



UCAM

UNIVERSIDAD CATÓLICA
DE MURCIA

ESCUELA INTERNACIONAL DE DOCTORADO

Programa de Doctorado en Ciencias Sociales

Smart ERP: How business processes in small- and
medium-sized service enterprises are affected
by artificial intelligence

Autor:

Daniel Hüsson, M.A.

Directores:

Prof. Dr. Alexander Holland

Prof. Dra. Rocío Arteaga Sánchez

Murcia, June 2021



AUTHORIZATION OF THE DIRECTORS OF THE THESIS FOR SUBMISSION

Prof. Dr. Alexander Holland and Prof. Dra. Rocío Arteaga Sánchez as Directors⁽¹⁾ of the Doctoral Thesis “Smart ERP: How business processes in small- and medium-sized service enterprises are affected by artificial intelligence” by Mr. Daniel Hüsson in the Programa de Doctorado en Ciencias Sociales, **authorizes for submission** since it has the conditions necessary for his defense.

Sign to comply with the Royal Decree 99/2011, in Murcia, February 10, 2021.

Prof. Dr. Alexander Holland

Prof. Dra. Rocío Arteaga Sánchez

⁽¹⁾ If the Thesis is directed by more than one Director, both of them must sign this document.

ACKNOWLEDGEMENTS

This exciting but also challenging doctoral journey would not have been possible without the support of many people. First of all, I would like to thank my two supervisors, Professor Dr Alexander Holland and Prof. Dra. Rocio Arteaga Sánchez, for their excellent support, both on an academic and personal level. The intensive exchange was always fruitful and contributed decisively to my research.

Furthermore, I would like to thank my wife Tina, who has always supported me and provided me with the best possible care during the many hours in front of the computer and gave me the necessary freedom to conduct research. I would also like to thank my daughter Lillian, especially for giving me company at my desk and her understanding for the many hours I spent at the laptop instead of playing with her.

I would like to thank my parents, who have always been there for me and supported me.

As well I would like to thank my brother Christoph for his critical reviews of my contributions.

I would like to thank my fellow students Tim Brouns, Dennis Fleischer and Dominik Rode, it was always a pleasure to discuss current academic and non-academic topics with you.

I would also like to thank my employer scholz.msconsulting GmbH, who supported me in the development projects for the prototype. My thanks also go, of course, to the staff at scholz.msconsulting GmbH who supported me in my research, especially Christian Scholz and Michael Huppertz.

Last but not least, I would like to thank all the experts who willingly gave me information during the expert interviews to gain important research insights on this basis.

QUOTE

*“Without Context,
Data is simply Noise.”*

Tom McCallum,
Author and Coach

Abstract

In recent years, artificial intelligence has integrated into more facets of life. In the aspect of smart homes, AI can control the environment based on learned preferences of the residents or in cars it supports the driver whereas, intelligent personal assistants (IPA) help with accustomed tasks such as making appointments or providing information.

This silent yet burgeoning integration of AI into other areas of life is not limited to private spheres; private experiences with AI are raising expectations for smart processes in business applications, and AI is thereby increasingly finding its way into business processes. The use of IPAs in business applications such as Enterprise Resource Planning (ERP) system is just as much an aspect as the integration of Machine Learning (ML) into business processes. However, small and medium-sized enterprises (SMEs) are particularly faced with the challenge of integrating AI into business processes, as they are usually already struggling with existing challenges such as digitalisation. Optimising processes through AI is an additional challenge because, according to literature, SMEs often do not have the know-how to integrate AI on their own. Conforming to the literature, SMEs also often lack concrete use cases in which AI can be integrated into business processes in a meaningful and valuable way.

This is where this dissertation comes in and develops concrete use cases tailored to the processes of German SMEs in the service sector in order to optimise them with AI. Based on these use cases, a framework was created that provides both IPA and ML functions and can be seamlessly integrated into an ERP system. The dissertation is guided by the research question: "Which specific AI and IPA functions are recognised as useful in the business context of SMEs in the service sector?"

The implementation was carried out by Design Science Research as a framework in order to meet the requirements from both a scientific and a business perspective. As part of this implementation, an IPA was developed through which information from an ERP system can be retrieved and also entered by voice command. In addition, a completely new function that enables the IPA to give the user audio-visual feedback on a graphical overview was created so that

an explanation and pre-interpretation of the displayed values takes place. This introduces a new, hitherto unexplored research element that has been analysed within the framework of quantitative and qualitative methodologies regarding its usefulness and the relevant factors influencing its added value.

Through integration into use cases, both the IPA and the ML framework are explored in a practical way. In the first step, a quantitative survey was conducted in which users could evaluate their experiences with the IPA prototype and communicate functional improvements. Based on this feedback, the prototype was expanded and married with the ML framework.

Based on the final prototype, the qualitative methodology of the expert interview was then applied to identify the applicability and factors influencing the usefulness of specific use-cases. For this purpose, 10 experts with relevant knowledge in the field of corporate management in German SMEs and corresponding process knowledge were interviewed. Based on the inductive extraction of the influencing factors from the interview protocols, another quantitative survey among the experts was conducted to verify and rank the identified influencing factors. The expert interview has shown that the potential of AI in SMEs in the service sector depends on several factors, some of which depend on the individual process – such as communication channels – but there are also factors such as volume or generalisability which affect several process areas. Volume was identified as the most important influencing factor across all processes, while field of application was identified as the most important single factor.

In addition, potential for optimisation was queried to process them within the framework of a cost-benefit analysis. Within the cost-benefit analysis, the determined cost saving potential was compared to the expected implementation costs to determine in which scenarios an AI integration makes economic sense. To validate the savings potential estimated by the experts, an experiment was carried out in which the speed of entering sales notes via keyboard and mouse was compared to entering them by means of voice commands through the IPA.

Based on the data analysis, it could be shown that the introduction of AI in business processes has a cost saving potential of more than 30%. It should be emphasised that the cost saving potential of the IPA for information retrieval and input is significantly above this average at over 37%.

Conforming to the scientific evaluation of the use cases in combination with the identified influencing factors and the optimisation potential, a guideline was developed on how processes in SMEs can be improved through AI. This guideline in combination with the prototype enables SMEs to better operationalise the use of AI.

The most important theoretical implication is that the implementation of the explanation mode for IPAs in the business environment has created a completely new research item and introduced to the academic community. In the area of practical implications, it should be emphasised that the analysis of 16 practice-relevant use cases provided a comprehensive overview of AI implementations for SMEs in the service industry. The described processes can be adapted by decision-makers to directly benefit from the optimisation potential. The aforementioned guideline can help decision-makers select appropriate processes and provide guidance for the implementation process. In addition, it was possible to show in a scientifically sound manner the optimisation potential of AI in business processes and which influencing factors are of particular relevance for the realisation of this optimisation potential.

Keywords: Design Science Research (DSR), Enterprise Resource Planning (ERP), Artificial Intelligence (AI), Intelligent Personal Assistant (IPA), Business Process Modelling (BPM)

Resumen

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) se ha integrado en más facetas de la vida. En el aspecto de los hogares inteligentes, la IA puede controlar el entorno en función de las preferencias aprendidas de los residentes o en los automóviles que apoya al conductor, mientras que los asistentes personales inteligentes (IPA) ayudan con tareas habituales, como concertar citas o proporcionar información.

Esta silenciosa pero floreciente integración de la IA en otras áreas de la vida no se limita a las esferas privadas; las experiencias privadas con IA están aumentando las expectativas de los procesos inteligentes en las aplicaciones empresariales y, por lo tanto, la IA se abre paso cada vez más en los procesos empresariales. El uso de IPA en aplicaciones comerciales como el sistema de planificación de recursos empresariales (ERP) es un aspecto tan importante como la integración del aprendizaje automático (ML) en los procesos comerciales.

Sin embargo, las pequeñas y medianas empresas (PYME) se enfrentan particularmente al desafío de integrar la IA en los procesos comerciales, ya que generalmente están luchando con desafíos existentes como la digitalización. La optimización de procesos a través de la IA es un desafío adicional porque, según la literatura, las pymes a menudo no tienen los conocimientos necesarios para integrar la IA por sí mismas. De acuerdo con la literatura, las PyMEs también a menudo carecen de casos de uso concretos en los que la IA pueda integrarse en los procesos comerciales de manera significativa y valiosa.

Aquí es donde entra esta tesis y desarrolla casos de uso concretos adaptados a los procesos de las pymes alemanas en el sector de servicios con el fin de optimizarlos con IA. Sobre la base de estos casos de uso, se creó un marco que proporciona funciones IPA y ML y se puede integrar sin problemas en un sistema ERP. La disertación está guiada por la pregunta de investigación: "¿Qué funciones específicas de IA e IPA se reconocen como útiles en el contexto empresarial de las PYME en el sector de servicios?"

La implementación fue realizada por Design Science Research como un marco para cumplir con los requisitos tanto desde una perspectiva científica como

empresarial. Como parte de esta implementación, se desarrolló una IPA a través de la cual se puede recuperar información de un sistema ERP y también ingresar mediante comandos de voz. Además, se creó una función completamente nueva que permite a la IPA dar al usuario retroalimentación audiovisual sobre una descripción gráfica de modo que tenga lugar una explicación y preinterpretación de los valores mostrados. Esto introduce un nuevo elemento de investigación, hasta ahora inexplorado, que ha sido analizado en el marco de metodologías cuantitativas y cualitativas sobre su utilidad y los factores relevantes que influyen en su valor agregado.

A través de la integración en casos de uso, tanto el marco IPA como el ML se exploran de manera práctica. En el primer paso, se realizó una encuesta cuantitativa en la que los usuarios pudieron evaluar sus experiencias con el prototipo de IPA y comunicar mejoras funcionales. Sobre la base de esta retroalimentación, el prototipo se expandió y se combinó con el marco ML.

A partir del prototipo final, se aplicó la metodología cualitativa de la entrevista a expertos para identificar la aplicabilidad y los factores que influyen en la utilidad de casos de uso específicos. Para ello, se entrevistó a 10 expertos con conocimientos relevantes en el campo de la gestión empresarial en las PYME alemanas y el conocimiento del proceso correspondiente. A partir de la extracción inductiva de los factores de influencia de los protocolos de entrevista, se realizó otra encuesta cuantitativa entre los expertos para verificar y clasificar los factores de influencia identificados. La entrevista con el experto ha demostrado que el potencial de la IA en las pymes del sector servicios depende de varios factores, algunos de los cuales dependen del proceso individual, como los canales de comunicación, pero también hay factores como el volumen o la "generalizabilidad" que afectan a varias áreas del proceso. El volumen se identificó como el factor de influencia más importante en todos los procesos, mientras que el campo de aplicación se identificó como el factor individual más importante.

A partir del prototipo final, se aplicó la metodología cualitativa de la entrevista a expertos para identificar la aplicabilidad y los factores que influyen en la utilidad de casos de uso específicos. Para ello, se entrevistó a 10 expertos con conocimientos relevantes en el campo de la gestión empresarial en las PYME alemanas y el conocimiento del proceso correspondiente. A partir de la extracción

inductiva de los factores de influencia de los protocolos de entrevista, se realizó otra encuesta cuantitativa entre los expertos para verificar y clasificar los factores de influencia identificados. La entrevista con el experto ha demostrado que el potencial de la IA en las pymes del sector servicios depende de varios factores, algunos de los cuales dependen del proceso individual, como los canales de comunicación, pero también hay factores como el volumen o la "generalizabilidad" que afectan a varias áreas del proceso. El volumen se identificó como el factor de influencia más importante en todos los procesos, mientras que el campo de aplicación se identificó como el factor individual más importante.

Además, se consultó el potencial de optimización para procesarlos en el marco de un análisis de costo-beneficio. Dentro del análisis de costo-beneficio, el potencial de ahorro de costos determinado se comparó con los costos de implementación esperados para determinar en qué escenarios una integración de IA tiene sentido económico. Para validar el potencial de ahorro estimado por los expertos, se realizó un experimento en el que se comparó la velocidad de ingresar notas de venta mediante teclado y ratón con ingresarlas mediante comandos de voz a través del IPA.

Con base en el análisis de datos, se pudo demostrar que la introducción de la IA en los procesos comerciales tiene un potencial de ahorro de costos de más del 30%. Se debe enfatizar que el potencial de ahorro de costos de la API para la recuperación y entrada de información está significativamente por encima de este promedio en más del 37%.

De acuerdo con la evaluación científica de los casos de uso en combinación con los factores de influencia identificados y el potencial de optimización, se desarrolló una guía sobre cómo se pueden mejorar los procesos en las PYMES a través de la IA. Esta directriz, en combinación con el prototipo, permite a las pymes operar mejor el uso de la IA.

La implicación teórica más importante es que la implementación del modo de explicación para las API en el entorno empresarial ha creado un elemento de investigación completamente nuevo y se ha introducido en la comunidad académica. En el área de las implicaciones prácticas, se debe enfatizar que el análisis de 16 casos de uso relevantes para la práctica brindó una descripción general completa de las implementaciones de IA para las PYMES en la industria

de servicios. Los responsables de la toma de decisiones pueden adaptar los procesos descritos para beneficiarse directamente del potencial de optimización. La directriz antes mencionada puede ayudar a los responsables de la toma de decisiones a seleccionar los procesos adecuados y proporcionar orientación para el proceso de implementación. Además, fue posible mostrar de una manera científicamente sólida el potencial de optimización de la IA en los procesos comerciales y qué factores influyentes son de particular relevancia para la realización de este potencial de optimización..

Palabras clave: Design Science Research (DSR), Planificación de recursos empresariales (ERP), Inteligencia artificial (AI), Asistente personal inteligente (IPA), Modelado de procesos de negocio (BPM)

TABLE OF CONTENTS

TABLE OF CONTENTS	IX
LIST OF TABLES.....	XV
LIST OF FIGURES.....	XIX
LIST OF ABBREVIATIONS	XXIII
1. INTRODUCTION.....	1
1.1. Motivation.....	1
1.2. Problem outline and objective	3
1.3. Research questions	4
1.4. Methodology & research objectives	5
1.5. Scope and limitations	12
1.6. Structure of the dissertation	13
2. CURRENT STATE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN COMBINATION WITH INTELLIGENT PERSONAL ASSISTANTS	17
2.1. Defining artificial intelligence.....	17
2.2. Defining intelligent personal assistant	19
2.3. Defining machine learning	23
2.3.1. Machine learning and natural language processing	24
2.3.2. Machine learning and data-driven decision-making	27
2.3.3. Machine learning and predictive analytics.....	30

2.4. Artificial intelligence and intelligent personal assistants in business processes	33
2.4.1. Sales & marketing.....	37
2.4.1.1. Use-Case: Lead management.....	37
2.4.1.2. Use-Case: Forecasting	38
2.4.1.3. Use-Case: Information input and retrieval	39
2.4.2. Project management.....	40
2.4.2.1. Use-Case: Project planning.....	41
2.4.2.2. Use-Case: Project implementation	41
2.4.3. Customer service	41
2.4.3.1. Use-Case: Ticket-Classification.....	44
2.4.3.2. Use-Case: Ticket assignment.....	47
2.4.3.3. Use-Case: Solution suggestion for tickets	47
2.4.3.4. Use-Case: Chatbot.....	49
2.4.3.5. Use-Case: Support volume prediction.....	50
2.4.4. Supply chain management.....	51
2.4.4.1. Use-Case: Supplier Management	52
2.4.4.2. Use-Case: Procurement management.....	52
2.4.5. Accounting	53
2.4.5.1. Use-Case: Document entry	54
2.4.5.2. Use-Case: Default risk analysis.....	54
2.4.6. Controlling.....	54
2.4.6.1. Use-Case: Interpretation of reports	58
2.4.6.2. Use-Case: Data-informed decision making	60
2.5. Artificial intelligence and small- and medium-sized enterprises.....	62
2.6. Enterprise resource planning for small- and medium-sized enterprises in the dynamic environment of the service sector.....	65

TABLE OF CONTENTS	XI
2.7. Current and future trends in artificial intelligence and enterprise resource planning	71
2.8. Conclusion from the literature review – answering RQ1	73
3. EMPOWERING BUSINESS-PROCESSES WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE – A DESIGN-SCIENCE-RESEARCH	75
3.1. Artifact development	78
3.2. Artifact feature specification	81
3.3. Artifact evaluation	84
3.4. Results of the artifact evaluation	87
3.5. Discussing the Results of the artifact evaluation.....	95
3.6. Conclusion from the artifact evaluation.....	97
4. ARTIFICIAL INTELLIGENCE: THE IMPACT ON SMALL- AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES IN THE SERVICE INDUSTRY	99
4.1. Extension of the artifact	99
4.1.1. Introduction to Machine Learning in Microsoft SQL Server.....	100
4.1.2. Implementation and evaluation	101
4.1.3. Introduction to the Machine Learning-Framework V-ML	105
4.1.4. Combining IPA and the Machine Learning Framework V-ML....	122
4.2. Introduction to the methodology of expert interviews	125
4.2.1. Defining experts.....	131
4.2.2. Expert Interview preparation	132
4.2.2.1. Phase I: Intensive Research of the Object of Investigation	132
4.2.2.2. Phase II: Identify, Select and Inform the Experts	132
4.2.2.3. Phase III: Prepare the Expert Interview.....	133
4.2.2.4. Phase IV: Conduct the Expert Interview	138
4.2.2.5. Phase V: Scientific Evaluation.....	144

4.3. Analysing the Impact via expert interviews	145
4.3.1. Interview Analysis and results	145
4.3.1.1. Analysing the interviews.....	146
4.3.1.2. Analysing the data.....	149
4.3.2. Interview discussion and conclusion.....	160
4.3.2.1. Discussion.....	160
4.3.2.2. Answering the research questions RQ2-RQ4 – an interim report.....	161
4.3.2.3. Drawing the conclusions for the interviews	162
4.3.3. Validating the findings from the expert interviews	164
4.3.3.1. Factors influencing the area of sales & marketing	166
4.3.3.2. Factors influencing the area of project management.....	172
4.3.3.3. Factors influencing the area of customer service	174
4.3.3.4. Factors influencing the area of controlling	176
4.3.3.5. Overall consideration of the influencing factors	178
4.4. Analysis the impact via costs and benefits.....	184
4.4.1. Fundamentals of cost-benefit analysis.....	186
4.4.2. Data basis of the cost-benefit calculation	189
4.4.3. Evaluation of the use cases.....	192
4.4.3.1. Cost- and benefit analysis for sales & marketing.....	192
4.4.3.2. Cost- and benefit analysis for project management.....	220
4.4.3.3. Cost- and benefit analysis for customer service	229
4.4.3.4. Cost- and benefit analysis for controlling	236
4.4.3.5. Cost- and benefit analysis – Overall view.....	242
4.4.3.6. Evaluation of efficiency through an experiment.....	247
4.5. Artificial Intelligence in SMEs – a guideline development.....	251
4.6. Answering the research questions RQ2-RQ5 – a final consideration.....	262

TABLE OF CONTENTS	XIII
5. CONCLUSIONS, IMPLICATIONS AND FURTHER RESEARCH.....	269
5.1. Conclusions	269
5.2. Theoretical and practical implications.....	276
5.3. Limitations and further research	278
LITERATURE.....	I
APPENDIX.....	XLIX
Questionnaire Artifact evaluation.....	L
Questionnaire Expert interview evaluation & CBA-Data	LXII
Expert Interview protocols.....	CX
Interview guideline	CX
Interview 1	CXXII
Interview 2	CXLIV
Interview 3	CLXV
Interview 4	CLXXXV
Interview 5	CCV
Interview 6	CCXXV
Interview 7	CCXLIV
Interview 8	CCLXIV
Interview 9	CCLXXXIII
Interview 10	CCCII

LIST OF TABLES

Table 1: DSR Guidelines and Usage	8
Table 2: Machine learning algorithms and description	31
Table 3: Definition SME.....	62
Table 4: Functional overview IPA.....	80
Table 5: Characteristics and theoretical foundation.....	85
Table 6: Feature sets and theoretical foundation	86
Table 7: Demographic characteristics.....	88
Table 8: IT experience of respondents	89
Table 9: IPA-feature rating (n=66).....	90
Table 10: Correlation Matrix nominal characteristics and ordinal features.....	93
Table 11: Prediction configuration.....	107
Table 12: Comparison of results of different methods for keyword extraction ...	118
Table 13: Dimensions of surveys.....	134
Table 14: Similar research methodology	135
Table 15: List of experts	139
Table 16: Categories	147
Table 17: Detail evaluation use cases sales & marketing.....	151
Table 18: Detail evaluation use cases project management	153
Table 19: Detail evaluation use cases customer service.....	154
Table 20: Detail evaluation use cases supply chain management.....	156
Table 21: Detail evaluation use cases accounting	157
Table 22: Detail evaluation use cases controlling	158
Table 23: Evaluation of additional use cases	159
Table 24: Evaluation of influencing factors Lead management.....	167
Table 25: Evaluation of influencing factors forecasting.....	169

Table 26: Evaluation of influencing factors information input and retrieval	170
Table 27: Evaluation of influencing factors project management	173
Table 28: Evaluation of influencing factors customer service.....	174
Table 29: Evaluation of influencing factors controlling.....	177
Table 30: Overall assessment of influencing factors.....	179
Table 31: Comparison of function type and influencing factor	183
Table 32: Cost overview: AI-Implementation Lead management.....	195
Table 33: Details process costs Lead management.....	196
Table 34: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation Lead management.....	197
Table 35: CBA Lead management first year	198
Table 36: CBA Lead Management following years	198
Table 37: 10 Annual review CBA Lead management	200
Table 38: Cost overview: AI-Implementation forecasting.....	202
Table 39: Details process costs forecasting	204
Table 40: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation forecasting	205
Table 41: CBA Forecasting first year.....	206
Table 42: CBA Forecasting following years.....	206
Table 43: 10 annual review CBA forecasting.....	207
Table 44: Cost overview: AI-Implementation information input and retrieval ...	210
Table 45: Details process costs information input and retrieval.....	211
Table 46: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation Information input and retrieval	212
Table 47: CBA Information input and retrieval first year	213
Table 48: CBA Information input and retrieval following years.....	213
Table 49: 10 annual review CBA Information input and retrieval.....	214
Table 50: Total costs licences and maintenance Sales & Marketing.....	216
Table 51: Details costs and benefits: AI-Implementation Sales & Marketing.....	217
Table 52: CBA Sales & Marketing first year	217

LIST OF TABLES

XVII

Table 53: CBA Sales & Marketing following years.....	218
Table 54: 10 annual review CBA Sales & Marketing.....	218
Table 55: Cost overview: AI-Implementation project management	222
Table 56: Details process costs project management.....	224
Table 57: Details costs and benefits: AI-Implementation Project management ...	225
Table 58: CBA Project management first year.....	226
Table 59: CBA Project management following years	226
Table 60: 10 annual review CBA Project management	227
Table 61: Detailed cost overview implementation AI in Customer Service	230
Table 62: Details process costs customer service	232
Table 63: Details costs and benefits: AI-Implementation customer service.....	232
Table 64: CBA customer service first year	233
Table 65: CBA customer service following years.....	233
Table 66: 10 annual review CBA customer service.....	234
Table 67: Detailed cost overview implementation AI in controlling.....	236
Table 68: Details process costs controlling	238
Table 69: Details costs and benefits: AI-Implementation controlling.....	238
Table 70: CBA controlling first year	239
Table 71: CBA controlling following years.....	239
Table 72: 10 annual review CBA Controlling.....	240
Table 73: Total one-off costs Licence	242
Table 74: Total maintenance costs.....	242
Table 75: Details costs and benefits: AI-Implementation total	243
Table 76: CBA total first year.....	244
Table 77: CBA total following years	244
Table 78: 10 annual review CBA total	245
Table 79: Experimental setup V-IP-A and first measured values	248
Table 80: General overview of areas/use-cases, function types and optimisation potentials.....	252

Table 81: General overview of areas and optimisation potentials	253
Table 82: Optimisation potential of the use cases; Comparison of expert interview and survey	256
Table 83: Assessment of quality, time, total integration, and total costs.....	257
Table 84: Correlation matrix Process assessment and cost saving potential	258
Table 85: Influencing factors and cost saving potential.....	259

LIST OF FIGURES

Figure 1: Design Science Research Framework	7
Figure 2: Research-Cycle	10
Figure 3: Research questions and research methods.....	11
Figure 4: Process of expert interviews.....	12
Figure 5: Overview Dissertation Structure	13
Figure 6: Performance components of artificial intelligence.....	19
Figure 7: Two conceptualisation of IPAs	21
Figure 8: intelligent personal assistant interaction model.....	22
Figure 9: NLP in context of AI.....	24
Figure 10: Major components in a Speech Recognition System	25
Figure 11: Lifecycle of data analytics.....	28
Figure 12: Types of analytics	29
Figure 13: Phases of the current CRISP-DM Process Model for Data Mining.....	30
Figure 14: Proposed AI implementation success framework	35
Figure 15: E-Business and components for added value.....	37
Figure 16: Roles for Incident Management.....	43
Figure 17: Ticket sources and classification.....	44
Figure 18: Ticket classification.....	45
Figure 19: Ticket classification framework	46
Figure 20: Assignment engine	47
Figure 21: Architecture for Solution suggestion	48
Figure 22: Conceptual chatbot framework	49
Figure 23: BI regulatory framework	56
Figure 24: The components of business intelligence	57
Figure 25: Data sources for contribution margin estimation	59

Figure 26: Intuition, data-informed and data-driven decisions	61
Figure 27: Qualitative characteristics of SME.....	63
Figure 28: Functions in which AI is used in companies (Top 2 nominations)	64
Figure 29: Schematic structure of an ERP system.....	68
Figure 30: Value-Irritant-Matrix.....	70
Figure 31: Common architecture for leveraging AIaaS	72
Figure 32 Start screen intelligent personal assistant	78
Figure 33 System architecture of V-IP-A and interaction flow	79
Figure 34: Report contribution margin.....	82
Figure 35: Drill-Down function for details on period January 2020	83
Figure 36: Query result prediction using random forest.....	103
Figure 37: Query result prediction using boosted tree	104
Figure 38: Data management.....	105
Figure 39: Table structure BI_Matrix.....	106
Figure 40: Result profit prediction.....	111
Figure 41: Comparison linear regression and boosted decision trees	111
Figure 42: Clustered ticket count	114
Figure 43: Tickets comparison vacation-time.....	114
Figure 44: Ticket comparison going-live.....	115
Figure 45: Overview prediction process	116
Figure 46: Overall integration V-ML-Framework	116
Figure 47: Profit prediction	117
Figure 48: Framework for keyword extraction	119
Figure 49: Keyword extraction plug-in	120
Figure 50: Prototype solution suggestion	120
Figure 51: TMoML Classification configuration.....	121
Figure 52: TensorBoard global accuracy	122
Figure 53: Plug-In Architecture.....	123
Figure 54: The interview as social interaction.....	126

LIST OF FIGURES	XXI
Figure 55: Steps of the qualitative content analysis.....	130
Figure 56: Dramaturgy of the interview	136
Figure 57: Interview meta data.....	142
Figure 58: Expert information	142
Figure 59: Company meta data	144
Figure 60: Coding taxonomy AI-Potential in SMEs derived from expert interviews Part I.....	150
Figure 61: Coding taxonomy AI-Potential in SMEs derived from expert interviews Part II	150
Figure 62: Summary level Assessment of influencing factors	165
Figure 63: Classification of the use cases	182
Figure 64: Visualisation of function types and important influencing factors	184
Figure 65: AI-Potential in marketing & sales and supply-chain management and manufacturing.....	185
Figure 66: Necessary condition for artificial intelligence	187
Figure 67: Survey structure Data for cost-benefit analysis.....	190
Figure 68: Requested data per area.....	190
Figure 69: Result Speech capture longer note	250
Figure 70: Result Speech capture more complex note – post-processing.....	250
Figure 71: Guideline: AI implementation	261
Figure 72: Overall assessment of functional areas.....	275

LIST OF ABBREVIATIONS

ABI	Analytics and Business Intelligence
AI	Artificial Intelligence
AIaaS	AI as a Service
AICPA	American Institute of Certified Public Accountants
API	Application Programming Interface
APM	Agile Project management
ASR	Automatic Speech Recognition
BDT	Boosted Decision Trees
BI	Business Intelligence
CBA	Cost-benefit Analysis
CLV	Customer Lifetime Value
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
CSP	Cost-saving Potential
CV	Computer Vision
CX	Customer Experience
DDD	Data Driven Decision Making
DIN	Deutsches Institut für Normung
DL	Deep Learning
DM	Data Mining
DSR	Design Science Research
DT	Decision tree
ERP	Enterprise Resource Planning
GIS	Geographic Information System
GPT-3	Generative Pre-trained Transformer 3
HCI	Human-Computer Interaction

ICT	Information and Communication Technologies
IoT	Internet of Things
IP	Integration overall process
IPA	Intelligent Personal Assistants
KDD	Knowledge Discovery in Databases
LinR	Linear Regression
LogR	Logistic Regression
MES	Manufacturing Execution System
ML	Machine Learning
MRQ	Main Research Question
NLP	Natural Language Processing
NLU	Natural Language Understanding
NN	Neural Network
OLAP	Online Analytical Processing
OP	Optimisation potential
OP-O	Optimisation potential - other companies
PDM	Product Data Management
PLM	Product-Lifecycle-Management
PM	Project Management
PPS	Production planning and steering system
QL	Quality
RF	Random Forest
SaaS	Software as a Service
SCM	Supply Chain Management
SGT	System-Generated Tickets
SME	Small- and Medium-sized Enterprises
SSBIA	Self-Service Business Intelligence and Analytics
SV	Support Vectors
TC	Total costs

LIST OF ABBREVIATIONS

XXV

TE	Time Expenditure
TPM	Traditional Project Management
TTS	Text-to-Speech
UGT	User-generated Tickets
WER	Word Error Rate
WSA	Web-Speech- Application Programming Interface

1. INTRODUCTION

1.1. MOTIVATION

Nowadays, smart devices are omnipresent and are rapidly effecting the way of interaction between human and machines. Controlling applications via speech-commands is now well established and is as normal as using traditional input devices such as keyboard, mouse or touchscreen (Doss, Pal, & Paul, 2018). The speed of this development is breath-taking. Smart speakers reached the milestone of 50 million users within one year after entering the market and yet in comparison, the telephone needed 70 years to reach the same milestone (Edison Research, 2017). Based on data collected in Winter 2019 in the USA, 24% of all adults own a smart speaker and 33% are using it several times a day (Edison Research, 2019). Another study on usage behaviour shows that 43% of the owners of smart speakers use them later, more frequently than in the first months, whilst 40% use the smart speaker with about the same frequency (Edison Research, 2020). This brings to a conclusion that the users grow accustomed to the usage comfort of the voice-controlled devices and use the functions at least constantly. A study from 2017 in Germany found out that 37% of the participants are using intelligent personal assistants (IPA), such as Google Assistant, Siri or Amazons Alexa (SPLENDID RESEARCH GmbH, 2017). A newer survey from 2019 shows that meanwhile, 60% of Germans between the ages of 18 and 69 already use an IPA, of which 30% are intensive users and 32% are occasional users (SPLENDID RESEARCH GmbH, 2019). Thus, the use of IPAs is becoming more widespread.

Influenced by the private use of IPA, users are longing for convenient workflows in business applications, resulting in an incremental usage of IPA in a business context (Budzinski, Noskova, & Xijie, 2018; Saran, 2018). As a result of this demand, Amazon initiates Alexa for business issues by integrating Microsoft Office 365 to access and control the scheduler via voice control (Amazon, 2019), similar features are also available for Google Assistants like task management or managing team calendars (Kot, 2019). Business-Applications like Enterprise Resource

Planning-Systems (ERP) have to account this trend and accompanying research has to figure out, which AI-driven-Features are recognized as helpful in business processes (Nishimura, Yamamoto, Uchiya, & Takumi, 2018; Saran, 2018).

Enabled by progress in natural language processing, new types of features are accessible through frameworks with pre-trained models for speech-recognition and speech-synthesis, to simplify the implementation of speech-interaction for developers and creating new opportunities for business workflows (Chen, Hakkani-Tur, & He, 2016; Kepuska & Bohouta, 2018; Zeroual & Lakhouaja, 2018). Empowered by improvements associated with artificial intelligence (AI), systems are able to promote better human-machine interaction, but the main indicators of continuous use and satisfactory user experience are not well enough discovered (Yang & Lee, 2019).

To fill up this research gap, this study analyses specific use-cases to research specific features that can benefit from an AI-Implementation to close existing weak points in process flows in terms of usability, especially in navigation, information overload and incorrect information delivery and lack of system communicativeness (Lambeck, Fohrholz, Leyh, & Müller, 2014; Lambeck, Muller, Fohrholz, & Leyh, 2014; Wong, Veneziano, & Mahmud, 2016).

The combination of voice input and output with a display provides the full range of audio- and visual interaction, levelling up the user experience and the way in which software can support the user in everyday work (Nishimura et al., 2018). The expectation from users of the business application will most probably be that voice commands are also available in the ERP-System and an IPA will guide the user through the application (Saran, 2018). Besides basic features like setting up reminders, searching for documents, scheduling meetings or navigating through workflows (Sarikaya, 2017; Wilson & Bataller, 2015), the IPA has also the capability to support completely new features, which have never been provided and researched in business context before. Based on Data and configurations, the IPA is able to explain complex reports to the user (Hüsson & Holland, 2019a).

Although the research sector of analysing data – especially descriptive analytics – is a well-known field with few research-gaps in specific topics (H. Cao, Wachowicz, & Cha, 2018; Hans & Mnkandla, 2017) and researches in the field of data visualisation are in an advanced status (Collins et al., 2018), the IPA technolo-

gies open up new possibilities whose impact on business processes should be analysed and evaluated. The combination of speech synthesis and data analytics in the context of an IPA in business opens new opportunities using text-to-speech technology and visualisations to explain complex analysis to the users. The use of this technology has not yet been sufficiently researched, which leaves a research gap that needs to be filled through the implementation of a prototype and evaluation of the application possibilities in business processes (Hüsson & Holland, 2019a).

The adoption of technology is an important field of research (Lai, 2017; Venkatesh & Davis, 2000) and justifies this thesis to address the discovered research gaps in the field of information systems and investigates the impact of AI-driven features on business processes in general and especially in context of IPAs.

1.2. PROBLEM OUTLINE AND OBJECTIVE

The present time is mostly run by information and dynamics, never in the history of mankind has more data been collected and made easily accessible as it is today (P. Ulrich, Becker, Fibitz, Reitelshöfer, & Schuhknecht, 2018) and never have companies had to adapt more quickly to changes in the environment in order to remain relevant and competitive (Bughin & Van Zeebroeck, 2017). One of the most important drivers for companies to be successful is the digitalisation (Fleischer, Hüsson, & Brouns, 2018; Lenz, 2018). Big Data and AI are the enablers for breakthrough technologies, accelerating the speed of digitalisation and resulting in a need for a complete reengineering of business processes (Baccala et al., 2018; Hecker et al., 2017).

This is especially true for small- and medium-sized enterprises (SME). Digital transformation can be very challenging. A current study with 2.500 SMEs in five European countries shows that the focus of digitalisation in 2019 was clearly on very basic functions like electronic invoicing (60% engaged; 24% planned to engage within next two years) and Software to facilitate collaborative work (60% engaged; 21% planned to engage within next two years), the use of Big data (32% engaged; 30% planned to engage within next two years) and AI (20% engaged; 29% planned to engage within next two years) is not yet highly prioritised in most of the SMEs (Abel-Koch et al., 2019).

These results show a clear need that processes in SME have to be supported by Software Systems like ERP, to modernise the workflows and integrate AI-driven functions in workflow-chains (Sargut, 2019). For that purpose, the architecture of ERP-Systems has to be analysed (Habadi, Samih, Almehdar, & Aljedani, 2017) and AI-features like prediction and speech-interaction (Grover, Chiang, Liang, & Zhang, 2018; Rzepka & Berger, 2018) have to be implemented for evaluation of the usefulness in business context.

1.3. RESEARCH QUESTIONS

As stated in the previous subchapter of the thesis, AI is an important driver of digitalisation, but as it follows later in this dissertation, AI shall be viewed as just a word, subsuming different technologies (Tredinnick, 2017). Considering the specific environment of SME of the service sector (Ferreira, Azevedo, & Cruz, 2011) there are different research questions which will lead through the thesis, to close the research gap identified in chapter 1.1.

The main research question (MRQ) is:

“Which specific AI- and IPA-features are being recognised as useful in a business context of SMEs in the service sector?”

In order to operationalise the research, the main research question will be developed based on the following questions:

RQ1: *“What is the current state of Artificial Intelligence combined with IPAs in a business context for SMEs in the service sector?”*

RQ2: *“In what areas AI- and IPA-Features can improve processes in small- and medium-sized service enterprises of the service sector?”*

RQ3: *“Which kind of processes are being affected by AI- and IPA-Features and which kind of specific features are helpful?”*

RQ4: *“What are the limitations of AI and IPA-Feature implementation in SME?”*

RQ5: *“What is the economic saving potential and business benefit of AI and IPA-supported processes?”*

1.4. METHODOLOGY & RESEARCH OBJECTIVES

To answer research question 1, a literature research was performed, to contribute to the emerging character of the dissertation topic (Snyder, 2019). And to retrieve relevant publications so as to stay up to date in the fast-moving research field of AI, the following databases have been frequently queried for literature during the timespan of June 2018 and June 2020:

- IEEE Xplore (<http://www.ieee.org/web/publications/xplore/>)
- Science Direct – Elsevier (<https://www.sciencedirect.com/>)
- Springer Link (<http://www.springerlink.com>)
- Web of Science – Thomson Reuters (<http://webofknowledge.com>)
- ACM Guide to Computing Literature (<http://dl.acm.org>)

Due to the different aspects of RQ1 in combination with technological changes, the literature was first identified using the search terms “artificial intelligence”, “intelligent personal assistant” and “machine learning”. The focus was then narrowed down to include the economic context by adding the keywords “enterprise” and “business” and the limitations regarding the service industry by adding the keywords “service sector” and “service industry”. Also, within the context of SMEs keywords such as “small- and medium sized” and “SME” were used to identify relevant literature in order to answer the research question (Franke, 2017).

To investigate the research questions 2, 3, 4 and 5, design science research (DSR) was used as a framework to develop and verify the prediction of the impact of AI-based IPA-Features as artifact in a business context (Hevner, March, Park, & Ram, 2004).

The paradigm of DSR has become central to the study of Information Systems over the last 20 years. In general, the objective of DSR is to produce knowledge about how to create innovative solutions for important problems in the form of constructs, methods, models and instantiations. DSR strives to deliver knowledge about how things can and should be constructed, arranged or designed. In this respect, design knowledge describes means-end relationships between problem and solution spaces. DSR is in an ideal position to make contributions to both research and practice. (vom Brocke, Hevner, & Maedche, 2020)

The origins of DSR can be traced back to 1996 and come from the field of engineering and the sciences of the artificial (Simon, 1996). It is essentially a problem-solving paradigm and aims to extend human knowledge through the creation of innovative artifacts and the generation of design knowledge about innovative solutions to real-world problems (Hevner et al., 2004). As a result, the DSR has become more and more established in the field of information systems discipline (March & Storey, 2008). However, the literature also discusses whether DSR is a methodology, method, paradigm or approach (Woodhill, 2012). In the literature, DSR is now predominantly seen as a paradigm (Deng & Ji, 2018; Hevner & Gregor, 2016; Peffers, Tuunanen, & Niehaves, 2018). Through its practice-oriented research, DSR is not only involved in many studies on new technologies such as chatbots (Feine, Adam, Benke, & Maedche, 2020), but also in the expansion of established technologies such as ERP (Lin, Nagai, Chiang, & Chiang, 2020; Omar & Gomez, 2016) and can also be used for the analysis of individual business processes (Gumiran & Gumiran, 2019).

DSR was chosen in this dissertation because of the focus on solving practice-relevant problems using rigorous methods by developing effective artifacts (Deng & Ji, 2018; Wilde & Hess, 2007). In addition, DSR is able to extend the boundaries of human and organisational capabilities by designing new and innovative artifacts represented by constructs, models, methods, and instantiations (Hevner, vom Brocke, & Maedche, 2019). For that purpose, a prototype of an IPA was developed as an artifact using DSR for providing guidance during the development- and evaluation process as part of information system research. Figure 1 presents the DSR-Framework which is used as a guideline for this thesis.

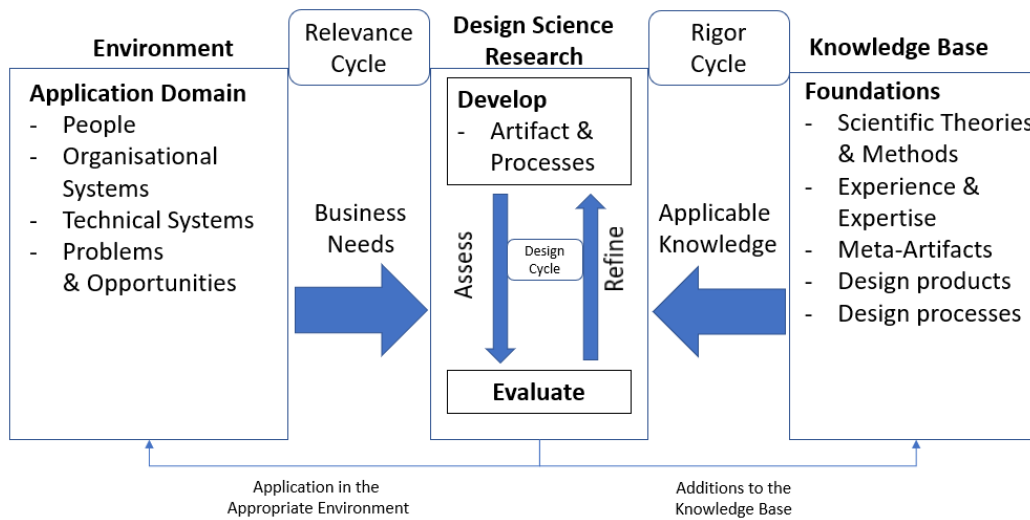


Figure 1: Design Science Research Framework

[source: Hevner (2007) and Hevner et al. (2004)]

As part of the DSR-Framework, seven guidelines (Hevner et al., 2004) are defined to direct through the research process and assure a relevant outcome as a contribution to the knowledge base and the scientific community. However, as it is usual in the scientific community, there are also other views on the guidelines, which particularly criticise an overly strict interpretation in the evaluation (Venable, 2010). To meet this point of criticism, the guidelines are applied in this thesis, but not as an absolute guideline, but more as an orientation aid. Table 1 gives an overview of the mentioned Guidelines and the usage in this thesis.

Table 1: DSR Guidelines and Usage

Guideline	Description	Usage
Guideline 1: Design as an Artifact	Design-science research must produce a viable artifact in the form of a construct, a model, a method, or an instantiation.	Instantiation derived from research gap ¹ results in an artifact representing a usable IPA-Prototype and machine learning (ML) framework in a business context
Guideline 2: Problem Relevance	The objective of design-science research is to develop technology-based solutions to important and relevant business problems.	ERP-System, IPA and ML are top relevant topics in a business context ²
Guideline 3: Design Eval- uation	The utility, quality, and efficacy of a design artifact must be rigorously demonstrated via well-executed evaluation methods.	Constant exchange with experts, survey with ERP-Users and additionally defined measurement parameters as objective evaluation parameters
Guideline 4: Research Contribu- tions	Effective design-science research must provide clear and verifiable contributions in the areas of the design artifact, design foundations, and/or design methodologies.	The research outcome is design foundations for IPA-and ML-Workflows in a business context inclusive a guideline for implementation, based on use-case-evaluations
Guideline 5: Research Rigor	Design-science research relies upon the application of rigorous methods in both the construction and evaluation of the design artifact.	Design phase based on theory-framework for IPA and ML-Frameworks, evaluation is grounded on previous research approaches
Guideline 6: Design as a Search Process	The search for an effective artifact requires utilising available means to reach desired ends while satisfying laws in the problem environment.	Evaluation of different features, derived from business problems

¹ Compare chapter 1.1.

² Compare chapter 2.

Guideline 7: Communica- tion of Research	Design-science research must be presented effectively both to technology-oriented as well as management-oriented audiences.	The artifact was frequently presented in scientific conferences namely 3. Data Science Forum (Hüsson, 2019a), WM2019 (Hüsson & Holland, 2019a) and Bled eConference 2019 (Hüsson & Holland, 2019b) and on business summits Vemas.Inside 2019 & 2020 (Hüsson, 2019b; Hüsson, Huppertz, & Hinterding, 2020). In Addition, partially results have been published in the Scopus ranked journal „Business Systems Research Journal“ ³ in 2020 (Hüsson, Holland, & Sánchez, 2020).
---	---	---

[source: based on Hevner et al. (2004)]

³ For more details about the journal see <http://www.bsrjournal.org/>.

Figure 2 presents a brief overview of the phases of the development of the artifact, catching up the DSR aspect of the design cycle and rigour cycle as presented in Figure 1.

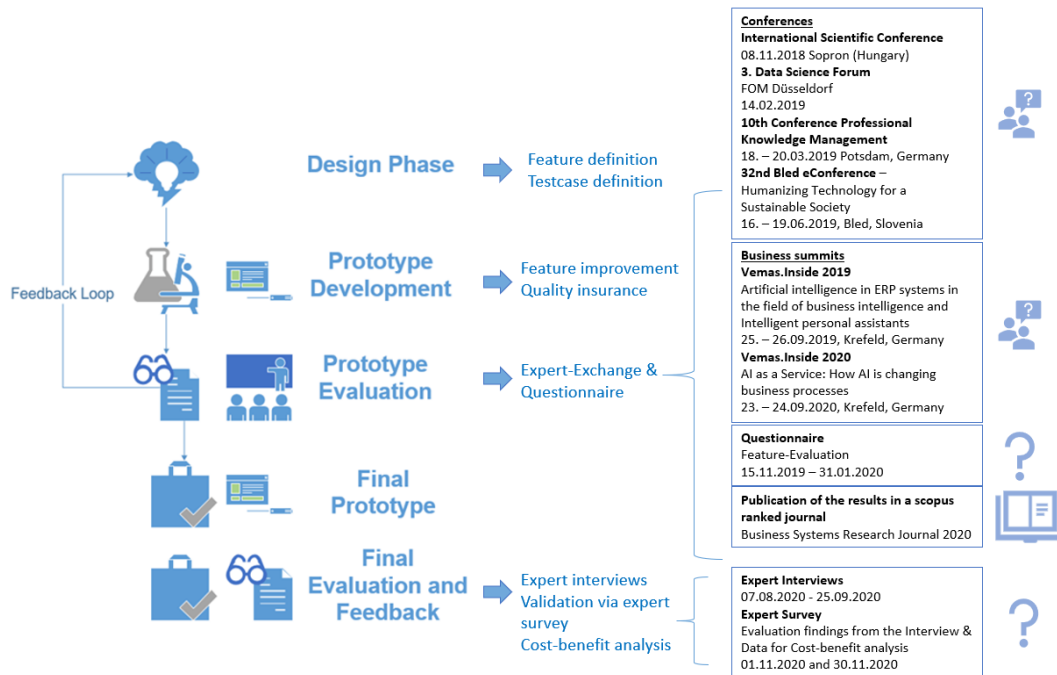


Figure 2: Research-Cycle

[source: own representation]

The usage of a prototype aligns with top-notch researches in Human-computer interaction (HCI) as a methodology to explore users' performance, behaviours and attitudes towards the IPA (L. Clark et al., 2019). All steps in the research-cycle are leading to the answering of the research questions. For a better understanding of the overall context, Figure 3 combines the research questions with the research methods and provides further details about the scientific work to be able to answer the research questions adequately.

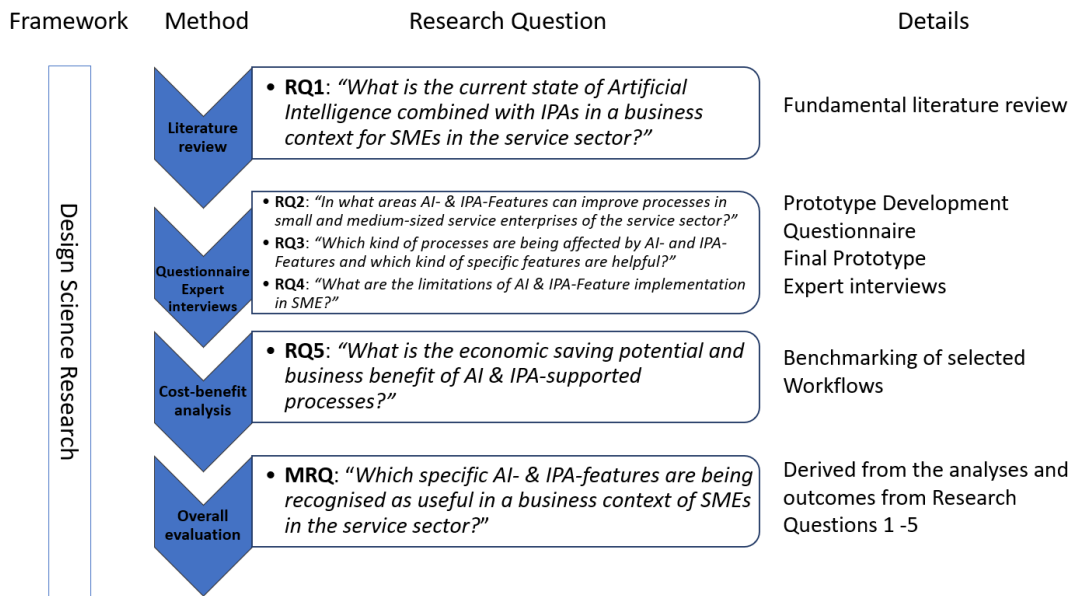


Figure 3: Research questions and research methods

[source: own representation]

By deriving use cases from literature in conjunction with the constant exchange in practice, the artifact is developed and iteratively extended with functions. The aim is the prototypical implementation of a speech assistant for a business application and an ML framework for the implementation of prediction functions in the context of business processes. Based on the final version of the IPA and the ML-Framework, the last stage of the evaluation will lead to an expert interview to discuss the features and their impact on specific workflow types and also identify the influencing factors that determine whether an AI function is considered useful. The results of the expert interview will be validated by a survey among the experts and data will be collected for a cost-benefit analysis. Figure 4 summarises the steps for the expert interviews.



Figure 4: Process of expert interviews

[source: based on (Gläser & Laudel, 2010; Kepper, 1996; Mayring, 2015)]

The combination of user surveys, use cases, artifact, process measurements and expert interviews presented in this chapter is considered in the literature to be appropriate for achieving the research objectives and is considered appropriate for a dissertation (Mommssen & Portmann, 2017).

1.5. SCOPE AND LIMITATIONS

The interdisciplinary research field of AI and business processes are complex and multi-faceted. According to new features and improvements enabled by AI, new technologies are approaching fast and processes are underlying a constant change, (Baccala et al., 2018; Kunwar, 2018). Future trends are difficult to predict, and e.g. a breakthrough in the field of quantum computing can exponentially accelerate changes and push the limits of what can currently be achieved with classical algorithms in unexpected ways (Arute et al., 2019). Besides the technical aspects, there are also research fields in the areas of privacy and ethical implications (Chung, Iorga, Voas, & Lee, 2017; Manikonda, Deotale, & Kambhampati, 2017) with a high research relevance and up-to-date research questions.

This dissertation will exclude the above-mentioned topics as much as possible in order to ensure targeted research. The focus of this thesis is on the influence of AI on business processes in SME in the service sector. This influence will be analysed by means of a case study in which a functional system in the form of an

intelligent personal assistant and ML-Framework was developed and implemented in an ERP-System specialised on processes in service companies. For that purpose, a more practical focus was set, using the DSR-Framework as presented in chapter 1.4.

In order to contribute to the wide spectrum of AI, the previous mentioned focus will also be set in specific technologies, to narrow the research focus to relevant technologies and promising attempts to answer the research questions.

1.6. STRUCTURE OF THE DISSERTATION

The structure of the dissertation contributes to the research approach presented in the previous subchapters. Figure 5 gives a brief overview of the setup, regarding the main scientific method used in the specific chapter and the research design behind.

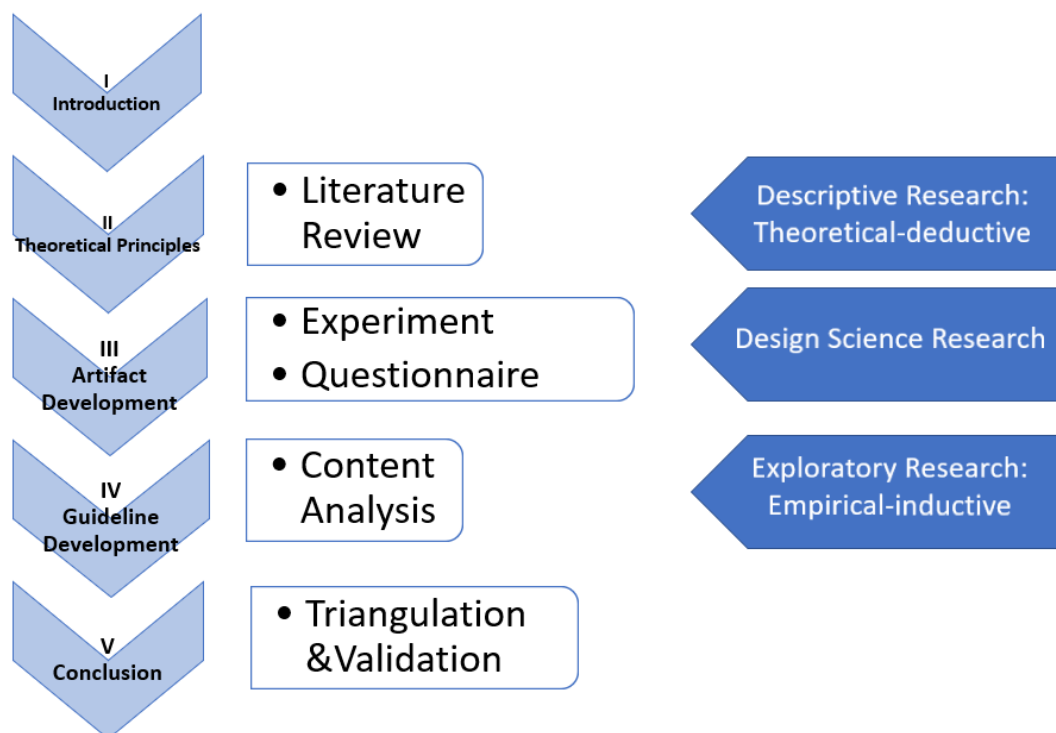


Figure 5: Overview Dissertation Structure

[source: own representation]

Chapter 2 is designed as the theoretical foundation of this dissertation, analysing the existing research literature and giving a state-of-the-art overview of relevant research aspects. Within the subchapters the focus will be narrowed from AI in General, to AI in business processes, adding the context of SMEs and ERP and bringing all theories together in chapter 2.6 as a solid base for the development of the specifications of the artifact as the main research object for answering the research questions. By deriving use cases based on the literature, the theoretical basis for the implementation of an artifact is created and the foundation is laid for the analysis of the impact of AI on SMEs' business processes in the service industry. This chapter will also contribute to answering the first research question **RQ1**.

Chapter 3 deals with the DSR and derives artifact features from the theoretical base in combination with a strong practical driven transfer to the business world. The steps of the artifact development will be worked out and insights about the evaluation steps and results will be provided contributing to the rigour cycle of the DSR. A first version of the artifact will be implemented and evaluated through a quantitative survey to identify needs for further development and to explore the impact of specific features on user acceptance.

Within **chapter 4** the results of the prototype evaluation will lead to an extension of the prototype and the integration of the ML-Framework. Based on the final prototype, use cases are discussed in expert interviews and the effects on the processes are extrapolated. Likewise, the factors influencing usefulness are extracted on the basis of the expert interviews. These are systematised and categorised within this chapter. To validate the results, the experts are interviewed again based on a quantitative survey in order to verify and rank the influencing factors and to determine data for the cost-benefit analysis. Based on the collected data, a cost-benefit analysis is carried out for the monetary evaluation of the influence of AI on business processes. For the final evaluation, an experiment will be carried out on the basis of the prototype in order to check the experts' assessments of the optimisation potential by giving examples. The results will be used to derive a guideline for adapting processes to support the conversion of processes by implementing IPA and ML-Functions. The chapter concludes by answering research questions **RQ2 – RQ5**.

Finally, in **chapter 5** the thesis is rounded off by the compilation and presentation of the results from chapters 3 and 4 as well as an overview of the most important objectives. The chapter also provides important contributions for research and recommendations for the handling of IPA and AI in the business context of medium-sized enterprises in the service sector. The main research question **MRQ** is finally answered in this chapter and the theoretical and practical implications are elaborated here. Furthermore, possible research topics are elaborated and a final remark on the entire thesis is made.

2. CURRENT STATE OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN COMBINATION WITH INTELLIGENT PERSONAL ASSISTANTS

Within this chapter the theoretical basis for the dissertation is created. The current state of research on AI combining IPAs in the context of business processes of SMEs in the service sector will be developed. The aim of this chapter is to answer the first research question (RQ1):

“What is the current state of Artificial Intelligence combined with IPAs in a business context for SMEs in the service sector?”

The chapter gives an overview of the current state of research and actual trends in the field of AI regarding IPAs based on latest literature⁴. Main drivers will be identified to explore the impact on processes in SMEs. As part of the theoretical foundation of this dissertation a definition of AI will be provided to set scope for the literature review. Step by step, the focus is narrowed further in the theoretical consideration, in order to finally address the exact specifics of the use of AI in processes of SMEs and to create the framework for the DSR part of this dissertation as well as to provide an answer for RQ1.

2.1. DEFINING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

The hour of birth of AI is dated in the literature as early 1940 when the *Three Laws of Robotics* were developed as part of the short story *Runaround* by the American Science Fiction writer Isaac Asimov (Bizony, 2015; Haenlein & Kaplan, 2019). In 1950 Alan Turing published an article describing how to create and test intelligent machines (Turing, 1950), even today, the Turing-Test is still considered as a benchmark to identify intelligence of an artificial system (Kunwar, 2018). Six years

⁴ The chapter was written in Spring 2020 based on the literature research in the timeframe June 2018 and June 2020 as stated in the methodology part, so it is a snapshot of state-of-the-art research at this time. Due to fast and unpredictable changes it is impossible to keep the chapter up to date for the hole period of the writing-phase of this dissertation.

later, the word “Artificial Intelligence” was officially coined (Haenlein & Kaplan, 2019). Marvin Minsky and John McCarthy (1956) used it for a Workshop named Dartmouth Summer Research on AI and worked out a definition: *“making a machine behave in ways that would be called intelligent if a human were so behaving”* (McCarthy, Minsky, Rochester, & Shannon, 2006).

Since this definition is referring to the human intelligence, it is therefore necessary to define human intelligence so as to understand how to benchmark AI in competition with human intelligence. A common definition of human intelligence was given by Howard Gardner:

“a biopsychological potential to process information that can be activated in a cultural setting to solve problems or create products that are of value in a culture” (Gardner, 2000, pp. 33-34)

But more recent definitions of AI are no longer directly referring to human intelligence, rather, the focus is emphasized on the way of interacting with the environment:

“AI is a general term that currently refers to a cluster of technologies and approaches to computing focused on the ability of computers to make flexible rational decisions in response to often unpredictable environmental conditions.” (Tredinnick, 2017)

The most relevant definition⁵ for AI was worked out by Russell and Norvig: *“The designing and building of intelligent agents that receive precepts from the environment and take actions that affect that environment.”* (Russell & Norvig, 2016)

In the specific context of this dissertation – which is more in the field of data-driven research – the following definition introduced by Kaplan and Haenlein will be used:

“... we define AI as a system’s ability to interpret external data correctly, to learn from such data, and to use those learnings to achieve specific goals and tasks through flexible adaptation.” (Kaplan & Haenlein, 2019)

This definition contributes more to the learning aspect, which is part of the AI-Implementation for the IPA that will be focused on within the next chapter. Figure 6 presents an overview of the Performance-components of artificial intelligence. In chapter 2.3 the ML-Part will be explained in more detail and in context of IPAs due to its relevance for the theoretical foundation of this dissertation.

⁵ Indicated by 33.800 citations on google scholar (Status date: 01.03.2020).

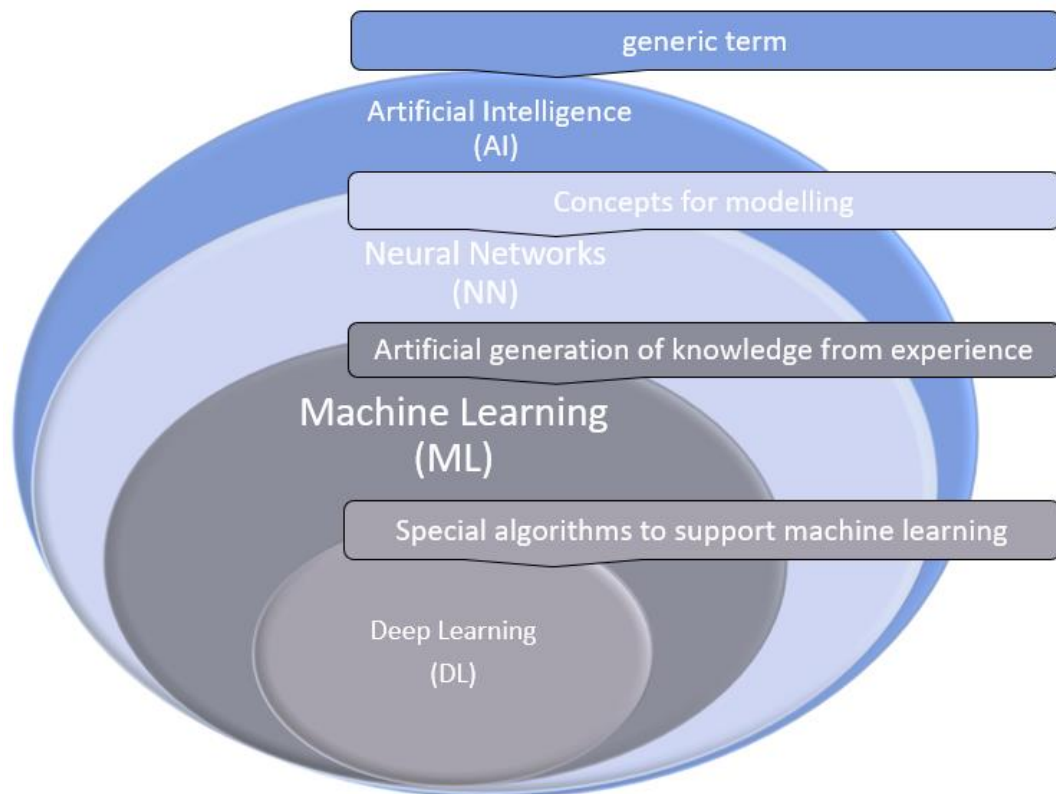


Figure 6: Performance components of artificial intelligence

[source: based on (Kreutzer & Sirrenberg, 2019, p. 4)]

2.2. DEFINING INTELLIGENT PERSONAL ASSISTANT

Initially, speech-recognition portrays to be something that started in the 2010s, the time when fully functional IPAs like Cortana or Alexa were first introduced to the market (Yang & Lee, 2019), when at an actual fact, the technology behind speech-recognition already started in the early 1950s by means of understanding digits of the ten-digit series (Davis, Biddulph, & Balashek, 1952). Due to the complexity of languages and individual pronunciation, a lot of research effort was required from understanding single numbers to full sentences and interact with users via speech synthesis resulting in intelligent dialogue systems such as Alexa, Siri or Google Assistant (Juang & Rabiner, 2004; Knotte, Janson, Söllner, & Leimeister, 2019).

But what exactly is an IPA? Having a closer look at the definition of intelligent personal assistant, the corresponding patent gives a first hint of the direction: *“an implementation of an intelligent social agent that assists a user in operating a computing device and using application programs on a computing device”* (U.S. Patent Application No. 10/158, 213, 2003)

The extract of this definition is that IPAs are assisting users to handle devices and applications. This assistance is particularly necessary – referring to chapter 1.1 – because of the complexity of workflows in the business context. Beside the term *intelligent personal assistant* there are other terms like *cognitive assistant* (Spohrer & Banavar, 2015), *voice assistants* (Kaye et al., 2018), *smart speaker* (Hashemi, Williams, Kholy, Zitouni, & Crook, 2018; Koo, Kim, & Nam, 2017), *smart personal assistants* (Knote, Janson, Eigenbrod, & Söllner, 2018) or *personal digital assistants* (Sarikaya, 2017) addressing the area of HCI. All these different terms are showing that there is a strong need to clarify the term in the context of this work.

Within this dissertation, the term IPA will be consistently used and interpreted as a combination of a device with (touch-) screen, microphone and speaker in addition to an application which is able to interact with the user through speech-recognition (speech-to-text), speech-synthesis (text-to-speech) – both as parts of natural language processing – and commands inside the software. The aspect of intelligence is met by the usage of machine learning algorithms.

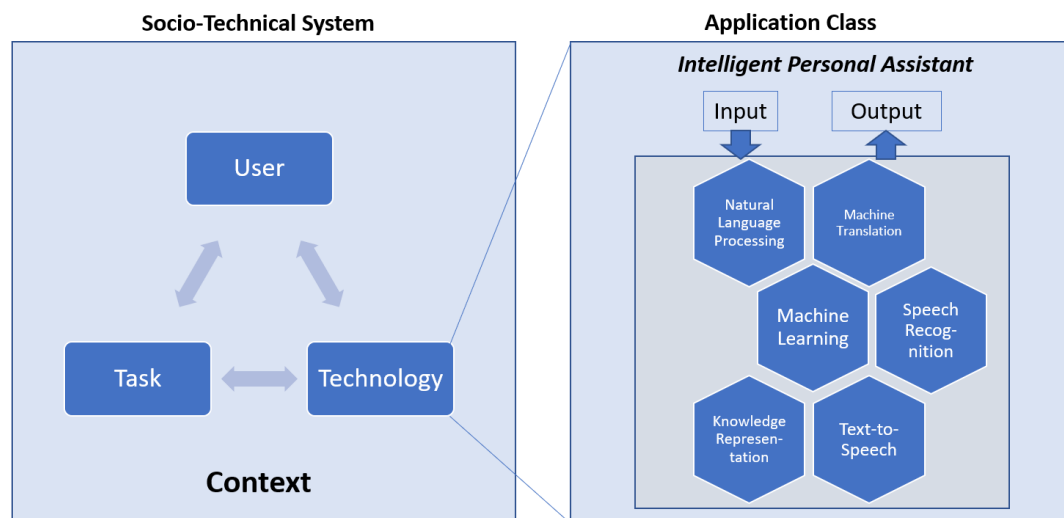


Figure 7: Two conceptualisation of IPAs

[source: based on (Maedche et al., 2019, p. 4)]

Figure 7 presents the conceptualisation of IPAs – the social-technical system and the application class – involved in the complex interaction schema in the triangle of human, task fulfilment and technology support. Socio-Technical aspects are relevant for the acceptance of IPAs, sending social signals like linguistic style and reply speed which can improve the user experience (Gnewuch, Feine, Morana, & Maedche, 2020) and will be considered in the design aspects of the artifact. The figure also indicates ML as a key component in the technology aspect. Figure 8 summarises the interaction model of an IPA, transcribing the speech utterance into a word sequence to perform natural language understanding (NLU), leading into a semantic interpretation of the user input to evaluate the completeness, if necessary to determine further information via a dialogue system and finally to determine the appropriate action and transmit the result to the user via speech synthesis (Bellegarda, 2014).

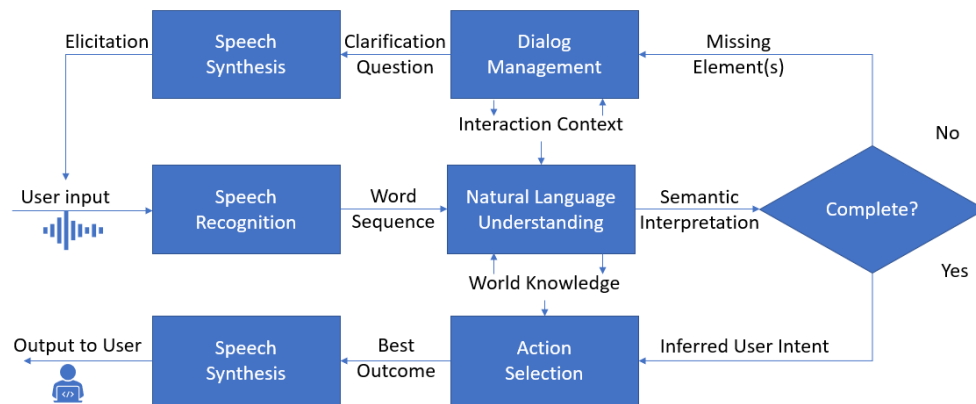


Figure 8: intelligent personal assistant interaction model

[source: based on (Bellegarda, 2014, p. 4)]

In order to lay the theoretical foundation for these components, the term Machine Learning will be developed in the next chapter and defined in the context of this dissertation by setting the focus on NLP, data-driven decision-making and predictive analytics.

2.3. DEFINING MACHINE LEARNING

Many current advances in the areas of Natural Language Processing (NLP) and Computer Vision (CV) can be traced back to further developments in the field of Machine Learning (ML) (Learned-Miller, 2011; Liu, Li, & Thomas, 2017; Mahata, Kuriakose, Shah, Zimmermann, & Talburt, 2018). The history of ML lays back in the late 1950s, where the pioneer in the field of computer gaming, Arthur Lee Samuel devised that a computer can learn the Game of Checkers and is able to play it better than the developer of the program (Samuel, 1959). Almost 40 years later in the year 1997, the World Chess Champion Garry Kasparov was defeated by the chess machine Deep Blue (M. Campbell, Hoane, & Hsu, 2002) and 19 years later, in March 2016, the software program AlphaGo was able to defeat the world best professional go-player from South Korea Lee Sedol (Silver et al., 2016). The game "Go" has a large number of moves, which exponentially yields many ways that the game may unfold. In addition, it is very difficult to understand who is winning in the given position, so it was a big surprise even for optimistic scientists in the area of AI, that the computer won the match (Bouzy & Cazenave, 2001; Hölldobler, 2017).

For a closer understanding of the power and functions of ML a definition is necessary and a very simple but clear one comes from Yuxi Li:

"Machine learning is about learning from data and making predictions and/or decisions."

(Y. Li, 2017, p. 7)

According to the examples mentioned in this chapter, software using ML-Technology is able to compete with experts in specific areas – not only in games -, so it is not surprising that ML is replacing older algorithms in many applications (Brynjolfsson & McAfee, 2017).

2.3.1. Machine learning and natural language processing

NLP and CV substantially benefited from advances in ML – specifically deep learning⁶ (DL) – and brought speech recognition to a new level where it is able to support human machine interaction and allow a natural way of communication with applications (Cambria & White, 2014; Kunwar, 2018; Lopez & Kalita, 2017).

According to Chowdhary (2020), NLP is “[...] a collection of computational techniques for automatic analysis and representation of human languages [...].” (Chowdhary, 2020, p. 604).

Figure 9 presents important topics in NLP in context of AI.

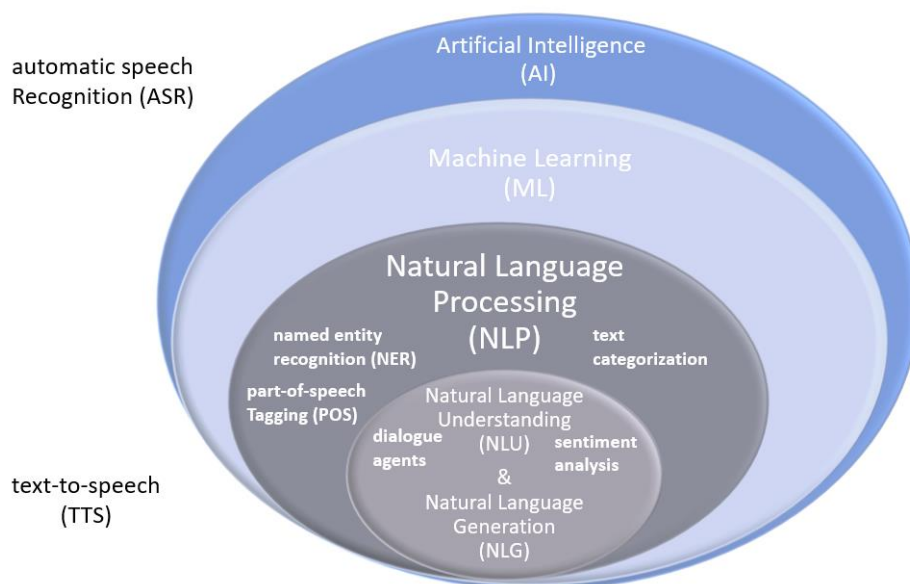


Figure 9: NLP in context of AI

[source: based on (MacCartney, 2014)]

In the context of this dissertation, text-to-speech (TTS) and automatic speech recognition (ASR) are crucial components for IPA implementation, therefore the underlying technologies and their development are described below.

⁶ For more Details about Deep Learning and the technology behind it see (Hinton, 2007).

TTS allows synthesizing artificial human speech from text and is an essential component in many applications such as navigation systems or IPAs (Arik et al., 2017). The intelligibility and quality of statistical parametric speech synthesis increased in the last years (Zen, Tokuda, & Black, 2009). Empowered by deep neural networks, TTS is able to provide clear speech and pronunciation based on text (Valentini-Botinhao, Wang, Takaki, & Yamagishi, 2016). With TTS, the first module for user interaction in the IPA area is available and allows voice output. ASR is required for receiving voice commands.

The commercial roots of ASR can be traced back to 1972 and the IBM's Thomas J. Watson Research Center (Mercer, 1983). In 1999, ASR was already identified as an important technology for information extraction and retrieval (Furui, 1999). This great potential combined with the high expectations, met in the middle of the 2000s with technology that was not yet fully developed and led to acceptance of problems in some places (Kraal, Dugdale, & Collings, 2006). Figure 10 presents the main components in a speech recognition system from signal input through acoustic, lexical and language models to recognised words, indicating that the conceptual Framework was already available in the beginning of 2000s.

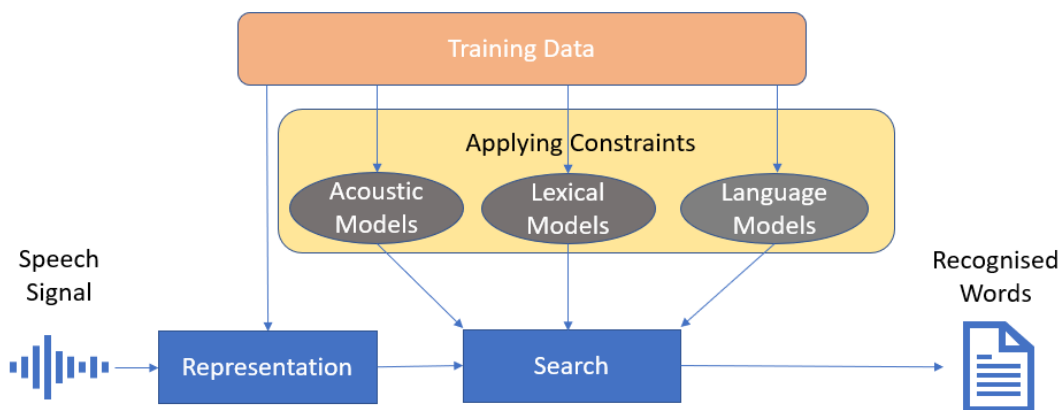


Figure 10: Major components in a Speech Recognition System

[source: based on (Glass & Zue, 2003)]

During the years, different methods for speech recognition were developed in order to increase the performance measured in accuracy and speed, whereby the word error rate (WER) is the most important indicator for accuracy and on the other hand, real time factor is the most important indicator for speed (Gaikwad, Gawali, & Yannawar, 2010). In the beginning of the 2010s free open-source toolkits like

Kaldi were developed for building complete recognition systems and opening up speech recognition for a wide community of users (Povey et al., 2011). The Microsoft 2017 Conversational Speech Recognition System was able to push the WER under the error rate of humans, showing that ASR can outperform humans (Xiong et al., 2018).

Based on DL architecture systems are not only able to recognise words, but are also able to recognise emotions (Fayek, Lech, & Cavedon, 2017). Empowered by advances in NLP based on DL, google introduced a new technology in the middle of 2018 called google duplex in order to bring natural conversations in real world tasks like confirming appointments or reservations over the phone (Vasuki & Sujitha, 2019).

Google Duplex interacts in a very natural way, such that it is almost impossible for the user to find out that he is talking to a machine (O'Neal, 2018). This already shows the technical possibilities in the field of speech interaction and furthermore, the technological supremacy of google in this area becomes clear (Képuska, 2017).

There are numerous other use cases in the field of NLP, especially through text mining and the combination of different frameworks, for example, extensive automated searches can already be carried out today, even in a scientific context, to get an overview of scientific articles to enhance the authoring of scientific review articles (Buchkremer et al., 2019). The proactive monitoring of social media channels can also be improved with the help of ML and corresponding text mining methods and, for example, it is possible to react at an early stage to statements that endanger the reputation of the company (Russack & Buchkremer, 2017). These examples show the wide range of possible applications and at the same time illustrates the necessity to define the focus precisely within the framework of this dissertation with the aim to formulate relevant technologies in a targeted manner. A dependence on all possible technologies is neither target-oriented nor realistic. Therefore, the focus will be on those NLP-Technologies that have been identified as relevant by own evaluations or relevant journal articles.

2.3.2. Machine learning and data-driven decision-making

Another relevant aspect of ML in context of this dissertation is the use of data to support decision-making. Due to the complexity of business dynamics, decision makers are often forced to make decisions based on their experience or subjective mental models (Salas, Rosen, & DiazGranados, 2010), but according to a reasonable amount of reliable data, ML algorithms are already able to support decision makers by predicting future trends for key performance indicators (Bohanec, Kljajić Borštnar, & Robnik-Šikonja, 2017).

A common term in this research field is *data driven decision making* (DDD) which refers to the practice of basing decisions on analysis of data rather than pure intuition (Provost & Fawcett, 2013). The benefits of DDD have been analysed by Economist Erik Brynjolfsson and colleagues from MIT and Peen's Wharton School, showing that the more data driven a company is, the more productive it is and the difference in productivity is significant: one standard deviation higher on DDD scale associates with 4-6% increase in productivity (Brynjolfsson, Hitt, & Kim, 2011; Brynjolfsson & McElheran, 2016).

As mentioned before, reliable data is necessary for valid analytics to support decision making. In the specific background of this dissertation, the internal data like Customer-Meta-Information, Opportunities, Orders, Invoices and Support-Tickets will be generated within an ERP-System and external data can be added e.g., from the federal statistical office⁷. This is already the first part of the Lifecycle of data analytics as presented in Figure 11 and is called Integration. The next part is to handle and transform the data into a usable format, followed by the analysis to get an understanding about the data to make a prediction for effective use in decision making for the determination of future results that give validation of the derived model (Blessy Trencia Lincy & Suresh Kumar, 2018).

⁷ An online access via webservice is available for the German federal statistical office, see <https://www.destatis.de/DE/Service/OpenData/api-webservice.html>.

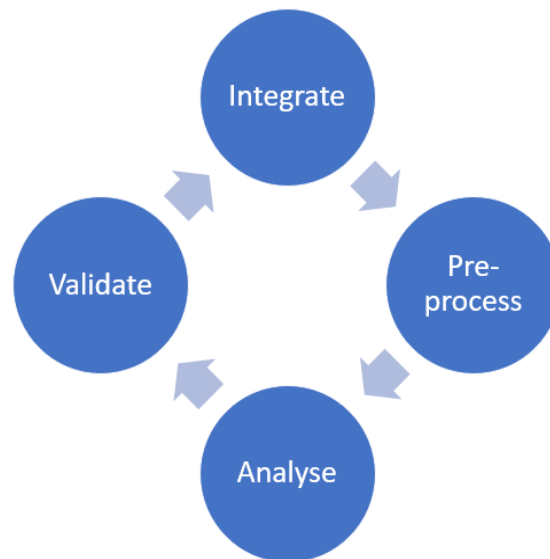


Figure 11: Lifecycle of data analytics

[source: based on (Blessy Trecia Lincy & Suresh Kumar, 2018, p. 322)]

In the literature usually two essential types of analysis are represented (Schölkopf, Platt, Shawe-Taylor, Smola, & Williamson, 2001):

1. Descriptive
2. Predictive

Descriptive analytics is focused on past events, data summarisation and the production of various information. The main output is the identification of business opportunities and problems (Delen & Demirkan, 2013). Predictive analytics uncovers patterns and relationships within data and can be used to predict events and behaviour because the main focus is to anticipate the future using past events (Eckerson, 2007). Later on, the term prescriptive analytics was coined as a combination of descriptive and predictive analytics to optimise the identification of the best alternative to maximise or minimise objectives (Evans & Lindner, 2012). As a natural extension of descriptive analytics the diagnostic analytics examines data in order to provide an answer to the question “*why did it happen?*” using drill-downs, visualisation, data discovery or data mining to identify the root causes of the problem (Amirian et al., 2017; Delen & Ram, 2018; Delen & Zolbanin, 2018).

Figure 12 presents an overview of the different types of analytics, the corresponding questions and their value and level of difficulty in order to provide reliable analytics and answer the given question.

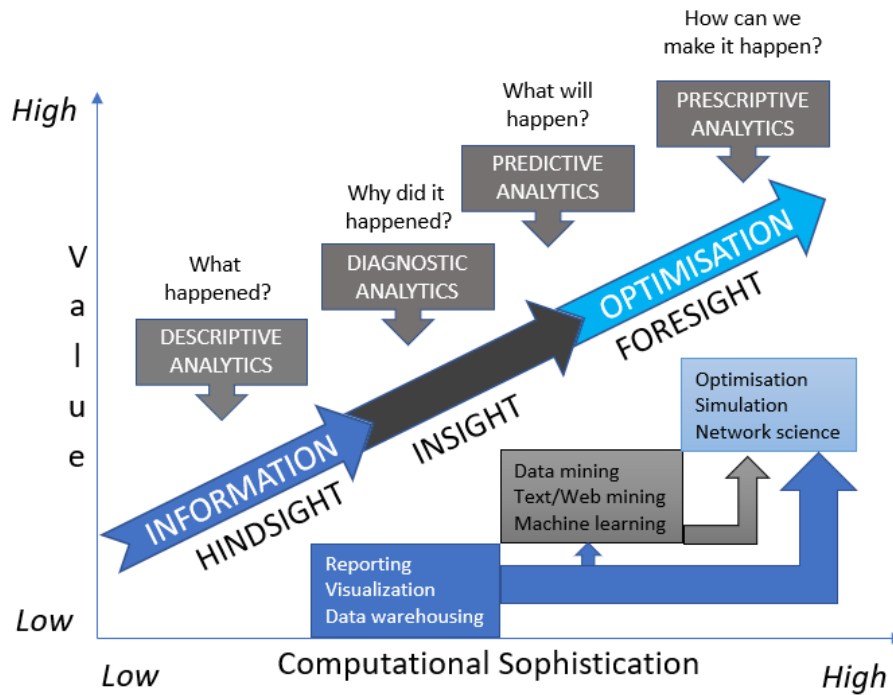


Figure 12: Types of analytics

[source: based on (Delen & Ram, 2018, p. 9)]

But important decisions should not only rely on DDD alone in combination with the intuition of decision makers. The aim should be data-informed decision making (Potančok, 2019).

Because of limitations in time and complexity in specific research areas within this dissertation, the focus will be set to descriptive analytics, predictive analytics and diagnostic analytics. Prescriptive analytics, as the highest echelon in analytics hierarchy (Delen & Ram, 2018) has to be part of further researches in context of IPAs. The selected types of analytics are sufficient to answer the research questions raised. For that purpose, different aspects of predictive analytics will be presented in the next chapter.

2.3.3. Machine learning and predictive analytics

Like the life cycle of data analytics, the prediction process can also be divided into four steps (Mishra & Silakari, 2012):

1. data collection and pre-processing raw data
2. data transformation according to the selected ML method
3. creating learning model (training) based on the transformed data
4. using the created learning model in order to make a prediction

Other processes such as Knowledge Discovery in Databases (KDD) consist of five stages namely; (selection, pre-processing, transformation, data mining and interpretation/evaluation) (Azevedo & Santos, 2008). The Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) refers to six stages as a cycle of Business Understanding, Data Understanding, Data Preparation, Modelling, Evaluation and Deployment as presented in Figure 13 (Wirth & Hipp, 2000).

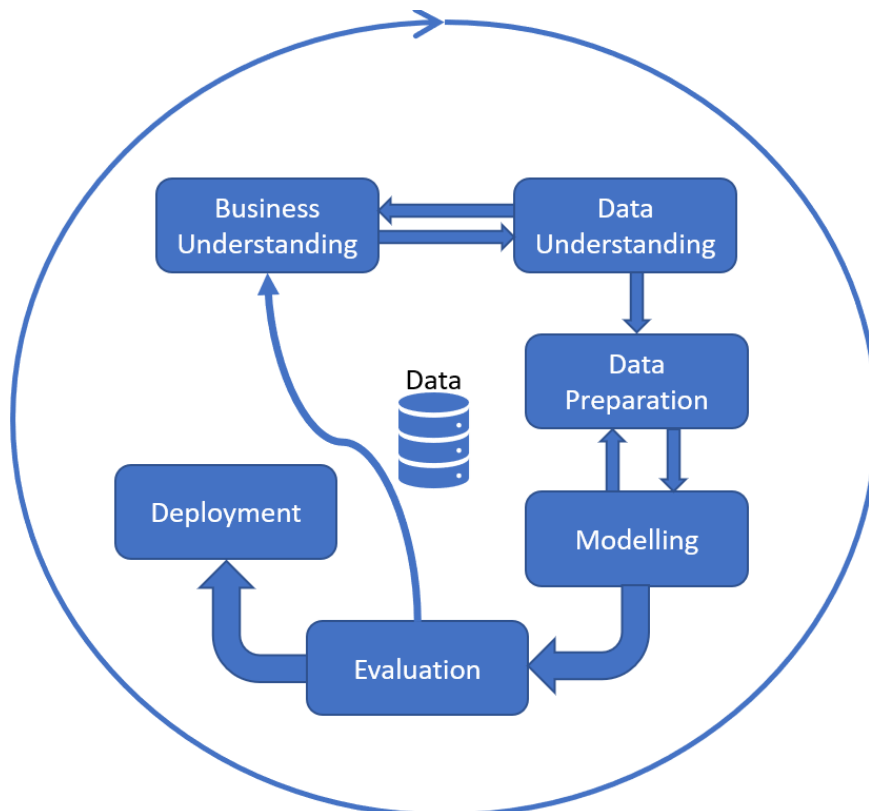


Figure 13: Phases of the current CRISP-DM Process Model for Data Mining

[source: based on (Wirth & Hipp, 2000)]

Within predictive analytics the *predictor* is the main element, representing measurable variables that are able to predict the future behaviour of an entity or individual (Mishra & Silakari, 2012; Vafeiadis, Diamantaras, Sarigiannidis, & Chatzisavvas, 2015). Convenient packages in R or Python provide ML algorithms that support functions like regression, decision trees, or random forest to generate models for data prediction (Mullainathan & Spiess, 2017). However, due to the low entry barriers to applicability, there is also a risk that predictions are made on the basis of unsuitable data or methods, therefore validation of the result and critical questioning is of paramount importance (Hardt, Price, & Srebro, 2016). To justify this risk, the prediction model must be created and verified by expert knowledge and proven theories in order to obtain a valid forecast (Shmueli & Koppius, 2011).

For an improved understanding of this dissertation Table 2 presents relevant ML-Algorithms that are derived from the literature and also their usage for prediction or classification to evaluate their applicability in the development of the artifact.

Table 2: Machine learning algorithms and description

ML algorithm	Description
Linear Regression (LinR)	The simplest form of regression, uses the formula of a straight line $y = mx + c$ to determine the values for m and c to predict the value of y based on input parameter x (Mishra & Silakari, 2012)
Logistic Regression (LogR)	Bases on logit (natural logarithm of an odds ratio), well suited for describing and testing hypotheses about relationships between a categorical outcome variable and one or more categorical or continuous predictor variables (Peng, Lee, & Ingersoll, 2002)
Decision tree (DT)	A decision tree is a sequence of binary splits of the data, highly practical method for generalizing from examples whose class membership is known, most common approach to inducing a decision tree is to partition the labelled examples recursively until a stopping criterion is met (Roe, Yang, & Zhu, 2006; Utgoff, Berkman, & Clouse, 1997)

Boosted Decision Trees (BDT)	<p>Bases on Decision trees, which are powerful, but unstable, slight change in the training data can produce a large change in the tree, this is remedied by the use of boosting. For boosting, the training events which were misclassified (signal event fell on a background leaf or vice versa) have their weights increased (boosted), and a new tree is formed, the procedure is repeated for the new tree.</p> <p>(Roe et al., 2006)</p>
Random Forest (RF)	<p>The method originates from the machine learning and data mining community and operates by first constructing a multitude of decision trees on training data. The predictions from the individual trees are summarised, either by taking the mode of the predicted classes (in classification) or by averaging the predicted values (in regression). This way, random forests reduce the tendency of over-fitting and the variance compared to regular decision trees, and, hence, are a common powerful tool for prediction.</p> <p>(Groll, Ley, Schauburger, & Van Eetvelde, 2018)</p>
Neural Network (NN)	<p>An artificial neural network consists of an input layer of neurons one or more hidden layers of neurons, and a final layer of output neurons. Each connection is associated with a numeric number called weight. Numbers given to the input neurons are independent variables and those returned from the output neurons are dependent variables to the function being approximated by the neural network. Inputs to and outputs from a neural network can be binary or even symbols when data are appropriately encoded.</p> <p>(Wang, 2003)</p>
Support vectors (SV)	<p>A support-vector network is a learning machine for two-group classification problems. Input vectors are non-linearly mapped to a very high-dimension feature space. In this feature space a linear decision surface is constructed. Special properties of the decision surface ensure high generalisation ability of the learning machine. (Cortes & Vapnik, 1995)</p> <p>In the Support vector classification binary pattern recognition problem, one would construct a hyperplane separating two classes, so that the distance between the optimal hyperplane and the nearest training pattern be maximal, to enforce the generalisation of the learning machine.</p> <p>(Burges, 1998)</p>

Deep learning (DL)	Deep learning allows computational models that are composed of multiple processing layers to learn representations of data with multiple levels of abstraction. These methods have dramatically improved the state-of-the-art in speech recognition, visual object recognition, object detection and many other domains such as drug discovery and genomics. Deep learning discovers intricate structure in large data sets by using the backpropagation algorithm to show how a machine should change its internal parameters that are used to compute the representation in each layer from the representation in the previous layer. (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015)
---------------------------	--

[source: own representation]

Because of the complexity of ML and the wide variation of algorithms, this dissertation can only handle the most relevant ones in context of this treatise. According to improvements of hardware – especially in the area of graphic processing units and in the context of Internet of Things (IoT) – other algorithms may become more relevant (Shafique et al., 2018). Conforming to the emphasis of the dissertation and the technological context which will be addressed in detail within chapter 3, the main algorithms for predictive analytics will be LinR, LogR, DT, BDT and RF due to technical preconditions of the underlying machine learning platform. However, this limitation does not have a negative impact on the possibilities and quality of predictions, as studies have already found that BDT even gives better results than NN in some prediction scenarios (Roe et al., 2005).

2.4. ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND INTELLIGENT PERSONAL ASSISTANTS IN BUSINESS PROCESSES

The digital transformation is the main driver for changes in business models and business processes, to ensure new values for customers and employees in a constantly changing environment (Ulas, 2019). Improvements in the area of AI are enabling new processes even in complex contexts such as legal consultancy and are also accelerating the speed of the digital transformation (Niesen, Houy, & Fettke, 2019). For a better understanding it is important to define the term digital transformation in the context of this dissertation, since there is no commonly accepted definition (Schallmo, Williams, & Boardman, 2017).

In the background of this dissertation, the official definition of the German Federal Ministry of Economics and Energy will be used:

“Digitisation stands for the complete networking of all sectors of the economy and society, as well as the ability to collect relevant information, and to analyse and translate that information into actions. The changes bring advantages and opportunities, but they create completely new challenges.”

(Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, 2015)

This definition shows the complexity of digitalisation and the interdependence between companies, customers, employees, and technology. Old rule-based processes have to be completely reimagined to fit the new requirements in a data-driven environment (Schallmo et al., 2017). AI will have an increasingly important role in business operations and effects on the entire process chain (Gil, Hobson, Mojsilović, Puri, & Smith, 2020). This transformation requires knowledge in digital technologies and also, an agile organisation, members of staff which are open for innovations and a leadership giving the direction towards smart processes (Brock & von Wangenheim, 2019). Figure 14 gives a brief overview of the success framework for AI implementation.

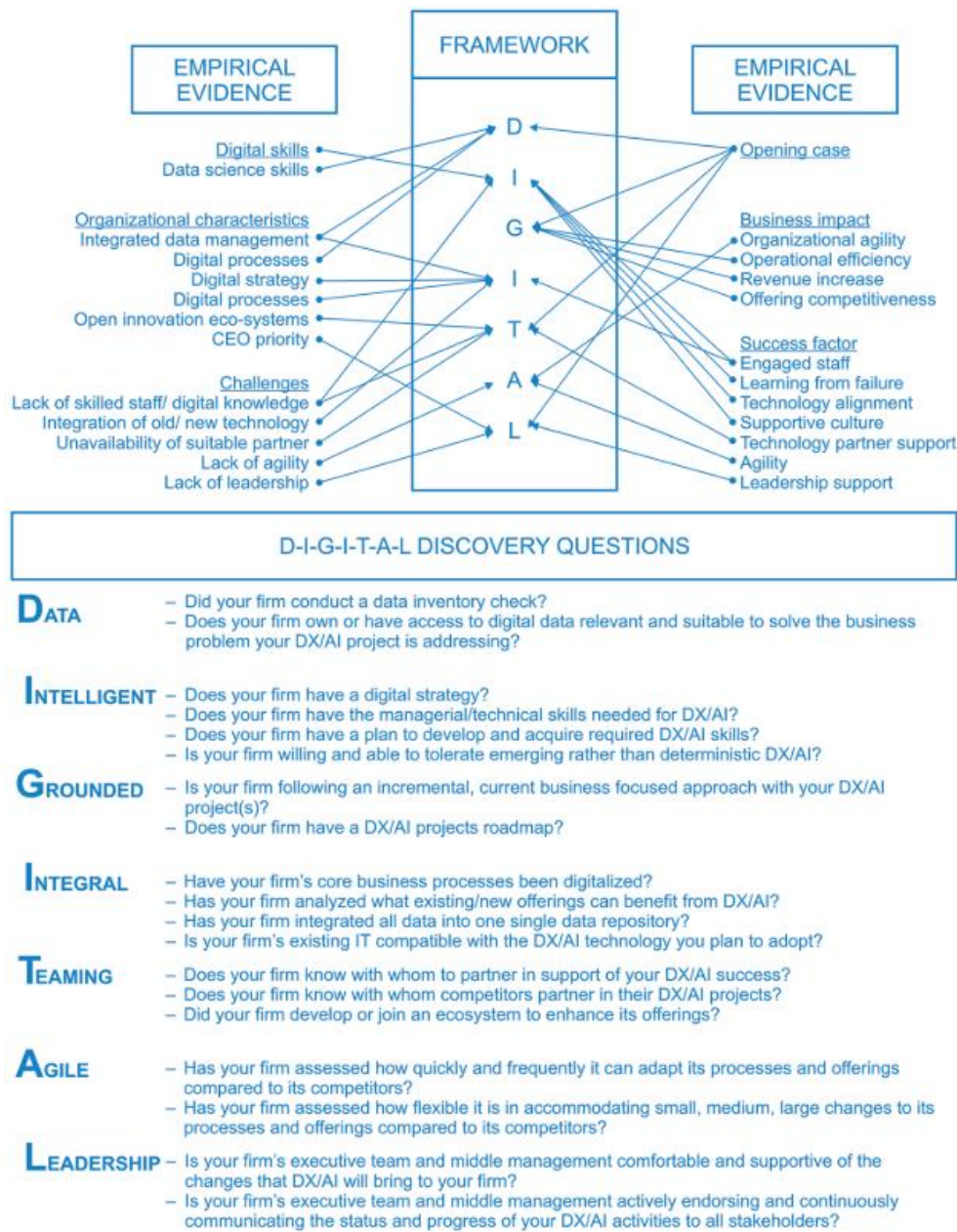


Figure 14: Proposed AI implementation success framework

[source: (Brock & von Wangenheim, 2019, p. 14)]

This dissertation emphasises concrete processes and use-cases in the area of IPAs and ML, such that the previously mentioned preconditions for successful changes in processes are also part of this research and are also necessary for deriving a guideline for the implementation of the use-cases.

Digitisation is leading to massive automation of standardised, recurring and rule-based activities at low to medium qualification level, and on the other hand, complex as well as control-related tasks with an increased social-communicative character are having an increase in their importance (Busse, 2020). A Gartner study predicts, that by the year 2021 25 percent of digital workers will use a virtual employee assistant on a daily base (Gartner, 2019), especially in the field of customer service technologies like chatbots can take over routine tasks from humans to free up time and resources for more demanding tasks (Maedche et al., 2019) and also reduce the costs significantly (Juniper, 2019). The highest potential for IPAs is the symbiosis between humans and machines, playing out the relative strengths from machines in repeatable, highly structured tasks, collecting, storing and processing huge amounts of data, making predictions and humans handling abstract problems and fragmented information, using their intuition, empathy or ethics to underpin decisions (Maedche et al., 2019).

Beside the chatbot example, there are a lot of more AI opportunities to improve business processes. The main aspect of the improvement are reducing search times and process more data to inform decisions (Tarafdar, Beath, & Ross, 2019). For a better understanding of the impact of AI on certain business processes, it is important to work-out use-cases (Akerkar, 2019), to contribute this recommendation in the specific context of this dissertation and the next subchapters are introducing use-case structured by different business departments according to SME-Structures derived from the literature (Iansiti, 2007; Popovič, Puklavec, & Oliveira, 2019; Valaei, 2017).

Figure 15 gives a brief overview of the main components and departments in enterprises for added value in context of E-Business, whereby the term E-Business is defined as: "... the initiation as well as the partial or complete support, handling and maintenance of service exchange processes between economic partners using information technology (electronic networks)" (Wirtz, 2013, p. 22).

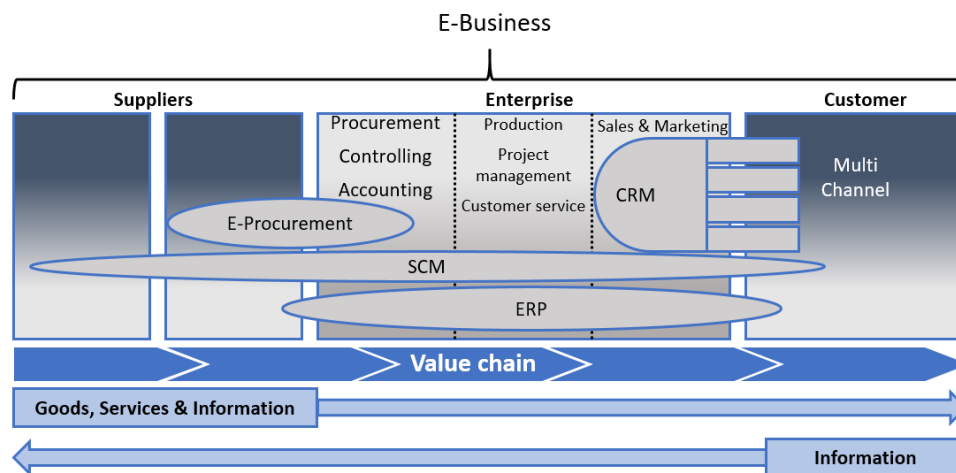


Figure 15: E-Business and components for added value

[source: based on (Kemper, Baars, & Walid, 2010, p. 7)]

Within the next chapters, business processes in different fields will be analysed according to the opportunities of the usage of AI-features. For this purpose, use cases will be derived from the literature as a theoretical basis in order to assess their relevance for implementation in the context of SMEs and the development of the IPA and AI-Features in a later stage. Since AI is opening new potentials and opportunities, it is impossible to address all aspects, so the focus is set to the most relevant cases, which were derived from the literature within the respective sub-chapters.

2.4.1. Sales & marketing

Within this chapter use-cases in the area of Sales and Marketing are being derived from the literature, the focus is on practical applications so that they are also suitable for later realisation with the IPA and ML-Framework development to improve the sales performance.

2.4.1.1. Use-Case: Lead management

Lead management is the process of tracking and managing prospective customers (Todor, 2016). The first step is to identify potential customers (Uebel & Helmke, 2017), this process can be empowered by AI matching indicators for potential target groups with large databases and information gathered from the web

to create a prospect list (Syam & Sharma, 2018). Based on this list, a common technic to identify high potential customers is lead scoring and within this process, a numerical score is calculated and assigned to the lead based on various factors and behaviours (Harding, 2017).

Identifying, qualifying and prioritising leads is a challenging task. As stated in chapter 2.3.2, predictive analytics is able to pre-classify promising candidates based on clearly defined factors in order to focus on high potential leads first (Martinez, 2018). In this context, AI especially ML can verify the impact of different factors in order to approve the lead scoring parameters and optimise segmentation and targeting (C. Campbell, Sands, Ferraro, Tsao, & Mavrommatis, 2020).

2.4.1.2. *Use-Case: Forecasting*

Companies are using sales forecasting as a basis for sales revenue estimation, decision making regarding production and operation and marketing strategies (Fan, Che, & Chen, 2017). The topic is linked with the lead management use-case because new customers have influence on the sales revenue as part of the estimated revenue, therefore based on a valid lead score, more reliable predictions for this part of the forecast are possible.

Another aspect is to estimate the demand of products and depending on the life cycle of the product it can be more difficult to forecast the demand due to seasonal influences and complex trends (T. M. Choi, Hui, & Yu, 2014). AI can support sales forecasting by analysing high dimensional and large data in order to predict trends and improve the validity of the forecast (Ren, Patrick Hui, & Jason Choi, 2018). Of which, based on historical sales figures, product peculiarities and characteristics, the large data is enriched by publicly available data making it possible to predict short- and long-term performance in business (Jiménez, Sánchez, García, Sciavicco, & Miralles, 2017).

Depending on the company's business, there are also more aspects in the context of forecasting to consider. Especially in software-business as part of the service sector, there are predictable revenues from on-going projects, maintenance fees or other contracts or business models like software-as-a-service (SaaS) (Cohen & Neubert, 2018).

By bringing all these different potential returns together, a complete picture of the business forecast can be created to give guidance for decision making not only in the sales department.

2.4.1.3. *Use-Case: Information input and retrieval*

Gathering information about current and prospective customers is an important task in sales context e.g. when a sales representative had a meeting with a client, it is important that the key information is being recorded into a system to provide insights of on-going negotiations or relevant topics (Tanner, Ahearne, Leigh, Mason, & Moncrief, 2005). Usually sales representatives are very mobile⁸, as they travel from customer to customer to maintain or establish a relationship. Despite the present days of videoconferences, online-meetings and smartphones, personal presence still has the advantage of more personal interaction and no risk of technical problems and technical preconditions (Blenke, Gosavi, & Daughton, 2017).

The traveling time can be used efficiently for preparing the next meeting or a debriefing of the last meeting. For the purpose of information retrieval, a summary can be started via voice-command, giving a brief summary via speech-synthesis about ongoing operations in the company and specific information about the customer (Ammari, Kaye, Tsai, & Bentley, 2019; Hüsson, Holland, et al., 2020; Iannizzotto, Bello, Nucita, & Grasso, 2018). For information input, the sales representative can create new notes via speech-to-text or create calendar entries via voice-command (Hüsson & Holland, 2019b; M. Jain, Kumar, Kota, & Patel, 2018; Kaplan & Haenlein, 2019; Lang, Benessere, & Halverson, 2018).

⁸ This text was written in May 2020 during the corona pandemic, the long-term-impact of the pandemic is not yet well enough explored to extrapolate the implications on business-travellers in the future (Oeppen, Shaw, & Brennan, 2020).

2.4.2. Project management

Before working out use-cases in the field of project management it is important to understand, what a project is. J. M. Juran stated that “*A project is a problem scheduled for solution.*” (Lewis, 1995). In a further differentiated consideration, the following characteristics make up a project (Frame, 2003, p. 2):

- Unique
- Goal oriented
- Limited in time and costs.

In Germany the term project is so important, that the German Institute for Standardisation (DIN) defines it within a standard: DIN-Norm 69901:2009-05. (DIN, 2009). This standard adds more attributes to the above stated characteristics, namely limitation of personnel capacity, project-specific organisation, and distinction from other projects.

The term project management (PM) refers to processes which are established to manage and organise resources required to complete a project within the defined scope, time, costs and quality (Samset & Volden, 2016), and also as a vehicle for bringing out innovations and implementing business strategies (Ahlemann & Riempp, 2008). Within the literature PM is usually divided between traditional PM (TPM) and agile PM (APM), whereby the primary objective of TPM is the optimisation of time and cost of the activity initially detailed in the project plan and consequently, finalise Project within planned scope, budget and time (Cesarotti, Gubinelli, & Introna, 2019; Habermann, 2013). APM refers to a set of instruments and approaches like SCRUM and Extreme Programming, which have their roots in the management of software development projects (Beck et al., 2001). Within APM changes in the projects are regular cases, so APM is suitable for dynamic projects and volatile requirements (Habermann, 2013).

The derived use-cases will work-out possible improvements based on AI implementations in the field of TPM and APM, taking into consideration the context of this dissertation.

2.4.2.1. Use-Case: Project planning

Project planning is a complex task, the appropriate resources must be available at the right time, in the necessary quantity and at the right place, AI can support the process of planning by identifying necessary resources based on previous projects and identify project risks by analysing milestone shifts or cost and effort overruns in similar projects (Dam, Tran, Grundy, Ghose, & Kamei, 2019; Laroque, Schumann, & Tittmann, 2019).

2.4.2.2. Use-Case: Project implementation

Long-term decision-making processes and poor communication between project parties and contractor are risks for a delay in the project (Yaseen, Ali, Salih, & Al-Ansari, 2020). Empowered by AI, a real-time analysis of the project can provide a full picture of up-coming decisions, based on data gathered from similar projects. All available information can be compiled and provided to the decision maker to accelerate the process of the upcoming decision. Based on communication entries from previous projects, suggestions for required project communication can be derived in order to keep the contractor and project team up to date. The extraction of best practices after project completion are also conceivable use cases to make knowledge available to other project promoters. (Auth, Jokisch, & Dürk, 2019; Dam et al., 2019)

2.4.3. Customer service

Customer services play a significant role for customer satisfaction in the post-purchase process (Y. Cao, Ajjan, & Hong, 2018). The findings from online-shopping can be adapted to software services, leading to the customer experience (CX) as the customers perceive overall quality of all interactions and relationships with the company, its services and products – including the interaction during the pre-sales stage (Batra, 2019). Customer service excellence – according to A. Edmunds, the Chief Strategy Officer of MaritzCX – is facilitated by six major technology trends (Batra, 2019):

1. Big data

In terms of quick access to a large amount of data, like relevant data, high quality data, as well as garbage data, internet of things will provide deep insights of the customer and the usage of a product – despite privacy issues (Hsinchun, Roger, & Veda, 2018) – the combination of all accessible data will create a better picture, than the one derived from traditional surveys.

2. Software-as-a-Service

SaaS as a term for on-demand software is a model for software licensing and delivery whereby the right of usage is based on a subscription and is centrally hosted. This allows the customer to run software even without an own IT-Department and with a predictable budget (Z. Guo & Ma, 2018). In this context, serverless computing should also be mentioned as a special form of cloud services and is seen by some experts as the future face of cloud computing, in which only application functionalities and/or backend services are provided directly, without the customer having to provide his own infrastructure or resources (Shafiei, Khonsari, & Mousavi, 2019).

3. Mobile platforms

The usage of smartphones has increased rapidly (Montag et al., 2015), leading to the mentality that services have to be available anywhere and at any time.

4. Customer personalisation

Owing to the progress made in the area of Big Data, it is possible that customers can no longer only be perceived as a pure segment, but also as individuals (Davenport, Guha, Grewal, & Bressgott, 2020). This enables an individual approach and thus also personalised support from the service desk staff.

5. Application Programming Interface (API)

The integration and combination of different applications based on standardised interfaces enable smart workflows across the boundaries of different applications (Sohan, Maurer, Anslow, & Robillard, 2017). Sharing information with work mates, friends or family can make the customer experience friendlier and processes more efficient.

6. Omni-channel integration

Modern technology enables a longitudinal and 360-degree transactional view of customers by collection data in multiple channels, such as online surveys, phone surveys, CRM, financial or operational data, to facilitates the maintenance of the complete CX data (Batra, 2019).

Another important aspect of AI-Implementation in the area of customer service is cost reduction by process automation, especially in routine tasks (Fiore, Baldauf, & Thiel, 2019). With the increasing user-acceptance of AI technology – most probably empowered by AI in devices like Google’s Home Assistant, Apple’s Siri and Amazon’s Alexa – consumer behaviour has changed and new possibilities of automated interaction have become possible (Kirkpatrick, 2017).

Figure 16 provides a brief overview of the roles in the incident management, pointing out the important function of first level support, as the first contact point for end users and customers, this usually results in high traffic and therefore a first approach to automation is necessary to process customer enquiries faster and with higher quality, ideally also outside regular business hours.

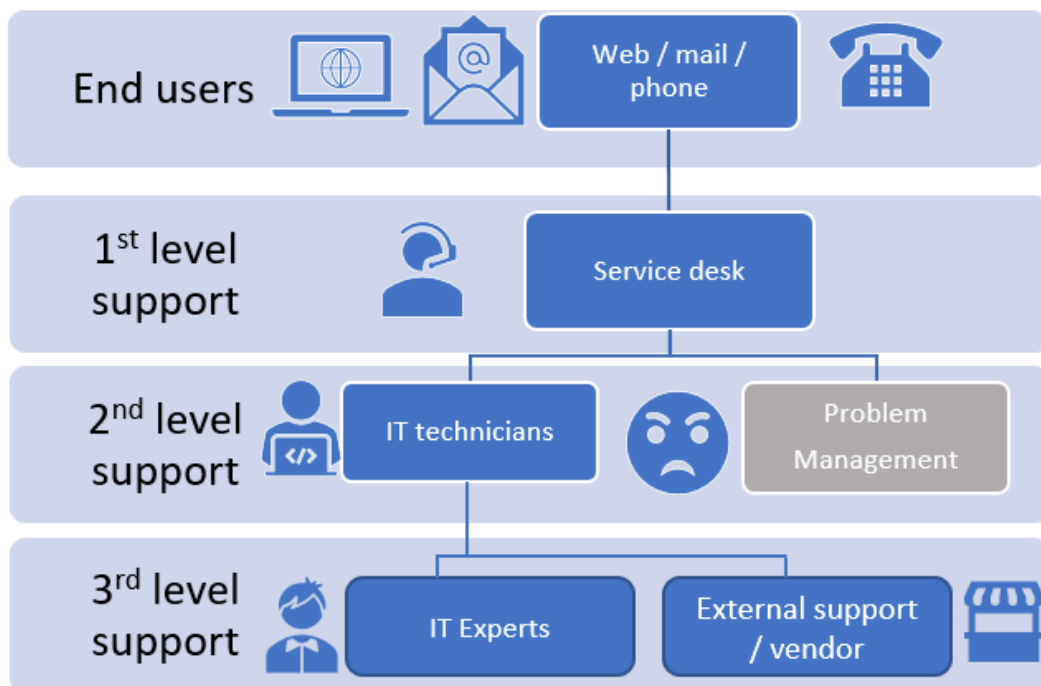


Figure 16: Roles for Incident Management

[source: based on (Fischlin, 2006)]

In order to support the achievement of customer service excellence and cost-reduction, use cases are derived from the literature, which optimises processes in the field of customer service with the help of AI. As with the preceding use cases, the context of this dissertation will play a decisive role in the selection process.

2.4.3.1. Use-Case: Ticket-Classification

When customers have an issue or a question about a product or a service the customer service is usually being contacted for support (Beneker & Gips, 2017). Figure 17 presents different sources for issues – named ticket – referring to the channel and API integration, as well to the roles for incident management addressed in the previous chapter.

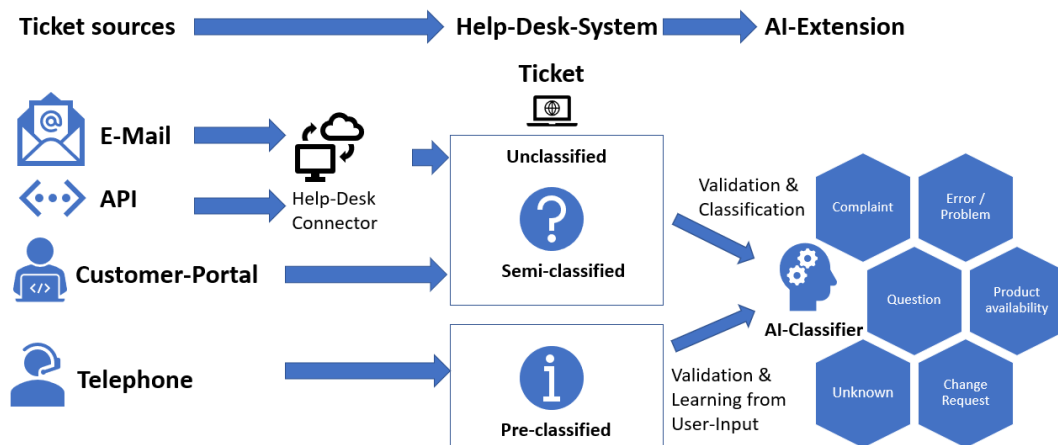


Figure 17: Ticket sources and classification

[source: own representation]

Tickets created via E-Mail, that usually send to a functional Mailbox like support@ or product-support-mailboxes like product-support@, are a challenge in classification (Iwai, Iida, Akiyoshi, & Komoda, 2010). At first the sender needs to be identified by the e-mail address in combination with the e-mail signature in order to match the data with the customer information of the help-desk-system to validate the service usage and collect background-information e.g. system environment or products in use. Tickets created via API should already provide customer-information, within the defined interface. Both, e-mail and API-Ticket-creation are suitable for system generated tickets, accordingly this ticket sources can contain structured information, that usually send from monitoring systems (J. Xu, Zhang, Zhou, He, & Li, 2018).

Tickets issued via customer portal are usually created by a user and identified by login and password, such that the connection to the customer-data are already in the system. In case the ticket was created within a phone call, usually a first level agent identifies the caller and create the ticket directly in the context of the costumer on the help desk system. In that case it is also common, that the first level dispatcher already classifies the ticket – and in some cases already provides a solution, otherwise the issue needs to be solved by the 2nd or 3rd Level-Support. At the end of this process is a pre-classified ticket in the system, which can be validated against the AI-classifier and used for the learning cycle.

Tickets via Customer portal are semi-classified. The formula for ticket creation may have classification fields, but it is indefinite, if the creator is able to classify the ticket according to the necessary processing-rules (Beneker & Gips, 2017). The same applies to the creation of tickets via API, consequently in both cases the result is a non- or semi-classified ticket. No pre-classification is possible when creating tickets from e-mails.

The unclassified and semi-classified tickets must be analysed in order to derive a valid classification, for that purpose a ticket classification framework is necessary – as introduced in Figure 17 named AI-Classifier -to classify tickets automatically (J. Xu et al., 2018). In the literature, different systems for classification and categorisation are described (Beneker & Gips, 2017). Figure 18 presents an approach for categorisation based on pre-processing and clustering using Non-negative Matrix Factorisation (Shahnaz, Berry, Pauca, & Plemmons, 2006) and k-means (Arora, Deepali, & Varshney, 2016).

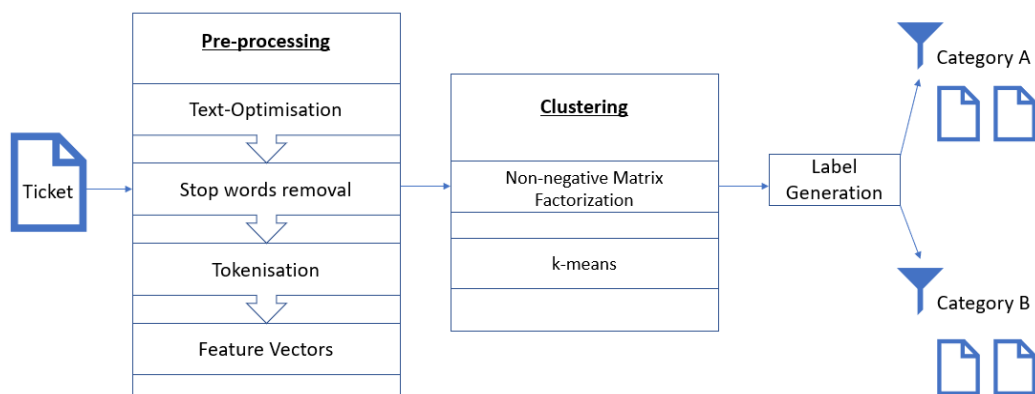


Figure 18: Ticket classification

[source: based on (Beneker & Gips, 2017)]

Figure 19 presents a framework for ticket classification, with differentiation between user-generated tickets (UGT) and system-generated tickets (SGT), geared toward contributing to the different structures of the content. UGT are usually free-text with less structure than SGT. The historical tickets database stores both type of tickets, whereby the problem description of the ticket is used to conduct the signature construction. The ticket partition, ticket classification and the field problem type is used for the evaluation of the models accuracy. The main components are data preparation, partition and signature construction, signature-based ticket classification and an optional manual ticket classification. Creating a domain-specific knowledge base is important for the accurate ticket classification, providing specific key words and to-keep and to-discard word lists in the individual context of the application. If the framework is not able to match the ticket with a classification-cluster, a user-interaction is necessary to classify the ticket manually, otherwise the framework classifies the ticket automatically. In both cases the result is a classified ticket. (J. Xu et al., 2018)

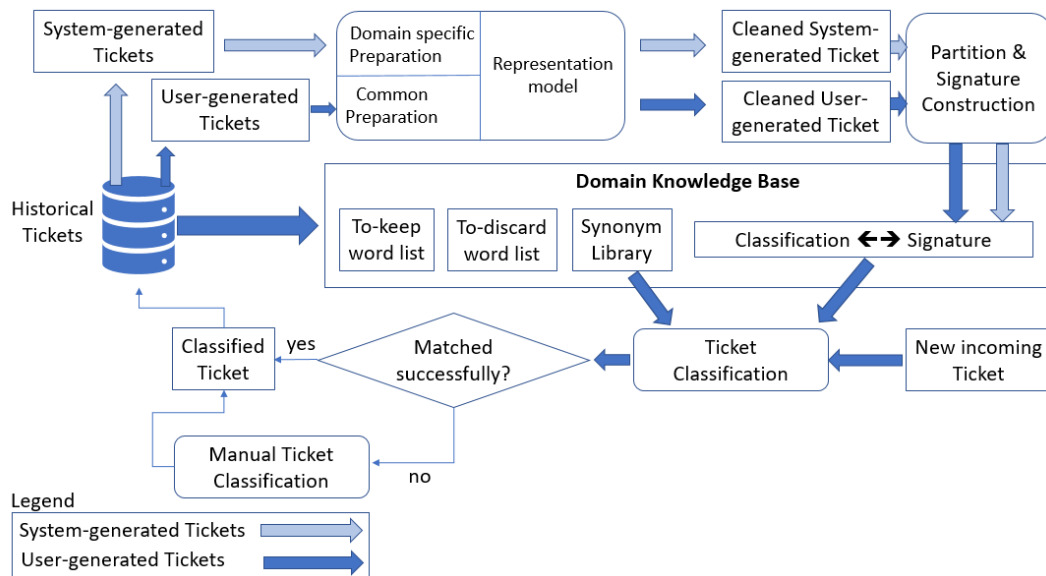


Figure 19: Ticket classification framework

[source: based on (J. Xu et al., 2018)]

2.4.3.2. Use-Case: Ticket assignment

Assigning tickets to an appropriate resolver or group in order to solve the case is an important and time consuming process. It requires knowledge of the IT portfolio being managed, responsibilities and roles of the individual groups, the ability to quickly parse the ticket content describing the problem and as well as mapping it to the responsible processors (Mandal, Malhotra, Agarwal, Ray, & Sridhara, 2018). The routing of critical time and complex tickets to an expert with specific knowledge to solve the problem, has optimisation potential using AI (J. Xu & He, 2018). Figure 20 presents an engine for an automatic ticket assignment, based on historical tickets and a configurable rule engine as a key component of the end-to-end system and used to capture domain specific elements and to ensure business continuity (Mandal et al., 2018).

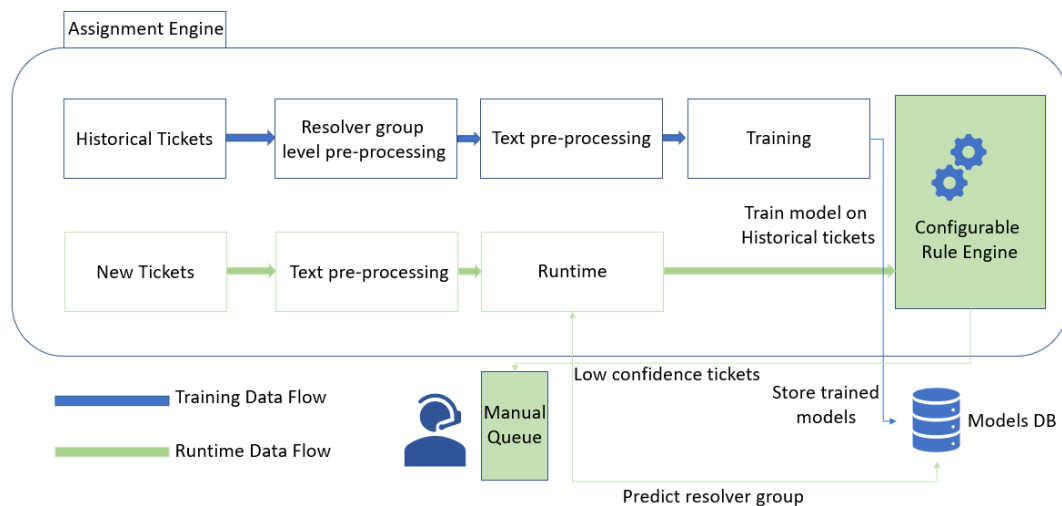


Figure 20: Assignment engine

[source: based on (Mandal et al., 2018)]

2.4.3.3. Use-Case: Solution suggestion for tickets

Doing researches for ticket solutions can be time consuming. Large sums of man-hour are being spent on browsing old tickets in order to find a resolution for an actual issue (Madaan, Singh, Kumar, & Dasgupta, 2017). Depending on the availability of reliable data within the issue to be resolved, AI is able to identify similar tickets or FAQs in order to provide suggestions to solve the issue (Hens,

Monperrus, & Mezini, 2012; Jan, Chen, & Ide, 2015). Figure 21 presents an architecture for ticket-solution-suggestion based on a synonym module, a noise reducer and a question & answer-extractor. The main goal of the synonym module is to include domain knowledge in order to relate the words that were recognized as synonyms. The main objective of the noise reducer module is to obtain cleaner data, differentiating between relevant and irrelevant data according to their importance in diagnosing or solving problems. The main goal of the QA extractor module is to extract the problem and solution sentences from relevant ticket texts that originate from the noise reducer module. (Madaan et al., 2017)

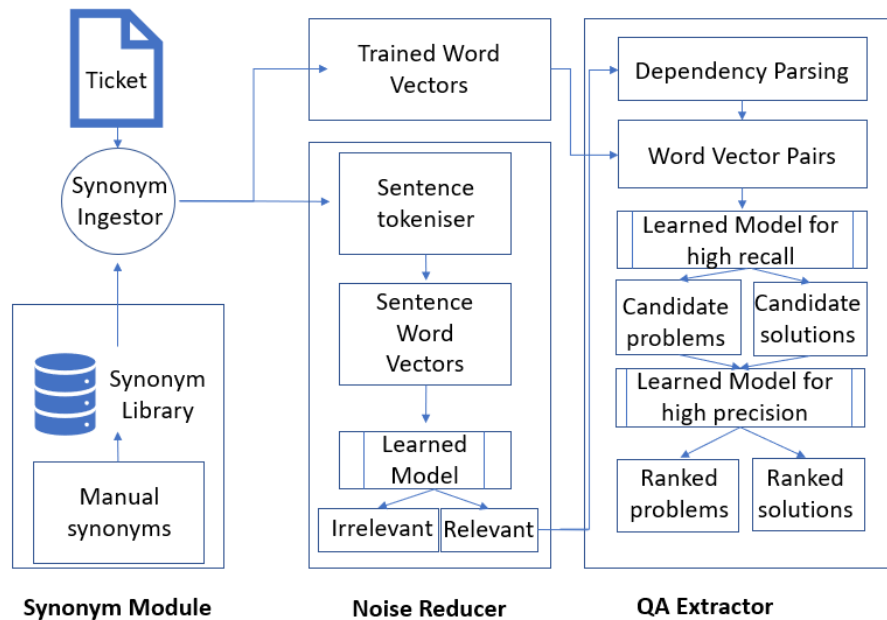


Figure 21: Architecture for Solution suggestion

[source: based on (Madaan et al., 2017)]

As a result of the proposal determination the service-desk user retrieves a list of similar tickets and the corresponding solutions in order to choose the best fitting match. Based on the user-feedback the algorithm can learn and increase the relevance of the selected solution in context of the search parameters. In order to justify the reasons, why the specific solutions were suggested by the framework a combination of case-based reasoning and deep learning can explain the outcome, giving the user the chance to understand the decision making process (O. Li, Liu, Chen, & Rudin, 2017).

2.4.3.4. Use-Case: Chatbot

Chatbots “are software applications which are designated with the intent of backing up users in service sectors and imitate written or verbal human speaking” (Ulas, 2019, p. 665). Companies can use chatbots to establish a 24/7 customer support, to resolve product or technical issues (Ping, Hussin, & Ali, 2019). Figure 22 presents a conceptual chatbot framework as presented in the literature (Ukpabi, Aslam, & Karjaluo, 2019) to implement a dialogue system for the treatment of questions and answers, based on a database.

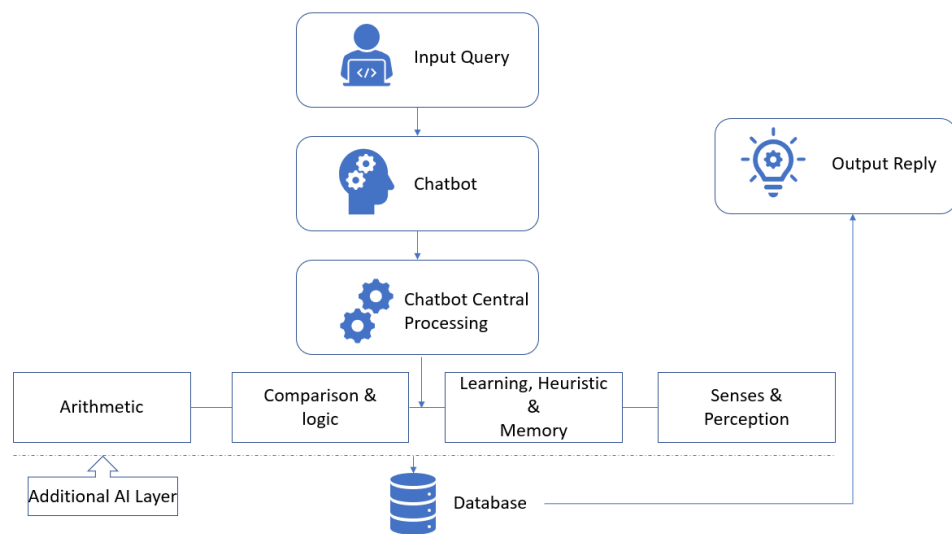


Figure 22: Conceptual chatbot framework

[source: based on (Ukpabi et al., 2019)]

For correct answers to the questions asked by users, the data basis is of crucial importance, example from biased data – like the Microsoft chatbot Tay, which praised Adolf Hitler on Twitter after being fed with data by internet trolls – serve as evidence that the basis of the data used for machine learning must be thoroughly checked (Brandtzaeg & Følstad, 2018). In the business-context of this dissertation, biased data can lead to a misuse of a product or application and may raise the question of liability (Drachovska, 2020), which is important although not the main focus of this elaboration and is therefore only addressed to the necessary extent.

The main motivation for chatbot usage from a customer point of view is productivity, expecting a quick and consistent feedback when searching for information or asking for assistance (Brandtzaeg & Følstad, 2017). On the other hand

companies are expecting a workload reduction in departments like service desk or the administration office because routine-tasks are now being fulfilled by the chatbot (Lee, Jo, Kim, & Kang, 2019).

It is therefore of paramount importance that the chatbot implementation, in addition to intuitive handling, also takes into account the concrete information needs of the users and enables a possibility of a direct jump to a human employee, in which the previous chat history is visible, in order to be able to solve complex problems without media discontinuity and to avoid that the user has to present his request again in order to get a solution. If no human staff is available, the chat history can be generated as a ticket, thus ensuring subsequent processing.

2.4.3.5. Use-Case: Support volume prediction

For the most cost-efficient operation of customer service, it is essential not only to have an effective process organisation but also to avoid over- and under capacities (Homburg, Winkelmann, & Klarmann, 2010). The expected support volume plays a role here, and ML procedures can also be used for this purpose, analogous to procedures which, for example, determine delays in ticket processing and the forecast of solution times (Zuev, Kalistratov, & Zuev, 2018). The choice of which influencing factors play a role in determining the support volume, depends on the individual business model of the company. It is therefore necessary to extract these influencing factors from past data within the framework of data analyses and then transfer them into an individual prediction model in order to be able to validate and make predictions on this basis. This makes it possible to predict the future support volume on the basis of the determined influencing variables and personnel resource planning can use this information as a parameter for efficient capacity planning.

2.4.4. Supply chain management

The term supply chain management (SCM) can be simply defined as “*the management of the flow of goods*” (Saroha & Yadav, 2013, p. 32). SCM involves planning and managing of all departments of an organisation with touch points in the areas of sourcing, procurement and all logistic activities (Chopra, 2019).

SCM has three essentials goals (Saroha & Yadav, 2013):

1. Inventory reduction
2. Acceleration of transactions based on real time data exchange
3. Increase in revenue through efficient satisfaction of customer demand

Due to a shortage of highly qualified personnel in the logistics sector in several regions, combined with the objectives of sustainability and efficiency, logisticians must follow technological progress in order to increase the level of automation (Klumpp, 2018). For instance Amazon is using AI, to anticipate product demand in order to ensure, that the product is in a storage nearby and can be delivered within one-hour after receiving the order (Selyukh, 2018).

Contributing to the context of the dissertation, the main focus of this chapter will be set to the requirements of SMEs in the service sector. The limitations of this kind of enterprises are like a lack of knowledge, reliable tools and less resource access (Calvo-Mora, Navarro-García, Rey-Moreno, & Periañez-Cristobal, 2016; Ferreira de Araújo Lima, Crema, & Verbano, 2020) will be briefly analysed within chapter 2.6, but already indication, that approaches like the one from amazon in the introduction of this chapter will most probably not work in the context of SMEs. The focus of companies in the service sector within this dissertation is set to activities where people offer knowledge and time e.g. to improve productivity, performance or sustainability (Zhong, Newman, Huang, & Lan, 2016).

Nowadays, it is often possible to provide this form of service remotely, provided that no physical presence is required for the exercise (Paluch, 2017; Strobel, Paukstadt, Becker, & Eicker, 2019). This creates new opportunities in the field of SCM to integrate suppliers in the provision of services, but also requires appropriate technological and organisational conditions (Menon & Shah, 2020).

2.4.4.1. *Use-Case: Supplier Management*

With the advent of e-commerce and rising customer demands, the supply chain changed from a linear relationship between the suppliers, manufacturers, distributors and the consumers to a more complex cross- relationship and hence the managers are finding it difficult to optimise the operations and identify key suppliers (Hanson-New & Daniel, 2019).

The electronic infrastructure in the service sector reduces all kinds of costs, regularly improves the relationship between buyer and supplier and facilitates negotiations and transactions. However, since coordination costs are still high, the use of information and communication technologies (ICT) is limited. (Scuotto, Caputo, Villasalero, & Del Giudice, 2017). The use of AI can start here and help to decide which supplier is best suited, based on collected data like supplier assessments, specific requirements of end customers – especially in the context of projects – or necessary qualifications or certificates.

2.4.4.2. *Use-Case: Procurement management*

The digitalisation of invoicing processes offers companies a good opportunity to save costs, optimise administrative tasks and increase competitiveness and efficiency (Cuylen, Kosch, & Breitner, 2016). The invoice approval process can be automated by using historical data, so that only conspicuous invoices need to be checked manually by a user during invoice verification. In combination with a precise forecast – as introduced in subchapter forecasting – the procurement process can benefit as well and receive reliable figures for the determination of future payments in the context of incoming invoices from suppliers (Kiefer & Ulmer, 2019). This contributes to the Stock planning, which accords to the predicted future demands of supplies and can be improved, especially for seasonal goods, by using AI-based forecasting models (Zunic, Delalic, Hodzic, Besirevic, & Hindija, 2018).

2.4.5. Accounting

In the early 1950s accounting was defined by the American Institute of Certified Public Accountants (AICPA) as

“ ... the art of recording, classifying and summarising in a significant manner and in term of money, transactions and events which are in part at least, of a financial character, and interpreting the results thereof” (Breton, 2018)

Within time the definition was reworked, according to the question whether accounting is an art or science. This leads into a modern definition of accounting:

“Accounting produces summaries of events (purchases, sells, etc.) happening in an organization (enterprise, not-for-profit organization, governments) in a coded form allowing the people who know the code to be informed and use this information.” (Breton, 2018)

In 2018, 36 percent of routine tasks in the financial services sector are already being performed by machines and algorithms, and is expected to increase to 61 percent by 2022, with the majority of jobs lost being accounted for by data entry and accounting personnel (World Economic Forum, 2018). This shows the already used automation potential of AI in the field of accounting, underpinned by the expectation that empowered by machine learning and predictive analytics, the trusted adviser of 2030 will be able to dramatically provide actionable items and greater insights for their clients and employers (Drew & Tysiac, 2020). The focus of traditional accounting work is on accounting and strengthening the supervision of the whole process of accounting work. Through the use of AI, with the spread of intelligent accounting software, accounting has the characteristics of intelligence and automation. The focus of accounting work has shifted to analysis, evaluation and decision making. (X. Guo, 2019)

Based on the technical literature, use-cases are derived in the following chapters, in which the use of AI in the accounting context is worked out, considering the context of this dissertation.

2.4.5.1. *Use-Case: Document entry*

The entry of commercial documents such as receipts and invoices are a time-consuming routine activity in the area of document entry. This is also necessary in travel expenses entry to ensure that travel expenses are settled correctly, which also includes tax aspects. Through appropriate scanning processes or digital receipts in combination with Computer Vision, pre-categorisation can be performed to extract the relevant information from the documents and provide the user with suggestions for further processing. (Henrich, 2017) The same procedure can also be used for incoming invoices to generate a proposal for account assignment based on invoice item texts (Mertens & Barbian, 2019).

A current study from the year 2020 by a German provider of financial accounting software clearly shows that the majority of the surveyed medium-sized managers and employees see the added value of automation using AI in the area of incoming invoice processing. (Diamant Software, 2020)

2.4.5.2. *Use-Case: Default risk analysis*

Another use of AI in accounting is the assessment of the default risk of customers (Mertens & Barbian, 2019). AI can recognize patterns, but especially anomalies in data. For example, if a customer changes his payment behaviour, the system can recognize this and issue appropriate warnings, so that, for example, the risk of insolvency can be checked by external systems or payment terms can be changed to advance payment (Rebhorn, 2019).

2.4.6. **Controlling**

Controlling is an essential part of corporate management; this is already clear from the definition according to Peter R. Peißler – translated from German:

“Controlling is a cross-functional management tool that supports the corporate decision-making and management process by means of targeted information gathering and processing. The controller ensures that an economic instrument is available which, above all, helps to achieve the company’s objectives through systematic planning and the control that this requires.” (Peißler, 2020, p. 3)

Controllers will have to face central challenges that digitisation brings with it in the coming years. The task profile, toolbox and mindset must be adapted to the new framework conditions and in the long term, the number of controllers will decrease drastically, and controlling will develop even more strongly into a management philosophy (Schäffer & Weber, 2016). In this context it is necessary to introduce the term business intelligence (BI), as the foundation for controlling in enterprises (Baars, 2010).

BI is defined in a similar way in the literature (Larson & Chang, 2016). Nobel (2006) defines BI as the ability to give the company an information advantage; a company that does what it has always done, but more efficiently. Singer (2001) describes BI as the value proposition that helps organisations to tap into relevant information for decision making that is not available through regular reporting. Singer outlined that BI requires tools, applications and technologies that are designed to improve decision making and are widely used in the supply chain, sales, finance and marketing. Negash & Gray (2008) outlined BI more broadly as a data-driven process that combines data storage and capture knowledge management to provide input to the business decision-making process. BI enables companies to improve the decision-making process and requires processes, skills, technologies and data. More recently, Gartner (2020) expanded BI to Analytics and Business Intelligence (ABI) as an umbrella term that includes the applications, infrastructure and tools, and best practices that enable access to and analysis of information to improve and optimise decisions and performance. Figure 23 presents the BI regulatory framework, indicating the involved systems, such as the already introduced SCM, Procurement and ERP, also including further systems like computer aided x (CAx) – wherefore the x stands for different functions such as Design, Engineering or Innovation (Kemper et al., 2010) – the abbreviations are briefly explained below:

- Production planning and steering system (PPS)
- Manufacturing Execution System (MES)
- Product-Lifecycle-Management (PLM)
- Product data Management (PDM)

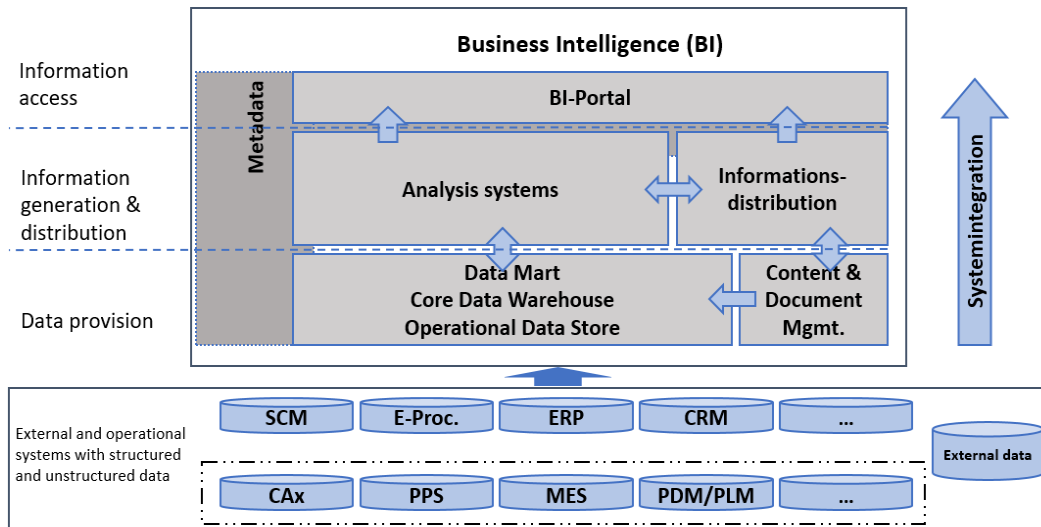


Figure 23: BI regulatory framework

[source: based on (Kemper et al., 2010, p. 11)]

The figure above also shows that the operational systems are the data foundation, for all for all information that builds on it. The BI-Portal serves as an interface for the user to make informed decisions, as introduced in chapter 2.3.2. Figure 24 presents the components of business intelligence consisting of online analytical processing (OLAP), knowledge management, CRM/database marketing, database mining, visualisation, decision support system/executive information system, data mining (DM) and geographic information system (GIS) (Burstein & Holsapple, 2008).

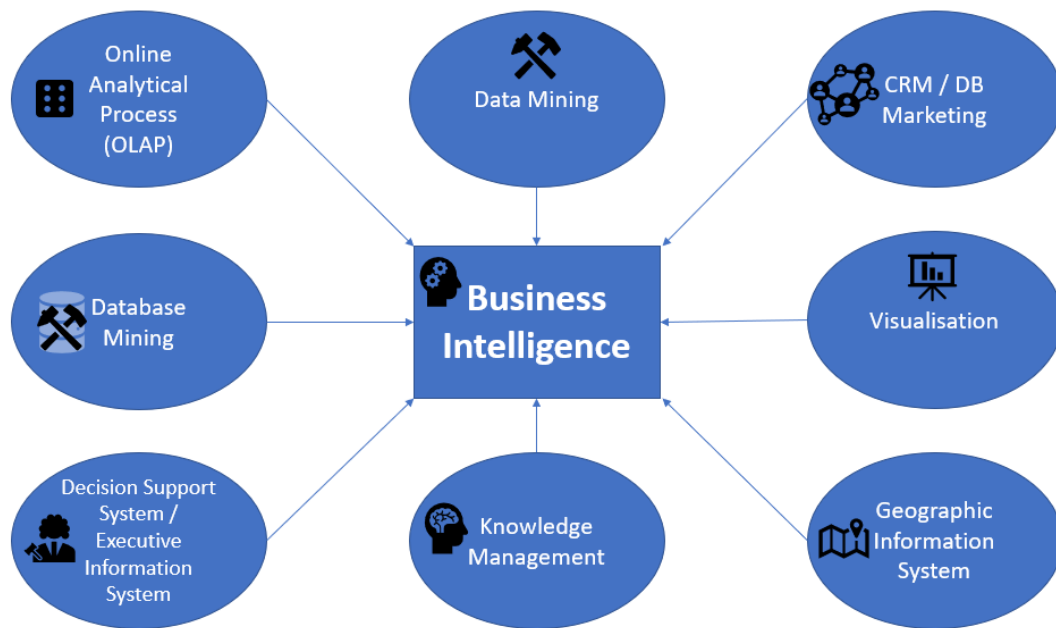


Figure 24: The components of business intelligence

[source: based on (Wu, 2010, p. 334)]

The correct orchestration of the components depends on the respective evaluation requirements and the use of AI is becoming increasingly important (A. Jain, Shah, & Churi, 2020). When looking at the components and considering the current literature, it also becomes clear that the meaning of speech interaction in this context has not been sufficiently researched (Collins et al., 2018; Hüsön & Holland, 2019b, 2019a).

The derived use-cases will contribute to the discovered research gap in chapter 1.1, as well as to the upcoming approach of Self-Service Business Intelligence and Analytics (SSBIA) as a major idea that casual users are enabled to prepare and analyse data without the need for expert support (Lennerholt, van Laere, & Söderström, 2018; Michalczyk, Nadj, Azarfar, Maedche, & Gröger, 2020).

2.4.6.1. *Use-Case: Interpretation of reports*

The correct interpretation of reports is an essential aspect for decision making (Mynhardt, Makarenko, & Plastun, 2017). For example the contribution margin is an important indicator of the company's health (Maria Arcari, 2018) and it is the foundation for break-even analysis (Dagogo, 2014). This indicator can be defined as the difference between net revenues and total variable costs for a given time period, when used as a single-stage calculation (Baptista, Lucato, Coppini, de Souza, & Carvalho, 2014). Adding more stages like fixed costs to the calculation will lead to a more detailed picture as total contribution margin (Reim, 2019, p. 178). The contribution margin is normally a key figure that is determined in retrospective when all data for sales and costs is available, but for some analysis like the Customer Lifetime Value (CLV) it is necessary to estimate the contribution margin (Müller & Lenz, 2013, p. 264).

As explained in the previous chapter, it is common in the corporate environment that different data sources have to be used in order to obtain a complete overview; this usually also applies to the contribution margin calculation.

Figure 25 gives a brief overview of sources for revenues, estimated revenues, costs, and estimated costs. The underlying systems provide data such as sales already achieved from invoices (financial accounting), future revenues from orders and maintenance contracts (ERP), and also future orders (weighted forecast from CRM). This data is enriched with information from production planning system and project management, which in conjunction with supply chain management can provide an accurate picture of the future contribution margin.

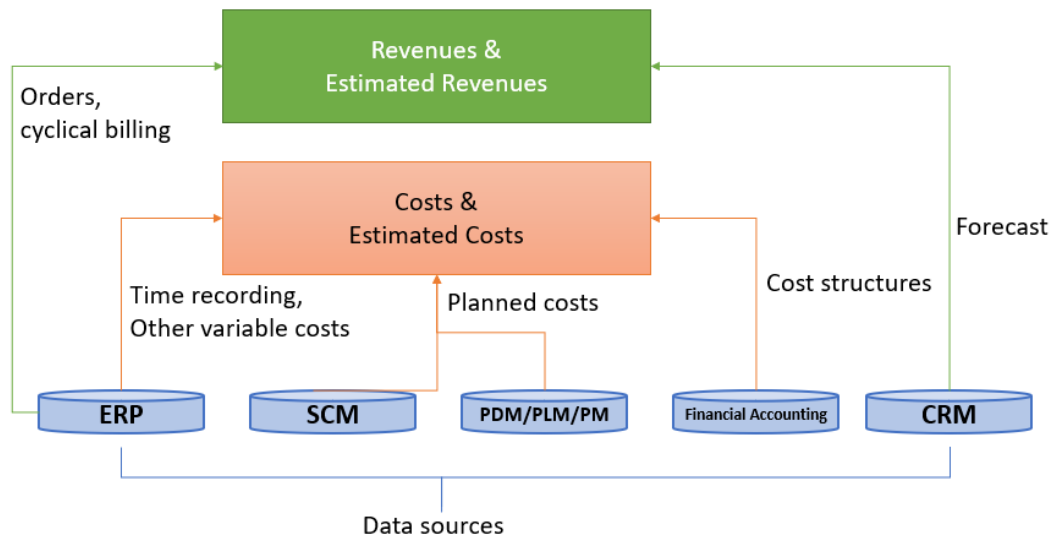


Figure 25: Data sources for contribution margin estimation

[source: own representation]

As stated in the forecast, use-case AI can increase the accuracy of the estimation, leading to more reliable predictions, although the benefit of AI does not end with predictions. Using configurations for KPIs, is not only possible to prepare the underlying data visually (Bačić & Fadlalla, 2016), but also possible to interpret this data in context and explain the displayed information to the user via speech synthesis in combination with visual highlighting (Hüsson & Holland, 2019a). The system is able to detect deflections and anomalies in the data and to point these out to the user through audio-visual interaction. Critical values can be directly identified by comparing them with KPI specifications, thus providing the user with a context-related assessment of the contribution margin and specific information on cost blocks or sales forecasts.

2.4.6.2. Use-Case: Data-informed decision making

The term data-informed decision making was addressed briefly in chapter 2.3.2, but the fundamental transformation of decision making processes in companies (Dremel, Herterich, Wulf, & Brenner, 2017) makes it necessary to delve even deeper into this subject area. First, the term intuition has to be examined and defined more closely. In the literature one can find numerous definitions for intuition. Etymologically, the term intuition is derived from the Latin verb “intueri” and means to look at and recognise. Different approaches and descriptions of the term intuition can be found in psychology, philosophy as well as in the social and natural sciences (Matzler, Bailom, & Hutter, 2010). In the context of this dissertation intuition is defined as follows:

“The subjective experience of a mostly nonconscious process – fast, a-logical, and inaccessible to consciousness – that, depending on exposure to the domain or problem space, is capable of accurately extracting probabilistic contingencies.” (Lieberman, 2000, p. 111)

This definition brings on the one hand the experience within a domain, and on the other hand the lack of tangibility of the decision basis.

Figure 26 gives a brief impression how the combination of intuition – based on appropriate expertise – and a sound data basis creates a balanced basis for decision-making (Potančok, 2019).

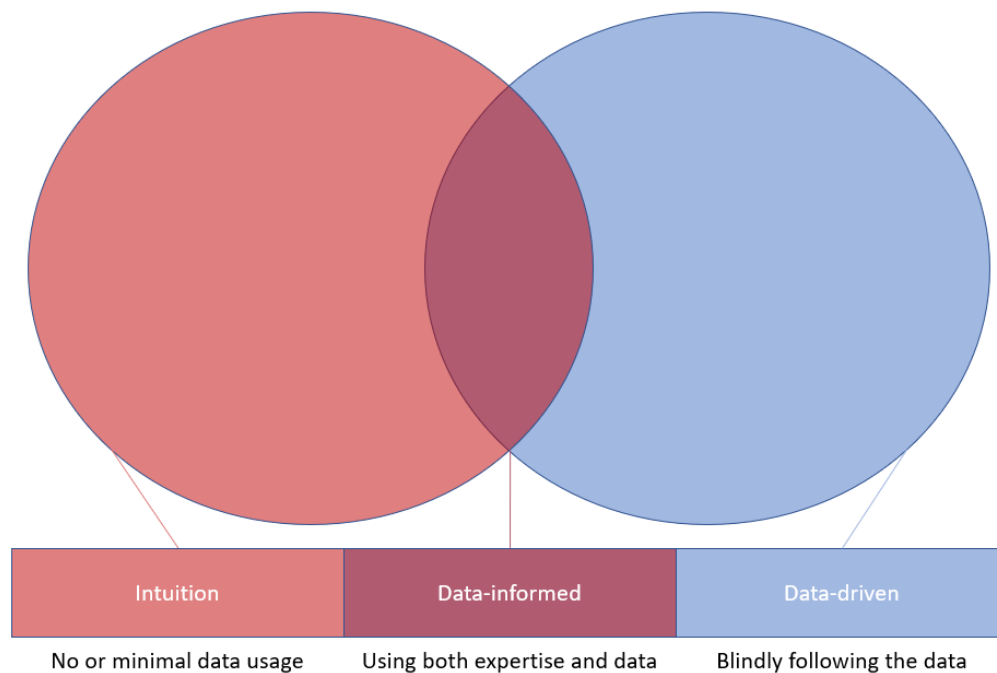


Figure 26: Intuition, data-informed and data-driven decisions

[source: based on (Courtney, 2018)]

The previous use case demonstrated how decisions can be prepared on the basis of summarised data and corresponding pre-configurations. Based on this scenario, the user can perform a comprehensive deep dive through the data. And by speech interaction, a drill-down can be called up to obtain detailed information on individual processes, thus enabling the user to make better decisions based on the data and his own intuition. If there is no clear action, following steps can be derived from the database or if they do not appear valid, the decision-maker falls back on his intuition based on his many years of experience.

2.5. ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND SMALL- AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES

As stated in chapter 1.2 SMEs are facing challenges in the field of digitalisation. In order to gain a deeper insight into the use of AI in SMEs in the context of this chapter, it is important to first define the term SME and to highlight the specific characteristics and economic importance of these enterprises. In context of this dissertation, SME will be defined according to the EU recommendation 2003/361:

1. staff headcount
2. either turnover or balance sheet total

Table 3: Definition SME

Company category	Staff headcount	Turnover	or	Balance sheet total
Medium-sized	< 250	≤ €50 m		≤ €43 m
Small	< 50	≤ €10 m		≤ €10 m
Micro	< 10	≤ €2 m		≤ €2 m

These ceilings apply to the figures for individual firms only. A firm that is part of a larger group may need to include staff headcount/turnover/balance sheet data from that group too.

[source: (European Commission, 2015)]

The importance of SMEs in Europe is already evident from the fact that 99% of all companies fall into this category (European Commission, 2019b). In 2018 approximately 25,1 million SMEs were registered in the European Union, with the majority being micro-sized firms. In 2017 over 94 million people were employed by SME. Approximately 66% of the workforce, in Germany – the biggest economy in Europe – 18,3 million people are working for SMEs. In 2018 SMEs generated slightly less than 56,4% of the value added, but only 28,4% of the companies were active in knowledge-intensive service industries and 1.0% in high-tech industries (D. Clark, 2020; Muller et al., 2019).

Due to the different framework conditions like population and education in combination with different business and technological developments - especially with regard to digitisation – in the different countries of the EU (European Commission, 2019a; Rothstein & Schulze-Cleven, 2020), it is necessary to focus on one country in the context of this dissertation. The choice falls on Germany, as the

largest economy with the highest population in Europe and one of the leading economic nations worldwide with a large service sector, but also a high automation rate (Anderton et al., 2020). According to the German Federal Statistical Office in Wiesbaden, 99,3% of all companies in Germany are SME employing 61% of all employees Germany wide (Albayrak & Gadatsch, 2018), which indicates that the Europe-wide figures are also represented in Germany. In 2018 German SMEs generated 34,4% of total sales with almost 2,40 trillion euros (Institut für Mittelstandsforschung - Ifm Bonn, 2018), 15% of the turnover is generated by digital products and services (Lichtblau, Schleiermacher, Goecke, & Schützdeller, 2018).

Besides the figures staff headcount, turnover and balance sheet there are other differences between SMEs and non-SMEs which cannot be directly deduced from the numbers. Figure 27 gives a brief overview of qualitative characteristics of SMEs, working out the differences to larger companies.

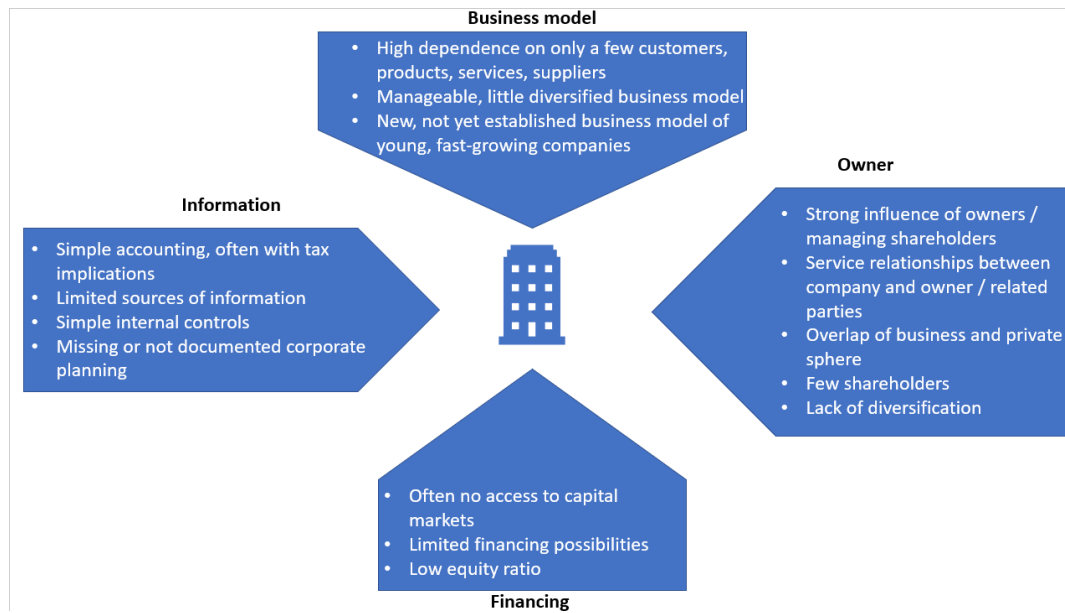


Figure 27: Qualitative characteristics of SME

[source: based on (Ihlau & Duscha, 2019, p. 5)]

The employees and managers are often generalists at SMEs and have extensive knowledge of business processes. They react quickly to new situations and use the flat hierarchy for direct communication between the different management levels (Immerschitt & Stumpf, 2019). It is therefore only logical that the main drivers

of digitisation in SMEs are the management (Diamant Software, 2020). The management of SMEs usually follows different rules than in large companies, which is why the way of IT management in SMEs and in large companies differs significantly, as SMEs often do not know about all the possibilities of digitalisation and do not have the necessary know-how and personnel possibilities or shy away from the high investments that go along with it (Albayrak & Gadatsch, 2018). According to a recent study by Deloitte, German SMEs in the field of AI are apparently well positioned despite the aforementioned limitations and know how the technology can bring added value to companies in a targeted manner (Deloitte, 2020). Figure 28 gives a brief overview of AI functions used in companies, the study is not only based on SME, but the results can be adapted and indicates that the IT sector is currently most strongly supported by AI.

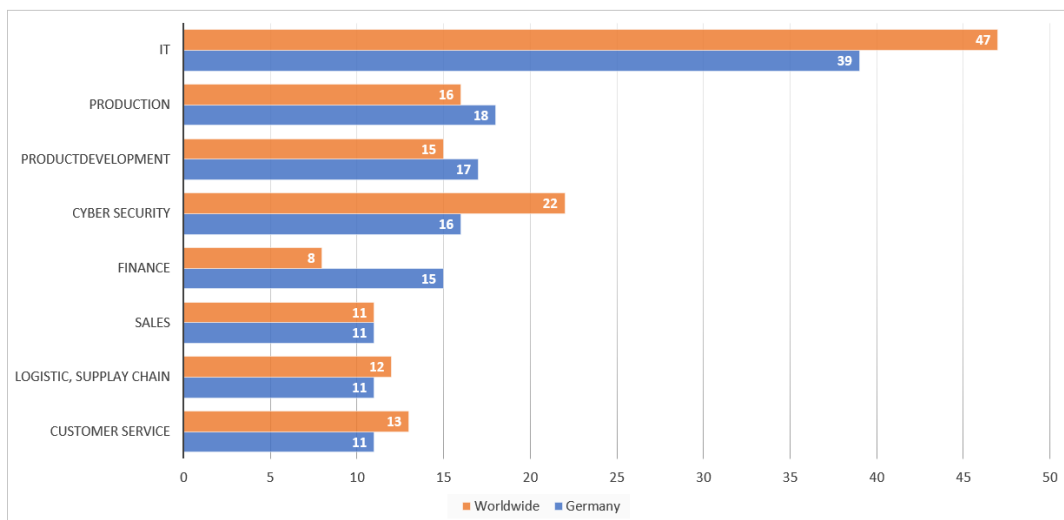


Figure 28: Functions in which AI is used in companies (Top 2 nominations)

[source: based on (Deloitte, 2020)]

If one compares the digital activities of SMEs with all companies in Germany, it turns out that SMEs are more than typically involved in the use of software to facilitate collaborative work. But the situation is different in the area of AI, where SMEs are 5% points below the national average of 20%. The lack of digital infrastructure and the lack of qualified employees with digital skills are the main reasons for this discrepancy. A closer look at the missing skills reveals that over 30% of all companies – whether SME or NON-SME – refer to missing digital skills in

software development, digital strategy and leadership and data/database management. SMEs in particular find it difficult to recruit staff with appropriate digital skills, because they are not available in sufficient numbers on the labour market, salary expectations are too high or limited career opportunities discourage potential employees. (Abel-Koch et al., 2019)

Another study from 2019 also shows that digital literacy in SMEs is less developed compared to large companies. Although overall a slow catching-up process can be observed over the last three years, the lead of large companies in digital literacy continued to increase over this period. Moreover, the observation of different professional positions in the company showed that the higher the position of a member, the lower the digital competences. This correlation could be caused by the age structure and decrease over time. However, there is still a risk that company managers will not recognise the challenges and opportunities of digitisation early enough (Czernich et al., 2019).

SMEs therefore need reliable partners who support them in digitisation and help to implement AI in business processes both from a technical and a process modelling perspective. The next chapter is therefore dedicated to the use of ERP systems to optimise processes through the use of digital technology, with the focus being further narrowed down to the service sector.

2.6. ENTERPRISE RESOURCE PLANNING FOR SMALL- AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES IN THE DYNAMIC ENVIRONMENT OF THE SERVICE SECTOR

As in the other developed economies, the transition from an industrial society to a service society has largely been completed in Germany. In the 1960s, the share of net value added in the manufacturing sector was still 60%; today the service sector generates 69% of gross domestic product, which creates almost three-quarters of all jobs and a good 80% of all companies in Germany are service companies. (BMWi, 2020; Ströbel, Durchholz, & Maier, 2020)

Over the last five to ten years, the highly productive information and communication services in particular have gained importance, both in terms of employment and gross value added. Nevertheless, there are indications that there is still room for improvement in this area too (Falck & Wölfl, 2018). In combination with

the challenges of digitisation already presented in the previous chapter, it is therefore necessary to review the processes of service companies for their optimisation potential and also disruptive process potential through AI-functionality. It is therefore relevant to map the internal company processes within software systems in order to keep both the work process and the information as central as possible. As a rule, companies then use an ERP system in which all processes flow together (H. Xu, 2017).

For a better understanding of the term ERP in the context of this dissertation, it is necessary to provide a definition of ERP. The term ERP as an abbreviation for Enterprise Resource Planning was coined in the 1990s by the Gartner Group as a further development of material planning software to integrate all facets of a company within one application (Abdullah, 2017). Therefore, the term was defined by the Gartner Group as follows:

“A collection of applications that can be used to manage the whole business. ERP Systems integrate sales, manufacturing, human resources, logistics, accounting, and other enterprise functions. ERP allows all functions to share a common database and business analysis tools.”
(Sturdy, 2012, p. 17)

However, the aspect of management and control is not sufficiently reflected in this definition. For the further consideration within this dissertation, the following definition according to Hessler and Görtz translated from German is therefore used:

“An ERP system is an integrated software that supports all or essential parts of a company’s business processes from a business management perspective on the basis of standardised modules. The available system functionalities provide up-to-date information on the basis of recorded and processed data, thus enabling company-wide planning, management and control.” (Hesseler & Görtz, 2007, pp. 5–6)

ERP systems are the backbone of many companies and organisations, collecting business data and information from different departments in a joint database, allowing business managers and employees to create reports that simplify business processes (Elbahri et al., 2019). The main drivers for ERP-Implementation are sharing knowledge and data around the organisation, cutting costs, improving the management of processes, replacement of legacy systems, reduction in cycle times, and operating costs (Almajali, Masa’deh, & Tarhini, 2016; Galy & Saucedo, 2014). The implementation of an ERP system is also a risk and even large companies with

correspondingly high budgets are not immune to implementation failures. The complexity and mutual dependencies should therefore not be underestimated (Ali & Miller, 2017). But even after successful implementation it is important – especially through communication and cooperation – to use the advantages of the ERP system in the long term to improve the performance of the company (Lin et al., 2020).

To approach the complexity of ERP systems, it is first necessary to consider the structure of an ERP system. Figure 29 gives a brief overview of the schematic structure of an ERP-System (Marz, Baum, Schimitzek, & Kramer, 2019, pp. 14-15):

- The lowest layer is described by the *data preservation layer*, managing different databases by a database management system and interfaces to other databases of other information systems.
- The following *application layer* contains the programming environment, the adaptation kernel, the calling of other programs and the user exits. The user exits enable the user to insert his own programs into the ERP system in the form of supplements. The adaptation core offers the possibility to modify a system and can be divided into two points. First, the database-dependent part, which provides access to the data managed by the database management system, and second, the database-independent part, which forwards the data to the core of the application.
- The *adaptation layer* consists of two parts. On the one hand, the Customising layer, which enables the incorporation of enterprise-specific processes and data structures, and on the other hand, the integration layer, which contain mechanisms for forwarding and notification mechanisms.
- The last and top layer is the *user layer*, which can be divided into the user interface and the web client. In this layer the user interacts with the system directly or via a web server.

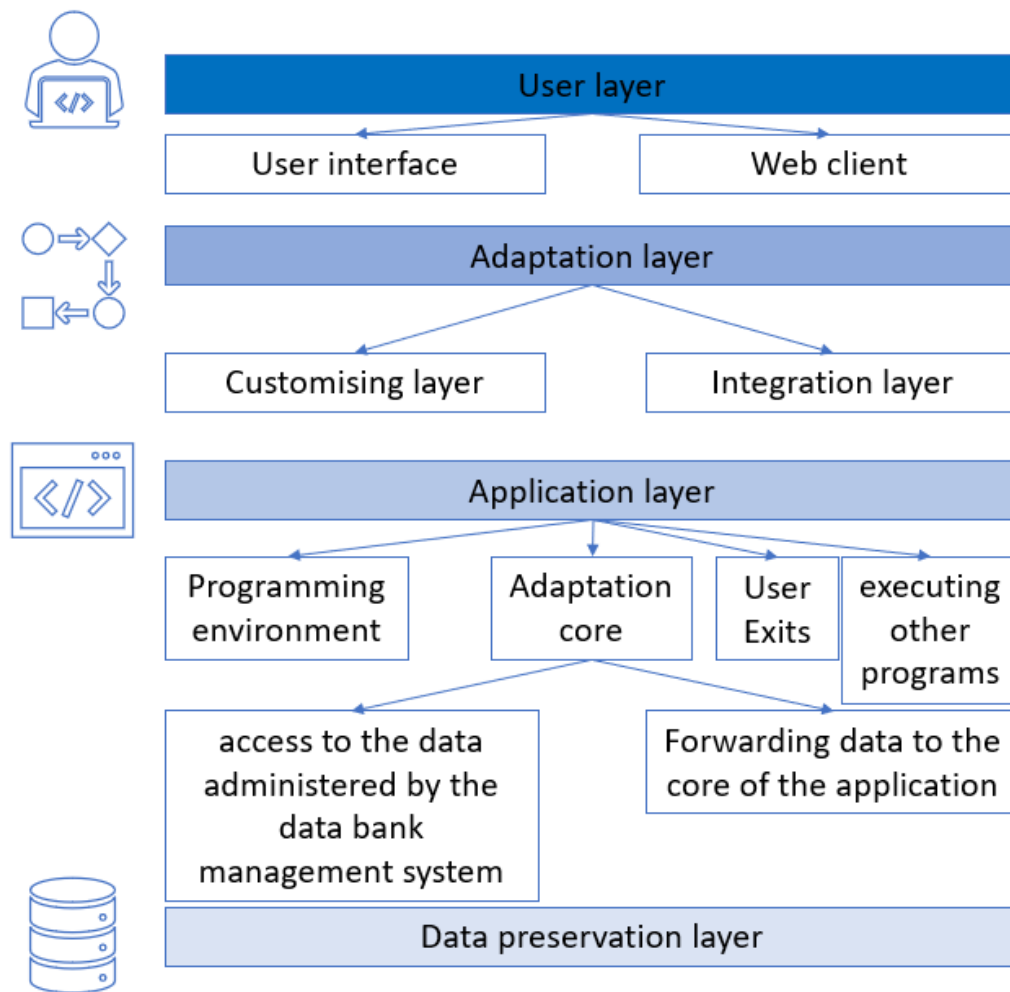


Figure 29: Schematic structure of an ERP system

[source: Derived from (Marz et al., 2019, pp. 14–15)]

It then becomes clear that data is the basis for all further levels. The ERP system should therefore be the focus of all processes. Only from a clean database can the final networked data capital be created. It is important that the users are aware of the possible uses that access is made centrally via a user-friendly interface and that both internal and external data are combined with each other, as well as fragmentations and unstructured data are avoided (Ströbel et al., 2020). Especially for SMEs with correspondingly lower budgets for the ERP system implementation, it is therefore necessary on the one hand to work out good arguments to justify the

investment and on the other hand to derive their own requirements in great detail and compare them with the ERP systems available on the market (Fueglistaller, Fust, Schaffner, & Ammann, 2016).

In addition to individual requirements and budget options, technological and infrastructure-related aspects also play a role in the decision. The implementation of a pure on-premise solution means, in addition to the license costs for the ERP system, there are further expenses for the necessary infrastructure such as servers, data centre and database systems. Also, the access possibilities with on-premise solutions can be limited, e.g. the pure use in the intranet or via VPN. Cloud solutions usually offer more flexible licensing and usage options. Depending on the provider, pay-per-use models are also possible, in which only the actual use is paid for. All these factors should be taken into account when making the final decision, so that the introduction of an ERP system pays off. (Link, 2017; Schneider & Weißenberger, 2017)

Country- and culture-specific aspects also play a role in success (Zafari & Teutenberg, 2017), it is therefore clear that not all aspects for the selection of an ERP system can be considered in the context of this dissertation. Reference is therefore made to the current literature, which deals extensively with success factors and relevant aspects for the selection of ERP systems (Hertfelder & Futterknecht, 2019). In the next step, the dynamic requirements of service companies – especially in the context of the digitalisation already presented – will be linked to the ERP system. Therefore, it is first necessary to consider the expectations of customers and companies. The analysis, which was originally geared to dialogues is now more broadly focused on customer-oriented processes. This allows to systematically determine the extent to which such processes contribute to the company and/or customer expectations as shown in Figure 30 (Kreutzer & Sirrenberg, 2019, p. 125).

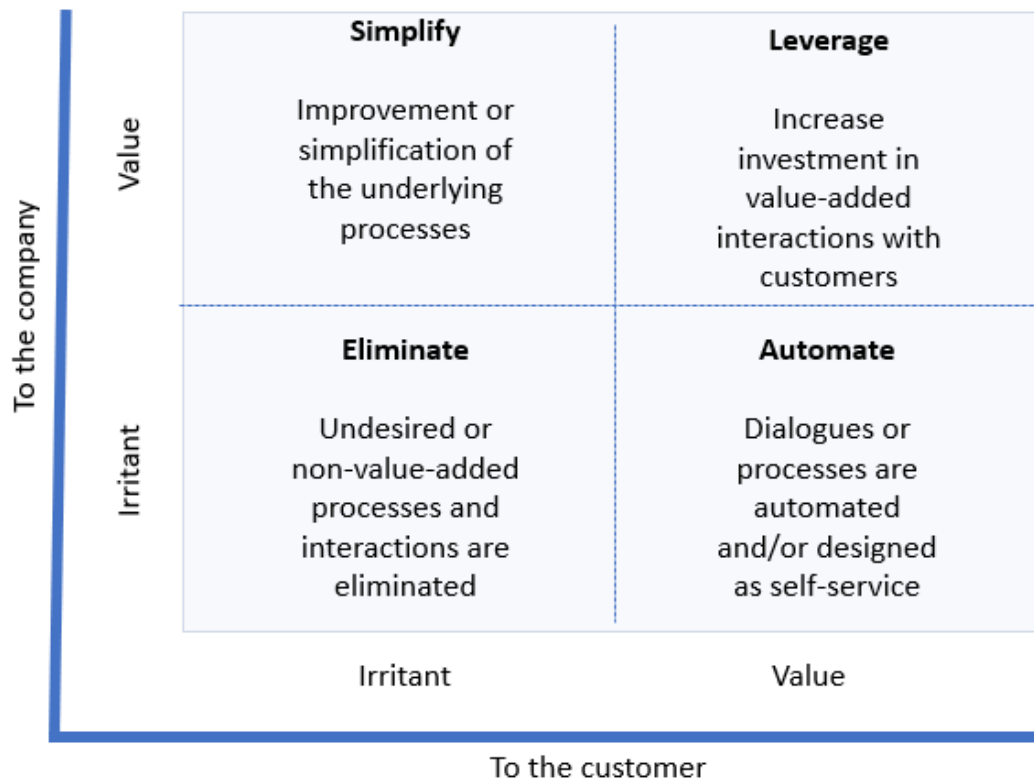


Figure 30: Value-Irritant-Matrix

[source: based on (Kreutzer & Sirrenberg, 2019, p. 126; Price & Jaffe, 2008)]

The ERP system must therefore support process to simplify, automate and achieve leverage effects. In this consideration, not only the internal functionality of the ERP system plays a role, but also the communication possibilities with the customer. With all the automation potential – which often comes from industry on generalised studies – it must however, be not forgotten that the digital change in the commercial field of activity and an important part of the ERP system has not been sufficiently researched (Busse, 2020). In the context of this dissertation, a research contribution is therefore also made to help close this research gap. The extent to which requirements for ERP systems will be permanently affected by external influences such as the COVID pandemic is currently not yet foreseeable, but it is clear that the home office is being used more and more frequently (Möhring et al., 2020) and that corresponding requirements can be derived at least for the infrastructure. The extent to which the trend towards further globalisation, networking and outsourcing of processes which will continue cannot be validly predicted either. It is very likely, however, that customer expectations will remain high, so that

data, processes and communication will continue to be available in the future without any local or time restrictions and real-time information can be accessed at any time (Leyh & Wendt, 2018). Nevertheless, the following chapter attempts to identify future trends to venture an outlook on the influence of AI on business processes.

2.7. CURRENT AND FUTURE TRENDS IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND ENTERPRISE RESOURCE PLANNING

AI is the fastest accelerating future technology of our time. It has arrived on the market quietly and considerately and it works inconspicuously in the background. AI has been in the media spotlight for years, quite rightly so: technological evolution is soon developing more than a million times faster than biological evolution due to its exponential growth. As a result, it is changing the previous value of creation logic and profit models in companies across all industries. Intelligent machines are no longer just taking over physical work, as in past centuries. For the first time in the history of civilisation, a technology will support us in our mental work: imperceptible, invisible, inaudible, and yet efficient and powerful. In some pointed areas, AI is already far superior to humans. More areas will follow – vertical artificially intelligent superiority will gradually become horizontal and intuitive. AI technologies will massively influence companies in the moving 2020s and irreversibly change their original DNA. While there are hundreds of different applications today, there will be thousands tomorrow and the day after, because never before has the interaction of strategy, analytics and technology been as important as it is today. (Wolan, 2020)

This is precisely the difficulty of validly deriving future trends, excluding areas of application, or designing precise scenarios for future use. Nevertheless, an attempt is made within this chapter to predict future developments as accurately as possible and to calibrate these assumptions through technical literature.

One of the most important trends is likely to be the 5G mobile bandwidth expansion, which is not an incremental improvement over its predecessors, but a revolutionary leap forward in data rates, latency, massive connectivity, network reliability and energy efficiency, allowing entirely new architectures for outsourcing computing operations (Focus group on Machine Learning for Future Networks

including 5G (FG-ML5G), 2019; Shafi et al., 2017). Another trend and directly related to cloud computing is the provision of AI as a service (AIaaS), where ready-made building blocks such as object recognition, translations, text-to-speech conversions and much more are provided as a service and made accessible via an API. Thus, it is possible to interoperate AI in applications without the developers of the application having extensive knowledge in the field of AI (Javadi, Cloete, Cobbe, Lee, & Singh, 2020). However, this is also accompanied by problems in the areas of security and trust, as data is moved to the cloud and, if necessary, further processed by different systems, which in turn requires a corresponding architecture for trusted cloud computing (Ibrahim & Hemayed, 2019). Figure 31 presents a common architecture for integrating AIaaS into applications by extending the underlying system with an interface for external program calls in order to provide data and information and retrieve a processed return.

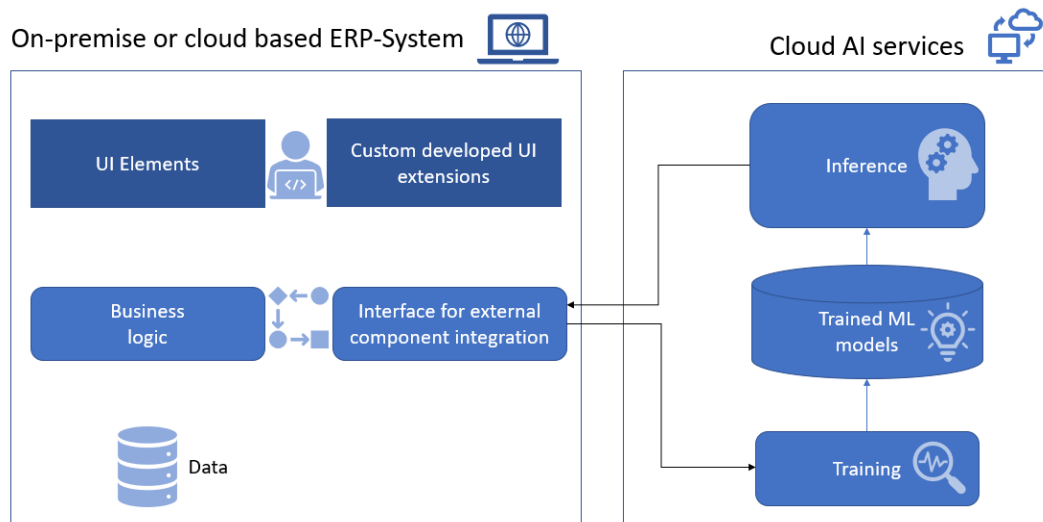


Figure 31: Common architecture for leveraging AIaaS

[source: Derived from (Casati et al., 2019, p. 338)]

In this case, another trend follows, which is relevant for the acceptance of AI, especially in the area of decision making. Although the research area of explainable AI dates back to the 1980s, the traceability of decisions made by AI systems is becoming more important as a burgeoning number of decisions are made by AI. Thus, further increasing the need for traceable decision making (Goebel et al., 2018). Three cross-disciplinary concepts of explainable AI are characterised: opaque sys-

tems, which do not provide insight into their algorithmic mechanisms; interpretable systems, which allow users to mathematically analyse the algorithmic mechanisms; and comprehensible systems, that emit symbols that allow user-driven explanations of how a conclusion is reached (Doran, Schulz, & Besold, 2017).

There are also trends in the area of ERP which must be considered in the context of this dissertation. Following the term Industry 4.0, the term ERP 4.0 is also used in this context, under which various functions of modern ERP applications are combined (Basl & Novakova, 2019). Moving ERP systems from on-premise to the cloud is becoming increasingly important for both SMEs and large organisations (Rumana, Gillian, & Mahbubur, 2020). This is accompanied by the mobile use of the ERP system on end devices such as tablets and smartphones – again supported by the improved bandwidth of 5G – , which therefore, require a responsive design in order to initiate and control processes efficiently while on the road (Kujala & Halonen, 2020). As already worked out in this chapter, the integration of AI into business processes is an important trend that requires an expandable architecture of the ERP system in order to enable the closest interaction between external systems and the internal program flow (Shi & Wang, 2018).

2.8. CONCLUSION FROM THE LITERATURE REVIEW – ANSWERING RQ1

The purpose of chapter 2 was to provide the theoretical basis for the dissertation and to answer the first research question. By defining the relevant terms, the context of this thesis could be made clear. Based on the literature, both the course and the current state of research in the areas of AI, IPA and ERP were surveyed and the focus was narrowed more and more to obtain an operationalizable field of research. By developing use cases in conformity with the literature, it was also possible to present concrete and practical application examples, which will be taken up again in the following chapters in order to conduct quantitative as well as qualitative studies. By identifying current and future trends, it was also ensured that future developments were also considered. Through this approach it is now possible to answer the first research question.

RQ1: *“What is the current state of Artificial Intelligence combined with IPAs in a business context for SMEs in the service sector?”*

It could be shown that SMEs are facing great challenges due to digitisation. The focus is currently on processes such as electronic invoicing, which has little to no contact with AI in this context. Nevertheless, companies understand that the implementation of AI in business processes is of paramount importance for the future. However, many SMEs do not have the sufficient know-how to meet this challenge. Therefore, it is necessary to find an implementation partner who has both an understanding of the current processes of the company and sufficient knowledge about possibilities of integrating AI. Since many SMEs use ERP systems to map business processes, the ERP system is an important starting point for integrating AI and automating processes.

Within the next chapter, an exemplary implementation of functions within an ERP system is carried out with the help of the DSR framework on the basis of the knowledge gained, in order to then have these evaluated by ERP users within the framework of a quantitative study.

3. EMPOWERING BUSINESS-PROCESSES WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE – A DESIGN-SCIENCE-RESEARCH ⁹

With intelligent personal assistants like Google Assistant, Siri or Amazon Alexa, a new area of user-interaction has approached, complementing the user-input by keyboard, mouse and touchscreen with control systems by voice commands to start workflows and guide the user through complex processes and supporting decision making via speech synthesis (Doss et al., 2018). As stated in chapter 1.1 users are looking for equivalent comfort as experienced in private IPA usage in business applications to control processes, resulting in an increasing number of IPA users in the business environment (Budzinski et al., 2018; Saran, 2018). This is reflected in the fact that large tech companies like Amazon initiate their IPA Alexa for business issues by integrating Microsoft Office 365 to access and control the scheduler via voice control (Amazon, 2019). Referring to chapter 2.2, improvements in AI enabled tools to foster better interaction between human and machine, although the main indicators for continued use and satisfying user experience are not discovered well enough (Yang & Lee, 2019). Prior researches set the focus on private (Cowan et al., 2017) or educational (Babic, Orehovacki, & Etinger, 2018) use of IPAs, also the specific use of certain IPA features like checking weather forecasts, planning music or controlling other devices and the corresponding satisfaction rate have been examined (Lopatovska et al., 2019), but there is no research investigation concerning the usage and recommendation of IPA-features in a business context, leading to a need to identify relevant features in the context of a real world company. This chapter therefore focuses on features that create potential added value for companies based on IPA functions. Analogous to the features known from private use, these features can be understood as information requests, explanations or even function or workflow calls, as introduced in the Use-Cases in chapter 2.4.

⁹ The content of this chapter has been published as part of the conference Proceedings of the 10th conference professional knowledge management 2019 in Potsdam (Hüsson & Holland, 2019a), the 32th Bled eConference 2019 (Hüsson & Holland, 2019b) and Business Systems Research Journal (Hüsson, Holland, et al., 2020).

The aim of this chapter is therefore to lay the foundations for answering **RQ2**:

“In what areas AI- and IPA-Features can improve processes in small- and medium-sized service enterprises of the service sector?”

In order to contribute to this question and the related research gap, the aim of this chapter is to identify specific use cases and to analyse which features can benefit from an IPA implementation in order to cover existing weaknesses in process flows in terms of usability, especially navigation within the application, information overload and lack of communication capabilities of the system from the literature (Lambeck, Fohrholz, et al., 2014; Lambeck, Muller, et al., 2014; Wong et al., 2016). In addition, this chapter also deals with the results of previous research on the challenges of ERP implementation in terms of overall usability, which leads to a high demand for user training to enable users to operate the system efficiently (ElFarmawi, 2019) and the impact of data on decision making (Potančok, 2019).

To analyse the specific user requirements and the acceptance of language workflows in a business context, a prototype for an IPA was developed and implemented as an additional module in a modern web-based ERP system (Hüsson & Holland, 2019a). The completely web-based prototype was called V-IP-A. By using web technologies, the distribution is easier and the prerequisites for use are low, so that an evaluation can be carried out on a broader basis, since no installation effort is required. The only necessary prerequisite is the use of the browser Chrome from the company Google, because the ready speech framework Web-Speech-API (WSA), which was introduced by the W3C community in 2012, is only implemented there (Shires & Jägenstedt, 2018; Wedekind, 2018).

As described in chapter 1.4, the artifact is part of the design science research and an early concepts of the artifact were introduced, applied and discussed with the academic community in different national and international conferences (Hüsson, 2019a; Hüsson & Holland, 2019a, 2019b). The extensive feedback from the conferences helped to narrow the scope of the research project and working out relevant features and key indicators for user acceptance. The research design for the user-acceptance survey was also discussed and a questionnaire was derived (Hüsson & Holland, 2019b). To reflect the business context, the artifact was also introduced to a professional audience during a business summit called Vemas.Inside in September 2019 in Krefeld, Germany (Hüsson, 2019b). During this event,

corporate decision-makers met and were informed about the latest version of artifact. The participants also had the opportunity to give direct feedback in the form of short discussions.

Based on the feedback from the academic and business fields, a new version 1.1 of the artifact was developed including the new functionality to enter notes by voice input – which was requested as the most useful feature by business users during the summit in September 2019 (Hüsson, 2019b).

This chapter contains novel theoretical and practical contributions, thus enriching both academic and business knowledge. These contributions relate on the one hand, to adapt and develop IPA-features in a business context based on existing research gaps, as presented in the introduction of this chapter. Within this chapter there is also a contribution for new insights to the existing literature by introducing a new user-experience-item called explanation-mode to IPAs in a business context. This item extends the level of interaction between the user and the ERP system. In addition, within this chapter findings from prior studies regarding main drivers for usefulness of IPA according to the task attraction in the private environment are being verified. On the other hand, this chapter provides an empirical analysis of the usefulness and user-acceptance of the implemented features based on a fully functional prototype of IPA in the business context.

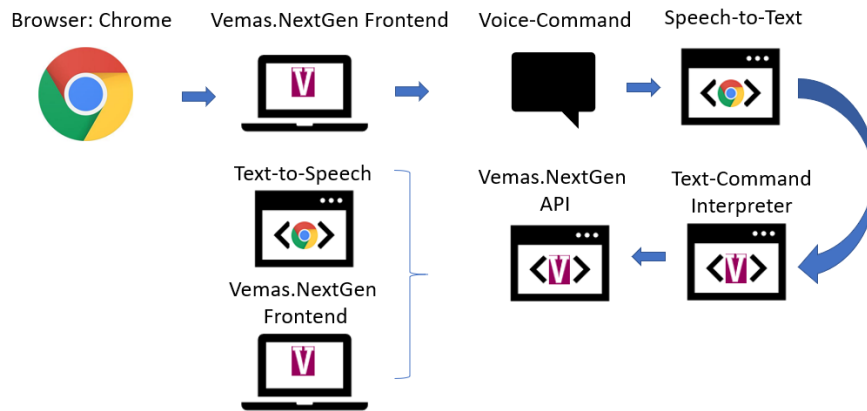


Figure 33 System architecture of V-IP-A and interaction flow

[source: own representation]

Activated by the IPA button, voice recording begins within the browser. The recording continues until the user has finished speaking. The voice recording is then converted to text using speech-to-text. This text is transferred to the text-command interpreter and determines the corresponding command, which must be created in the system and assigned to one or more keywords. The determined function is then called in the API interface of the ERP system with any parameters that have been recognised. If necessary, the API then opens masks on the ERP-frontend or controls the browser for speech output to complete the command.

Through the combination of speech input and output with a screen of a smartphone, tablet, laptop or pc, the full range of audio- and visual interaction can be provided, levelling up the user experience and the way systems can interact with users (Nishimura et al., 2018; Saran, 2018). This allows even complex ERP systems to benefit. Contributing to the usage-pattern in a private context – referring to the previous chapter – the IPA supports short commands for task execution and information retrieval. During the development process of the IPA-Prototype, HCI design guidelines (Murad, Munteanu, Clark, & Cowan, 2018; Murad, Munteanu, Cowan, & Clark, 2019) were taken into account, to create a state-of-the-art user experience in order to reduce the implementation risks and training cost for ERP-implementations (ElFarmawi, 2019). Table 4 provides a summary of the IPAs functions in the field of user-interaction, derived from research based on detailed and previously mentioned literature research, feedback of two academic conferences and business-summit participants as explained later in this chapter.

Table 4: Functional overview IPA

No.	Function	Description
1	Speech-Commands	Analysing speech for keywords to trigger actions like opening a specific form or report. The speech must be divided into commands and parameter for the command. Limitation: Only one command at a time, the commands are predefined and addressable by keywords, but extendable by add-ons. Recognising the personal name, e.g. for searching for a company or contact person are not in focus for this stage of the prototype.
2	Speech-User-Interaction	The IPA should give a voice-feedback in the context of the triggered command and request missing parameters to fulfil the command.
3	Explanation-Mode	The IPA should be able to cluster data, label and rate KPIs and give a brief summary of the data, which are displayed as a chart and explain the main points to the user via speech synthesis. Limitation: The type of report is already known, and the data-content is classified by a configuration. Query Detail-Information for a specific cluster is not supported.

[source: own representation]

Based on these functions, a set of commands was implemented to perform tasks within the ERP system. The feature-selection was based on the suggestions of ERP-experts and ERP system-users and discussed with researchers and key-users during conferences (FOM Data Science Forum February 2019 Düsseldorf Germany, 10th Conference Professional Knowledge Management March 2019 Potsdam Germany and 32nd Bled eConference – Humanizing Technology for a Sustainable Society June 2019 Bled Slovenia) and a business summit (Vemas.Inside September 2019 Krefeld, Germany). With the help of this feedback the first prototype version has been developed and published for evaluation.

In the next chapter, the individual implemented functions are described in more detail to show the exact scope of application covered by this version.

3.2. ARTIFACT FEATURE SPECIFICATION

For the purpose of information retrieval, the user can ask the system for a brief summary (**Feature set F1**). The function can be triggered by one of the defined keywords “*summary*” or “*briefing*”. The system matches the briefing-command and starts gathering the desired information from the ERP-Systems, such as notes to customers written by other ERP system-users. For example, a note written by the fictitious user Melanie Becker on 8th February 2020 at a fictional customer FOM Düsseldorf will be read out like that:

“Note by Melanie Becker on February 8, 2020, 01:42 p.m. at FOM Düsseldorf.

Contact person: Mr Rüdiger Buchkremer.

Subject: Interest in ERP-system.

Content: The director of the Institute for IT Management and Digitisation Prof. Dr Buchkremer called and requested information on the ERP system.”

The speech output provides important information about activities at prospective customers and customers, so that the user gets a quick overview of what is happening in the company without having to navigate through the ERP system and call up the corresponding overview. As another example, for task execution, a command for creating notes via speech-input was implemented (**Feature set F2**).

The function can be triggered by the keyword “create note”, followed by a company name that is known to the ERP system. The ERP system starts to search for the company in the internal database via the recognised text. If the companies name is unknown, the system provides audio-feedback to the user, otherwise, the ERP-System opens the note-formula and listens to the user again to gather the content of the note via speech-to-text. After finishing the speech-recording the note will be saved automatically to the ERP-System and is directly available in the summary-function (**Feature set F1**). In this way, the functions developed in the Use-Case in chapter 2.4.1.3 for the query and also the information acquisition can be mapped.

As an extension of the task-execution workflows, a complex command-setup was implemented for information retrieval in combination with user-interaction using the newly presented research object *explanation mode* of the IPA. The function is triggered by the keyword “current situation” and the IPA lets the ERP system open a graphical overview as presented in Figure 34. The graphic is showing the

profit margin of the company based on invoice data, costs and forecasts. The IPA as well starts to explain the figures including a preconfigured interpretation of the value ranges for relevant key performance indicators (**Feature set F3**).

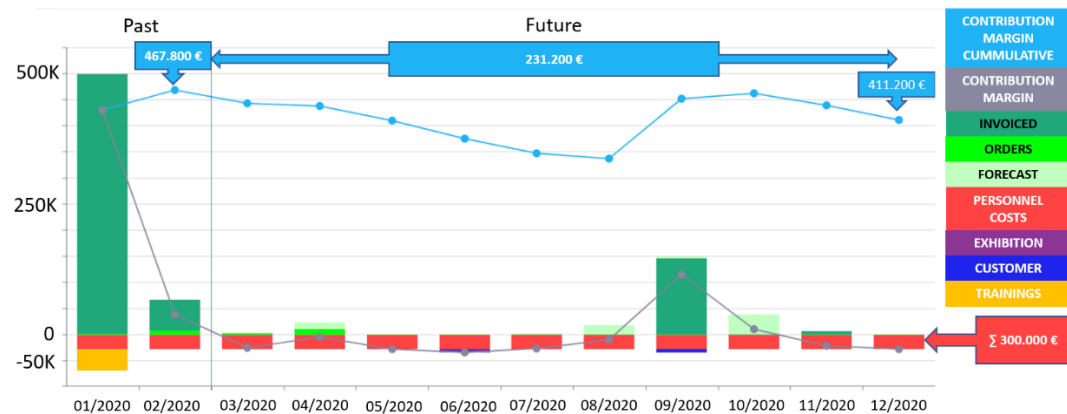


Figure 34: Report contribution margin

[source: own representation]

Via speech synthesis, the IPA will read out the following information and highlight important coordinate points in the chart to direct the user's attention to specific sections of the graphic:

“The current situation of the company is as follows: In the past, January until February 2020 approx. €467.800 as contribution margin. For the future March to December 2020, about €231.200 are expected as contribution margin. For the entire period, January to December 2020 is the expected contribution margin approx. €411,200. The contribution margin is higher than the shareholder expectations. The highest costs are caused by personnel costs: €300.000. Personnel costs are below the planned budget.”

This function covers the procedure for explaining overviews described in the use case in chapter 2.4.6.1 and therefore gives users with less experience in the area of commercial key figures the opportunity to recognise connections and interpret the overview. After the user has been informed about the overall situation by the speech synthesis, he or she can call up further details on the compressed data. The drill-down can be triggered by the command “show me details for”, followed by the name of the month, e.g. January. The system opens a new report and shows a grid with detailed information about the revenues and costs in the requested date

span. Figure 35 presents the drill-down-report where the user retrieves more details about the background of the graphical report and can analyse the underlying data and track it down to orders, invoices, personnel and training costs. Using this drill-down, the user can gain extensive insights into the company's revenue and cost structure, such as the level of personnel costs (highlighted in red) or very profitable projects (highlighted in green).

PERIOD	TYPE	REFERENCE	PROCEEDS	COSTS	CONTRIBUTION MARING
01/2020	INVOICED	PO#: 10000	435.000 €	5.000 €	430.00 €
01/2020	INVOICED	PO#: 20000	15.000 €	5.000 €	10.000 €
01/2020	INVOICED	PO#: 30000	50.000 €	10.000 €	40.000 €
01/2020	PERSONELL COSTS	TEAM 1		15.000 €	- 15.000 €
01/2020	PERSONELL COSTS	TEAM 2		10.000 €	- 10.000 €
01/2020	TRAININGS	TEAM 2		30.000 €	- 30.000 €
	Σ		500.000 €	175.000 €	425.00 €

Figure 35: Drill-Down function for details on period January 2020

[source: own representation]

Referring to the Use-Case in chapter 2.4.6.2, this feature enables the end user for data-driven decisions in combination with their own intuition leading to data-informed decision making (Potančok, 2019). As this field of research is still new, it has to be pointed out that Business Intelligence alone is not able to increase the performance of the company, but the combination of BI and Business Process Management – if both are coordinated – brings benefits to the business (Suša Vugec, Bosilj Vukšić, Pejić Bach, Jaklič, & Indihar Štemberger, 2020).

3.3. ARTIFACT EVALUATION

The research design of the artifact evaluation was discussed at a scientific conference (Hüsson & Holland, 2019b). In order to assess the IPA artifact, a questionnaire is derived from the implemented features, allowing the participant to assess the usefulness of individual features using a four-point Likert scale ranging from “strongly agree” to “strongly disagree” (Lozano, García-Cueto, & Muñiz, 2008). In order to rule out neutral answers, participants must decide whether or not they agree with the usefulness of a feature (Nowlis, Kahn, & Dhar, 2002). This form of assessment was chosen to obtain a positive or negative evaluation of the specific feature in terms of usefulness. In addition, the participant could provide separate free written feedback for each feature set in a commentary section in order to make remarks, give hints or make own suggestions for features.

The questionnaire was available online from the period of 15.11.2019 to 31.01.2020. The corresponding link was sent to 100 users with research background and 400 ERP system users from an internal mailing list. A link to a video with a short description of the IPA features and a link for direct access to the demo environment for an individual experience with the IPA in a simulated production system were directly integrated in the questionnaire, so that the participants had access to a documentation of the functionality as well as the possibility to try out the IPA themselves. The survey was structured in three parts:

1. Demographic characteristics like gender and job information
2. Characteristics in experience with technology (IPA and ERP)
3. feature-rating and comments

As there are no comparable studies in the context of business applications, the independent variables were derived from already existing studies on the private use of IPAs (Han & Yang, 2018; Jiang et al., 2015; Kiseleva et al., 2016; Yang & Lee, 2019). The presumed dependent variables must be derived on the basis of technical framework recommendations (Zhou, 2016) combined with feature-ratings in a private context and business needs (Saad, Afzal, El-Issawi, & Eid, 2017). The main objective of the survey is to identify the most useful features to provide a solid basis for further improvements of the artifact, thus contributing to the rigorous cycle of design science research. Previous studies already identified the task attraction as a main driver for the continuous intention and usefulness in the private usage of

IPAs (Han & Yang, 2018; Lopatovska et al., 2019). So, a not significant correlation in a business context is the expectation for the outcome too. To confirm the expected result, the correlations are analysed using a correlation matrix in the result chapter. Table 5 and Table 6 are giving a brief overview of the characteristics and examined features according to the theoretical foundation.

Table 5: Characteristics and theoretical foundation

Characteristics	theoretical foundation
<i>Gender (GQ1), Age (GQ2)</i>	<i>Comparable study (Han & Yang, 2018)</i>
<i>Personnel responsibility (GQ3)</i>	<i>Derived from occupation (Han & Yang, 2018)</i>
<i>Job position (GQ4)</i>	<i>Comparable study (Luger & Sellen, 2016)</i>
<i>Industry (GQ5)</i>	<i>Comparable study (Lambeck, Fohrholz, et al., 2014)</i>
<i>Experience with Voice-Assistants (GQ6)</i>	<i>Derived from technology expertise (McLean & Osei-Frimpong, 2019) and Experience (Brill, Munoz, & Miller, 2019)</i>
<i>Open for new technology (GQ7)</i>	<i>Derived from study of attitudes towards technology (Edison & Geissler, 2003) and technology optimism from comparable study (Kowalczyk, 2018)</i>
<i>Participant type (GQ8)</i>	<i>Comparable study (Kiseleva et al., 2016)</i>
<i>Experience with ERP systems (GQ9)</i>	<i>Derived from technology expertise (McLean & Osei-Frimpong, 2019)</i>
<i>ERP system (GQ10)</i>	<i>Comparable study (Lambeck, Fohrholz, et al., 2014)</i>
<i>Current tasks will change in future due to new technology (GQ11)</i>	<i>Derived from studies about the impact of technology on the future of work (Betz, Betz, Kim, Monks, & Phillips, 2019; Kaplan & Haenlein, 2019)</i>
<i>Percentage of repetitive activities (GQ12)</i>	<i>Derived from GQ11 as an indicator for automation potential and a mediator for impact on current tasks, since repetitive activities have a higher risk of automation (Grace, Salvatier, Dafoe, Zhang, & Evans, 2018).</i>

[source: own representation]

Table 6: Feature sets and theoretical foundation

Feature set	theoretical foundation
Summary-Function (Feature set F1) <i>Gives a short summary of the information of the day recorded in the system</i>	<i>Information retrieval derived from comparable studies (Ammari et al., 2019; Iannizzotto et al., 2018)</i>
Entry-Function (Feature set F2) <i>Open masks and enter content via voice input</i>	<i>Derived from functions like calendar entries and chatbots (M. Jain et al., 2018; Kaplan & Haenlein, 2019; Lang et al., 2018)</i>
Explanation-Function for reports (Feature set 3) <i>Explains components of reports and evaluates key figures via voice output</i>	<i>Derived from a study in the field of data analysis (Collins et al., 2018)</i>
Other Features (Feature set 4) <i>Additional not yet fully implemented features: worktime recording, search and prediction</i>	<i>Derived from function suggestions (Zhou, 2016)</i>

[source: own representation]

In order to avoid missing values, the mandatory entries were chosen so that the questionnaire does not accept empty answers for important elements. Of the 500 possible participants, more than 10% of the respondents successfully completed the survey, such that a total of 66 people answered. Due to the complexity of the survey and the required ERP knowledge in combination with the IPA experience to assess the usefulness of the features, a survey rate of 13,2% can be considered sufficient for an meaningful analysis (Delice, 2010; Fosnacht, Sarraf, Howe, & Peck, 2017).

3.4. RESULTS OF THE ARTIFACT EVALUATION

The sample characteristics as elaborated out in Table 5 and Table 6 are now presented in respect to the sample in Table 7 and Table 8. The analysis shows that more than 90% of the respondents have experience with ERP systems and around 80% have experience with speech assistants. More than 74% of the participants watched the tutorial video and about 35% tested the artifact in a simulated production system. Over 92% of all respondents expect, that new technologies (Compare Sum of percentage in GQ11 in Table 8) will have an influence on their work objectives. This result is consistent with other research findings (Baccala et al., 2018; Betz et al., 2019). But unexpectedly, even participants with a low percentage of repetitive tasks (23 participants with less than 20%), agree or partially agree, that their jobs will be impacted and only one participant in this characteristic replied with rather not true.

Table 7: Demographic characteristics

Characteristics	Respondents (n=66)	
	Number	Percentage
<i>Gender (GQ1)</i>		
Male	46	69,70
Female	20	30,30
<i>Age (GQ2)</i>		
18-25	6	9,09
26-35	26	39,39
36-45	12	18,18
46-55	15	22,73
>55	7	10,61
<i>Personnel responsibility (GQ3)</i>		
Yes	31	46,97
No	35	53,03
<i>Job position (GQ4)</i>		
Assistance	1	1,52
Clerk / Employee	25	37,88
Executive employee / team leader	10	15,15
Head of department	8	12,12
Management	4	6,06
No Answer	18	27,27
<i>Industry (GQ5)</i>		
IT	30	45,45
Service	16	24,24
Others	20	30,30

[source: own representation]

The demographic characteristics outlined in Table 7 are consistent with previous researches which suggests that the IPA market is at an early stage (Han & Yang, 2018) and attracts early adopters who tend to be younger (Everett, 1995) and that new technologies attract more male than female respondents (Dobscha, 2003; Kotzé, Anderson, & Summerfield, 2016). The significance of attitudes towards technology is also underlined by the results of the survey, where all participants agreed or partly agreed that they are open to new technologies (GQ7). Table 8 shows the IT experience of the survey participants.

Table 8: IT experience of respondents

Characteristics	Respondents (n=66)	
	Number	Percentage
<i>Experience with Voice-Assistants (GQ6)</i>		
Yes	54	81,82
No	12	18,18
<i>Open for new technology (GQ7)</i>		
I agree	53	80,30
I partially agree	13	19,70
<i>Participant type (GQ8)</i>		
Watched the video and tried the IPA	17	25,76
Tried the IPA only	7	10,61
Watched the video only	32	48,48
Either watched or tried the IPA	10	15,15
<i>Experience with ERP systems (GQ9)</i>		
User	12	18,18
User with advanced knowledge	11	16,67
Key-User (expert for process areas)	7	10,61
Administrator (expert for configuration)	7	10,61
Key-User and Administrator	15	22,73
No Experience	6	9,09

<i>ERP system (GQ10)</i>		
Vemas.NET	39	59,09
SAP	10	15,15
None	10	15,15
Microsoft Dynamics	3	4,55
Others	16	24,24
<i>Current tasks will change in future due to new technology (GQ11)</i>		
I agree	39	59,09
I partially agree	22	33,33
Rather not true	4	6,06
I disagree	1	1,52
<i>Percentage of repetitive activities (GQ12)</i>		
< 20%	23	34,84
...between 20% and 50%	37	56,06
>50%	6	9,09

[source: own representation]

In accordance with their individual impression of the IPA, participants assessed the features in terms of usefulness and had the chance to cast votes for other features. The results are being presented in Table 9.

Table 9: IPA-feature rating (n=66)

Summary-Function (Feature set F1)	I agree	I partially agree	Rather not true	I disagree
<i>The daily summary of the processes informs me specifically for my tasks (Feature F1.1 – daily summary)</i>	36,36%	33,33%	22,73%	7,58%
<i>The IPA should compress the notes of the users again and output only keywords (Feature F1.2- daily summary compressed)</i>	19,7%	36,36%	27,27%	16,67%

<i>It should be possible to output more information, such as the number of open and completed hotline tickets, number of documents created</i> (Feature F1.3 – daily summary extended)	40,91%	31,82%	15,15%	12,12%
Entry-Function (Feature set F2)				
<i>Calling up the mask via voice command enables faster acquisition</i> (Feature F2.1 – speech navigation)	39,39%	45,45%	4,55%	10,61%
<i>The possibility to enter the textual content via speech simplifies the input</i> (Feature F2.2 – speech-input)	57,58%	27,27%	3,03%	12,12%
<i>Speech recording in all masks with input fields for longer texts is helpful</i> (Feature F2.3 – Speech-Input long text)	51,52%	28,79%	4,55%	15,15%
Explanation-Function for reports (Feature set 3)				
<i>The combination of language interaction in graphical and tabular overviews promotes the understanding of the displayed content</i> (Feature F3.1 – explanation)	57,58%	21,21%	15,15%	6,06%
<i>The pre-evaluation of the key figures via voice output influences my own decision making</i> (Feature F3.2 – explanation influence)	15,15%	40,91%	33,33%	10,61%
<i>The graphical and tabular views are sufficient for me, I do not need any linguistic preparation</i> (Feature F3.3 – no explanation)	30,3%	42,42%	16,67%	10,61%

Other Features (Feature set 4)

<i>The recording of working hours via voice input would make my work easier</i> (Feature F4.1 – worktime recording)	31,82%	24,24%	21,21%	22,73%
<i>Voice commands can completely replace navigation via keyboard, mouse or touch screen</i> (Feature F4.2 – replace keyboard)	9,1%	22,7%	37,9%	30,3%
<i>Forecasts and predictions e.g. of expected sales figures (predictive analytics) can be better understood through the combination of graphical representation and speech interaction</i> (Feature F4.3 – prediction)	37,88%	37,88%	10,61%	13,64%
<i>A search function to open customers, prospects or contacts directly by voice speeds up the process of finding information</i> (Feature F4.4 – speech-search)	56,06%	31,82%	4,55%	7,58%

[source: own representation]

The highest rated feature with 87,9% positive votes (I agree or I partially agree) is F4.4 – speech-search, which is followed by F2.2 -speech-input at 84,9% and F2.1 – speech navigation at 84,8%. After the completion of the top-down analysis that leads to the descriptive findings outlined above, the results of the survey will be analysed in order to examine the quality dimensions of usability in the IPA context. To this end, a correlation-analysis was carried out and the result is presented in Table 10.

Table 10: Correlation Matrix nominal characteristics and ordinal features

	M	SD	GQ2	GQ3	GQ4	GQ6	GQ7	GQ8	GQ9	GQ11	GQ12
Age (GQ2) – Clustered	2.86	1.19									
Personnel responsibility (GQ3)	0.47	0.50	.17								
Job position (GQ4)	2.02	1.52	-.02	.28*							
IPA experience (GQ6)	0.82	0.39	-.05	.13	-.14						
New technology (GQ7)	1.20	0.40	-.04	-.08	.03	-.06					
Participant type (GQ8)	1.47	1.04	.03	-.13	.15	-.11	-.20				
ERP experience (GQ9)	2.42	1.85	.34**	.14	.31*	-.22	-.04	.23			
Technology impact (GQ11)	1.50	0.69	.09	.04	-.05	-.12	.22	.13	-.04		
Repeating activities (GQ12)	1.74	0.62	-.30*	.12	-.01	-.06	.26*	-.36**	-.20	.01	
Daily summary (F1.1)	2.02	0.95	.08	.13	-.06	.07	-.17	-.08	.13	.28*	-.04
Daily summary compressed (F1.2)	2.41	0.99	.03	-.03	.03	.06	-.20	-.13	-.12	-.04	-.08
Daily summary extended (F1.3)	1.98	1.03	.09	.24	-.01	-.14	.07	-.22	.09	-.07	.05
Speech navigation (2.1)	1.80	0.81	.08	.07	-.14	.02	-.02	-.12	-.13	.01	.04
Speech input (F2.2)	1.61	0.82	-.03	-.04	-.09	-.22	.03	-.08	-.04	.10	-.03
Speech input long text (F2.3)	1.73	0.89	-.15	-.14	.06	-.27*	.14	-.17	-.08	.07	.03
Explanation (F3.1)	1.70	0.94	.46***	.29*	-.02	-.14	-.04	-.29*	.03	.19	-.04
Explanation influence (F3.2)	2.39	0.87	.34**	.33**	.01	-.03	.00	-.18	.18	.22	-.02
No explanation (F3.3) – Inverted	2.92	0.95	.07	-.10	.07	-.19	.13	-.32**	.18	.03	.20
Worktime recording (F4.1)	2.35	1.16	.05	.20	.10	-.06	-.15	-.24*	.03	-.13	.05
Replace keyboard (F4.2)	2.89	0.95	.18	.00	-.24*	.18	-.19	-.03	.21	.16	-.08
Prediction (F4.3)	2.00	1.02	.32**	.15	.08	.01	.03	-.45***	.14	.22	-.03
Speech search (F4.4)	1.64	0.89	-.17	.03	-.07	.20	-.16	-.30*	-.26*	-.05	.10

[source: own representation]

Note: p < .001 *** p < .01 ** p < .05 *

Table 10 (*continued*)

Correlation Matrix nominal characteristics and ordinal features

	F1.1	F1.2	F1.3	F2.1	F2.2	F2.3	F3.1	F3.2	F3.3	F4.1	F4.2	F4.3
Daily summary compressed (F1.2)	.24											
Daily summary extended (F1.3)	.38**	.23										
Speech navigation (2.1)	.14	.04	.20									
Speech input (F2.2)	.10	.08	.19	.57***								
Speech input long text (F2.3)	.23	.11	.38**	.35**	.67***							
Explanation (F3.1)	.36**	.10	.31*	.11	.05	.16						
Explanation influence (F3.2)	.56***	.16	.46***	.21	.16	.26*	.58***					
No explanation (F3.3) – Inverted	.24	-.02	.15	-.13	-.06	.10	.19	.28*				
Worktime recording (F4.1)	.37**	.22	.48***	.41***	.41***	.37**	.15	.37**	.08			
Replace keyboard (F4.2)	.43***	.29*	.16	.26*	.23	.17	.06	.43***	.06	.43***		
Prediction (F4.3)	.51***	.22	.32**	.18	.24*	.32**	.49***	.58***	.39**	.29*	.27*	
Speech search (F4.4)	.40***	.30*	.24	.46***	.42***	.42***	.23	.29*	.15	.44***	.30*	.44***

[source: own representation]

Note: $p < .001$ *** $p < .01$ ** $p < .05$ *

A non-parametric correlation analysis using spearman's rank-order correlation was performed to assess the nature of the link between the variables analysed. The item Gender (GQ1) defined as a binary variable was removed to avoid analysing correlations between binary and nominal variables (Gogtay & Thatte, 2017). The items Industry (GQ5) and ERP system (G10) as nominal variables were excluded from the matrix during the analysis, as no reasonable order can be established for the evaluation. The excluded characteristics may be useful for analysis in later studies regarding the differences between users of different ERP systems. However, it should be noted that almost 60% of the participants are users of the ERP system Vemas.NET, more than 45% of the participants are from the IT sec-

tor and almost 70% of the participants are male. For a representative analysis further samples of other female users, but also of other ERP systems and branches would have to be collected. The item no explanation (F3.3) was inverted because the question was negated. The age (GQ2) was not collected as a numerical value for data protection reasons, but as a Likert scale with the following coding:

1: 18-25, 2: 26-35, 3: 36-45, 4: 46-55, 5: >55.

Table 10 shows the correlation matrix for nominal characteristics and ordinal feature variables of the survey. The cross-correlation within the features are only shown for the sake of comprehensiveness. The correlations between the features are not considered, as no relevant inferences can be derived. Spearman's correlation coefficients as a standardised and symmetric rank coefficient in $[-1,1]$ revealed the highest correlation with $r=.46$ is between age (GQ2) and F2.3 – Speech-Input long text and the highest negative correlation with $r=-.45$ is between participant type (GQ8) and F4.3 – Prediction. The shown maximum and minimum r -values from the correlation matrix are indicating the expected weak correlation between the characteristics and the feature sets. Further details of the descriptive analysis and the correlations will be discussed in the next chapter.

3.5. DISCUSSING THE RESULTS OF THE ARTIFACT EVALUATION

The majority of the respondents (68,2%) agreed, that speech-input is not capable of completely replacing input devices like keyboard, touchscreen or mouse, so the IPA is recognised as a complement to traditional input methods, in particular for search-functions (F4.4 – 87,9%), speech-input (F2.2 – 84,9%) and navigation (F2.1 – 84,8%). One possible explanation for this outcome may be that this type of usage is already known by the personal through use of IPA's, but unexpectedly the summary-feature (F1.1), which is also well known from Amazon's Alexa, is only rated positively by 69,7%. Maybe further investigation within the expert interviews will show whether the request to enrich the summary (F1.3 – 72,7%) or to provide a condensed summary (F1.2 – 56,1%) will increase the user-acceptance.

The speech-interaction feature with explanation mode was rated positively by 78,8%, but surprisingly 72,7% of the respondents also concurred, that there is no explanation via IPA needed. Further research is therefore needed to explain, in which situation and in which specific context this feature is relevant, whereby this

is also an aspect for the expert interviews. As 75,8% of respondents agreed with the necessity of a forecast combined with an explanation, further research is required to analyse the key indicators for an IPA in this business context in the field of predictive analytics. For this reason, artifact will also be expanded later according to the requirements in order to be able to discuss the use-cases from a practical perspective within the framework of the expert interviews. Over 56% of the respondents agreed, that the pre-evaluation of the key figures (F3.2) will affect their decision-making, underlining the importance of this feature and justifying further research in this area.

The correlation matrix revealed that there are only weak correlations between the participant characteristics and the feature sets. With reference to the literature, the approach of analysing correlations between nominal variables and ordinal variables measured with a Likert scale can be considered appropriate (Norman, 2010). The strongest positive correlation between the characteristics and feature sets is within age (GQ2) and F3.1 – explanation with $r=.46$, where the implication step is that the older the participant, the higher the benefit of the explanation feature. This outcome may contribute to the correlation between age (GQ2) and personnel responsibility (GQ3) with $r=.29$, suggesting that the chance of being responsible for staff increases with age, although the job position (GQ4) is not correlating ($r=-.02$) with the usefulness of the explanation feature (F3.1). Consequently, a general statement that the function has a greater benefit for decision-makers is not valid. The highest negative correlation is within participant–type (GQ8) and F4.3 – prediction with $r=-.45$. This correlation is most likely not valid, because the participant-type expresses how the participant has made the experience with the artifact. The item only asks for the estimation of the usefulness for a future improvement of the prototype, so the user was not able to experience the prediction and make an assessment here. This reinforces the weak interdependencies and justifies regarding the functional evaluations as almost independent of the characteristics.

3.6. CONCLUSION FROM THE ARTIFACT EVALUATION

The aim of this chapter was to examine the usefulness of specific IPA functions to support complex workflows in a business context. As part of the functional scope, a new function called explanation-mode was elaborated and introduced to both the scientific community and the business community. To this end, a survey was carried out with questions on individual characteristics, ERP and IPA experiences and assessments of specific and testable IPA features. Descriptive statistics and a correlation matrix were used to analyse and interpret the collected data. As mentioned in the previous chapter, the correlation between the individual characteristics and the usefulness of the characteristics is weak. Therefore, the finding is consistent with other researches in the private environment (Han & Yang, 2018), and satisfaction and continuance intention are primarily influenced by task attraction. As the expectations differ between private customers and business-users more studies in IPA in business-context are necessary to clarify the main drivers for continuance intention for IPA in business cases. To this end, the IPA-artifact will be enhanced and requested features like the search-function (F.4.4) will be added and existing features like the summary-function (F1.1) extended in line with user demand for more detail and higher information density (F1.2 + F1.3).

The explanation mode – as a new and hitherto unknown feature – met with a high level of acceptance, but further investigation is needed to identify its impact on decision-making and its usefulness in day-to-day business, as more than 72% also agreed that there was no particular need for explanation. The implementation of prediction (F4.3) to the IPA, might increase the usefulness of an explanation. This will be discovered within the expert interviews.

The artifact in combination with the survey was able to provide deep understanding of user acceptance of certain features in a business context. On the basis of this result, further development of the artifact, as well as further research is needed to develop details on the usage of features – in particular the explanation mode – and key indicators of acceptance in order to adequately answer the research question raised in this dissertation. Appropriate enhancements to the artifact will therefore be developed and then, on the basis of the new version and the use cases elaborated in chapter 2.4, expert interviews will be conducted in which the effects on the processes will be discussed in order to provide an adequate final answer to the research question.

4. ARTIFICIAL INTELLIGENCE: THE IMPACT ON SMALL- AND MEDIUM-SIZED ENTERPRISES IN THE SERVICE INDUSTRY

After completion and evaluation of the quantitative part of the study, it is now necessary to discuss the findings gained in the quantitative part with experts. This chapter therefore serves to explain the methodology of the expert interview in the context of the dissertation, to make an exact definition of the experts required to work on the research question, and then to identify, select and interview the experts on the basis of a developed interview guideline, which is then finally evaluated. Furthermore, this methodology will be justified with regard to its concrete application to answer the research questions **RQ2 – RQ4**. To answer RQ5, a cost-benefit analysis is carried out following the evaluation of the expert interviews.

Before the methodology of the expert interview is presented, the artifact must first be expanded based on the findings of the questionnaire evaluation. The implementation of prediction models is particularly relevant here since the use cases described in chapter 2.4 build on this function and concrete use cases in practice are also presented and discussed in the context of the expert interviews. For this reason, the next chapter will describe the extension of artifact to provide the necessary functionality for the presentation of the prototype during the interviews.

4.1. EXTENSION OF THE ARTIFACT

Within this chapter the technical implementation of different ML procedures is described. The context here is the existing implementation of artifact, as described in chapter 3. As a supplement to the system environment, the database component on which the ERP system is based must also be taken into account in addition to the Web components and the API. The ERP system Vemas.NextGen uses the Microsoft Structured Query Language (MS SQL) Server as database system. MS SQL provides the technological platform for storing, maintaining and evaluating data (Foster & Godbole, 2016). In addition, a comprehensive framework for the implementation of ML functions is provided, which supports both Python and R-code and thereby enables extensive modelling (Woody et al., 2016).

4.1.1. Introduction to Machine Learning in Microsoft SQL Server

Since MS SQL 2017, extensive methods from the area of ML are available directly within the SQL server (Etaati, 2019, p. 139), so that not only R and Python code can be executed as an external script, but on the basis of trained models, the SQL server with the Predict function also provides native support of ML methods for use within Transact-SQL queries (Microsoft Docs, 2019a, 2020). This offers completely new possibilities to analyse data and use it for classification and prediction purposes. The RevoScaleR library is a collection of scalable, portable and distributable R-functions for importing, transforming and analysing data. The library provides functions for descriptive statistics, generalised linear models, k-mean clustering, logistic regression, classification and regression trees, and decision forests. (Microsoft Docs, 2019b)

To use the above methods within the predictive function of T-SQL statements, it is necessary to train a model. The model must be created using a script based on R or Python languages. During the evaluation, it has been found that using R is the more stable implementation. There are more examples and more supported extension libraries available. Therefore, the focus of the framework was put on the use of R as a model generation language. Specifically, the RevoScaleR framework provided by Microsoft was used, in which numerous functions were encapsulated and extensive documentation is available. Despite neural networks, all described methods within the predict command can also be used under T-SQL, provided that a valid model has been generated beforehand.

The predict-command consists of the basic model on the one hand and the data basis that is to be used for the prediction of the values on the other hand. The model is to be transferred as a binary variable. The data in the form of a table.

Since the R-syntax is relatively complex and has to be programmed within dynamic SQL, a framework was programmed in order to be able to use the above-mentioned functions very extensively even without extensive programming knowledge in the area of R.

4.1.2. Implementation and evaluation

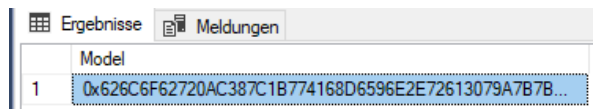
Within this chapter the learning of a model and its use for prediction is considered. The implementation has been done within the SQL server to keep data and functions on the same platform. The stored procedure `GenerateAndTrainModel` was programmed to create a model. Within this stored procedure, the training data is determined using the configurations passed as parameters then the correlations are accepted, and the model is generated based on the model type.

As an example, the IRIS data record¹¹ known in statistics is used, which is also contained in the demo data within table `DEMO_DATA_IRIS`. The species (*Setosa*, *Versicolor* or *Virginica*) are determined using the sepal length and width and the petal length and width. The Random Forest method is suitable as a model type (Liaw & Wiener, 2002). The correlation in R notation is expressed as follows: `Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length + Petal.Width`

The training data is passed directly as SQL query string, the result of the query is the binary coded model:

```
declare @trained_model varbinary(max)
exec GenerateAndTrainModel
    @model_type = N'dforest_classification',
    @Correlation = N'Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length +
Petal.Width',
    @FactorConversion = '',
    @InputTrainingDataQuery = N'SELECT [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length],
[Petal.Width], [Species] FROM [Vemas_BI].[dbo].[DEMO_DATA_IRIS]',
    @trained_model = @trained_model OUTPUT

select @trained_model as Model
```



Ergebnisse		Meldungen	
Model			
1	0x626C6F62720AC387C1B774168D6596E2E72613079A7B7B...		

¹¹ The dataset is available at <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/iris>.

Once the model is created, it can be used in conjunction with data structures in the same format as the training data sets to make real-time predictions or classifications. Since the predict command requires a table as data source, it is recommended to create a global (possibly temporary) table in the test data structure, which contains the data to be evaluated as content. In our example, we add 20% of the IRIS data records to a global, temporary table:

```
SELECT distinct top 20 Percent [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length],
[Petal.Width], [Species]
into ##tmp
FROM Vemas_BI..[DEMO_DATA_IRIS]
```

Afterwards we classify this with the help of the previously created model by using the Predict command:

```
SELECT d.*, p.* , case when d.species = p.Species_Pred then 1 else 0 end as match
FROM PREDICT(MODEL = @trained_model, DATA = ##tmp AS d) WITH(setosa_prob float,
versicolor_prob float, virginica_prob float, Species_Pred nvarchar(max) ) AS p;
```

The columns within the WITH block are given by the generated model, in this case, we get back a probability for all three possible species and furthermore the determined species is returned in the column "Species_Pred". The column Match was inserted for better evaluation and returns whether the determination from the predict corresponds to reality, because the data sets already return the correct classification. As a result, the SQL-Server returns that corresponds to a table query (Figure 36):

	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species	setosa_prob	versicolor_prob	virginica_prob	Species_Pred	match
15	4.8	3.4	1.6	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
16	4.8	3.4	1.9	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
17	4.9	2.4	3.3	1	versicolor	0	0.912063046106402	0.087936953893598	versicolor	1
18	4.9	2.5	4.5	1.7	virginica	0	0.641491935575955	0.358508064424045	versicolor	0
19	4.9	3	1.4	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
20	4.9	3.1	1.5	0.1	setosa	1	0	0	setosa	1
21	4.9	3.1	1.5	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
22	4.9	3.6	1.4	0.1	setosa	1	0	0	setosa	1
23	5	2	3.5	1	versicolor	0	0.912063046106402	0.087936953893598	versicolor	1
24	5	2.3	3.3	1	versicolor	0	0.912063046106402	0.087936953893598	versicolor	1
25	5	3	1.6	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
26	5	3.2	1.2	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
27	5	3.3	1.4	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
28	5	3.4	1.5	0.2	setosa	1	0	0	setosa	1
29	5	3.4	1.6	0.4	setosa	1	0	0	setosa	1
30	5	3.5	1.3	0.3	setosa	1	0	0	setosa	1

Figure 36: Query result prediction using random forest

[source: own representation]

In this example, 29 of 30 data sets were correctly assigned, only one data set was incorrectly classified, resulting in a prediction accuracy of almost 97%. Using the boosted tree procedure instead of the random forest procedure, all test data is evaluated correctly (Figure 37):

```

declare @trained_model varbinary(max)

exec GenerateAndTrainModel

@model_type = N'btree_classification',
@Correlation = N'Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length +
Petal.Width',
@FactorConversion = '',
@InputTrainingDataQuery = N'SELECT [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length],
[Petal.Width], [Species] FROM [Vemas_BI].[dbo].[DEMO_DATA_IRIS]',
@trained_model = @trained_model OUTPUT

SELECT distinct top 20 Percent [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length],
[Petal.Width], [Species]

into ##tmp

FROM Vemas_BI..[DEMO_DATA_IRIS]
    
```

```

SELECT d.*, p.*, case when d.species = p.Species_Pred then 1 else 0 end as match
FROM PREDICT(MODEL = @trained_model, DATA = ##tmp AS d) WITH( setosa_prob float,
versicolor_prob float, virginica_prob float, Species_Pred nvarchar(max) ) AS p;

```

	Sepal.Length	Sepal.Width	Petal.Length	Petal.Width	Species	setosa_prob	versicolor_prob	virginica_prob	Species_Pred	match
1	4.3	3	1.1	0.1	setosa	0.986007479521984	0.0132398731030277	0.000752647374988439	setosa	1
2	4.4	2.9	1.4	0.2	setosa	0.965982884587695	0.0330571049961585	0.000960010416146179	setosa	1
3	4.4	3	1.3	0.2	setosa	0.986007479521984	0.0132398731030277	0.000752647374988439	setosa	1
4	4.4	3.2	1.3	0.2	setosa	0.988798729730731	0.0107883904824804	0.000412879786788622	setosa	1
5	4.5	2.3	1.3	0.3	setosa	0.922576572330239	0.0705973022807478	0.00682612538901307	setosa	1
6	4.6	3.1	1.5	0.2	setosa	0.991705763985135	0.00788014237570459	0.000414093639160249	setosa	1
7	4.6	3.2	1.4	0.2	setosa	0.988798729730731	0.0107883904824804	0.000412879786788622	setosa	1
8	4.6	3.4	1.4	0.3	setosa	0.996872380311687	0.00290092650120186	0.000226693187111359	setosa	1
9	4.6	3.6	1	0.2	setosa	0.997828469177432	0.0020141359689297	0.000157394853638357	setosa	1
10	4.7	3.2	1.3	0.2	setosa	0.988798729730731	0.0107883904824804	0.000412879786788622	setosa	1
11	4.7	3.2	1.6	0.2	setosa	0.988798729730731	0.0107883904824804	0.000412879786788622	setosa	1
12	4.8	3	1.4	0.1	setosa	0.986007479521984	0.0132398731030277	0.000752647374988439	setosa	1
13	4.8	3	1.4	0.3	setosa	0.986007479521984	0.0132398731030277	0.000752647374988439	setosa	1
14	4.8	3.1	1.6	0.2	setosa	0.991705763985135	0.00788014237570459	0.000414093639160249	setosa	1
15	4.8	3.4	1.6	0.2	setosa	0.996872380311687	0.00290092650120186	0.000226693187111359	setosa	1
16	4.8	3.4	1.9	0.2	setosa	0.996872380311687	0.00290092650120186	0.000226693187111359	setosa	1
17	4.9	2.4	3.3	1	versicolor	0.0352561485882616	0.94513301714973	0.019610834262009	versicolor	1
18	4.9	2.5	4.5	1.7	virginica	0.0276769863852333	0.328101671344409	0.644221342270358	virginica	1
19	4.9	3	1.4	0.2	setosa	0.986007479521984	0.0132398731030277	0.000752647374988439	setosa	1
20	4.9	3.1	1.5	0.1	setosa	0.991705763985135	0.00788014237570459	0.000414093639160249	setosa	1
21	4.9	3.1	1.5	0.2	setosa	0.991705763985135	0.00788014237570459	0.000414093639160249	setosa	1
22	4.9	3.6	1.4	0.1	setosa	0.997828469177432	0.0020141359689297	0.000157394853638357	setosa	1
23	5	2	3.5	1	versicolor	0.0291299274490753	0.956951763661937	0.013918308888988	versicolor	1
24	5	2.3	3.3	1	versicolor	0.0291299274490753	0.956951763661937	0.013918308888988	versicolor	1

Figure 37: Query result prediction using boosted tree

[source: own representation]

This experiment showed that the implemented framework has the ability to perform a correct classification and that different prediction methods also lead to different results. Hence, it is very clear that the method of data analysis has a decisive influence on the quality of the forecast and classification and must therefore be chosen and validated very carefully. The reliability of the determined data is essential for the confidence in the forecasts and automatic classifications by ML algorithms. In addition to the method, the presumed correlation between the independent and dependent variables is essential for a valid prediction model (Steinmetz, 2015, p. 8). Different constellations should be checked and the dependency between the variables should be proven based on scientific literature and ideally proven by statistical procedures.

4.1.3. Introduction to the Machine Learning-Framework V-ML

To make the use of prediction functions as easy as possible and to enable users without programming skills and profound statistical knowledge to use them, a framework called V-ML was programmed by the author in the context of the dissertation. On the basis of the central model creation, it is now possible to implement predictions through appropriate table structures by pure configuration and data queries. For the overall understanding of the framework, it is necessary to go into the data structures, and figure out especially how the data basis for the forecast is obtained. Figure 38 shows the data management within the ERP system Vemas.NextGen. All real data like orders, projects, invoices etc. are stored in this database and real-time evaluations are sent as queries against this database. The Vemas BI database is regularly fed by appropriate extraction and transformation based on the aforementioned database, this corresponds to a classic data warehouse procedure (Mucksch & Behme, 2000, p. 41). Thus, historical data, time series, but also external data like industry growth are stored in this database.

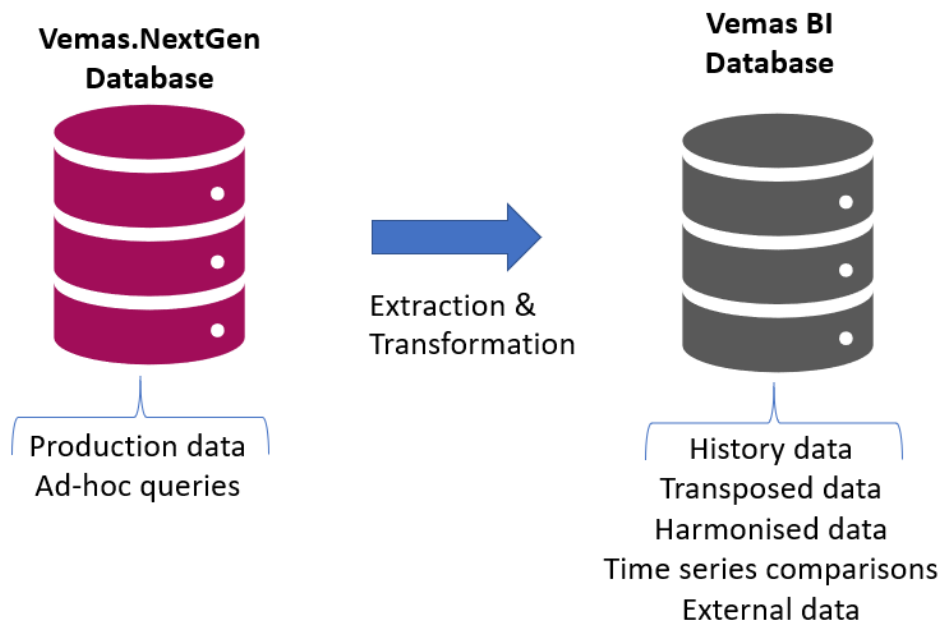


Figure 38: Data management

[source: own representation]

Figure 39 shows the structure of the BI_Matrix table, this Table is part of the Vemas BI-Database. The table is structured in such a way that data can be inserted row by row for a certain period of time with the smallest interval month. The columns contain the value of a particular indicator or key figure that is valid for the time, such as the number of customers, the profit, or the number of tickets.

Spaltenname	Datentyp	NULL-Werte...
ID	int	<input type="checkbox"/>
Year	int	<input type="checkbox"/>
Month	int	<input type="checkbox"/>
Profit	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
Consultants	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
Tickets	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
Customers	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
ConsultingDays	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
Costs	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
SoftwareUpdates	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>
Users	decimal(38, 10)	<input checked="" type="checkbox"/>

Figure 39: Table structure BI_Matrix

[source: Screenshot Microsoft SQL-Server Management Studio]

The example of data from the BI_Matrix table shows how data predictions can be made using central parameterisation. The table tkeyPredictions was created for this purpose. Here, both the correlation and the query for the training data and the method can be defined (Table 11):

Table 11: Prediction configuration

Prediction-name	Comment	Inputdata	Correlation	Predictiontype
Iris	Example Decision Tree classification: Determination of an iris species	SELECT [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length], [Petal.Width], [Species] FROM [Vemas_BI].[dbo].[DEMO_DATA_IRIS]	Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length + Petal.Width	dtree_classification
Iris_Btree	Example boosted Decision Tree classification: Determination of an iris species	SELECT [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length], [Petal.Width], [Species] FROM [Vemas_BI].[dbo].[DEMO_DATA_IRIS]	Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length + Petal.Width	btree_classification
Iris_Forest	Example Random Forest classification: Determination of an iris species	SELECT [Sepal.Length], [Sepal.Width], [Petal.Length], [Petal.Width], [Species] FROM [Vemas_BI].[dbo].[DEMO_DATA_IRIS]	Species ~ Sepal.Length + Sepal.Width + Petal.Length + Petal.Width	dforest_classification

Profit	Linear regression: Prediction of expected turnover based on customers, consultants, consulting days	SELECT distinct top 80 Percent profit, customers ,consultants, Consulting-Days, Year FROM Vemas_BI.BI_Matrix Order by Year	profit ~ customers + consultants + Consulting-Days	linear
Profit_btree_regression	Boosted Decision Tree regression: Prediction of expected turnover based on customers, consultants, consulting days	SELECT distinct top 80 Percent profit, customers ,consultants, Consulting-Days, Year FROM Vemas_BI.BI_Matrix Order by Year	profit ~ customers + consultants + Consulting-Days	btree_regression
Tickets	Linear regression: Ticket volume prediction	SELECT distinct top 80 Percent tickets, customers , users, softwareupdates, Year FROM Vemas_BI.BI_Matrix Order by Year	tickets ~ customers + users + softwareupdates	linear
Tickets_btree_regression	Boosted Decision Tree regression: Ticket volume prediction	SELECT distinct top 80 Percent tickets, customers , users, softwareupdates, Year FROM Vemas_BI.BI_Matrix Order by Year	tickets ~ customers + users + softwareupdates	btree_regression

Tickets_	Random-Forest	SELECT distinct top	tickets ~	dforest_
Forest	Regression:	80 Percent tickets,	customers +	regression
	Ticket volume	customers , users,	users + soft-	
	prediction	softwareupdates,	wareupdates	
		Year FROM Vemas_		
		BI..BI_Matrix Order		
		by Year		
Transmis-	Example logistic	SELECT am, hp, wt,	am ~ hp + wt +	logit
sion	regression: pre-	gear FROM	gear	
	dicting whether	[Vemas_BI].[dbo].		
	a car has a man-	[DEMO_DATA_		
	ual gearbox	MTCars]		

[source: own representation]

This is where the flexibility of the framework becomes apparent; by defining the data basis in the column “Inputdata” and its correlation in the column “Correlation”, a connection of the fields is created. The field names in the Inputdata column must match those in the Correlation column. The “Predictiontype” column determines which method is to be used to carry out a prediction.

Using the example of forecasting turnover, the mode of operation is illustrated. It is assumed (very simplified) that revenue (profit) can be predicted by the number of customers, the number of consultants and the number of consulting days using linear regression. This correlation was stored centrally for the profit forecast in R-notation:

profit ~ customers + consultants + ConsultingDays

In addition, the training data were parameterised, on the basis of which the model is trained:

```
SELECT distinct top 80 Percent profit, customers ,consultants, ConsultingDays, Year
FROM Vemas_BI..BI_Matrix Order by Year
```

To use the model, the stored procedure GetModelByPrediction was developed to only receive the unique name of the prediction and the information whether the model should be trained again. To predict new values, values for the independent variables can be added using Union-Select, which then determines the dependent variable using the prediction function:

```

Declare @Predictionname varchar(255),
        @Retrain bit,
        @trained_model varbinary(max)
set @Predictionname = 'Profit'
set @Retrain = 0
exec GetModelByPrediction @Predictionname = @Predictionname,
        @Retrain = @Retrain,
        @trained_model = @trained_model OUTPUT

SELECT distinct top 20 Percent profit, customers ,consultants, ConsultingDays, Year
into ##tmpLR
FROM Vemas_BI..BI_Matrix
union select NULL profit, 120 customers ,15 consultants, 2000 ConsultingDays, 2019 Year
union select NULL profit, 5 customers ,1 consultants, 1 ConsultingDays, 2020 Year
Order by Year desc

SELECT d.*, round(p.profit_Pred,2) profit_Pred
FROM PREDICT(MODEL = @trained_model, DATA = ##tmpLR AS d) WITH(profit_Pred float) AS p;
drop table ##tmpLR

```

Figure 40 shows that there are large discrepancies between the predicted data and the test data, so it can be assumed that the assumed correlation does not fully explain the dependent variable.

	profit	customers	consultants	ConsultingDays	Year	profit_Pred
1	NULL	5.0000000000	1.0000000000	1.0000000000	2020	447289,53
2	NULL	120.0000000000	15.0000000000	2000.0000000000	2019	5415009,18
3	3500000.0000000000	110.0000000000	14.0000000000	1540.0000000000	2018	4907500,2
4	3000000.0000000000	90.0000000000	15.0000000000	1500.0000000000	2017	3435071,49
5	2750000.0000000000	70.0000000000	12.0000000000	1210.0000000000	2016	2684364,97

Figure 40: Result profit prediction

[source: own representation]

A comparison of the methods using a correlation in the area of ticket prediction clearly shows how the results vary when different methods are used.

The correlation is assumed as follows:

$$\text{tickets} \sim \text{customers} + \text{users} + \text{software updates}$$

The results in the upper range have been determined by linear regression, those in the lower range via boosted decision trees (Figure 41):

	tickets	customers	users	softwareupdates	Year	Method	tickets_Pred
1	NULL	120.0000000000	5000.0000000000	3000.0000000000	2021	Linear Regression	379921,48
2	NULL	5.0000000000	1.0000000000	1.0000000000	2020	Linear Regression	69,64
3	NULL	120.0000000000	35100.0000000000	30.0000000000	2019	Linear Regression	4609,89
4	3750.0000000000	110.0000000000	32100.0000000000	25.0000000000	2018	Linear Regression	3902,98
5	3000.0000000000	90.0000000000	19000.0000000000	21.0000000000	2017	Linear Regression	2971,22
6	2700.0000000000	70.0000000000	15000.0000000000	20.0000000000	2016	Linear Regression	2776,72
7	2100.0000000000	35.0000000000	9000.0000000000	15.0000000000	2015	Linear Regression	2063,59
8	1500.0000000000	30.0000000000	4780.0000000000	10.0000000000	2014	Linear Regression	1286,52
9	2000.0000000000	25.0000000000	3500.0000000000	15.0000000000	2013	Linear Regression	1892,43
10	1000.0000000000	16.0000000000	1900.0000000000	9.0000000000	2012	Linear Regression	1109,21
11	600.0000000000	15.0000000000	1700.0000000000	6.0000000000	2011	Linear Regression	725,53
12	420.0000000000	13.0000000000	900.0000000000	5.0000000000	2010	Linear Regression	576,3
13	360.0000000000	17.0000000000	500.0000000000	4.0000000000	2009	Linear Regression	416,01

	tickets	customers	users	softwareupdates	Year	Method	tickets_Pred
1	NULL	120.0000000000	5000.0000000000	3000.0000000000	2021	boosted Tree	2456,85
2	NULL	5.0000000000	1.0000000000	1.0000000000	2020	boosted Tree	111,98
3	NULL	120.0000000000	35100.0000000000	30.0000000000	2019	boosted Tree	2692,24
4	3750.0000000000	110.0000000000	32100.0000000000	25.0000000000	2018	boosted Tree	2692,24
5	3000.0000000000	90.0000000000	19000.0000000000	21.0000000000	2017	boosted Tree	2692,24
6	2700.0000000000	70.0000000000	15000.0000000000	20.0000000000	2016	boosted Tree	2692,24
7	2100.0000000000	35.0000000000	9000.0000000000	15.0000000000	2015	boosted Tree	2081,98
8	1500.0000000000	30.0000000000	4780.0000000000	10.0000000000	2014	boosted Tree	1526,94
9	2000.0000000000	25.0000000000	3500.0000000000	15.0000000000	2013	boosted Tree	1990,79
10	1000.0000000000	16.0000000000	1900.0000000000	9.0000000000	2012	boosted Tree	992,56
11	600.0000000000	15.0000000000	1700.0000000000	6.0000000000	2011	boosted Tree	606,22
12	420.0000000000	13.0000000000	900.0000000000	5.0000000000	2010	boosted Tree	422,2
13	360.0000000000	17.0000000000	500.0000000000	4.0000000000	2009	boosted Tree	375,63

Figure 41: Comparison linear regression and boosted decision trees

[source: own representation]

The boosted tree variant is much closer to the real numbers in the lower range, but in the forecast, rather unrealistic values are returned. The linear regression is worse in the lower range with regard to the forecast but returns much more plausible data in the upper range. Both can be caused by overfitting or underfitting (Gavrilov, Jordache, Vasdani, & Deng, 2018).

To further test the framework, the prediction procedure was finally extended and the prediction of the ticket volume for specific weekdays was implemented. The forecast of the expected support volume for specific days of the week is an important factor in staff scheduling. On the other hand, it must be ensured that sufficient staff are available to handle support requests, while on the other hand, overcapacity should be avoided, as worked out in chapter 2.4.3.5. To make a valid forecast of the support volume, the first step is to determine the influencing factors.

Special effects due to external influencing factors such as legal changes can only be considered in such forecasts by manual intervention, since these cannot usually be derived from historical data. The focus is therefore on the influencing factors that can be derived from the historical data. To illustrate the facts, it is assumed that the support volume is determined by the following influencing variables referring to the underlying use-case in chapter 2.4.3.5 and the individual circumstances of the company. The focus here is set to SMEs that provide it-services in form of software in the B2B area and only providing customer services during weekdays:

1. working day

For most business customers, the main factor influencing the ticket volume during normal operation (Monday – Friday) will be the determination of working days.

On weekends and holidays the helpdesk is not manned; tickets can only be reported online via portal or e-mail. Tickets will not be processed.

2. weekday

The day of the week is also likely to play a role, since there are usually lesser working hours on Fridays, for instance. Whether this leads to an increased or reduced support, volume must be assessed on the basis of the respective data situation.

3. holidays

During the school holiday period, most employees usually go on vacation. This will probably have an impact on the support volume. Whether this is reduced by less present employees or increased by rather inexperienced employees, holiday replacements must be clarified by the data situation.

4. software updates

The going live of a new version usually provides new functions and changes processes. Therefore, an increased support volume can be expected after the going live. How long the effect lasts and how high this effect will have to be clarified again on the basis of the data situation.

An analysis was carried out based on data from the productive system of an SME. For this purpose, all tickets from 01.01.2015 to 15.07.2020 were queried. Within this period 22.826 tickets were created. There are 2.022 individual data records per day, the maximum number of created tickets is 134, the minimum is 0, and on average 11 tickets per day (incl. weekend) were reported. 110 going lives were carried out. The ticket average for working days is 16. In order to eliminate statistical outliers, only days with a ticket volume of up to 31 were taken into account when training the data. The decision for this limitation was made by clustering the number of different new tickets, as presented in Figure 42.

	Anzahl	TotalTicketsNew
1	1	135
2	1	43
3	1	50
4	1	61
5	1	42
6	1	53
7	1	48
8	1	117
9	1	51
10	2	40
11	2	41
12	2	46
13	3	37
14	4	35
15	5	38
16	5	34
17	6	32
18	6	33
19	6	36
20	10	30
21	12	31
22	14	28
23	15	27
24	17	3
25	17	29
26	19	5
27	21	4
28	21	6

Figure 42: Clustered ticket count

[source: own representation]

It becomes clear that a statistical frequency of ≥ 10 is only given from less than 32 tickets per day. Days with more tickets would falsify the result. The model could therefore be trained with 1.960 records of data. The boosted decision tree regression was used as the method for the forecast. In the first comparison, the forecast is carried out between vacation time and non-vacation time and presented as Figure 43.

weekday	isworkday	isvaccation	goinglive	ticket_Pred
7	0	0	0	2,4
7	0	1	0	2,19
6	0	0	0	2,54
6	0	1	0	2,44
5	1	0	0	15,75
5	1	1	0	13,96
4	1	0	0	16,82
4	1	1	0	15,37
3	1	0	0	16,3
3	1	1	0	15,06
2	1	0	0	17,14
2	1	1	0	16,06
1	1	0	0	15,85
1	1	1	0	14,59

Figure 43: Tickets comparison vacation-time

[source: own representation]

It is clearly shown that especially on working days the support volume is about 1 ticket lower. Next, the effect of going lives on the support volume is analysed as presented in Figure 44.

weekday	isworkday	isvaccation	goinglive	ticket_Pred
7	0	0	0	2,41
6	0	0	0	2,61
5	1	0	0	15,77
5	1	0	1	15,24
4	1	0	0	17,29
4	1	0	1	18,23
3	1	0	0	17,25
3	1	0	1	18,15
2	1	0	0	17,36
2	1	0	1	18,92
1	1	0	0	16,93
1	1	0	1	17,55

Figure 44: Ticket comparison going-live

[source: own representation]

On all working days, except Fridays, the support volume increases. Going live on Tuesday has the biggest impact, with an average of more than 1,5 additional tickets being reported. On Fridays during a going live phase, fewer tickets are reported than on Fridays without going live. One explanation could be that the accumulation of tickets Monday to Thursday leads to a reduced support volume by the companies in the going live phase and thus influences the overall volume. The forecasts made can therefore be regarded as plausible.

Figure 45 shows the entire process of prediction, the central element here is human intelligence, which, because of traceable and verifiable correlations, provides a model that then leads through the framework to a condition.

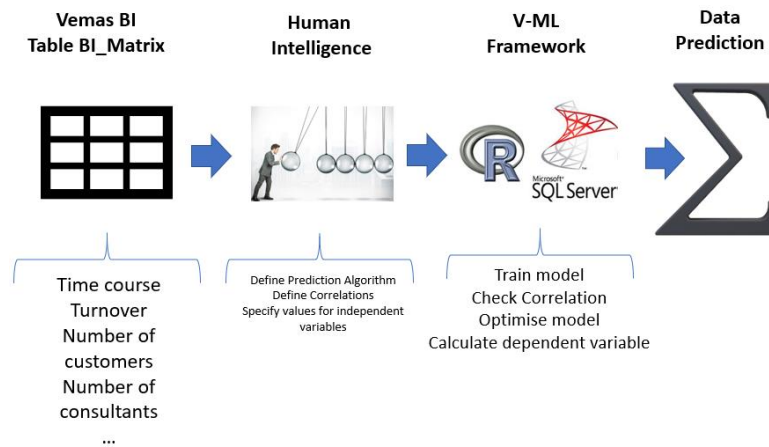


Figure 45: Overview prediction process

[source: own representation]

As a return, a data table with the calculated data is output, which can be retrieved and further processed via Rest-API. Finally, Figure 46 shows the overall integration of the V-ML framework into the application architecture.

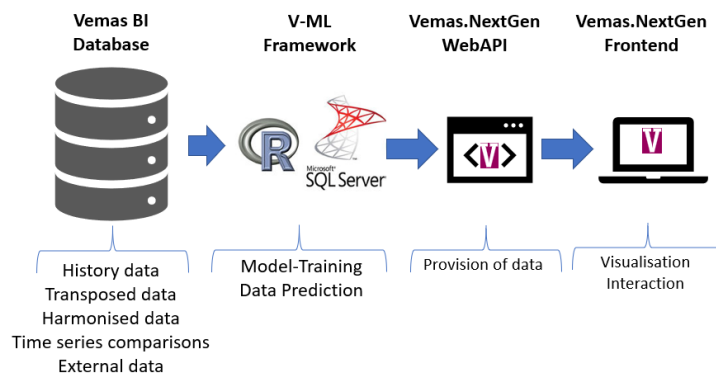


Figure 46: Overall integration V-ML-Framework

[source: own representation]

Using the V-ML framework, it is thus possible to make predictions based on correlations that are modelled according to the individual information situation. The results of the prediction can be integrated into reports, as shown in Figure 47.

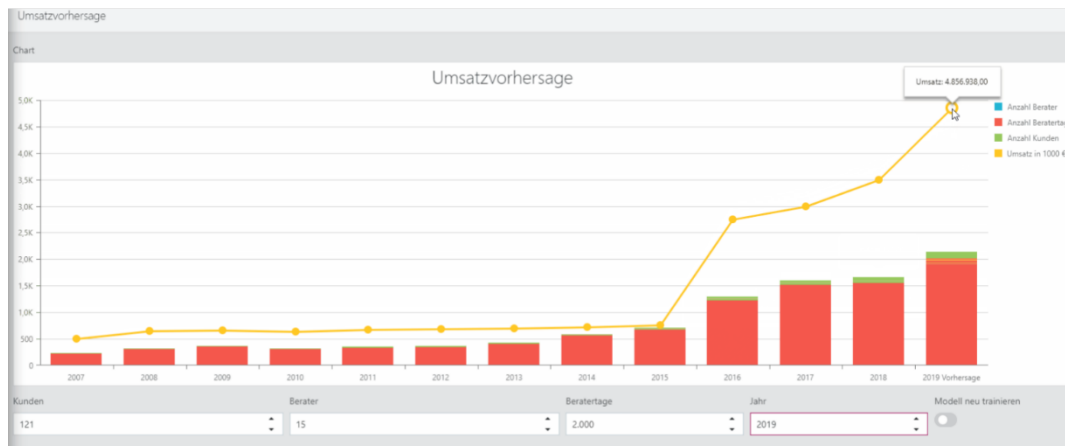


Figure 47: Profit prediction

[source: own representation]

The user can enter the values configured in the correlation parameterisation via a graphic interface. Based on the values and the trained model, a forecast of the expected value is then made. Thus, the user can interactively run through scenarios and receive a visualisation of what affects the change of values – for example, the hiring of new consultants – have on turnover.

The integration within the audio-visual feedback of the IPA, an example will be shown within the next chapter. The user can thus make decisions based on current data and data-based predictions or in a combination.

In addition to the prediction of numerical values and the determination of classifications based on numerical values, there are also other functional areas in the field of ML. Another building block is the analysis of texts, as described in chapter 2.3.1. Since the area of text mining is very extensive (Salloum, Al-Emran, Monem, & Shaalan, 2018), an evaluation was carried out to check the implementation possibilities and to weigh up whether it is possible to implement it within the framework of the prototype. The language focus is German, so the evaluation was conducted in German to ensure that the results can also be applied to the focus on German companies chosen for this dissertation.

In the first phase of the evaluation, keywords were extracted from the transaction texts – mainly unstructured text – via ML using the procedures provided by Microsoft, IBM, and Google. The keyword assignment was carried out based on processes with pure text content that had already been processed, keyworded and classified (support, error, change request) by customer advisors. A comparison (Table 12) of keywords for classification was generated as a return. Using this information, the ML system was trained to determine possible correlations between keywords and classification.

Table 12: Comparison of results of different methods for keyword extraction

Classification		Keywords			
No.	User entry	User entry	Microsoft Azure ML	IBM Watson	Google
<i>Content: Der physikalische Vemas-Server soll auf einen virtuellen Server umgezogen werden + 2. virtuellen Server als Backup-System</i>					
1	Unterstützung	“Serverumzug”, “Virtualisierung”, “Backup”	“virtuellen Server”, “Backup”, “System”, “physikalische Vemas”	“physikalische Vemas-Server”, “virtuellen Server”, „Backup-System”	“Vemas-Server”, “Backup-System”, “Server”
<i>Content: Die Rechnungsvorlagen müssen angepasst werden (neues Logo, Text auf GF-Ebene). Bitte Rückmeldung</i>					
2	CRQ	“Rechnungsvorlagen”, “Logoaustausch”, “GF-Änderung”, “Anpassung”	“neues Logo”, “Text”, “GF”, “Rechnungsvorlagen”, „Ebene”, „Bitte Rückmeldung”	“GF-Ebene”, “Bitte Rückmeldung”, “Text”, “neues Logo”, “Rechnungsvorlagen”	“Rechnungsvorlagen”, “GF-Ebene”, “Text”, “Rückmeldung”, „Logo”

[source: own representation]

To compare the results of the ML key extraction, the users' manual tagging was also included in the table. The table shows that the results of the Microsoft Azure ML environment are close to the users' keywords. However, important keywords describing the action within the operation are missing (No. 1: “Umzug” and No. 2: “Anpassung”). Even a combination of several standard ML web services would in that moment not lead to the required result ¹².

In order to remain as flexible as possible and to carry out a local keyword extraction on the basis of self-trained models, as well as to connect various cloud solutions via API, the framework was extended in such a way that an intermediate layer takes over the processing, so that the component for carrying out the keyword extraction can be exchanged without having to make a change within the plug-in. This ensures that it is possible to react to improvements in the cloud systems and to create a future-proof solution that can be quickly adapted to new circumstances.

Figure 48 gives an overview of the keyword extraction architecture.

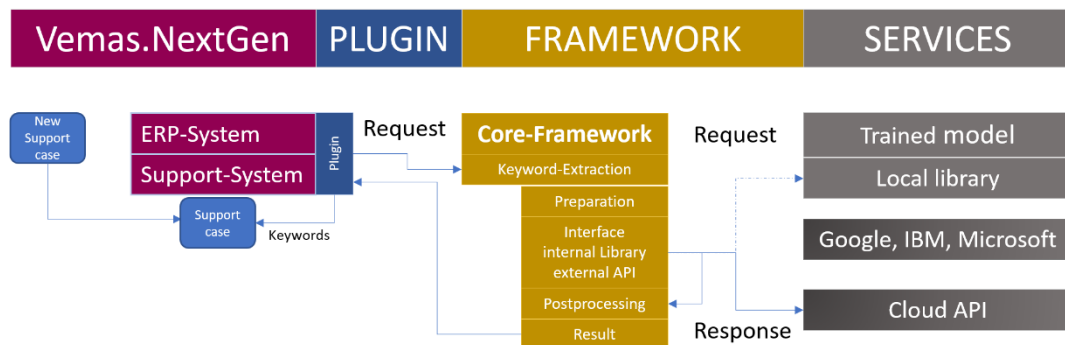


Figure 48: Framework for keyword extraction

[source: own representation]

Through plug-in integration, the keyword extraction function can be integrated directly into the application, so that entered text is analysed at runtime and keywords are displayed, which the user can then still adapt himself or add further keywords via the interface. Figure 49 shows the integration into the interface.

¹² A first evaluation took place in mid-2018 and a second review was conducted at the end of 2020 to check whether changes to the models have led to better results. However, no significant improvements were found, but the results were updated so that the values shown correspond to the keyword extraction of 27.12.2020.

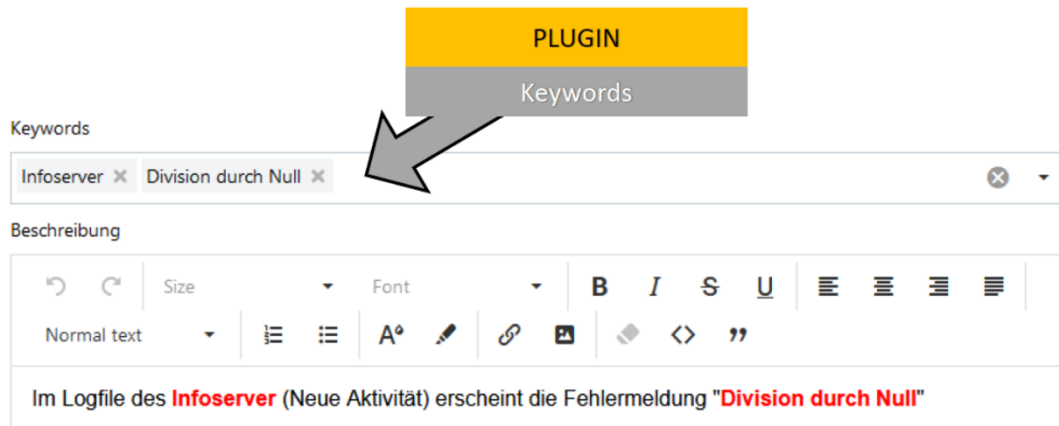


Figure 49: Keyword extraction plug-in

[source: own representation]

Based on the keyword extraction, a simple comparison procedure was developed to identify support cases with similar content using similar or identical keywords and to display solution suggestions based on these. Figure 50 shows the prototype for displaying possible solutions to a support case.

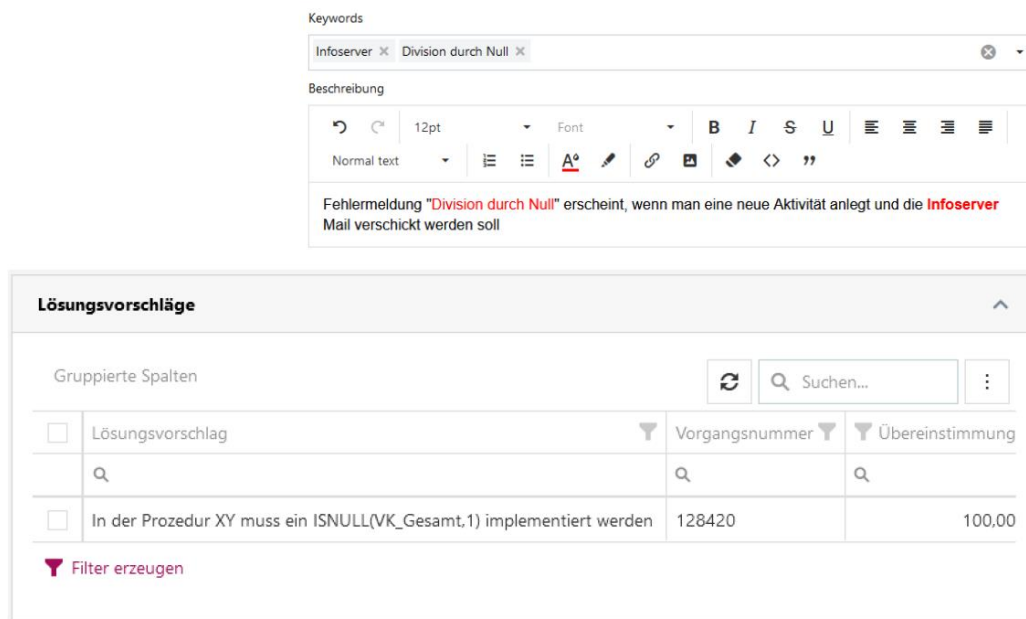


Figure 50: Prototype solution suggestion

[source: own representation]

The prototype was presented to an expert audience for the first time at a business summit in September 2020 and received positive feedback (Hüsson, Huppertz, et al., 2020).

An evaluation was also carried out for the implementation of classifications based on texts, for which the framework TMoML (Erhardt, Di Stefano, Bosten, & Buchkremer, 2020) was used. Based on data from more than 5 years, over 33.000 support cases were extracted. These were divided into training and test data and a model was trained with almost 28.000 data records. The aim was to classify the data into one of the following four categories based on their content:

- “CRQ”
- “Frage”
- “Problem”
- “Wunsch”

Figure 51 shows the configuration made for classification.

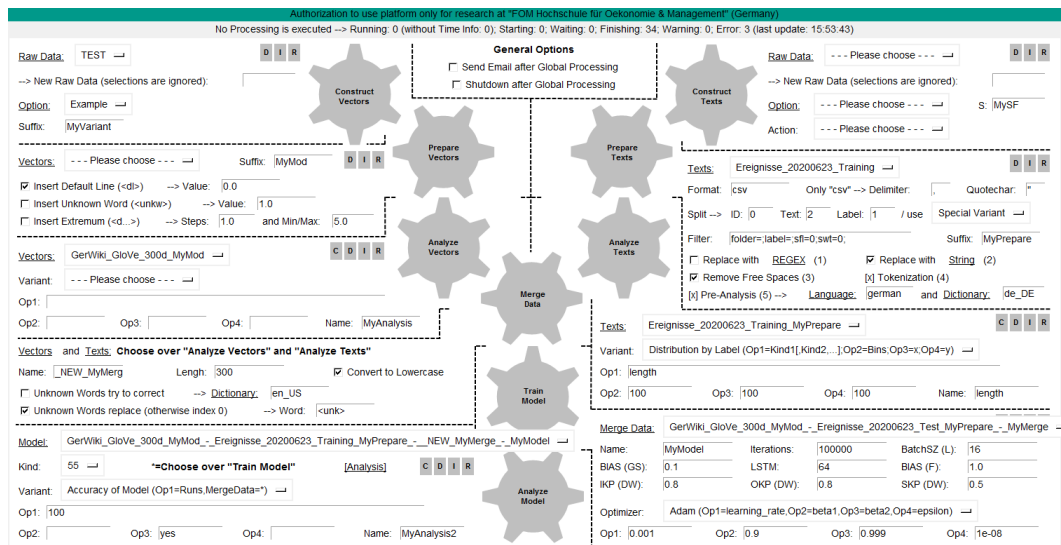


Figure 51: TMoML Classification configuration

[source: own representation]

Different parameterisations were tried out in order to train a valid model and verify it using the test data. However, it has not yet been possible to achieve an accuracy of more than 49,406% (see Figure 52).

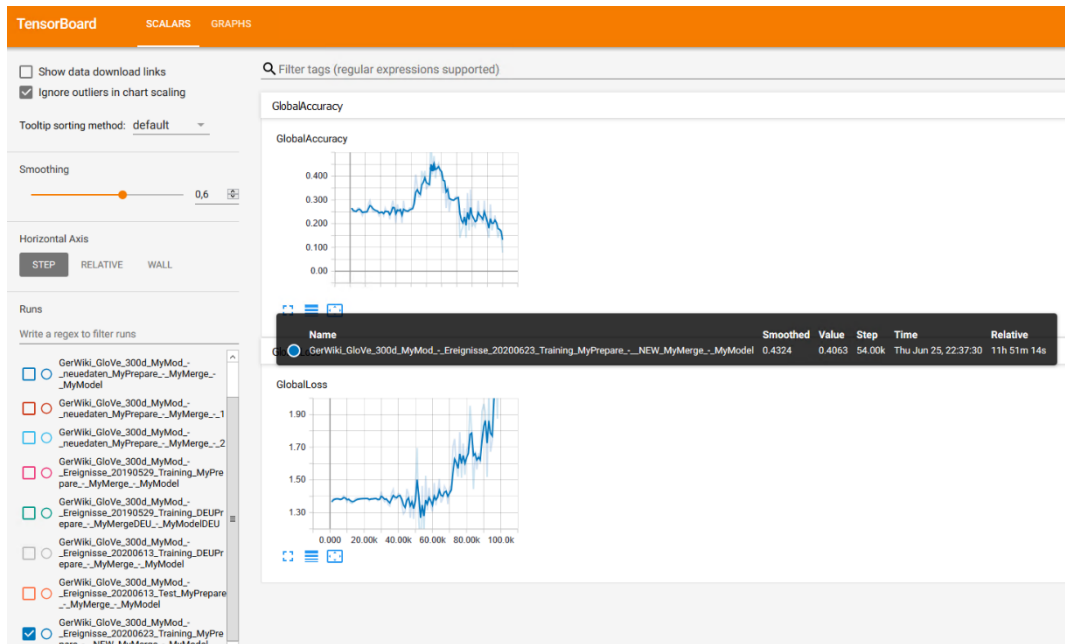


Figure 52: TensorBoard global accuracy

[source: own representation]

It was therefore decided not to integrate this function into the prototype for the time being and to discuss this feature with the experts without concrete implementation. It was also decided not to carry out a full chatbot integration, as the IPA integration already enables user interaction, and the experts can also evaluate this use case without a concrete implementation.

The next step in completing the version for the artifact is combing the IPA-Function with the ML-Framework, this will be done in the next chapter.

4.1.4. Combining IPA and the Machine Learning Framework V-ML

As shown in the previous chapter, the V-ML framework provides a flexible and powerful framework for carrying out predictions. In an attempt to use the implementations, the framework must be integrated into the architecture of the IPA so that the IPA has access to the results of the prediction and can interact with the user accordingly. To achieve this integration, it is necessary to adapt the system architecture. In chapter 3.1 it was shown that the IPA was embedded in the previous system architecture of the ERP system. When designing the V-ML integration it turned out that it is advantageous to extract the IPA from the ERP system and to

connect it as a plug-in. The plug-in technology allows extensive interface interactions with the ERP system to continue, but also provides more flexibility, since the source code in the plug-in is accessible in contrast to that of the ERP core. Customers and users with programming knowledge in C# are therefore also able to make independent extensions and integrate new language commands including their treatment. Figure 53 gives a brief overview of the new architecture and the integration of the V-IP-A-Plug-In and the V-ML-Framework.

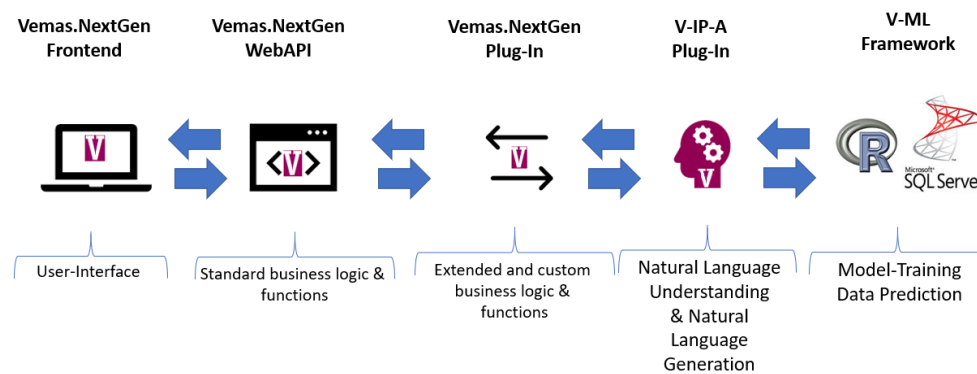


Figure 53: Plug-In Architecture

[source: own representation]

Due to this adaptation, it is now possible to access predictions within the treatment of voice commands. As described in chapter 3.4, this integration of predictions into the speech interaction was demanded in the first artifact evaluation. Use-case 2.4.3.5 support volume prediction was chosen to test the functionality of the changeover using a concrete example. This use case will now be combined with the requirement of extending the summary function (see chapter 3.4), which was also raised during the evaluation. For this purpose, the daily summary was designed to recognise the context of the work area of the user logged into the ERP system and to adapt the information reporting to this context. If an employee of the sales department is logged in, information about currently recorded sales notes as well as current opportunities is provided. If an employee is working in the customer service area, information on the current ticket status and their own tickets still to be processed is provided. In this context, the expected ticket volume for the current day is also predicted. This is not only done by stating the number of expected tickets, but also which influencing factors such as the day of the week, holidays or ongoing updates have been taken into account. The user thus also receives at the same time a justification for the numerical value and can thus better estimate it.

The interaction runs as follows, the user clicks on the button of the IPA in the frontend, there the IPA is loaded, and the voice recording is started. The user says, “give me my summary”. The recognised text is passed from the Vemas.NextGen-Web-API to the IPA plug-in. The Plug-In determines the corresponding action, in this case the summary-function. Based on the logged-in user, the area and the associated output is queried. The user is assigned to the customer service department, the plug-in determines the necessary information for preparing the speech output. Various statistics are retrieved, like relatively simple statistics about the open re-submissions of the logged-in user and the number of open tickets in the company and additionally the current open tickets assigned to the user. This information is determined directly by the statistics component of the IPA plug-in.

The plug-in also recognises that a prediction is necessary. In this case the forecast of the ticket volume for the current day. The plug-in now calls the V-ML framework and passes the available information such as the value to be calculated, the reference date, and the logged-in user. The V-ML framework uses the value to be calculated to determine the prediction model to be used and the necessary parameters. If not, all required parameters have been provided, an error message is returned. If all parameters are available, the trained model is called with the parameters and both the result and an explanatory text are returned by the V-ML framework to the plug-in. In the concrete example, to determine the prediction of the ticket volume, the information about the weekday, working day, holidays and current updates are to be determined directly using the transferred date.

The result is transferred to the Vemas.NextGen-API as a voice output command by the plug-in. From there, the Vemas.NextGen frontend receives the result and reads it out to the user via voice output of the browser, the example shows the return value for a user of the customer service department on 03.08.2020, based on the model trained within the previous chapter:

“Summary for the Customer Care Area. You have 4 due reminders with the companies Muster Kunde Berlin & Test GmbH. Currently there are 8 open tickets, of which 7 are assigned to you. For today, you can expect a ticket volume of 15. Prediction basis weekday: Monday, working day: yes, numbers of rolled out updates: 0, holidays: Summer holidays ongoing from 29.06.2020 till 11.08.2020.”

The output gives the user an indication of the expected service volume and allows him to plan his day accordingly. By providing the parameters used to determine the value, a contribution is also made to the traceability of AI decisions, as highlighted in chapter 2. The artifact was released as version 1.2 and is available for further evaluation.

Due to this implementation, the functional scope of artifact is sufficient to perform the next step of the evaluation and to discuss the extended functions with experts using the developed use-cases.

4.2. INTRODUCTION TO THE METHODOLOGY OF EXPERT INTERVIEWS

This chapter first lays the theoretical foundation for the expert interviews and then prepares, executes, and evaluates the interviews in order to estimate the application possibilities of AI in business processes on the basis of the artifact version 1.2 in combination with the use cases derived from the literature in chapter 2.4. Qualitative guideline-based interviews are a widespread, differentiated and methodologically comparatively well-developed methods of producing qualitative data. Guideline interviews design the leadership in the interview via a prepared guideline, expert interviews are defined by the specific selection and status of the respondents (Helfferich, 2014). Gläser & Laudel (2010), have formulated this as follows (translated from German):

“Expert describes the specific role of the interview partner as a source of specialist knowledge on the matters to be explored. Expert interviews are a method to tap into this knowledge.” (Gläser & Laudel, 2010, p. 12)

Before proceeding to the interviews, it is necessary to first take a closer look at the term interview and work out the different forms and their application. Referring to Mieg & Näf (2005) an interview is a social interaction between the person asking and the person interviewed. In this case, an expert interview as a social interaction is never simply limited to knowledge sharing, since the interactions serve multiple purposes at the same time. The interaction partners bring in interests and personal problems, as well as power relations. The interviewee is always in a specific institutional context in which he or she plays a specific role. Accordingly, he or she receives the interviewer under certain conditions, the so-called functional context of the interview. This context includes, in particular, professional functions

and also operational constraints, as well as values, informal rules of conduct and written laws, which, from the perspective of the interviewee, define the limits of what can be asked and questioned for the interview (Mieg & Näf, 2005, p. 5).

This problem is illustrated in Figure 54.

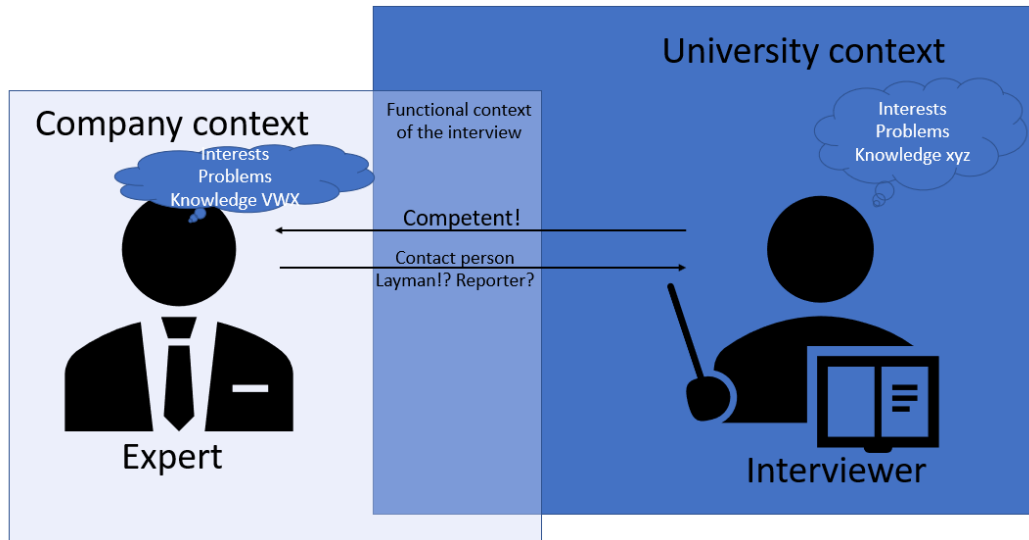


Figure 54: The interview as social interaction

[source: based on (Mieg & Näf, 2005, p. 5)]

An expert interview therefore requires a high degree of preparation, so that the interviewer can ask sufficiently, deep questions in the subject areas and the expert can provide insightful answers (Reinhold, 2015). To do justice to this fact, a detailed description of the procedure and preparation of the expert interview is given in the chapter 4.2.2. Within the literature different interview forms can be found, which can be used for different aspects of research. It is therefore of relevance in the context of this dissertation to crystallise the most suitable procedure for the specific research questions. Kepper, for example, differentiated into three interview types: in-depth interview, the explorative and the focused interview. The explorative interview technique is further divided into narrative interview technique and problem-oriented interview technique (Kepper, 1996, pp. 41–42).

It is therefore necessary to select an appropriate interview technique that is suitable for determining the effects of AI deployment on business processes. For this purpose, the different techniques are briefly presented and finally evaluated with regard to their suitability. According to Kepper, the in-depth interview is defined as follows:

“The psychological in-depth interview is about revealing certain pre- or unconscious motivational structures and contexts of meaning, which only acquire meaning through the subsequent interpretation of what has been said. (...) It represents an interview between two interview partners and, in contrast to the exploratory interview, is explicitly aimed at investigating unconscious, hidden or only barely comprehensible motives and attitudes.” (Kepper, 2008, pp. 182–183)

This definition suggests that in-depth interviews also serve to make the interviewees aware of motives, behaviour etc. that they themselves have hardly noticed so far, in order to be able to conduct a corresponding survey (Kuß, Wildner, & Kreis, 2018). From this it can already be concluded that this interview technique is inappropriate since the expert knowledge is not hidden knowledge.

Further, the focused interview is now considered; the main aim of a focused interview is to elicit as complete a report as possible on all experiences and related aspects of a particular (experienced) situation, whereby the underlying situation may include watching a film, listening to a radio play or participating in an experiment (Rieß, 2018). As a result, this interview technique is not suitable for answering the research questions because the future implementation of AI in business processes cannot be evaluated as an experienced situation. One could possibly define the ongoing digitisation as a situation, but it is more purposeful to first consider the still outstanding interview technique of explorative interviews.

The explorative variant differs from the previously considered interview techniques in that it is completely geared towards opening up as broad, possibly unknown, and even latent areas of knowledge of the interviewees as possible within the topic of interest to the researcher. Due to its complexity, the explorative interview is more suitable as an instrument for the collection of subjective-typical than for the generation of objective-representative data and therefore more suitable for theory building than for hypothesis testing. Due to its situational flexibility, it can be used for the reconstruction of biographical interpretation schemes as well as for the reconstruction of special knowledge bases. (Honer, 2011) From this it can be

concluded that an exploratory approach is considered suitable for the desired objective within this dissertation.

Next, it is necessary to find the right form of the explorative interview. Here – as already explained at the beginning – a distinction is made between the techniques of the narrative interview and the problem-oriented interview. The narrative interview method has its origins in qualitative social research and is the ideal way to get to know the stories that are told in and about a company. Listening is the basic attitude of the narrative interview. Within the narrative interview, no questions are asked about the opinions of the interviewee or about facts, but rather an attempt is made to get the interviewee to tell the story. Possible forms of narrative impulses are either biographical or episodic narrative questions. The aim of narrative interviews is to elevate the experiences of the narrator (Erlach & Müller, 2020). Since this research work is not concerned with biographical or episodic, narrative questions, this form is not suitable for the further procedure.

The problem-oriented or also known as problem-centred interview is based on the theory-generating procedure of Grounded Theory. The process of gaining knowledge is understood as an inductive-deductive interaction: On one hand, narratives are generated with the help of which the interviewees are to explain and develop their perspective. On the other hand, the interviewers use their previous knowledge in the sense of sensitising concepts and thereby initiate a dialogue on the problem with the respondents. Ideally, a process of understanding should take place during the course of the interview. An open guideline is used, which links narrative-generating and comprehension-generating questions. It is therefore a discursive and dialogical process in which an interplay between interviewer and respondent is central. Not only the narrative dynamics (or the constraints of narrative in narrative interviews) but also the situation dynamics characterise the interview process. (Klemm & Liebold, 2017)

This makes it clear that this form of interview is suitable for the research project and is therefore also used. In combination with the qualitative content analysis, an expert interview is the backbone of reconstructing examinations as an important tool of knowledge acquisition (Mayring, 2015, pp. 33-38). Therefore, qualitative content analysis and its use in the context of this dissertation will be considered next. Qualitative content analysis is one of the most frequently applied evaluation methods, which deals with texts that are produced in the course of research projects

in the context of data collection, e.g. transcripts of open interviews, protocols, documents, files, and also newspaper articles (Mayring & Fenzl, 2014). In the literature aspect of qualitative content analysis, a distinction is made between different variants of the procedure, such as content structuring, evaluative, scaling, summarising or type-forming content analysis (Schreier, 2014). To evaluate which of the procedures for content analysis is best suited for this research project, the individual procedures must be briefly presented and examined for their suitability.

The structuring content analysis can be viewed as the central variant of qualitative content analysis. The process comprises the following steps, some of which must be carried out several times (Schreier, 2014):

- Familiarise yourself with the material
- Derivation of upper categories from the question / interview guide
- Determination of found locations / coding units
- Development of subcategories and category definitions
- Testing of the category system
- Modification of the category system
- Coding of all material with the revised category system
- Presentation of results, interpretation, answering the research question

Figure 55 gives an overview of the above-mentioned steps and their mutual dependencies.

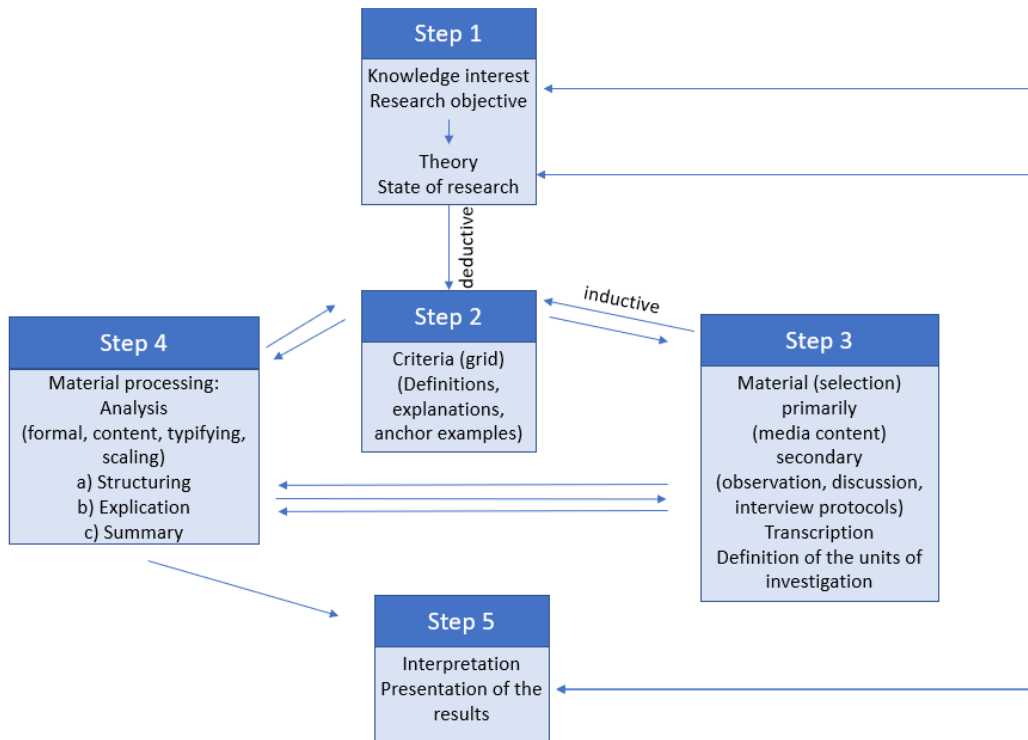


Figure 55: Steps of the qualitative content analysis

[source: based on (Nawratil & Schönhagen, 2008, p. 339)]

While the content structuring qualitative content analysis deals with the thematic structuring and description of the material, evaluative content analysis generates categories that allow an assessment or evaluation of the material on selected dimensions from the perspective of the researchers. The assessment dimensions are described as variables with corresponding values that have at least an ordinal scale. (Schreier, 2014)

The use of an intensively elaborated interview guide ensures that all relevant topics are dealt with intensively and new insights are gained. Furthermore, the standardisation aims at a low influence on the interview partner and the associated high validity of the actual interview.

4.2.1. Defining experts

There are many different definitions of the term expert (Niederberger & Renn, 2018), so it is important to define this term as precisely as possible in the context of the dissertation so that the selection criteria can be understood. Mieg and Näf (2005) state as central elements of expert competence (Mieg & Näf, 2005):

- the low importance of personal general skills (intelligence, memory etc.) for expert performance
- the strict area-dependence of expert performance (expertise is not transferable to other areas)
- the long experience: there is a 10-year rule (it takes about 10 years of training and experience to gain expert competence).

According to Bromme and Jucks (2016), an expert is someone who has several years of, often academic, training and a certain level of professional experience and on this basis, successfully manages the complex demands of his or her own profession (Bromme & Jucks, 2016). This definition is also used as a basis for this dissertation, because especially the successful exercise of the profession is an important indicator of practical experience, which is relevant for the evaluation of factors influencing processes. Experts for the interviews are therefore defined particularly for this dissertation as:

“a person with an academic or equivalent education and at least 10 years of relevant professional experience who manage an SME in the service sector.”

This means that corresponding managing directors, board members and overall process owners must be identified to see who meets these criteria in order to draw valid conclusions from the interviews. In doing so, an attempt is made to recruit experts with at least 10 years of professional experience in management positions. It is also attempted to achieve the broadest possible age structure, since – as described in chapter 2.5 – the age structure of decision-makers influences the adaptation of process changes.

4.2.2. Expert Interview preparation

Within this chapter – because of the methods and definitions developed in the previous chapter – the individual steps for preparing, conducting and evaluating the expert interviews are described in order to make the procedure as transparent as possible and absolutely comprehensible. The necessary steps were already introduced in chapter 1.4 and are now executed with further details.

4.2.2.1. Phase I: Intensive Research of the Object of Investigation

The basis for the intensive occupation with the research object was already laid in the second and third chapters of the dissertation. Through the literature research, from which concrete use cases were derived, and the implementation of the artifact, both extensive knowledge and contents for the interviews were created. Both the use cases and the artifact will be central components of the interview in order to discuss questions with the experts that are as relevant to practice as possible. As explained in chapter 4.2, it is necessary that the interviewer has a good command of extensive specialist knowledge and technological vocabulary in order to ask the expert in-depth questions and to understand the expert's statement in order to be able to ask ad-hoc questions which could not be prepared in advance but are important for gaining knowledge (Pfadenhauer, 2009).

4.2.2.2. Phase II: Identify, Select and Inform the Experts

Within phase II the aim is to identify, select and inform the interview partners. The basis for the selection is the definition of the term “expert” developed in chapter 4.2.1. Since, as described in chapter 2.5, over 99% of all enterprises are SMEs and almost 70% of all enterprises are active in the service sector, it is hardly possible to consider a representative cross-section of these structures in the expert selection.

The study used a snowball sampling from the pool of researchers' acquaintances. When selecting the experts, particular guidelines were followed to enable a balance between theory and practice, such that a total of 15 people who work as managing directors in SMEs in the service sector or as professors in the field of business informatics with management experience in SMEs were contacted. Of the 15 people contacted, 4 did not respond and one person does not consider himself an expert, although the formal criteria were met. Ten people were willing to carry out the expert interview.

4.2.2.3. Phase III: Prepare the Expert Interview

Within the third phase, the interview guideline was developed. In an effort to ask the most specific questions possible, but still give enough space for the answers, a semi-structured interview was chosen. The objective is to work through all the topics of the guide within a natural-looking conversation and to understand the arguments of the interlocutor (Steffen & Doppler, 2019, pp. 33-34). Since the implementation of a qualitative procedure requires a considerable amount of time, smaller samples are usually used. In the literature, 10 to 100 samples are usually given for this purpose, but in justified exceptional cases less than 10 are also permissible, since representativeness are also not always the focus of interest (Magerhans, 2016, p. 167). Table 13 gives a classification of the expert interview in context of the survey methods.

Table 13: Dimensions of surveys

Expert Interview	
Criterion	Form
Type of communication:	Oral questioning
Scope:	Partial survey
Content:	Single-topic survey
Frequency:	Single survey
Selection of the experts to be interviewed:	Random selection
Survey strategy:	Semi-structured
Survey statistics:	Direct interviews
Survey environment:	Real-life conditions & demo-environment
Method:	Personally (online)

[source: based on (Weis & Steinmetz, 2012)]

The interview guide was compiled on the basis of an extensive literature search to ensure that common scientific standards are also applied in this still new field of research (J. Brown, 2018; Qu & Dumay, 2011; Rabionet, 2011; Sunarya, Marantika, & Faturahman, 2018). Since no standardised questionnaires are available for the research questions and especially the use cases, it was necessary to create a separate questionnaire in the form of an interview guide (Döring & Bortz, 2016, p. 403). The research design is therefore based on studies that faced similar challenges when they were conducted and thereby offer valid approaches to adequately develop a topic in this phase (Floerecke, 2016). Table 14 gives a list of similar research projects and the research methodologies used in them in order to justify the approach used in this dissertation.

Table 14: Similar research methodology

Research methodology	Research objective	Source
Qualitative findings from a semi-structured interview combined with the quantitative findings from ~10,000 messages that the participants exchanged with the chatbots	Inform and guide the design of future chatbots	(M. Jain et al., 2018)
Systematic machine behaviour observations combined with in-depth interviews and an expert survey	Impact of voice assistants on the shopping process	(Mari, Mandelli, & Algesheimer, 2020)
Interviews with users, using “benefits and problem” and “wish list” technique ¹³	When and why users choose speech interaction over traditional user interfaces	(Rzepka, 2019)
Expert interviews with open end questions	Develop a conceptual framework with reasons for, processes to, and expected outcomes of digital transformation in the public sector	(Mergel, Edelman, & Haug, 2019)
Semi-structured interviews of employees from different backgrounds	Better understand of the needs and demands of potential users of smart assistants for private- and work-related availability	(Saternus, 2019)

¹³ For more details about this technique see (Keeney, 1996).

Interviews with CEOs of SMEs, grounded in the technology-organisation-environment theory ¹⁴ and the Knowledge-Based View ¹⁵	Organisational impact of Internet technologies by analysing factors affecting e-business use and its effect on organisational innovation in manufacturing Small and Medium-Size Enterprises	(Soto-Acosta, Popa, & Palacios-Marqués, 2015)
---	---	---

[source: own representation]

The interview guide is divided into three sections: Introductory questions, also known as warm-up or icebreaker questions, the main part with the actual subject-specific questions and the conclusion, then follows the dramaturgy described in the literature, so that the motivation and attention of the interview partner is maintained and is highest in the middle part of the interview (Renner & Jacob, 2020, pp. 57–64). Figure 56 gives a brief summary of the structure and dramaturgy of the interview.

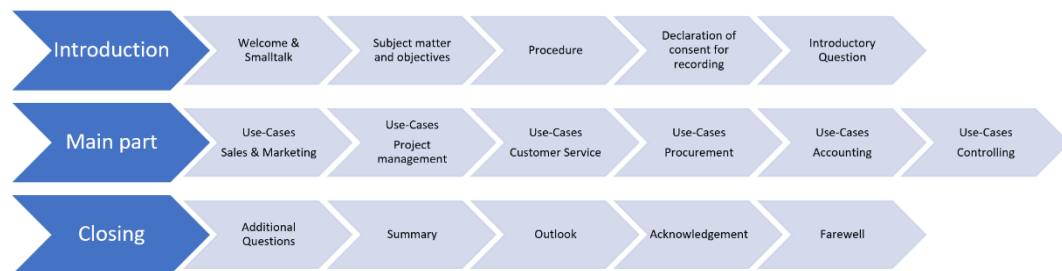


Figure 56: Dramaturgy of the interview

[source: based on (Renner & Jacob, 2020, p. 64)]

The introduction to the interview is characterised by a series of descriptive questions about the demographics of the expert and the company, about the expert's professional expertise and where he or she acquired it. In addition, the basic attitude of the expert towards technological innovations and the use of AI in both private and corporate contexts is surveyed. The main part of the interview is based on the use cases developed in chapter 2.4. The use cases in the areas of sales & marketing, project management, customer service, procurement, accounting, and

¹⁴ For more details about the framework see (Baker, 2012).

¹⁵ For more details about knowledge-based view see (Gu, Jitpaipoon, & Yang, 2017).

controlling are presented. Selected functions are demonstrated directly as an experiment using the artifact and the experts have the opportunity to give their assessment of the impact on the individual processes. When discussing the use cases, the procedure is analogous to an inventory of process flows, therefore only standard processes are discussed and special cases are left out as far as possible (Koch, 2011, p. 96). By asking open questions, it is possible to add further use cases to the topics, but also to name further areas of application of AI enabling the expert with an extensive opportunity to apply his knowledge in the individual process areas and to give his assessment (Steffen & Doppler, 2019, p. 30). Finally, supplementary questions on the topics of digitalisation and AI are asked. Assessments of future developments, especially in the field of human-machine interaction, and the impact of the Corona pandemic on one's own business processes and business model are questioned. Finally, a summary of the interview is given, and the interviewee is bid farewell. The interview is validated by a test run before undergoing a final revision.

Due to contact restrictions and the need for distance during the COVID-19 pandemic, face-to-face interviews will be avoided, and the interviews will be conducted and recorded via Microsoft teams.

4.2.2.4. *Phase IV: Conduct the Expert Interview*

This phase deals with collection and preparation of data gathered from the expert interviews conducted in the period from 07.08.2020 – 25.09.2020. A total of 10 interviews with a total length of over 18,5 hours were conducted and fully recorded. The shortest interview lasted 51 minutes, the longest over 2,5 hours. On average an interview lasted almost 2 hours. All experts were interviewed online via Microsoft Teams, the sessions were fully recorded. As already mentioned, the interviews were conducted during the Corona pandemic, so all interviews were only possible virtually. Not all experts used a webcam, so in order to ensure the comparability of all interviews, the evaluation of body language was deliberately omitted, even though according to the literature this can also be part of the later analysis (Renner & Jacob, 2020). In addition to the recording, notes were also taken during the interview to highlight important aspects and summarise responses directly. The procedure to proceed on the basis of protocols is in accordance with current procedural methods which, in the context of discussions on routines and processes, are not at a disadvantage to the time-consuming traditional evaluation via transcription (Vogel & Funck, 2018). Table 15 gives an overview of the interviewed experts and their suitability for assessing the applicability of AI in business processes.

Table 15: List of experts

No. Expert	Date	Duration	Age	Gender	Highest educational attainment	Relevant work experience in years	Position	Company	Number of employees	Branche	Expert areas	
1	Mr Lars Kothes	07.08.2020	01:52	47	Male	Diploma	17	Managing Director	Kothes! GmbH	160	Technical documentation	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Controlling;
2	Mr Michael Wendt	04.09.2020	02:35	53	Male	Diploma	30	Managing Director	microfin GmbH	50	IT & Management Consulting, Sourcing experts	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Controlling;
3	Dr. Andreas Lewandowski	04.09.2020	02:04	51	Male	Doctor	30	Managing Director	cadbas GmbH	20	IT & Management Consulting, Part-folding management	Sales & Marketing; Project management; Customer service;
4	Prof. Dr. Torsten Finke	10.09.2020	02:31	58	Male	Doctor	35	Managing Director & Professor Business Information Systems	IgH GmbH	16	Special machine construction, unique specimens; project business	Project management; Customer service; Procurement; Accounting;
5	Prof. Dr. Georg Sandhaus	11.09.2020	02:10	54	Male	Doctor	25	Consultant & Professor Business Information Systems	Freelancer	-	Every company with accounts payable / SAP	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Accounting; Controlling;

6	Prof. Dr. Jörg Muschiol	15.09.2020	01:41	44	Male	Doctor	20	Managing Director & Professor Business Information Systems	Netzfaktor GmbH	30	IT service provider, individual hardware and software solutions	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Accounting;
7	Mr André Pradtke	17.09.2020	01:38	41	Male	Diploma	16	Managing Director	Pradtke GmbH	60	IT service provider, Healthcare software, personnel planning	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Accounting; Controlling;
8	Dr. Thomas Marquardt	18.09.2020	01:09	43	Male	Doctor	10	Managing Director	Tedata GmbH	30	IT service provider, design process	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Accounting; Controlling;
9	Mr Christian Scholz	18.09.2020	00:51	47	Male	Diploma	21	Managing Director	scholz.msc consulting GmbH	26	IT service provider, ERP-System	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Controlling;
10	Mr Thomas Stupp	25.09.2020	02:04	55	Male	Diploma	26	Managing Director	advice IT GmbH	16	IT service provider, Business process automation and document management	Sales & Marketing; Project management; Customer service; Procurement; Accounting;

[source: own representation]

All experts have at least 10 years of experience in business process modelling, 9 out of 10 experts are managing directors and actively participate in shaping business processes. Of the 10 experts, 3 are professors of business informatics and are therefore able to give their assessments not only from their own company experience but also with a background in research and teaching, as seminar papers and final theses often have a practical background. All 10 of the experts interviewed are male and hold academic degrees, 5 of whom have a doctorate. 3 experts are also active in research and teaching in parallel. In addition, most of the interviewed experts are also consultants for customers and can therefore contribute to a comprehensive overview of business processes that goes far beyond their own company. However, it was ensured that the evaluation of the use cases focuses on the experts' company, so that the processes of SMEs in the German service sector are also evaluated in a targeted manner. On average, the experts have 23 years of relevant professional experience, with a minimum of 10 years and a maximum of 35 years. Their average age is 49 years, with the youngest expert being 41 and the oldest 58 years old at the time of the interview. All experts have agreed that the contents of the interview can be recorded and published without anonymisation. The interviewed experts represent more than 400 employees, and all the interviewed experts, who are also managing directors, manage companies that belong to the SME sector and are located in Germany. All companies are active in the service sector. 6 of the 9 surveyed companies belong to the IT sector and provide services in this context. In addition, a freelance management consultant is represented with a wider range of industries. Figure 57 gives a brief summary of interview meta data.

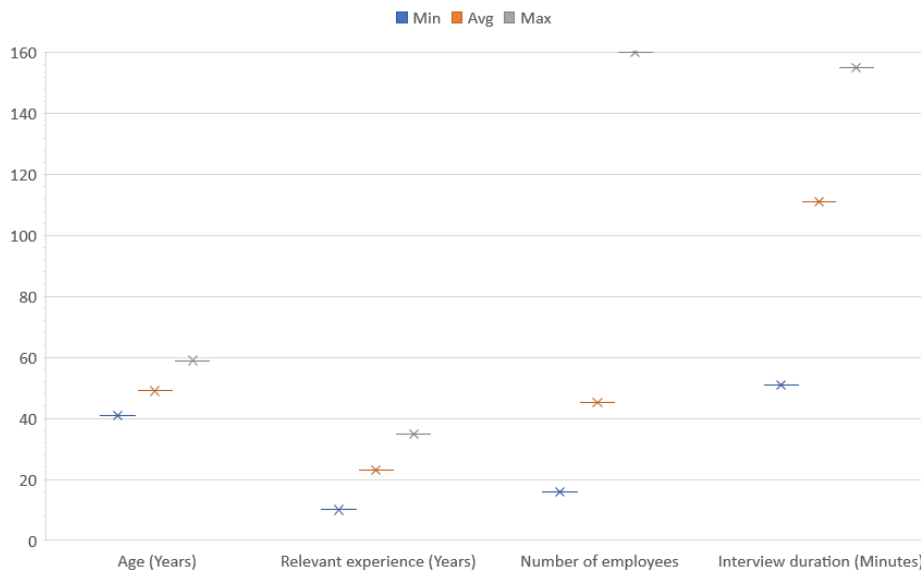


Figure 57: Interview meta data

[source: own representation]

90% of the experts consider themselves to be very open to new technologies, with only one expert initially waiting to see how trends develop. 90% of the experts have gained experience with IPA. 80% of the experts have personal experience with AI outside IPAs. Figure 58 gives a brief summary of the data mentioned above.

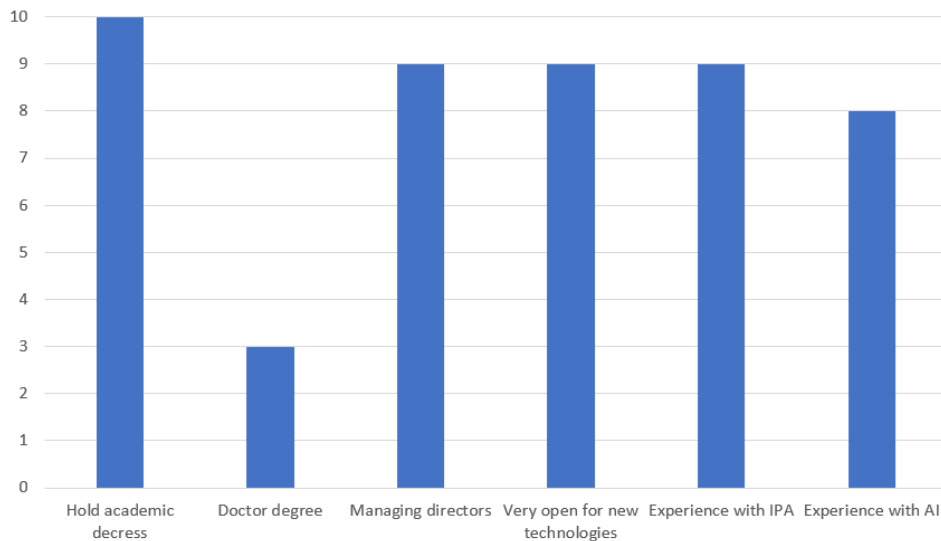


Figure 58: Expert information

[source: own representation]

Most experts estimate their knowledge for the possible applications of AI to be at least average and only one expert estimates his level of knowledge to be low. 90% of those surveyed consider themselves experts in the field of sales & marketing. All respondents rate themselves as experts in the areas of project management and customer service. 70% of the respondents rate themselves as experts in the area of procurement. 60% of the respondents consider themselves experts in accounting and as well 60% consider themselves experts in controlling.

All 9 managing directors interviewed consider their companies as well positioned in the field of digitisation, 3 consider their company to be in the vanguard, and the other directors consider their companies to be well positioned but with potential for improvement. However, the surveyed experts with insights into other companies indicate that digitisation has not yet been sufficiently implemented by the majority of the companies they advise.

5 of the interviewed companies already have internal know-how for the implementation of AI projects. Another company has only know-how in the connection of AI, but not for the implementation of own AI projects. Only one company and – based on the experience of the freelance consultant – a large number of the companies the freelancer consults, rely exclusively on external service providers for AI implementations. One company is currently building up AI know-how, as this is seen as critical know-how for future developments, another company would build up corresponding know-how internally if this turns out to be business critical. Figure 59 gives an overview of the company meta information.

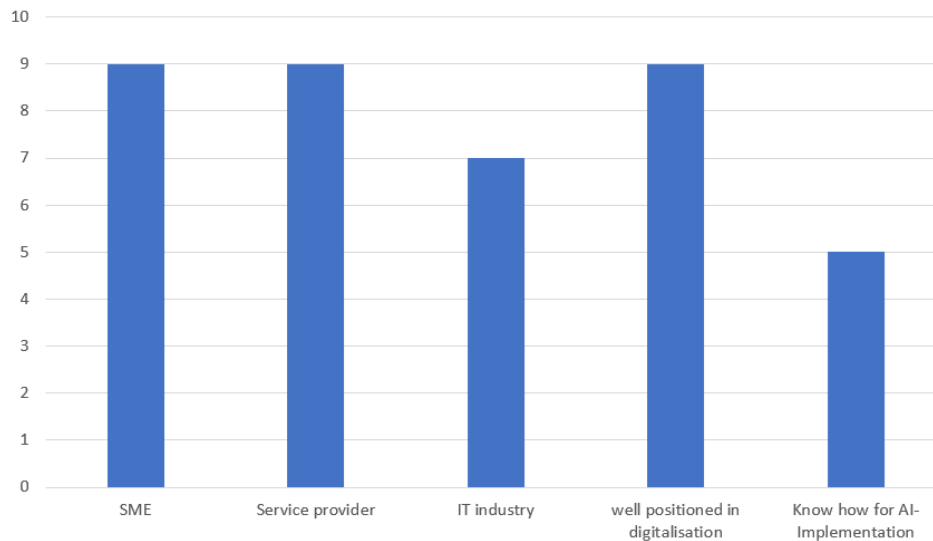


Figure 59: Company meta data

[source: own representation]

Thus, the majority of the interviewed experts consider the development of know-how in their own company to be important. New technologies have an influence on all the companies surveyed. From cloud to machine learning, to indoor tracking and simulations, new technologies are evaluated to make processes more efficient. The surveyed companies are therefore constantly looking at new ways of integrating technology.

4.2.2.5. Phase V: Scientific Evaluation

The final phase involves the evaluation of the interview using the instrument of qualitative content analysis to explain complex processes and the construction of meanings on the basis of a category system derived by evaluating the transcription of the interviews (Renner & Jacob, 2020). Since the selected interview form is an expert interview, the transcription focuses on content meaning and not on the form of expression, pauses not only in speech or emotions shown, but purely on a factual-argumentary level (Geyer, 2016). As an adequate alternative to a transcription, a comprehensive protocol per interview was prepared in the course of conducting the interviews; these serve as the basis for the content analysis. This procedure is in line with the relevant scientific literature and is in no way inferior to conventional transcription when considering routines and processes (Vogel & Funck, 2018).

By using Microsoft teams as a communication platform for the interviews, the recording function available there could be used. In addition, extensive notes were made during the interview in which the content core of each question section was recorded. Following the interviews, these notes were revised on the basis of the recording and aspects were added that may not have been given sufficient consideration in the live recording. This approach is in line with guidelines and recommendations in the literature (Döring & Bortz, 2016, pp. 583–584; Mayring, 2019).

In the following chapter, a corresponding analysis of the expert interviews is carried out in order to answer the open research questions on the basis of the extracted text information.

4.3. ANALYSING THE IMPACT VIA EXPERT INTERVIEWS

As a basis for the evaluation, the Grounded Theory as a classical theory generating qualitative research method is used (Schmidt, Dunger, & Schulz, 2015). This methodological approach is widely used in the field of Information Systems Research and scientifically accepted for the development of theories of novel phenomena (Wiesche, Jurisch, Yetton, & Krčmar, 2017). By using Grounded Theory, a systematic approach is used which is inductive, comparative, iterative and interactive (Wiesche et al., 2017). Since this research project deals with new possibilities for process optimisation by AI in the area of medium-sized service providers for which there is not yet a sufficient theoretical basis, the grounded theory in combination with the expert interview procedure presented here represents the only valid research method.

4.3.1. Interview Analysis and results

For this part of the research a theoretically sound approach was used as an information analysis method to evaluate the expert interviews; similar approaches have already been used in studies on digitisation (Mergel et al., 2019). The analysis of the data obtained from the interviews is based on the constant comparison method in order to systematise the analysis process and increase the traceability and verification of the analyses (Boeije, 2002). This data-driven approach was chosen in order to search for general patterns in the expert answers without being in-

fluenced too much by existing theory, prior empirical research and own assumptions. The analysis is already focused by the definition of the use cases in combination with the structure of the interview guide. The core of the questioning is always about the influencing factors of applicability and the potential for use. To make the answers comparable, a summary was prepared for each question, taking care not to distort the core content and thus the essence of the material. Therefore, a clear evaluation is possible, which still corresponds to the basic form of the material (Mayring, 2015, pp. 65–114).

4.3.1.1. *Analysing the interviews*

An inductive approach was used to determine the categories, since no categories for the assessment of factors influencing business processes by AI could be identified within the scope of an extensive literature search. The following procedure was used for inductive category formation (Mayring & Fenzl, 2014):

The analysis unit is defined as the complete answer of an expert to a question. In the course of paraphrasing, the statements were adjusted and reduced to the essential, in which all paraphrases of equal or less importance have been removed (Steffen & Doppler, 2019, p. 59). A maximum of two words was specified as the level of abstraction. During the first reduction, the core statements were extracted and summarised per analysis unit. In the second reduction, they were further condensed. In the course of the re-examination, categories were combined, and a final comparison was made with the experts' answers. (Waldherr et al., 2019)

A total of 25 different categories were derived from the coding phase. It was attempted to form as uniform categories as possible across all questions, so that the influencing factors can be compared, while ensuring that there is not much generalisation, so that important nuances can still be distinguished. Table 16 shows the categories derived from the interviews and their definition, which were developed on the basis of the interview material.

Table 16: Categories

Category	Definition
Accessibility	Barrier-free access has an influence on the potential for use
Added value	The added value is at the forefront when assessing the potential for use
Availability	The availability of personnel or IT systems has an influence on the deployment potential.
Communication channel	The availability of communication channels has an influence on the application potential.
Company size	The overall size of the company has an influence on the deployment potential. In contrast to the category "head count", the total company size including revenue and total head count is meant here and not the number of employees in a specific department.
Complexity	The complexity has an influence on the application potential. This concerns both the complexity of processes and processing rules and the complexity of data management.
Customer structure	The structure of the customers has an influence on the application potential
Data enrichment	The application potential is influenced by the enrichment with data. Here, the inclusion of external data is in the foreground.
Data validity	The validity of data has an influence on the application potential. This concerns on the one hand the availability of data and on the other hand the reliability of these data.
Decision context	The decision context has an influence on the application potential.
Dynamic interaction	Dynamic interaction has an influence on the application potential. Here the focus is on the flexible use of functions, which can also recognise an existing context and include it in the use.
Expertise	The knowledge or expertise of the user has an influence on the application potential

Field of application	The application environment has an influence on the application potential. This includes, for example, mobile working or the use of applications while driving.
Generalisability	The generalisability has an influence on the application potential. This can depend on individual characteristics in products and services, but also on individual approaches that cannot be summarised. A heterogeneous database also falls into this category.
Headcount	The number of employees of the respective department has an influence on the deployment potential.
Input form	The form of the input option has an influence on the application potential.
Legislation	Legal framework conditions have an influence on the application potential
Pattern recognition	The recognition of patterns in data has an influence on the application potential. It is mainly about the recognition of trends, correlations and anomalies which are not directly accessible to humans.
Perception	The perception possibilities have an influence on the application potential.
Predictability	The predictability of future conditions has an influence on the application potential.
Protection	Insurance coverage has an influence on the application potential
Reliability	Reliability has an influence on the application potential. In contrast to validity, this category is used when reference is made to repeatability.
Usability	Usability has an influence on the application potential. In the demarcation to the category "Input form", an additional evaluative adjective is used or spoken directly in the context of usability.
Variance	The variance of elements or properties has an impact on the application potential.
Volume	The number of applications has an influence on the application potential

[source: own representation]

4.3.1.2. *Analysing the data*

Although the open-ended answer option was chosen in the study design, it became apparent in the course of the first survey that the final assessment of the application potential is based on a four-level Likert-scale, with the ratings None, Low, Medium, High.

The following classification was made:

- **None:** No potential for optimisation through AI
- **Low:** Low potential for optimisation, the process can only marginally benefit from using AI in terms of quality and/or speed
- **Medium:** Medium potential for optimisation, the process can benefit moderately from the use of AI in terms of quality and/or speed
- **High:** High potential for optimisation, the process can benefit greatly from using AI in terms of quality and/or speed

Thus, in the course of the further interviews a corresponding assessment was asked for, so that the results can be fully comparable. Nevertheless, the possibility of an open answer still gave the opportunity to specify and justify the assessment in one's own words. In this way, valuable information on the factors influencing the assessment could be obtained. When determining the overall assessment of the potential of a use case, only those assessments in those areas where the respondents have actually assessed themselves as experts are considered. Further details on the evaluation are given within this chapter. Figure 60 and Figure 61 provide an overview of the use cases including the overall assessment with regard to the application potential and the mentioned influencing factors categorised on the basis of the coding. Furthermore, the values in brackets show how often the category was mentioned by different experts, this allocation is based on the analysis carried out in the context of category formation.

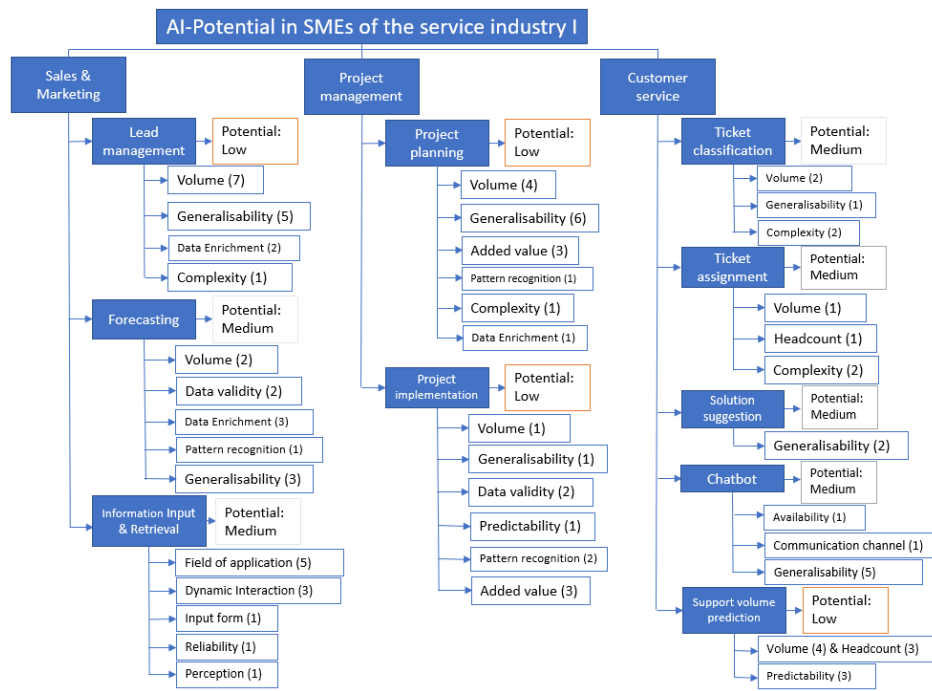


Figure 60: Coding taxonomy AI-Potential in SMEs derived from expert interviews Part I

[source: own representation]

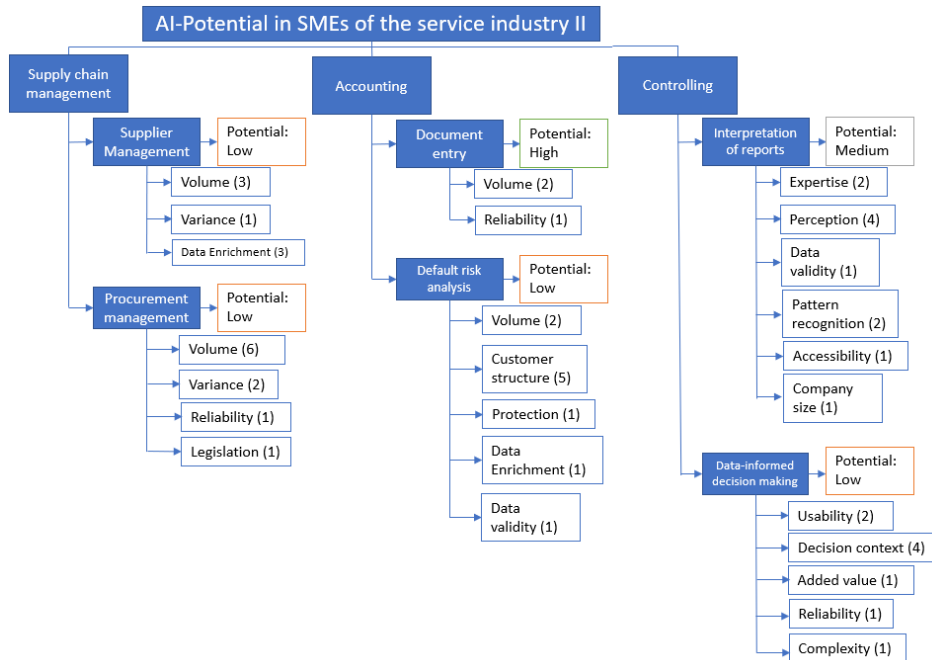


Figure 61: Coding taxonomy AI-Potential in SMEs derived from expert interviews Part II

[source: own representation]

The evaluation shows that eight of the described use-cases offer only a low application potential. Seven use-cases offer a medium application potential and only one use-case offers a high application potential. The largest number of suitable use-cases arise in the field of customer service, where there are 4 use-cases with medium potential, as well as one use-case with low application potential. The only high rated use-case is the 2.4.5.1 document entry in the area of accounting. The most common factor influencing the application potential is the volume, which influences 11 of the 16 use-cases and was listed 35 times over all use-cases by the experts as an influencing factor. The generalisability has an influence on 6 use-cases and thereby represents the second most important influencing variable which was named 23 times over all use-cases by the experts. Complexity and data enrichment follow with an accumulation of 5 each – for both factors, whereby the number of mentions is already decreasing significantly. Complexity is listed 7 times and Data Enrichment 10 times. The general influence factors are followed by reliability and pattern recognition with influence on 4 use-cases each. Table 17 – Table 23 provides a comprehensive overview of the expert assessment of the respective use cases.

Table 17: Detail evaluation use cases sales & marketing

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<i>2.4.1.1 Lead management</i>	2 experts see no potential, 6 experts a low potential – including 1 respondent without expertise in sales & marketing, only 2 experts see a medium potential. Result: Low The support is suitable when there are many leads – one expert estimates from 50 leads per month. In addition, pre-classification is not suitable for very individual products and services, as different aspects must first be evaluated for which no models can be derived.

-
- 2.4.1.2**
Forecasting
- 5 experts see at least medium potential for application, two experts see high potential, only one interviewee – who, however, does not see himself as an expert in this process – expressed no potential, two other experts see low potential.
- Result: Medium
- Provided that valid data is available for analysis via machine learning, trends can be extrapolated, and sufficient data volume is available, existing forecasts based on mathematical procedures can be meaningfully enriched. The connection of external data sources and their automatic analysis also adds value to the forecast.
- 2.4.1.3**
Information input and retrieval
- 3 experts see high potential, 4 experts see medium potential, only one interviewee – who, however, does not see himself as an expert in this process – expressed no potential, two other experts see low potential.
- Result: Medium
- In particular, the recording of texts via voice offers added value that is not only created in the context of mobile use. According to the experts, information retrieval and speech synthesis brings added value mainly in the context of mobile use. The added value can be further increased by context recognition, e.g. where one is currently located, or by the dynamic retrieval of information. In general, control via speech can also be transferred to other process areas to enable a more natural interaction between user and application.
- 2.4.1.4**
Additional Sales & Marketing use-cases
- The integration of social-media channels in the business context was brought in by several experts. This involves both the monitoring of channels by means of procedures such as sentiment analysis, but also intelligent data enrichment, e.g. to better classify contact persons. Furthermore, the possibility of up-selling was mentioned in order to recommend products to customers that have not yet been purchased. This is to be determined by means of ML data analyses in order to identify possible trends and to better exploit cross-selling potential.
-

Table 18: Detail evaluation use cases project management

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<p>2.4.2.1 Project planning</p>	<p>4 experts see low potential in project planning support, 3 experts see medium potential, 2 no potential and 1 expert a high potential. Result: Low</p> <p>Reference is made to the uniqueness of the projects, so that no valid database for learning processes is available. The number of ongoing projects also has an influence on the assessment of the potential, as people are believed to have a better overview of a few projects running in parallel than an AI-supported monitoring. Changing conditions and the associated agility of people also play a role in the experts' assessment. It is also difficult to formalise the human experience also with regard to social aspects of a project. Advantages of AI-supported planning arise when proposals for planning changes are made which can then be accepted or rejected. AI can also assist in the preparation of proposals and identify similar positions from past projects in order to provide effort information or describe similar requirements.</p>
<p>2.4.2.2 Project implementation</p>	<p>1 expert sees no potential and 3 experts only low potential, 4 experts see medium potential and 1 expert high potential. Result: Low</p> <p>Similar to project implementation, the database is crucial for the validity of learning outcomes. If the projects are too different, no generalisation can be made. Similarly, the number of projects is decisive for the potential for implementation; only in the case of a larger number of projects does automatic monitoring make sense and is perceived as added value. Companies with few projects tend to have the monitoring carried out entirely by humans. If sufficient data is available, the detection of anomalies brings added value, and the extraction of knowledge is a major benefit for 3 experts. Summarising project histories and messages was also identified as added value.1 Expert sees the creation of new project structures as added value to optimise project processes.</p>

2.4.2.3 Additional Project management use-cases	No further functions beyond those already described in the use cases to support project planning and project implementation were mentioned by the experts in the field of project management. In general, reference was made to functions such as the recording of project data via voice, but this functional area has already been included in the context of Sales & Marketing.
--	--

Table 19: Detail evaluation use cases customer service

Use-Case	Evaluation and influencing factors
2.4.3.1 Ticket-Classification	<p>2 experts see no potential, also 2 assess the potential as low, 5 experts see medium potential and 1 expert high potential.</p> <p>Result: Medium</p> <p>If there is only a small ticket volume or the products and services are too individual, the potential of the classification is considered low. However, as soon as a corresponding database is available, the potential is estimated to be higher.</p>
2.4.3.2 Ticket assignment	<p>3 experts see no potential, 3 experts see medium potential and 4 experts high potential.</p> <p>Result: Medium</p> <p>The potential of automatic ticket allocation depends on the volume of tickets and the number of support staff, for example, an expert only has three support staff, so automatic allocation has little impact on the efficiency of the process. Even if several employees are involved in the processing and complex analyses have to be carried out, an allocation is not target-oriented. However, with the appropriate volume and a sufficient database, an automatic assignment leads to an increase in efficiency.</p>

2.4.3.3 Solution suggestion Only 1 expert sees no application potential, 3 experts see a medium potential and 6 experts a high application potential.

Result: Medium

However, most companies, even with individual projects, have repeated requests and resulting tickets. Through a learning process – ideally supervised learning – the quality of the proposals can be improved according to the experts' assessment. Neither the volume of support nor the number of employees apparently had any influence on the experts' assessment of the deployment potential. Only one expert does not see any potential for use, as he does not process tickets himself, but this expert also sees great potential for such support at his end customers.

2.4.3.4 Chatbot Only 1 expert sees no potential of chatbots in his business processes, 5 experts see a medium potential and 4 experts a high potential.

Result: Medium

If direct communication between customer and company is possible, chat offers offer potential for optimisation. Especially the permanent availability is seen as an advantage, but first, trust in the proposed solutions of the chatbot has to be taken, therefore the previous use-case is suitable. Different terms and contexts are seen as a challenge. Chatbots can also be used when individual services such as individual software are created, as frameworks are used there which are used in several customer projects and can therefore cause similar problems.

2.4.3.5 Support volume prediction 5 experts see no potential for the prediction of the support volume, one expert sees low potential, 3 experts medium and 1 expert high potential.

Result: Low

The number of employees, the support volume, and also the predictability of future support requests have an influence on the application and potential. The influencing factors on the support volume are different, e.g. software updates or operating system updates can lead to increased messages, this can also be planned without AI and is known from experience, especially from smaller support departments.

<p>2.4.3.6 <i>Additional Customer service use-cases</i></p>	<p>The experts identified various AI-supported extensions that can provide added value in the context of customer care. These include, for example, the improvement of customer relations by means of regular reminders to make contact, and also the use of chat offers to query customer satisfaction. The early detection of failures was also mentioned. However, it was not possible to identify any frequency among the experts' suggestions, so it can be assumed that all relevant main customer care processes were addressed and discussed in the context of this section.</p>
--	--

Table 20: Detail evaluation use cases supply chain management

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<p>2.4.4.1 <i>Supplier-Management</i></p>	<p>1 expert sees no potential, 6 experts a low potential, 2 respondents – one of them without expertise in procurement – a medium potential and 1 expert a high potential. Result: Low AI in the supplier management process offers added value when many different suppliers with different characteristics have to be compared. For this purpose, data from the own system as well as external data e.g. from websites or portals should be used. However, SMEs usually have fewer suppliers that are eligible for the service provision, these are then determined by the respective requirements of the project and the employees also have a corresponding wealth of experience, such that that AI can only add value to a very limited extent here.</p>
<p>2.4.4.2 <i>Procurement management</i></p>	<p>9 respondents – 3 of them without expertise in procurement – see low potential, only one expert sees high potential. Result: Low Most experts cited too low a volume as the reason for the low application potential – one expert quoted 100 invoices per day as the necessary volume. Often, rule-based algorithms are sufficient, the use of AI is not necessary according to the experts interviewed. According to one expert, AI offers added value if standard products are purchased in large quantities and frequent frequencies, then automatic price negotiations can also be carried out.</p>

<p>2.4.4.3 <i>Additional Supply chain management use-cases</i></p>	<p>Most of the experts could not identify any further process optimisations, one expert introduced the validation of invoices against framework contracts, the contents of the framework contract would have to be interpreted via AI and applied as plausibility rules.</p>
---	--

Table 21: Detail evaluation use cases accounting

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<p>2.4.5.1 <i>Document entry</i></p>	<p>2 respondents – one of them without accounting expertise – see low potential, 2 respondents – one of them also without expertise – see medium potential and 5 respondents – one of them also without expertise – see high potential. Result: High This function also depends on the number of applications. Some companies are already actively working with document capture via OCR and AI to exploit this potential.</p>
<p>2.4.5.2 <i>Default risk analysis</i></p>	<p>4 of the respondents see no potential, 2 of them without accounting expertise. 3 respondents see little potential, one of whom has no expertise. 3 respondents see medium potential, one of them also without expertise. Result: Low The most frequent reference was made to the customer structure i.e., whoever has public-sector clients or large corporations as customers, their risk of default is already low. Most respondents have direct communication with customers and are aware of potential problems in a timely manner. Similarly, some companies are already insured against insolvency, so this process plays a very minor role. As a rule, a simple dashboard with visualisations of outstanding accounts is sufficient, AI is regarded as nice-to-have, the basic prerequisite is a valid database.</p>
<p>2.4.5.3 <i>Additional Accounting use-cases</i></p>	<p>Most of the experts agreed that all relevant processes were taken up within the framework of financial accounting. Annual financial statement work etc. were not the focus of this study. It was still encouraged by AI to identify anomalies in revenue accounts, cost centres etc. Also, the document entry via voice command was named or the completion of master data.</p>

Table 22: Detail evaluation use cases controlling

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<p><i>2.4.6.1 Interpretation of reports</i></p>	<p>2 interviewees – both of whom have no expertise in controlling – see no potential for deployment. 4 interviewees – one of whom has no expertise – see little potential for deployment. 4 respondents – one of whom has no expertise – see medium potential for deployment.</p> <p>Result: Medium</p> <p>The explanatory function is felt to be helpful if you yourself have no expertise in the evaluation area and need support in interpreting the data. Otherwise, perception via the eye is faster than speech reproduction. In barrier-free application scenarios, the function also offers added value. Otherwise, purely graphical overviews are preferred, an added value is provided by the graphical highlighting of anomalies.</p>
<p><i>2.4.6.2 Data-informed decision making</i></p>	<p>2 interviewees – both of whom have no expertise in controlling – see no potential for deployment. 5 interviewees – one of whom has no expertise – see little potential for deployment. 3 respondents – one of whom has no expertise – see medium potential for deployment.</p> <p>Result: Low</p> <p>It should be noted that mouse operation is generally faster than voice commands. However, the voice command offers added value if complex data queries can be formulated in natural language and the system queries and displays the required data. In the end, however, it is also the instinct that is relevant for the decision-making process; as a rule, no decisions are made purely on the basis of data.</p>
<p><i>2.4.6.3 Additional Controlling use-cases</i></p>	<p>Most experts see added value in the retrieval of data via speech commands, even if complex questions such as “why have personnel costs increased?” can be answered by the system. The networking of data from both internal and external sources is also perceived as added value in this context and is described as a strength of AI. The justification of identified decisions also plays a role. It can thus be seen that all relevant processes in the area of controlling were covered by the use cases; new processes were not identified by the experts.</p>

Table 23: Evaluation of additional use cases

Use-Case	Evaluation and influencing factors
<i>2.4.7 Additional use-cases</i>	The only area that was not covered by the use cases was software development, according to one expert. However, as this process was not the focus of the analysis – the focus here is on commercial processes – it is only referred to here that according to expert assessment the way in which applications are programmed in the future will change. Another expert sees potential in the area of IoT, e.g. by linking the appointment calendar and Smart-Home, so that functions such as lighting and heating can be controlled according to need. It can therefore be assumed that the use cases presented cover the most important commercial processes of a service company in the SME environment.

Nine out of ten experts agree that little or no AI is currently used in business processes within the respective companies. However, with seven experts which is the majority, see an increase in the next 3 years. Currently, they are still in the evaluation phase and the benefits must be analysed through use cases. One expert expects a disillusion, because from his point of view fundamental problems of AI for decision making are not yet solved. Two experts do not expect AI to play a major role in business processes, because the efficiency gains are too low, and the effort is too high. Most experts also agree that the human beings will remain the final decision-making authority. Only one expert is convinced that AI will make completely autonomous decisions in the future. However, AI should be able to support decision-making and make autonomous decisions in clearly defined areas of application. However, for particularly critical decisions or decisions in an ethical context, with 9 experts which is the vast majority, regard humans as an indispensable authority. This view is also supported by other studies dealing with AI decision-making (Goebel et al., 2018; Longoni & Cian, 2020).

4.3.2. Interview discussion and conclusion

Within the framework of this chapter, the results are first discussed, then the research questions raised in this dissertation are answered and finally a conclusion is drawn.

4.3.2.1. Discussion

The expert interview has shown that the potential of AI in SMEs in the service sector depends on several factors, some of which depend on the individual process – such as communication channels – but there are also factors such as volume or generalisability which affect several process areas. Therefore, it cannot be generally stated that there is always added value through the use of AI, so an individual case should be considered. It is also clear that there is no euphoria about the potential of AI, but that the experts have critically assessed the individual potential of each presented use case with regard to its applicability in their own company. The evaluation of the influencing factors also show that there are certain factors that affect several use cases. The experts' answers were always critically scrutinised and cross-referenced to interviews already conducted to obtain the most meaningful results possible. The obstacles to the use of AI in companies, such as a lack of expertise and skilled workers, as well as the current challenges of digitisation, which have been identified in other studies (Kranzusch, Icks, Levering, & Pasing, 2019; Lundborg & Märkel, 2019; Mittelstand – Digital, 2020; Wangermann, 2020), do not apply to most of the companies surveyed, as described in chapter 4.2.2.4 . There must therefore be other reasons why AI is currently not yet so widespread in SME processes; this will be examined further in the next chapter based on the research questions.

4.3.2.2. *Answering the research questions RQ2-RQ4 – an interim report*

Following, the research questions raised in the introduction are answered on the basis of the study results.

RQ2: *“In what areas AI- and IPA-Features can improve processes in small- and medium-sized service enterprises of the service sector?”*

In general, it can be said that there is no area in which the use of AI cannot develop its potential according to the experts' assessment. In all areas at least a low potential for use is estimated. This already shows the basic applicability of AI systems in all process areas considered. In the area of sales & marketing as well as in the area of customer service there is a high frequency of use-cases with medium potential. In the area of accounting the only use case with high potential was identified.

However, it has to be taken into consideration that the assessment of the deployment potential is based on the respective structure of the experts' companies. The resulting overall assessment must therefore be critically scrutinised. Since volume and generalisability have been identified as the main factors for the deployment of AI, the experts' assessment can only be a snapshot of the current situation of the company. Should processes change, new business areas be opened up or expanded, the volume can quickly increase, and the use of AI can offer greater potential.

RQ3: *“Which kind of processes are being affected by AI- and IPA-Features and which kind of specific features are helpful?”*

In general, it can be said that all processes related to data input, processing and output have the potential to be improved by using AI and hence all digital processes are affected. This is especially true for processes that are frequently run through or have a certain complexity. Partial or fully automated processes are in the focus, whereby the responsibility should still not be transferred to the machine, especially in the decision-making process.

The most important function was considered to be support of the recording of documents in the area of accounting. This is a combination of computer vision and classification. In the area of customer service, four of the five presented use cases with medium application potential were evaluated. In no other area was the ratio between the number of use cases and the potential better. The number of use

cases presented, also shows the potential for optimisation in practice. The experts also had the opportunity to name further own use cases for each area, but the evaluation did not show any relevant overlaps, so that the total number of use cases considered and their distribution to the individual areas can be assessed as representative. The analysis of the interviews also shows that the recognition of patterns and the enrichment of data by external sources offers added value in processes.

RQ4: "What are the limitations of AI and IPA-Feature implementation in SME?"

And on the type of process, the potential also depends on the customer structure or the existing security of the company; this applies especially in the risk of default on receivables. Restrictions in the communication channels can also influence the potential, for example if direct communication to users is not possible. Above all limitations, the cost/benefit factor must always be taken into consideration. This is reflected in the frequency of the process volume, but also in the company size and the number of employees in the divisions (head count). Expertise also has an influence, especially when it comes to the interpretation of overviews, support is only considered helpful if the user does not have sufficient knowledge.

The basic requirement for all processes that are to make or prepare decisions on the basis of data is, of course, the validity of the data, but also its generalisability. According to the experts, this is also a major challenge, as knowledge is not always available in a formalised form, but is only available in the heads of employees or is not accessible digitally in a sufficiently comprehensive manner.

4.3.2.3. Drawing the conclusions for the interviews

This chapter shows how the potential of AI in SMEs in the service sector is assessed by concrete use cases and by what factors influence the processes. Ten experts with extensive experience in both theory and practice were interviewed. On the basis of an interview guideline, all use cases were discussed, and the influencing factors were intensively discussed by the experts with free response possibilities. Within the framework of a qualitative, inductive content analysis, categories were formed on the basis of the expert answers. These were combined with the potential assessments in order to obtain an overview of the influencing factors on the application potential.

Even though the studies mentioned in the introduction identified a great opportunity for optimisation through AI in the areas investigated, in practice only a single use case found a high potential for use. This leads to the conclusion that an individual case consideration, which can be systematised because of the identified influencing factors is necessary.

By answering the three research questions, it could also be shown in which environment an optimisation through the use of AI has chances of success. The insights gained can be integrated into a framework for the evaluation of the AI implementation potential in further research.

But what is it that finally makes the spark fly?

Of course, there are various factors that influence the application potential, but the volume was identified as the main driver. And this is exactly where the limitation lies: Large volumes are only present in a few business processes, if at all, in SMEs. In addition, there are different types of processes and the necessary understanding for AI, as well as the data basis must be available as a solid foundation for AI processes. SMEs usually pay a lot of attention to the added value, the experts stated that AI is currently still at an early stage where use cases still need to be developed and evaluated. There is therefore no guarantee that an investment in AI will pay off. If the added value is not proven and the number of cases in the processes can be handled with reasonable effort even without AI, the willingness to use AI is low.

Particularly in terms of added value are therefore, convincing, but also research work is still required. Although a concrete artifact was presented during the interviews, the added value of its use in process areas still needs to be established. This requires further practical research to integrate the use-cases under consideration into company processes and to measure the effects objectively.

As a limitation of this dissertation, it must be mentioned that the study refers to SMEs located in Germany. Due to the size of the tertiary sector, it is only possible to a very limited extent to select a representative number of experts and companies to be included in such an extensive and intensive survey. The selection of professors of business informatics, and also the selection of managing directors as experts who work in technologically oriented service companies, has created a basis for assessment that is as ready as possible. However, it cannot be ruled out that the

survey of other experts with different knowledge focus and industries may lead to different results. As an Outlook for further research, it is therefore necessary to conduct further studies on the use cases presented here, but also on other use cases derived from the literature, in order to then compare the results and allow an even further generalisation of the results.

4.3.3. Validating the findings from the expert interviews

The evaluation of the interviews showed that the opinions of experts on the influencing factors vary. To validate that the analysis and evaluation of the expert interviews produced valid results, a summary of the research results was sent to the experts and a questionnaire was designed to verify the factors influencing the usefulness of the use cases. To do justice to the experts' specialist areas, only the use cases from the areas of sales & marketing, project management, customer service and controlling were considered. A survey was sent to all experts, in which the influencing factors were processed based on the interview evaluation and the experts were able to add further supplements, remove factors and then form a ranking. The survey was conducted online between 01.11.2020 and 30.11.2020, all 10 interviewed experts were asked to participate in the survey, the response rate was 70%.

This approach to validation and obtaining consensus is based on the Delphi method (Steurer, 2011). In the first survey within the framework of the interviews, open questions were asked to obtain the assessments regarding application potentials and influencing factors for the use cases. The evaluation of the interviews provided important insights into the influencing factors. To be able to weight the influencing factors concretely and to draw further conclusions, it is again necessary to fall back on the experts and to carry out the evaluation within the framework of a structured questioning. The expert interview in the context of qualitative research, corresponds to the first round of the Delphi method and served the purpose of comprehensive data collection. The subsequent survey based on the content analysis represents the second round of the Delphi method in the quantitative research environment (McPherson, Reese, & Wendler, 2018).

As the general assessment of the usefulness of ai empowered processes in one's own company depends on many factors, these assessments were collected during the survey, and they are not used to reach a consensus, and are also included in the final assessment. The focus of consensus building is exclusively on identifying the individual factors influencing the potential of the use cases. In order to make the survey as compact as possible, the use cases were condensed where possible, so that the influencing factors identified are condensed to the level of the area. Figure 62 shows the summary level of the evaluation of influencing factors, according to the procedure described above.

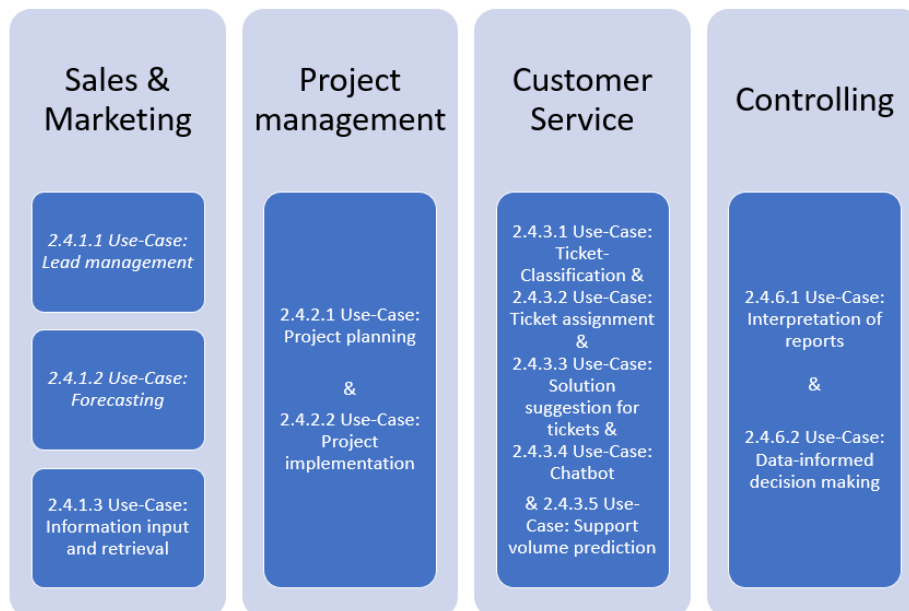


Figure 62: Summary level Assessment of influencing factors

[source: own representation]

The summary of the use cases also enables a better generalisation of the results, but care was taken not to lose any important differentiations. In the following chapters, an analysis of the influencing factors is made for each area based on the survey. It is checked whether new influencing factors have been added to the expert answers which were not identified by the content analysis or were not named within the interview and whether a general tendency can be determined with regard to a ranking of the priority of the influencing factors.

4.3.3.1. *Factors influencing the area of sales & marketing*

Due to the different use cases within this area, no consolidation could be carried out. Therefore, the use case in chapter 2.4.1.1 Lead management is considered first. The following influencing factors were identified during the interview evaluation; the number in brackets stands for the frequency of their occurrence:

- Complexity (1)
- Data Enrichment (2)
- Generalisability (6)
- Volume (7)

The survey of the experts did not reveal any additional influencing factors, so it can be assumed that all relevant factors were identified. The following picture emerges with regard to the importance of the individual factors for the application potential:

- Both Generalisability and Volume are rated by 3 experts each on place 1, for one expert Data Enrichment is on place 1.
- In 2nd place, 4 times data enrichment, 2 times volume and once Generalisability are assessed
- In 3rd place is 3 times Generalisability, 2 times volume and once each complexity and data enrichment
- In 4th place follows 6 times Complexity and once Data Enrichment

Table 24 gives an overview of the distribution over the prioritisation of the influencing factors.

Table 24: Evaluation of influencing factors Lead management

Position	Quantity	Influencing factor
1	3	Generalisability
1	3	Volume
1	1	Data enrichment
2	4	Data enrichment
2	2	Volume
2	1	Generalisability
3	3	Generalisability
3	2	Volume
3	1	Complexity
3	1	Data enrichment
4	6	Complexity
4	1	Data enrichment

[source: own representation]

The following order results from an appropriate weighting of the placements:

1. Volume
2. Generalisability
3. Data enrichment
4. Complexity

It is thus evident that the number of leads has the greatest influence on the application potential, and the generalisability of past data is also an important basic requirement. Although the enrichment of one's own data is named by one expert as the most important influencing factor, most experts prioritise the two influencing factors mentioned above. There is almost unanimous agreement that complexity plays a lesser role among the influencing factors.

Next, the use case in chapter 2.4.1.2 Forecasting is considered. Based on the content analysis from the expert interviews, a total of five influencing factors were derived:

- generalisability (3)
- data enrichment
- volume (2)
- Data validity (2)
- pattern recognition (1)

In this area too, no additional influencing factors were listed in the experts' follow-up survey, so it can be assumed that all relevant influencing factors have been identified. The relevance of the individual factors is now determined on the basis of the ranking provided by the experts. Volume and data enrichment were each assessed by two experts as the most important influencing factors; generalisability, pattern recognition and validity were each assessed by one expert as the most important factor. In second place, the experts' assessments are again closer together, with 5 experts placing generalisations there. Each expert places pattern recognition and volume. In third place, there is again a larger spread, with three mentions of data enrichment, two mentions of volume and one each for generalisability and pattern recognition. In fourth place, with 4 mentions, most experts see data validity, followed by 2 mentions of volume and one mention of data enrichment. In 5th place, 4 experts see the pattern recognition, 2 experts the data validity and one expert data enrichment.

Table 25 gives an overview of the distribution of the prioritisation of the influencing factors for use case forecasting.

Table 25: Evaluation of influencing factors forecasting

Position	Quantity	Influencing factor
1	2	Data enrichment
1	2	Volume
1	1	Generalisability
1	1	Pattern recognition
1	1	Data validity
2	5	Generalisability
2	1	Pattern recognition
2	1	Volume
3	3	Data enrichment
3	2	Volume
3	1	Generalisability
3	1	Pattern recognition
4	4	Data validity
4	2	Volume
4	1	Data enrichment
5	4	Pattern recognition
5	2	Data validity
5	1	Data enrichment

[source: own representation]

If the ratings are weighted, the ranking is as follows:

1. generalisability
2. volume
3. data enrichment
4. Pattern Recognition
5. data validity

The rankings show that generalisability has the greatest influence on forecasting. Volume is also an important influencing factor, followed by data enrichment. These three important influencing factors have already been identified in use case lead management. Pattern recognition and data validity also have an influence on the potential for use but are considered less important by most experts.

The final use case in the area of marketing & sale is now the one in chapter 2.4.1.3 Information input and retrieval. The following 5 influencing factors were identified as part of the content analysis:

- Field of application (5)
- Dynamic interaction (3)
- Input form (1)
- Reliability (1)
- Perception (1)

No other factors could be identified from the survey. It can therefore be assumed that all relevant influencing factors have already been identified. In the questioning of the influencing factors in the context of the survey, it is apparent that, according to the experts, the field of application is ranked first with 4 mentions and reliability with 3 mentions. In second place, dynamic actions were seen by 3 experts, field of application by 2 and also reliability by 2 experts.

Table 26: Evaluation of influencing factors information input and retrieval

Position	Quantity	Influencing factor
1	4	Field of application
1	3	Reliability
2	3	Dynamic interaction
2	2	Field of application
2	2	Reliability
3	3	Dynamic interaction
3	1	Input form
3	1	Field of application
3	1	Perception
3	1	Reliability

4	5	Perception
4	1	Reliability
4	1	Dynamic interaction
5	6	Input form
5	1	Perception

[source: own representation]

The weighting of the data results in the following prioritisation of the influencing factors:

1. Field of application
2. Reliability
3. Dynamic interaction
4. Input form
5. Perception

The evaluation shows that the function is most dependent on the application area. This influencing factor is rated even higher than reliability. From this it can be concluded that the environment in which the function is used has a decisive influence on its usefulness. Only then come factors like dynamic interaction and input forms. Influencing factors such as volume or generalisability, which played a particularly important role in the two previous use cases, are not listed here by the experts and therefore do not represent an influencing variable. Data enhancement is also not mentioned by the experts.

Hence, it is also clear that there can be no general influencing factors for all use cases, as large discrepancies between the various influencing factors have already been identified in the area of sales & marketing.

4.3.3.2. *Factors influencing the area of project management*

Next, the area of project management is considered. The original two use cases from chapter 2.4.2.1 Project planning and from chapter 2.4.2.2 Project implementation could be considered together because the influencing factors based on the content analysis were similar. Nevertheless, the experts had the opportunity to comment on the assessment and to signal that a differentiated view is necessary. In the course of the interview analysis, the following factors were identified which have an influence on the application potential:

- Generalisability (7)
- Volume (5)
- Added value (6)
- Pattern Recognition (3)
- Data validity (2)
- Complexity (1)
- Data Enrichment (1)
- Predictability (1)

Based on the content analysis of the two use cases in the area of project management, the influencing factors were summarised.

The added value factor was not included, as it is too general and should be a fundamental added value for process optimisation. The influencing factor data validity was also omitted, as this should be covered by the generalisability. Since the experts had the opportunity to name further influencing factors, shortening the list did not represent a restriction. No other factors were identified in the analysis of the factors influencing project management either.

The evaluation of the survey showed that with 5 experts, the majority sees volume in first place, with one expert each seeing pattern recognition and generalisability in this place. There is no clear tendency for second place, and the same applies to third place. Table 27 gives an overview of the distribution.

Table 27: Evaluation of influencing factors project management

Position	Quantity	Influencing factor
1	5	Volume
1	1	Generalisability
1	1	Pattern Recognition
2	2	Predictability
2	2	Complexity
2	1	Pattern Recognition
2	1	Volume
2	1	Generalisability
3	3	Predictability
3	1	Data Enrichment
3	1	Generalisability
3	1	Complexity
3	1	Volume
4	3	Generalisability
4	3	Pattern Recognition
4	1	Data Enrichment
5	3	Complexity
5	2	Data Enrichment
5	1	Generalisability
5	1	Pattern Recognition
6	3	Data Enrichment
6	2	Predictability
6	1	Complexity
6	1	Pattern Recognition

[source: own representation]

It turns out that most experts rate volume as the most important influencing factor by far. In this context, the number of projects is thus the decisive factor as to whether the use cases can optimise the process. The other factors are more widely spread, only the low prioritisation of data enrichment shows a consensus.

4.3.3.3. *Factors influencing the area of customer service*

Within this chapter, the factors influencing the area of customer service are evaluated. The original 5 use cases could be summarised, as similar influencing factors are present, and some use cases also build on each other. Therefore, an overall view of the area of customer service is provided.

The following influencing factors were identified during the interview analysis:

- Volume (7)
- Generalisability (8)
- Complexity (4)
- Headcount (4)
- Availability (1)
- Communication channels (1)
- Predictability (1)

Despite the merging of the use cases, the experts did not add any further influencing factors or demand the removal of influencing factors. Here too, the majority of experts attach greater importance to volume, with as many as 4 experts ranking this factor in first place. Each expert sees predictability, headcount, and generalisability in first place. Second place is already much more fragmented whereby two experts see availability as an important factor, and all other influencing factors are listed by one expert each. Table 28 shows the distribution of the positioning of the influencing factors:

Table 28: Evaluation of influencing factors customer service

Position	Quantity	Influencing factor
1	4	Volume
1	1	Predictability
1	1	Headcount
1	1	Generalisability

2	2	Availability
2	1	Volume
2	1	Predictability
2	1	Headcount
2	1	Generalisability
2	1	Complexity
3	3	Generalisability
3	1	Complexity
3	1	Volume
3	1	Predictability
3	1	Headcount
4	4	Predictability
4	1	Headcount
4	1	Complexity
4	1	Volume
5	2	Availability
5	2	Generalisability
5	1	Complexity
5	1	Communication channels
5	1	Headcount
6	2	Headcount
6	2	Complexity
6	2	Communication channels
6	1	Availability
7	4	Communication channels
7	2	Availability
7	1	Complexity

[source: own representation]

The evaluation clearly shows that volume is the most important influencing factor, in this context meaning the number of incoming tickets. In second place are two influencing factors, predictability, and generalisability. Most experts agree that the communication channels factor has the least influence.

4.3.3.4. *Factors influencing the area of controlling*

Finally, the area of controlling is examined. The two use cases from this area were combined, as the interpretation of overviews and decision-making are closely linked. This means that an overall view of the area of controlling is taken. The following influencing factors were identified during the interview analysis:

- Perception (4)
- Decision context (4)
- Expertise (2)
- Pattern recognition (2)
- Data validity (1)
- Accessibility (1)
- Company size (1)
- Complexity (1)
- Reliability (1)
- Added value (1)

Again, added value was removed during validation by the survey, with the reasoning that useful functions must also always offer added value is applicable here. The experts again had the opportunity to introduce their own factors for this question, so that no influence was exerted by the omission of this factor. The influencing factor, accessibility was transferred to the factor, perception to reduce the shortlist for a better overview; on this case as well, the argumentation applies that the experts could name further influencing factors. Since predictability also emerged as an influencing factor in the previous evaluations of the influencing factors from the interviews, this could not be determined in the context of controlling. It was nevertheless integrated as a possible response option. Since the experts also had the option of excluding influencing factors, this procedure has no influence on the validity of the survey results. In this context, one expert listed an additional factor “number of data sets”; no other expert suggested an extension here. From

the perspective of the influencing factors, this point falls under the category of complexity and therefore does not need to be listed explicitly. The ranking of the importance of the influencing factors shows that the experts see different prioritisations. Pattern recognition and reliability are seen in first place twice each. Company size, data validity and expertise are each seen in first place by one expert. In second place, the picture is similar: two experts each see complexity and predictability in this ranking, and one expert each sees pattern recognition, data validity and expertise in this place. Table 29 shows the distribution of the influencing factors on the rankings.

Table 29: Evaluation of influencing factors controlling

Position	Quantity	Influencing factor
1	2	Pattern recognition
1	2	Reliability
1	1	Company size
1	1	Data validity
1	1	Expertise
2	2	Complexity
2	2	Predictability
2	1	Pattern recognition
2	1	Data validity
2	1	Expertise
3	4	Expertise
3	1	Pattern recognition
3	1	Data validity
3	1	Predictability
4	2	Complexity
4	2	Pattern recognition
4	2	Predictability
4	1	Reliability
5	3	Complexity

5	2	Predictability
5	1	Data validity
5	1	Expertise
6	4	Company size
6	3	Data validity
7	5	Decision context
7	2	Company size
8	4	Reliability
8	2	Decision context
8	1	Pattern recognition
9	7	Perception

[source: own representation]

The evaluation of the influencing factors shows that expertise has the greatest influence. In this context, this means that the greater the expertise, the lower the benefit of the function. This result was also to be expected, as an expert does not usually need support in interpreting overviews due to their expertise. Pattern recognition is rated as the second most important factor, and predictability is rated almost equally. Surprisingly, the decision context, i.e. whether the decisions are critical or non-critical, is not considered an important factor and is ranked second to last. In last place is the possibility of perception, i.e. in this context the restrictions due to parallel activities.

4.3.3.5. Overall consideration of the influencing factors

In the final consideration of the influencing factors, the results from the previous chapters are summarised. Table 30 gives an overview of all the influencing factors identified, the areas in which they were mentioned, the number of areas and the score as the sum of the items. Thus, the lower the score, the more important the influencing factor. In order to make the results comparable, the weighted score was calculated by dividing the sum of the items by the number of items.

Table 30: Overall assessment of influencing factors

Category	Areas	Count	Score	Weighted score
Volume	Lead-Management, Forecasting, Project management, Customer Service	4	54	13,50
Generalisability	Lead-Management, Project management, Customer Service, Controlling	4	73	18,25
Complexity	Lead-Management, Project management, Customer Service, Controlling	4	115	28,75
Predictability	Project management, Customer service, Controlling	3	72	24,00
Pattern recognition	Forecasting, Project management, Controlling	3	75	25,00
Data enrichment	Lead-Management, Forecasting, Project management	3	71	23,67
Reliability	Information input & retrieval, Controlling	2	52	26,00
Perception	Information input & retrieval, Controlling	2	91	45,50
Data validity	Forecasting, Controlling	2	56	28,00
Input form	Information input & retrieval	1	33	33,00
Head count	Customer service	1	27	27,00
Field of application	Information input & retrieval	1	11	11,00
Expertise	Controlling	1	20	20,00
Dynamic interaction	Information input & retrieval	1	19	19,00
Decision context	Controlling	1	51	51,00
Company size	Controlling	1	39	39,00

Communication Channels	Customer service	1	45	45,00
Availability	Customer service	1	34	34,00

[source: own representation]

It turns out that there is no influencing factor that is relevant in all six areas. However, with Volume, Generalisability and Complexity, there are three factors that are relevant in four areas. There are also overlaps in the areas, so that one can see that these three influencing factors all play a role in the areas of lead management, project management and customer service. Regarding the weighted score, it can also be seen that volume and generalisability play an important role, as they have the second and third best values. The influencing factor Complexity, on the other hand, occurs frequently, but is only seen in 12th place overall of the 18 factors identified. The complexity of processes in general do not have a major impact on the usefulness of AI support.

The best weighted value has the influencing factor Field of application, but this is only considered relevant within the area of Information input & retrieval. This shows that the use of IPAs is strongly dependent on the context of the area of application, which is in line with the findings from the quantitative survey that the voice assistant is perceived as an additional form of input to the classic input options such as keyboard and mouse, but will not replace them (Hüsson, Holland, et al., 2020). In the context of the functions of IPAs, it should also be noted that dynamic interaction, i.e. extensive interaction across different functional areas of the IPA, is highly valued; in absolute terms, this influencing factor is in fourth place. In this context of the IPA, specifically in the area of controlling, expertise in 5th place is also an important influencing factor. The explanation function offers support for the interpretation of data, although this is of course only useful if the user does not have his own expertise. It is also striking that the influencing factor decision context, which is arranged in the area of controlling, is to be found in 18th which is the last place. According to the experts, it therefore only plays a subordinate role whether important or unimportant decisions are made.

As already shown in the first evaluation of the expert interviews, the volume over a broad number of processes is the most important influencing factor, as well as the fact that generalisability plays an important role for a valid determination of data and the resulting models. Data enrichment, as well as the predictability of events and the recognition of patterns are also in the upper half of the prioritisation.

Since the basic prerequisite for valid models for AI processes is of course reliable data and actual correlations, the evaluation of the prioritisation clearly shows that the experts are aware of this issue and that the final result of this evaluation is also covered by process models in the scientific literature (Martinetz, 2020; Rode-Schubert & Müller, 2020).

In order to generalise the influencing factors, the next step is to classify the use cases under consideration, dividing them into two functional areas:

1. data classification
2. interaction

Functions with the property data classification are characterised by the fact that data are analysed, combined into clusters or extrapolated during processing. The aim of this function is to summarise data or to derive assumptions about future values.

Functions with the property “interaction” represent an interface between user and application, data and information are exchanged, this can be done by voice input and output, but also by text input and text display or graphical output forms.

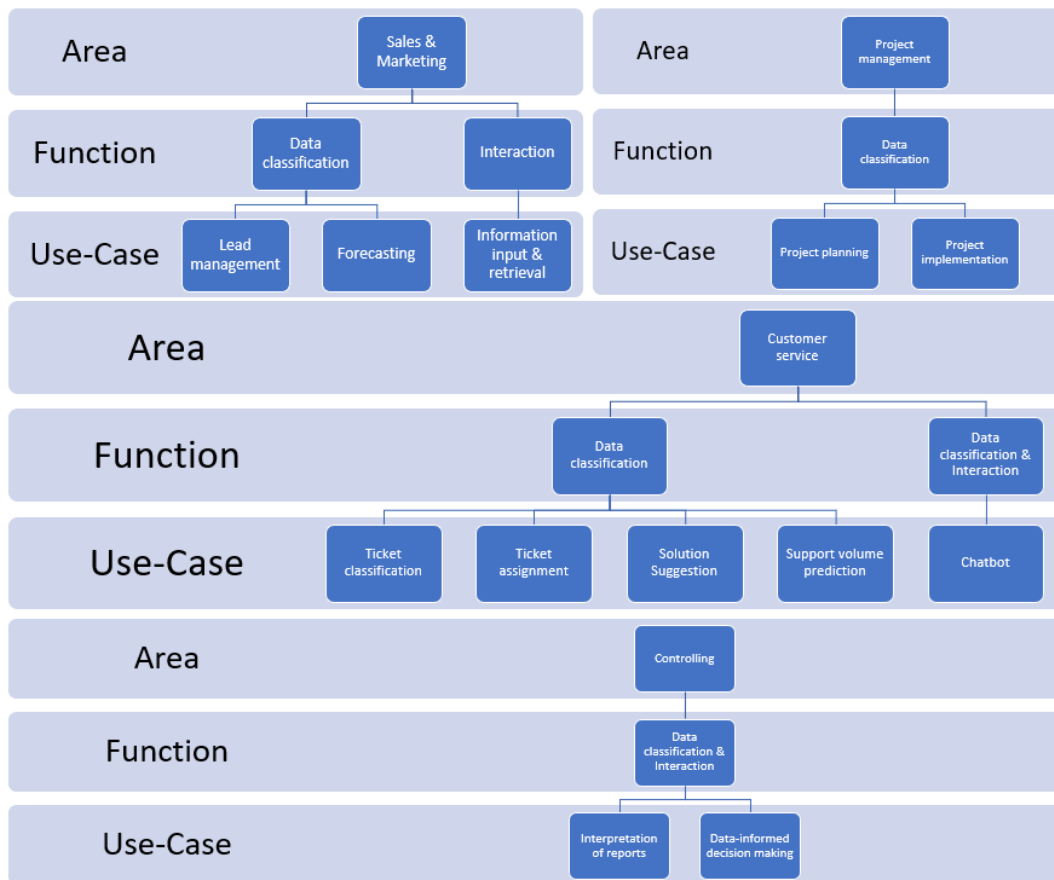


Figure 63: Classification of the use cases

[source: own representation]

Figure 63 gives an overview of the classification of use cases made. It can be seen that most cases fall into the area of data classification. In some areas there is also overlap, as both classifications and interactions are carried out. A clear demarcation is therefore only possible to a limited extent. Based on this classification, a comparison of the function type and the influencing factors is made in Table 31.

Table 31: Comparison of function type and influencing factor

Category	Function type
Field of application	Interaction
Volume	Data classification & Interaction
Generalisability	Data classification & Interaction
Dynamic interaction	Interaction
Expertise	Data classification & Interaction
Data enrichment	Data classification
Predictability	Data classification & Interaction
Pattern recognition	Data classification & Interaction
Reliability	Data classification & Interaction
Head count	Data classification & Interaction
Data validity	Data classification & Interaction
Complexity	Data classification & Interaction
Input form	Interaction
Availability	Data classification & Interaction
Company size	Data classification & Interaction
Communication Channels	Data classification & Interaction
Perception	Data classification & Interaction
Decision context	Data classification & Interaction

[source: own representation]

For a clearer presentation, a visualisation of the comparison was made, in which up to five influencing factors are assigned to the respective function type; the top 5 were selected using the weighted score. The result of the visualisation is shown in Figure 64.

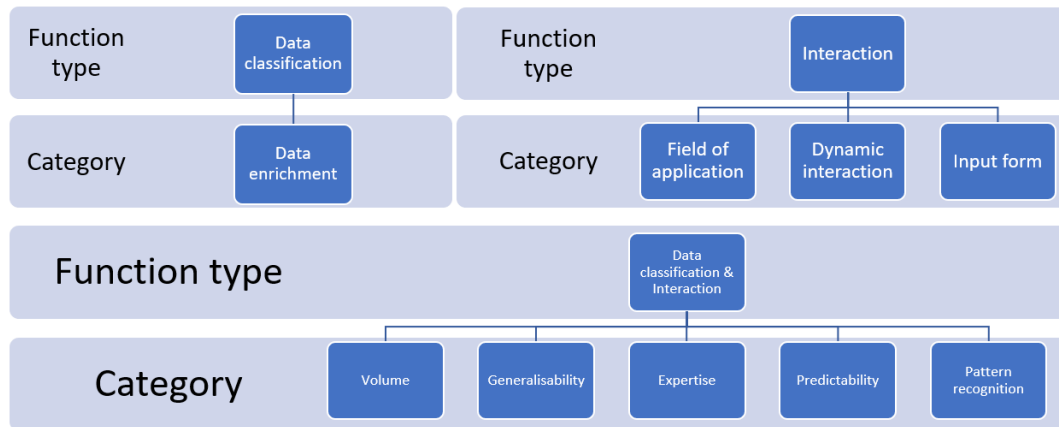


Figure 64: Visualisation of function types and important influencing factors

[source: own representation]

From the visualisation it can be seen that data enrichment only influences classification functions. In this respect, field of application, dynamic interaction, and input form only influence functions that perform an interaction. Volume, generalisability, expertise, predictability, and pattern recognition influence both classification and interaction processes.

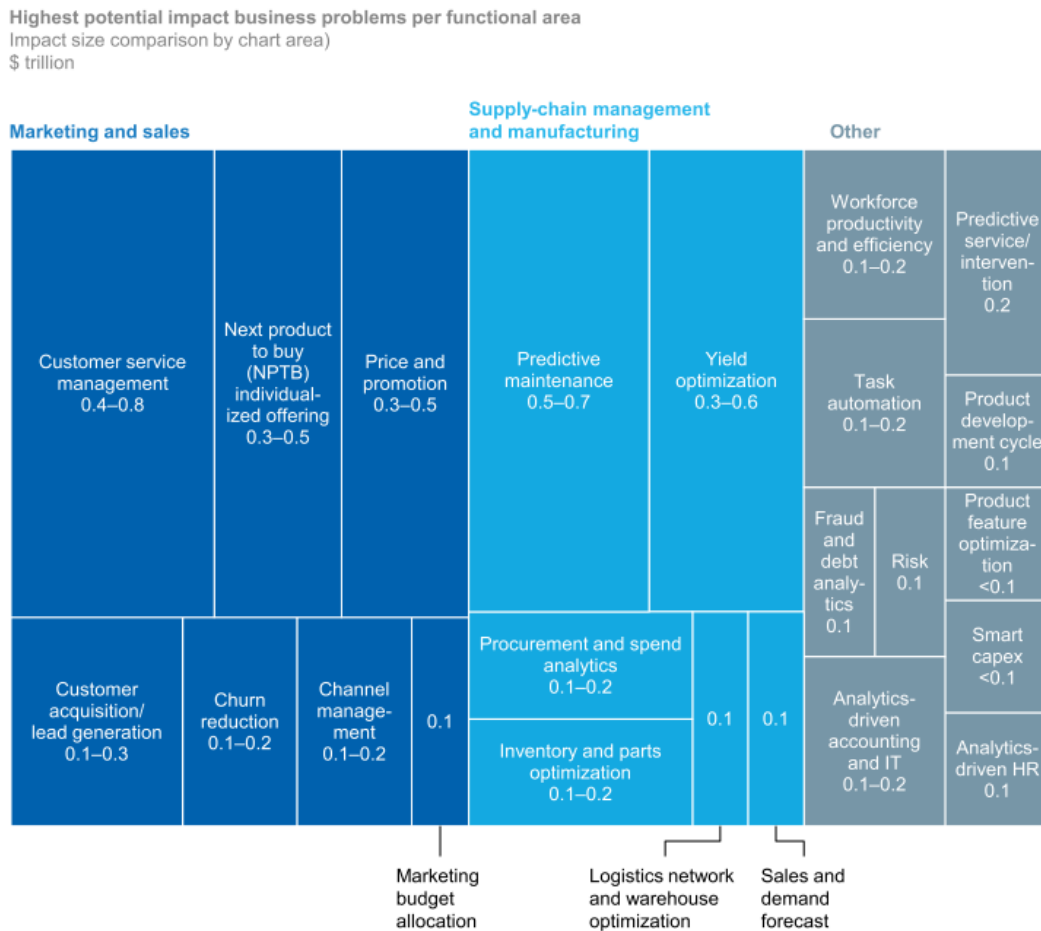
For the evaluation of AI implementations of business processes, it follows that first the function type should be evaluated to then carry out a detailed check on the basis of the relevant influencing factors as to whether a process adaptation makes sense. To evaluate the actual optimisation potential, the next chapter looks at the costs and benefits.

4.4. ANALYSIS THE IMPACT VIA COSTS AND BENEFITS

Within the previous chapters, the use of AI in business processes was analysed in detail on the basis of use cases and an artifact and evaluated by quantitative (survey) and qualitative methods (expert interview). As the final part of the analysis, it is now necessary to include the cost side in the consideration and thus obtain a complete picture of the effects on processes of SMEs in the service sector.

The point of view is relevant because, in addition to technological challenges and cultural aspects, the expectations of decision-makers also play a role in implementation. The literature therefore also clearly shows that false expectations regarding the optimisation potential of AI in business processes can be an obstacle to

the successful long-term conversion of processes (Fontaine, McCarthy, & Saleh, 2019). On the other hand, however, studies suggest the extraordinary potential of AI and thus raise corresponding expectations among decision-makers that rapid results can be expected from AI implementation, as presented in Figure 65.



NOTE: Numbers may not sum due to rounding.

Figure 65: AI-Potential in marketing & sales and supply-chain management and manufacturing

[source: (Chui et al., 2018)]

In particular, the expert interview clearly showed that the perceived potential of AI implementation in companies is very different and differs greatly in terms of influence from the potentials identified in the studies. It is therefore necessary to carry out a separate analysis of the costs and benefits of AI implementation on the basis of selected use-cases in the context of SMEs in order to obtain an objective assessment of AI potential in terms of process costs and process quality.

4.4.1. Fundamentals of cost-benefit analysis

Cost-benefit analysis (CBA) is a widely used and scientific tool for this purpose. The objective of cost-benefit analysis is to provide a consistent method for assessing decisions in terms of their consequences (Drèze & Stern, 1987). The use of CBA in the field of IT systems has also been carried out for a long time and is therefore considered a scientifically recognised method for analysing applications; this can be demonstrated by its use in the literature over several decades and for a wide range of different technologies (Marešová & Soběslav, 2017; Murphy & Simon, 2002; Pieptea & Anderson, 1987; Voss, 1979). Hence, costs are of course an important factor in the overall consideration of the CBA. CBA can be carried out at different times, *ex-ante* (also known as *prospective*) CBA is carried out before the actual implementation of the project, and *ex-post* or *retrospective* CBA is carried out after implementation (Boardman, Greenberg, Vining, & Weimer, 2018, p. 3). Since the artifact implemented in the context of this dissertation is a prototype that does not cover all use cases, an *ex-ante* CBA is carried out.

From an economic perspective, the same question is asked of AI as of any technology: How can costs be reduced? (Agrawal, 2018). In order to be able to answer this question, an analysis of the costs must be carried out for each process on one hand and an assessment of the costs resulting from the AI conversion on the other. Methods such as the total cost of ownership should be applied, in which all relevant costs are taken into account as far as possible (Ellram, 1995). The latter cost block includes the one-off acquisition costs, possibly in the form of licences and hardware, but also ongoing costs such as maintenance and staff training if processes cannot be fully automated (Wirtz & Müller, 2019). Due to the many possible applications of AI, the criteria to be applied cannot be fully formalised, and the

analysis of the costs and benefits of investing in AI is still an open research question in the literature (Issa, Sun, & Vasarhelyi, 2016).

To ensure that the criteria used for assessment is as objective as possible, CBA is derived from various scientific literature sources (Mayo & Leung, 2019; Schacker & Fuchs, 2018), since the influencing factors are described in detail there and already adapted to AI. Four basic prerequisites for the use of AI were initially identified; these are shown in the Figure 66.

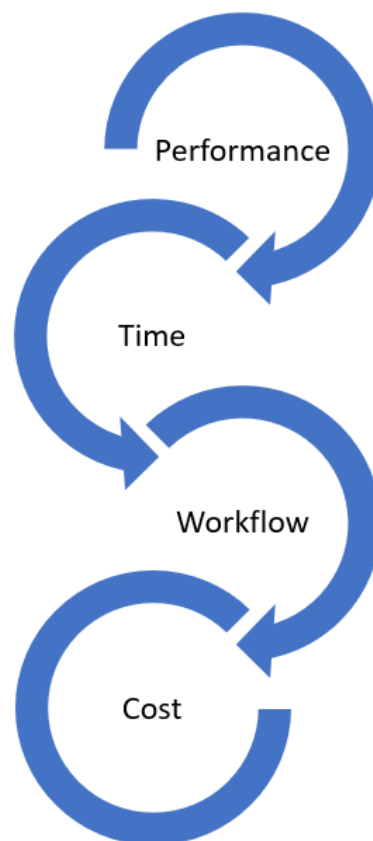


Figure 66: Necessary condition for artificial intelligence

[source: based on (Mayo & Leung, 2019)]

Performance has been identified as the most important condition. Generally, the AI implementation must deliver better or at least the same performance, with reliability also playing a role. Time was identified as the second influencing variable. If AI results are pre-interpreted, this must be done in a comprehensible way

and the form of presentation must be chosen so that a simple interpretation is possible. Thirdly, the AI implementation must be able to be seamlessly integrated into existing workflows so that no media breaks occur, or cumbersome form changes have to be made to obtain the results. Fourthly, the cost of providing AI aid must not be so high that it negatively affects the value equation against its use. (Mayo & Leung, 2019)

A CBA for the individual use-cases is carried out based on these categories. Both the existing literature and the results of the expert interview are used. If possible and reasonable, additional measurements are carried out on the basis of the artifact in order to create a solid basis for the evaluation. As described in the literature, the following 10 steps are carried out for the CBA (Boardman et al., 2018, p. 5):

1. Explain the aim
2. Specify the set of alternative projects
3. Decide whose benefits and costs count
4. Identify the impact categories, catalogue them, and select metrics
5. Predict the impacts quantitatively over the life of the project
6. Monetise all impacts
7. Discount benefits and costs to obtain present values
8. Compute the net present value
9. Perform sensitivity analysis
10. Make a recommendation

The purpose of the CBA is therefore to evaluate the use-cases developed in chapter 2.4. As an alternative, the continuation of the previous procedure without AI support is always used, if it exists. An attempt is made to evaluate the categories evaluated in this chapter in order to establish overall comparability. The challenge lies mainly in the evaluation of the non-monetary aspects, therefore following the recommendations of the literature, a comparison will be made by costs which arise if a certain quality is not achieved, necessary error corrections or disadvantages due to missing information (Ivanov & Webster, 2017; Schacker & Fuchs, 2018). For this purpose, a survey of experts is conducted, which is described in detail in the next chapter. The period of time for the evaluation is given in the literature as between three and ten years (Mehler, 2019, p. 119), which is also used as a basis for the evaluation within the framework of the dissertation.

The analysis is also carried out under the premise that the AI functions work optimally in the presented use cases. Similarly, efficient processes without AI are assumed to provide a fair basis for comparison. If necessary, overall processes are also broken down into sub-processes to improve comparability.

4.4.2. Data basis of the cost-benefit calculation

In order to obtain reliable data for the assessment of the current costs and the expected impact of the use of AI in the processes, a survey was sent to the panel of experts who had already been familiarised with the use cases during the expert interviews. The questionnaire was conducted as an online survey in the period from 01.11.2020 to 30.11.2020. Of the 10 experts contacted, 7 evaluated the questionnaire, which corresponds to a response rate of 70%.

Due to the scope of the survey and the level of detail, a decision was made to exclude the use cases from the following areas: supply chain management and accounting. This is also justified by the fact that 7 and 6 experts, respectively, considered themselves to be sufficiently informed in these areas during the expert interviews. Although only 6 of the interviewees also rated themselves as experts in the area of controlling, a completely innovative process was presented in this area with the support of the artifact, so that a justified research interest exists, and corresponding data and assessments were queried.

Wherever possible, use cases have been grouped together in order to keep the effort required to answer the questions within the survey as low as possible, without losing important details. For this reason, a detailed examination of the five use cases from the area of customer service was dispensed within the favour of a general assessment of the overall process. Figure 67 shows the structure of the questionnaire, as to how the use cases were combined.

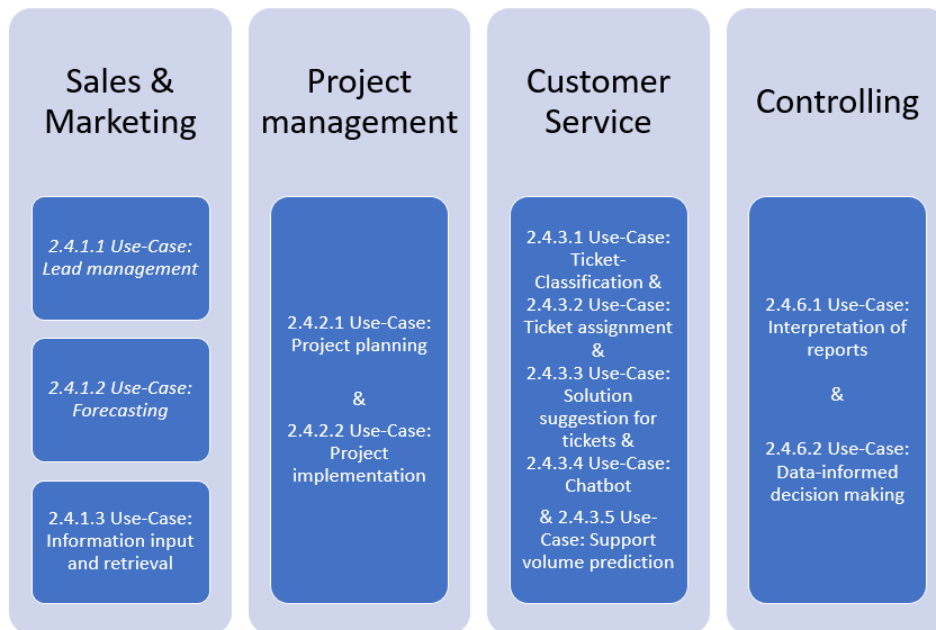


Figure 67: Survey structure Data for cost-benefit analysis

[source: own representation]

Different data were requested for each area to obtain corresponding key figures from the experts and to lay the foundation for the CBA. Figure 68 gives an overview of the queried values.

Sales & Marketing	Project management	Customer service	Controlling
<ul style="list-style-type: none"> • Number of employee • Expenditure for lead qualification (Time) • Average cost lead qualification • Number of leads per month • Expenditure on forecasting (Time) • Average cost forecast maintenance • Number of forecast meetings per month • Effort for information retrieval and input (Time) • Average cost of information input and retrieval • Number of sales notes 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of employee • Number of parallel running projects per month • Expenditure for project planning and control (Time) • Average costs for project planning and control 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of employee • Number of tickets per month • Expenditure for processing a ticket (Time) • Average cost of processing a ticket 	<ul style="list-style-type: none"> • Number of employee • Expenditure for controlling (Time) • Costs for controlling

Figure 68: Requested data per area

[source: own representation]

On the basis of the queried data, the respective costs for the individual areas or processes are calculated within the framework of the use case analysis in the CBA. In this survey, it should be noted that the experts did not give exact figures for costs, but always selected value ranges, otherwise, conclusions could be drawn directly about the exact cost structures. The mean value of the value ranges was used for the calculation in order to obtain as realistic a picture as possible. In addition, the experts were asked what effects the implementation of the use cases would have on costs, quality, and process speed.

Due to the restrictions on the experts and the companies they represent, these statistics represent only a small part of the business structures in Germany. However, this is not an obstacle for the valid development of the cost-benefit analysis, as it is a matter of an exemplary calculation which is then applied in the individual case study in the context of an actual implementation (Mehler, 2019, pp. 120–124). For this reason, three scenarios from the scenario analysis are also used in the following analysis to take into account, the widest range of the basic requirements possible, that occur in operational practice. Within scenarios, the lowest values for the impact of the AI implementation are used for the minimum scenario, whereas within the Average scenario the mean value of all data and again, within the maximum case scenario the highest values from the survey are used to provide a sound basis for the evaluation. Correspondingly, the implementation costs are also divided into three scenarios, from minimum costs to average costs to maximum costs. This procedure is therefore oriented towards the scenario analysis in order to obtain as realistic of an assessment as possible for the use case implementations and various framework conditions (Rose, 2017). It should be noted that the appendix should also be considered for tracking the values, since the values in the minimum and maximum scenarios are based on the data provided by the experts and cannot be calculated by simply multiplying minimum or maximum by number times costs. The calculation is only logical and valid if the minimum and maximum values are taken from the total cost view of the data to determine the lowest or highest cost part of the respective company. In an attempt to achieve generalisability, the individual savings potential of the respective companies was deliberately not considered, but an overall picture was shown through the different scenarios and their combination, in order to evaluate the potentials as objectively as possible. The experts were therefore asked about the general savings potential and not about the

individual savings potential; this procedure is valid because the experts have the corresponding experience, and all 7 experts have expertise in process consulting that goes beyond the knowledge of the processes in their own company.

4.4.3. Evaluation of the use cases

Based on the approach outlined above, the assessment of use cases will be carried out under this chapter. For each chapter, the respective area is considered, and a CBA is carried out.

4.4.3.1. Cost- and benefit analysis for sales & marketing

Within this chapter, a CBA of the use-cases from the area of sales & marketing takes place. As three completely different processes were considered in this area using different AI optimisations, it was not possible to summarise the use cases. Therefore, an analysis is carried out based on the original differentiation of the use cases.

Across all seven companies surveyed, an average of more than 6 employees are working in the Sales & Marketing department, with a minimum of 2 employees and a maximum of 14 employees. Each of the three use cases is then calculated based on the three scenarios, minimum case, average, and maximum case. This is done with regard to the dimensions of costs, quality and process speed.

The first step is to identify the implementation costs for AI-supported lead management. For this purpose, the experience gained from the artifact implementation will be used and the estimate will also be substantiated based on the literature. The expenditure for the implementation consists of the following components:

1. licence costs for the ML components V-ML described in chapter 4.1.3
2. maintenance costs for the ML components V-ML
3. service costs for the development and validation of the lead probability prediction model
4. staff training

The licence costs must be divided into two components: The costs for the purchase of the Microsoft SQL Server and the costs for the V-ML Framework.

The licence costs of the Microsoft SQL server depend on the edition – for the use of Machine Learning at least the standard edition must be available – and the processor cores, alternatively the number of users (Client access licence)¹⁶. Since it is not definitely necessary to use the latest version of the SQL server, cheaper, older versions from SQL 2017 onwards can also be used. There is also the possibility of obtaining licences at a lower price as a Microsoft partner, and some companies already have licences for the SQL server through the use of other software. The market prices of the SQL server are also different for each dealer, so for these cost components the price of \$3.586 estimated by Microsoft on the homepage (queried on 06.12.2020) for the two core standard edition of the SQL server 2019 is used. This corresponds to approx. €3.000. There are no costs for the maintenance of the MS SQL-Server. It is assumed that no additional hardware needs to be purchased, as the SQL server can be operated on the same server as the ERP system, since the SQL server can now be operated on Windows as well as Linux (Microsoft Docs, 2020). Otherwise, opportunity costs would have to be priced in due to the consumption of storage space – both on the hard disk and in the main memory – and the use of CPUs by the SQL server. Within the framework of the IPA or V-ML framework set-up, all necessary parameterisations of the SQL server are carried out, including the set-up of the backup. It can therefore be assumed that no additional administration costs will be incurred. In addition, there is the possibility of receiving support in the administration of the database system via the annual maintenance, or of having the support take over completely via remote maintenance. Corresponding individual costs are therefore not calculable in advance. In principle, both the V-IP-A module and the V-ML framework are cloud-capable, but there are currently no concrete plans as to how a cloud solution can be priced. Therefore, the on-premise variant will be considered.

Currently, there is no official price list for the V-ML-Framework. Therefore, the price for additional modules of the ERP system Vemas.NextGen will be used as a basis, so that one-time license costs of €4.500 and an annual maintenance of €990 are calculated, this corresponds to the usual maintenance rate of 22%. The cost estimation for the derivation and validation is based on the procedures for model-

¹⁶ Details for pricing and editions see (Microsoft, 2019b, 2019a).

ling, training and validation described in chapter 4.1. With the purpose of developing a valid model, the factors influencing the probability of closure must first be identified. The corresponding data must then be extracted from the source system and transformed so that they are available in the V-ML framework. The corresponding correlations are then stored and the method for prediction is defined. The model is then trained and validated. Depending on the complexity of the dependencies, an effort of 1 – 5 days 8 hours each is assumed, which is to be valued at a daily rate of €1.280. For employee training, 1 workday of 8 hours is assumed. To determine the cost rate for employees, the ratio of costs and time of lead qualification was formed on the basis of the data collected. This results in a cost rate per hour, which in turn was converted to a daily rate based on an 8-hour day and multiplied by the number of sales staffs to arrive at the cost rate per training day.

As described at the beginning, corresponding calculations are carried out on the basis of the three scenarios in order to do justice to the different framework conditions of the companies. Within Table 32 below, the costs determined are presented and differentiated into one-off (marked bold within the table) and annual costs (marked italic within the table) for all scenarios.

Table 32: Cost overview: AI-Implementation Lead management

Use-Case: Lead management			
	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000¹⁷	11.340¹⁸
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Number of days for implementation and evaluation	1	3	5
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Service costs Installation and validation (€)	1.280	3.840	6.400
Number of training days Staff	1	1	1
Service costs Staff training (€)	1.280	1.280	1.280
Number of sales staffs	2,00	6,29	14,00
Cost rate sales staff per hour (€) ¹⁹	33,33	138,89	300,00
Personnel costs Staff per training day (€) ²⁰	2.400	7.022	14.400
Total personnel costs Staff training (€)	2.400	7.022	14.400
Total one-off costs (€)	<u>9.460</u>	<u>19.642</u>	<u>37.920</u>
<i>Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)</i>	<i>990</i>	<i>990</i>	<i>990</i>
Total annual costs (€)	<u>990</u>	<u>990</u>	<u>990</u>

[source: own representation]

¹⁷ Price for standard edition with two cores, see (Microsoft, 2021)).

¹⁸ Price for Enterprise Edition with two cores, see (Microsoft, 2021).

¹⁹ The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

²⁰ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, otherwise one would, for example, aggravate the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

In order to validate the calculated data for the personnel costs in sales, a search was made in the literature for similar use cases. It turns out that the cost rate for a sales employee is given as €70 per hour (Uebel & Helmke, 2017). The values determined on the basis of the expert survey for the different scenarios are €33,33 in the minimum scenario, €138,89 in the average scenario and €300 per hour in the maximum scenario. It can thereby, be assumed that the cost structures in the surveyed companies are relatively high, when the average value is already almost twice as high as in the literature. Nevertheless, the calculated values are used to evaluate whether an economically viable implementation is possible even in constellations with high personnel costs. The different scenarios increase the objectivity of the calculation, as the minimum costs are also used.

In the second step, the current process costs for lead management are calculated on the basis of the survey data. Table 33 provides a detailed overview of implementation current process costs for lead management on a monthly basis.

Table 33: Details process costs Lead management

Use-Case: Lead management			
	Minimum	Average	Maximum
Number of leads per month	1,00	30,14	150,00
Expenditure for lead management per month (Minutes)	15,00	47,50	150,00
Total Expenditure for lead management per month (Minutes)	15	1.615,00	6.750,00
Cost per lead (€)	25,00	166,67	750,00
Total cost per month (€)²¹	25,00	2.629,17	9.000,00

[source: own representation]

²¹ It should be noted that this value is calculated on the basis of the individual total process costs of the companies, which were determined in the expert survey. For this purpose, the respective number of leads is multiplied by the costs per lead of the respective company. It is not permissible to make cross-company aggregations here, as otherwise, for example, the values of the company with the most leads would be multiplied by the values of the company with the highest lead costs.

It is clear that there are large differences in the number of leads, and also in the respective duration of lead qualification, which suggests that very different customer structures prevail in the companies surveyed and that the qualification of suitable prospects is an individual process. Finally, the costs and benefits are compared on the basis of the three scenarios, which are compared accordingly. The benefits in terms of savings potential are prepared based on the data collected by the survey. Within the scope of the survey, the experts were asked to indicate how many leads are generated per month, how much time is required for the respective processing and what costs are incurred. Afterwards, the experts were asked to evaluate the effects on the process based on the known use case and to indicate in percentages how an implementation would affect the quality of the process and the speed and, finally, what savings would be generated. The benefits shown here are therefore due to the faster throughput time and the increase in quality.

For this purpose, a general overview is first drawn up, in which the costs in the first year and the follow-up costs per year are shown.

Table 34: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation Lead management

Use-Case: Lead management			
	Minimum	Average	Maximum
Total one-off implementation costs (€)	9.460,00	19.642,22	37.920,00
Total annual maintenance costs (€)	990,00	990,00	990,00
Total cost 1. Year (€)	<u>10.450,00</u>	<u>20.632,22</u>	<u>38.910,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>32,86</i>	<i>50,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>34,29</i>	<i>60,00</i>
<i>Cost saving potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>32,14</i>	<i>50,00</i>
Total process costs per year (€)²²	300,00	31.550,00	108.000,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>10.141,07</u>	<u>54.000,00</u>

[source: own representation]

²² Based on Total cost per month (€) see Table 33.

It is striking that the process costs in the minimal scenario are very low, €300 per year suggest that in some companies, only very little lead management is necessary to obtain orders or the processes are already automated to such an extent that very low costs are incurred. This is consistent to the extent that there are also assessments that neither the process costs can be reduced, nor the quality or the process throughput time can be increased. On average, however, the experts see a potential for optimisation of more than 30% in all three areas. At the maximum, even a potential of 50% for cost reduction and quality improvement is possible, and 60% can be achieved in the lead time.

The values determined are compared in a matrix representation so that an overview of the various scenarios and their monetary impact can be read off directly. Table 35 shows the costs and benefits in the first year, with the costs being correspondingly high, as the one-off acquisition costs have to be taken into account.

Table 35: CBA Lead management first year

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-10.450,00	-308,93	43.550,00
Average Costs (€)	-20.632,22	-10.491,15	33.367,78
Maximum Costs (€)	-38.910,00	-28.768,93	15.090,00

[source: own representation]

Table 36 shows the costs and benefits in the following years. Since, only the costly maintenance costs are incurred in the subsequent years, the costs in the different cost scenarios do not differ.

Table 36: CBA Lead Management following years

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-990,00	9.151,07	53.010,00
Average Costs (€)	-990,00	9.151,07	53.010,00
Maximum Costs (€)	-990,00	9.151,07	53.010,00

[source: own representation]

On the basis of the calculations of the first year and the following years, a consideration is now made for the total period of 10 years. The maintenance of the system ensures that the function is regularly expanded and adapted to new technologies. Based on past experience, it is necessary to redesign the application every 5 – 10 years in order to adapt it to the requirements of new technologies and processes. However, this does not usually result in any new licence costs for the end customer. It is not possible to reliably predict in advance whether training costs will be incurred; the process is already partially automated; with full automation and training costs no longer necessary.

In the first year, the highest costs are incurred due to the purchase of the licences, the implementation costs and the calculation of the first maintenance; in the following years, only the annual maintenance costs of €990 are incurred. This is offset by the benefit and the balance is accumulated per year, so that ideally the initial cost block is eroded over time by the difference between annual maintenance and the annual benefit. For the sake of clarity and comparability, all other use cases are treated in the same way. Table 37 shows the comparison of all scenarios over a 10-year period, the ones highlighted in green are the headers of the scenario with positive benefit and the columns with first year of positive benefit (year of break-even) are also highlighted in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 37: 10 Annual review CBA Lead management

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-10.450	-20.632	-38.910
2	-11.440	-21.622	-39.900
3	-12.430	-22.612	-40.890
4	-13.420	-23.602	-41.880
5	-14.410	-24.592	-42.870
6	-15.400	-25.582	-43.860
7	-16.390	-26.572	-44.850
8	-17.380	-27.562	-45.840
9	-18.370	-28.552	-46.830
10	-19.360	-29.542	-47.820
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	-309	-10.491	-28.769
2	8.842	-1.340	-19.618
3	17.993	7.811	-10.467
4	27.144	16.962	-1.316
5	36.295	26.113	7.835
6	45.446	35.264	16.986
7	54.598	44.415	26.138
8	63.749	53.566	35.289
9	72.900	62.717	44.440
10	82.051	71.868	53.591

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	43.550	33.368	15.090
2	96.560	86.378	68.100
3	149.570	139.388	121.110
4	202.580	192.398	174.120
5	255.590	245.408	227.130
6	308.600	298.418	280.140
7	361.610	351.428	333.150
8	414.620	404.438	386.160
9	467.630	457.448	439.170
10	520.640	510.458	492.180

[source: own representation]

It is visible that the worst-case scenario with minimum benefit pays off neither in the first nor in the following years, as the cost saving potential and the benefit corresponds to €0. When looking at the average scenario, a differentiated consideration must be made; with minimum costs, the investment that already pays off in the second year, with average costs in the third year and with maximum costs in the second year. Furthermore, this calculation also shows that a preliminary analysis is necessary to obtain an estimate of the current savings potential. When considering the best case with maximum benefits, the investment is already amortised in the first year. This shows that in most cases the costs are amortised, and that it is necessary to investigate the respective scenario in advance of the investment with the purpose of making a sustainable decision for the implementation of the use case. It should also be noted that due to the low process costs of €300 per year in the minimum benefit scenario, it is estimated to be rather unlikely. The combinations of Average Cost – Average Benefit (payback in the third year), Maximum Cost – Average Benefit (payback in the 5th year) and Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the first year) are considered realistic scenarios. In all scenarios, except minimum benefit, there is also sufficient buffer in case of unexpected higher

costs for the implementation or additional training or configurations are necessary during use.

Next, the forecasting use case is considered. First, the basic requirements for the implementation are considered, and then the cost estimation is based on this. Based on the experts' estimates, the benefit is calculated again, in order to finally make an objective assessment of the economic viability based on the scenarios already mentioned. The same prerequisites apply to the implementation of the forecasting use case as for lead management, so the acquisition costs of the SQL server and the V-ML framework are calculated in again. It is also necessary to parameterise the V-ML framework to identify the individual factors influencing the probability of completion and to determine the data basis. Finally, the model is trained and verified. This cost estimate again builds on the experience gained during the implementation of the artifact. Depending on the complexity of the dependencies on the probability and the corresponding data basis, approximately 1 – 5 working days of 8 hours each are required, which are calculated with a cost rate of €1.280. For this process, too, employee training must be carried out; an expected training requirement of 1 working day per employee can be derived from comparable process changes. This results in the same cost structure as in the lead management use case; Table 38 provides a corresponding overview, the costs determined are presented and differentiated into one-off (marked bold within the Table 38) and annual costs (marked italic within the Table 38) for all scenarios..

Table 38: Cost overview: AI-Implementation forecasting

Use-Case: Forecasting			
	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Number of days for implementation and evaluation	1	3	5
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Service costs Installation and validation (€)	1.280	3.840	6.400
Number of training days Staff	1	1	1

Service costs Staff training (€)	1.280	1.280	1.280
Number of sales staff	2,00	6,29	14,00
Cost rate sales staff per hour (€) ²³	33,33	138,89	300,00
Personnel costs Staff per training day (€) ²⁴	2.400	7.022	14.400
Total personnel costs Staff training (€)	2.400	7.022	14.400
Total one-off costs (€)	<u>9.460</u>	<u>19.642</u>	<u>37.920</u>
<i>Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)</i>	990	990	990
Total annual costs (€)	<u>990</u>	<u>990</u>	<u>990</u>

[source: own representation]

The costs for the sales staff were taken over on the basis of the lead management calculation in order to obtain a constant basis for the calculation, as this task is also performed by the sales staff. Based on the survey, the process costs for forecasting are assessed on the basis of the experts' assessment, which is summarised in Table 39.

²³ The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

²⁴ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, as otherwise one would, for example, aggrieve the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

Table 39: Details process costs forecasting

Use-Case: Forecasting			
	Minimum	Average	Maximum
Number of forecast meetings per month	1,00	9,00	50,00
Expenditure for forecasting per month (Minutes)	45,00	600,00	1.200,00
Total cost per month (€)²⁵	75,00	1.325,00	2.800,00

[source: own representation]

Here again, the diversity of the companies surveyed is evident. Both the number of forecast meetings and the total effort for forecasting varies greatly. It can therefore also be assumed here that there are very different customer structures and also different processes for forecasting, so that the use case also has correspondingly individual effects.

In the next step, the calculated costs and benefits are compared on an annual basis, as summarised in Table 40. In addition, the cost saving potentials determined by the experts are also output by the use case.

²⁵ It should be noted that this value is calculated on the basis of the individual total process costs of the companies determined in the expert survey. For this purpose, the respective number of employees in the sales area is multiplied by the costs for forecasting incurred per month and employee of the respective company. Cross-company aggregations are not permitted here, as otherwise, for example, the values of the company with the highest costs for forecasting per employee would be multiplied by the values of the company with the most employees in the area of sales.

Table 40: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation forecasting

Use-Case: Forecasting			
	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	9.460,00	19.642,22	37.920,00
Total annual costs (€)	990,00	990,00	990,00
Total cost 1. Year (€)	<u>9.170,00</u>	<u>20.573,78</u>	<u>38.910,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>42,14</i>	<i>100,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>35,00</i>	<i>60,00</i>
<i>Cost saving potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>27,86</i>	<i>60,00</i>
Process costs per year (€)²⁶	900,00	15.900,00	33.600,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>4.429,74</u>	<u>20.160,00</u>

[source: own representation]

Here also, it is noticeable that the process costs for forecasting are very low in the minimum case. €900 per year suggests that very little effort is spent on forecasting or that the processes have been optimised to such an extent that data maintenance is almost completely automated. This is consistent with the data collected, as there are experts who see no optimisation potential in this area through the use case. On average, however, the experts see a cost-saving potential of almost 28%, with a maximum of 60%. The quality can be considered by more than 40% on average, even quality increases of 100% are considered possible, which in turn suggests a very poor current data quality in the context of forecasting. The process speed can be increased by 35% on average, the maximum value is given as 60%.

The CBA for the first and subsequent years is calculated on the basis of the values determined; here, a comparison of the scenarios is made using the matrix. Table 41 and Table 42 provide a corresponding overview of the development of costs and benefits.

²⁶ Based on Total cost per month (€) see Table 39.

Table 41: CBA Forecasting first year

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-9.170,00	-4.740,26	10.990,00
Average Costs (€)	-20.573,78	-16.144,04	-413,78
Maximum Costs (€)	-38.910,00	-34.480,26	-18.750,00

[source: own representation]

Table 42: CBA Forecasting following years

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-990,00	3.439,74	19.170,00
Average Costs (€)	-990,00	3.439,74	19.170,00
Maximum Costs (€)	-990,00	3.439,74	19.170,00

[source: own representation]

An overall assessment is made based on the calculations of the first and subsequent years. In this scenario, it must be considered that adjustments may have to be made to the V-ML framework during maintenance. However, the effects on future training needs cannot be reliably estimated. Table 43 gives an overall view of the different scenarios over the expected utilisation period of 10 years. In green highlight, are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 43: 10 annual review CBA forecasting

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-9.170	-20.574	-38.910
2	-10.160	-21.564	-39.900
3	-11.150	-22.554	-40.890
4	-12.140	-23.544	-41.880
5	-13.130	-24.534	-42.870
6	-14.120	-25.524	-43.860
7	-15.110	-26.514	-44.850
8	-16.100	-27.504	-45.840
9	-17.090	-28.494	-46.830
10	-18.080	-29.484	-47.820
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	-4.740	-16.144	-34.480
2	-1.301	-12.704	-31.041
3	2.139	-9.265	-27.601
4	5.579	-5.825	-24.161
5	9.019	-2.385	-20.721
6	12.458	1.055	-17.282
7	15.898	4.494	-13.842
8	19.338	7.934	-10.402
9	22.778	11.374	-6.962
10	26.217	14.814	-3.523

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	10.990	-414	-18.750
2	30.160	18.756	420
3	49.330	37.926	19.590
4	68.500	57.096	38.760
5	87.670	76.266	57.930
6	106.840	95.436	77.100
7	126.010	114.606	96.270
8	145.180	133.776	115.440
9	164.350	152.946	134.610
10	183.520	172.116	153.780

[source: own representation]

On this stage, it becomes clear that in the worst-case scenario with minimum benefit, the investment will never pay off. It should also be mentioned that due to the low process costs in the forecast of €900 per year in the minimum benefit scenario, these scenarios are assessed as unlikely. The combinations of Medium Cost – Medium Benefit (payback in the 6th year), Maximum Cost – Medium Benefit (no payback within 10 years) and Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the 2nd year) are considered realistic scenarios. As this also includes a scenario in which an investment does not pay off after 10 years, an analysis before implementation is strongly recommended. For this purpose, the internal cost structures should be examined in detail and the influencing factors developed in chapter 4.3 should be taken into account in order to assess the economic viability.

In order to finally consider the area of sales & marketing, the last use case, information input and retrieval, is prepared on the basis of the collected data. As a technical prerequisite for using the IPA to query and record information, the SQL server is again required, as this is used as the central data source. In addition, the V-IP-A module is required. Currently, this module is only available as an add-on for the ERP system Vemas.NET, so only implementation and price information can

be provided in this application context. This module is also priced at €4.500 and calculated with annual costs of €990 based on the standard maintenance rate of 22%. For the implementation or activation of this module, only a licence has to be activated and no further configurations are necessary unless customising is desired. Based on the previous use case considerations, 1-5 working days of 8 hours each are estimated for set-up and customising. Although the operation of the IPA is intuitive, training should be provided in order to train the users specifically in its use. As in the previous use cases, a training period of 1 working day is assumed. Table 44 gives an overview of the implementation costs of the V-IP-A module, as well as the resulting annual maintenance costs. The costs determined are presented and differentiated into one-off (marked bold within the Table 44) and annual costs (marked italic within the Table 44) for all scenarios.

Table 44: Cost overview: AI-Implementation information input and retrieval

Use-Case: Information input and retrieval			
	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-IP-A-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Number of days for implementation and evaluation	1	3	5
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Service costs Installation and validation (€)	1.280	3.840	6.400
Number of training days Staff	1	1	1
Service costs Staff training (€)	1.280	1.280	1.280
Number of sales staffs	2,00	6,29	14,00
Cost rate sales staff per hour (€) ²⁷	33,33	138,89	300,00
Personnel costs Staff per training day (€) ²⁸	2.400	7.022	14.400
Total personnel costs Staff training (€)	2.400	7.022	14.400
Total one-off costs (€)	<u>8.180</u>	<u>18.362</u>	<u>36.640</u>
Maintenance costs V-IP-A-Framework per Year (€)	990	990	990
Total annual costs (€)	<u>990</u>	<u>990</u>	<u>990</u>

[source: own representation]

²⁷ The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

²⁸ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, as otherwise one would, for example, aggrieve the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

Also at this stage, the value of personnel costs determined in lead management is used to ensure comparability of the results in sales & marketing. Based on the survey, the process costs for Information input and retrieval are assessed on the basis of the experts' assessment, summarised in Table 45.

Table 45: Details process costs information input and retrieval

Use-Case: Information input and retrieval			
	Minimum	Average	Maximum
Number of sales staff	2,00	6,29	14,00
Expenditure per month and employee (Minutes)	15,00	317,5	720,00
Total Expenditure for Information input and retrieval per Month (Minutes)	210,00	2.065	5.760,00
Cost Information input and retrieval per month and employee (€)	25	570,83	1.500
Total cost per month (€)²⁹	75,00	3.695,83	12.000

[source: own representation]

It is again clear that there are great differences in the structure of the companies and that the time required for entering and retrieving information also varies greatly. Table 46 provides a comparison of costs and benefits based on the assessments of the experts.

²⁹ It should also be noted that this value is calculated on the basis of the individual total process costs of the companies, which were determined in the expert survey. For this purpose, the number of employees in the sales area was aggregated with the respective costs per employee for information retrieval and information input within the companies and the minimum, average and maximum were determined on this basis. A cross-company aggregation is not permissible here, as otherwise, for example, the values of the company with the most employees would be multiplied by the highest costs for information input and retrieval.

Table 46: Overview Costs and benefits per year: AI-Implementation Information input and retrieval

Use-Case: Information input and retrieval			
	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	8.180,00	18.362,22	36.640,00
Total annual costs (€)	990,00	990,00	990,00
<u>Total cost 1. Year (€)</u>	<u>9.170,00</u>	<u>20.573,78</u>	<u>38.910,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>31,43</i>	<i>70,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>40,00</i>	<i>90,00</i>
Cost saving potential (%)	0,00	37,86	80,00
Process costs per year (€)³⁰	900,00	44.350,00	144.000,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>16.789,64</u>	<u>115.200,00</u>

[source: own representation]

At €900 per year, the legal costs in the minimum scenario stand out again. This can only be explained if the need for information within the company is very low or if the processes are automated to such an extent that hardly any effort is required for input and retrieval. Since there are experts who do not see any potential for optimisation through the use case, it can be assumed that very efficient processes have already been implemented in these companies that make this low effort possible. On average, however, the experts see a cost savings potential of almost 38% for information retrieval and recording, with a maximum value of 80% considered possible. This suggests complex structures in the data organisation, which make information requests complicated and time-consuming and data entry cumbersome. According to the experts, quality can be increased by more than 31% on average, and by as much as 70% at the maximum. Process speed can even be increased by 40% on average and by 90% at the maximum. This shows great potential for optimisation.

Within the matrix, there is again a condensed comparison of the different scenarios. Table 47 shows the comparison of the scenarios in the first year and Table 48 for the following years.

³⁰ Based on Total cost per month (€) see Table 45.

Table 47: CBA Information input and retrieval first year

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-9.170,00	7.619,64	106.030,00
Average Costs (€)	-20.573,78	-3.784,14	94.626,22
Maximum Costs (€)	-38.910,00	-22.120,36	76.290,00

[source: own representation]

Table 48: CBA Information input and retrieval following years

	Minimum Benefit (€)	Average Benefit (€)	Maximum Benefit (€)
Minimum Costs (€)	-990,00	15.799,64	114.210,00
Average Costs (€)	-990,00	15.799,64	114.210,00
Maximum Costs (€)	-990,00	15.799,64	114.210,00

[source: own representation]

As part of the maintenance, the function of the IPA is constantly being developed further, so that it is ensured that this function can continue to be used even after changes in technology. Based on empirical values with other modules in the ERP context, this value can be considered realistic. This is particularly relevant for this use case, as this function is used on smartphones. Table 49 gives an overview of the amortisation over a period of 10 years. Green highlighted are the headers of the scenario with positive benefit. Additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 49: 10 annual review CBA Information input and retrieval

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-9.170	-20.574	-38.910
2	-10.160	-21.564	-39.900
3	-11.150	-22.554	-40.890
4	-12.140	-23.544	-41.880
5	-13.130	-24.534	-42.870
6	-14.120	-25.524	-43.860
7	-15.110	-26.514	-44.850
8	-16.100	-27.504	-45.840
9	-17.090	-28.494	-46.830
10	-18.080	-29.484	-47.820
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	7.620	-3.784	-22.120
2	23.419	12.016	-6.321
3	39.219	27.815	9.479
4	55.019	43.615	25.279
5	70.818	59.414	41.078
6	86.618	75.214	56.878
7	102.418	91.014	72.678
8	118.217	106.813	88.477
9	134.017	122.613	104.277
10	149.816	138.413	120.076

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	106.030	94.626	76.290
2	220.240	208.836	190.500
3	334.450	323.046	304.710
4	448.660	437.256	418.920
5	562.870	551.466	533.130
6	677.080	665.676	647.340
7	791.290	779.886	761.550
8	905.500	894.096	875.760
9	1.019.710	1.008.306	989.970
10	1.133.920	1.122.516	1.104.180

[source: own representation]

This use case also shows that due to the lack of cost-saving potential in the worst-case scenario, there is no payback with minimal benefit. All other scenarios can recoup the implementation costs from the second year at the latest. It should also be noted here that due to the low process costs in the area of information procurement and input of €900 per year in the minimum benefit scenarios, these are to be classified as rather unlikely. The combinations Average Cost – Average Benefit (payback in the second year), Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the third year) and Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the first year) therefore remain as realistic scenarios. It is apparent that a relatively quick payback can be achieved and that there is sufficient buffer for unexpected additional costs.

For the final overall assessment, all CBAs of the use cases are combined, thus exploiting economies of scale (Frank, Schumacher, & Tamm, 2019), as the licences for the SQL server only have to be purchased once, and the licences for the V-ML framework also only have to be licensed once and the maintenance paid for only once per year. Process costs are added to this, implementation costs are adjusted

for economies of scale so that licence costs are only considered once. Table 50 provides an overview of the licences and maintenance costs incurred as part of the overall consideration of Sales & Marketing.

Table 50: Total costs licences and maintenance Sales & Marketing

Total one-off costs Licence	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-IP-A-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
	<u>9.000</u>	<u>12.000</u>	<u>20.340</u>
Total Maintenance	Minimum	Average	Maximum
Maintenance costs V-IP-A-Framework per Year (€)	990	990	990
Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)	990	990	990
	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>

[source: own representation]

The percentage values for cost savings, quality improvement and process speed increases are calculated as a mean value. However, the benefit results from the aggregate of the benefits from the use cases. It is assumed that there are no overlapping effects that impact the overall integration, although it is likely that costs for training and configurations would be lower in an overall implementation than in a stand-alone approach. Table 51 provides a summary of all three use cases in Sales & Marketing.

Table 51: Details costs and benefits: AI-Implementation Sales & Marketing

	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	22.600,00	47.146,67	85.300,00
Total annual costs (€)	1.980,00	1.980,00	1.980,00
Total cost 1. Year (€)	<u>24.580,00</u>	<u>49.126,67</u>	<u>87.280,00</u>
<i>Quality improvement potential (%) – Mean value</i>	<i>0,00</i>	<i>35,48</i>	<i>73,33</i>
<i>Process speed increase potential (%) – Mean value</i>	<i>0,00</i>	<i>36,43</i>	<i>70,00</i>
<i>Cost saving potential (%) – Mean value</i>	<i>0,00</i>	<i>32,62</i>	<i>63,33</i>
Process costs per year (€)	2.100,00	91.800,00	285.600,00
Benefits per Year (€) – Sum from Use-Cases³¹	0,00	31.360,45	189.360,00

[source: own representation]

Based on the values determined in this way, Table 52 and Table 53 again compare the different scenarios in order to show the cost development in the first and subsequent years.

Table 52: CBA Sales & Marketing first year

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-24.580,00	6.780,45	164.780,00
Average Costs	-49.126,67	-17.766,21	140.233,33
Maximum Costs	-87.280,00	-55.919,55	102.080,00

[source: own representation]

³¹ It must be taken into account here that the benefit must be determined on the basis of the aggregation from the use cases. It is not permissible to use the mean value of the cost savings potential from the respective scenarios and multiply it by the respective process costs, as this creates distortions.

Table 53: CBA Sales & Marketing following years

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-1.980,00	29.380,45	187.380,00
Average Costs	-1.980,00	29.380,45	187.380,00
Maximum Costs	-1.980,00	29.380,45	187.380,00

[source: own representation]

Finally, the overall assessment is carried out over a period of 10 years. As already explained for the individual use cases, this period of use is assumed, as constant further development is ensured through maintenance. This assumption also applies to the overall summary. Within Table 54, the individual scenarios are compared on the basis of the previously calculated values in order to obtain an overall view over time. Again, highlighted in green are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 54: 10 annual review CBA Sales & Marketing

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-24.580	-49.127	-87.280
2	-26.560	-51.107	-89.260
3	-28.540	-53.087	-91.240
4	-30.520	-55.067	-93.220
5	-32.500	-57.047	-95.200
6	-34.480	-59.027	-97.180
7	-36.460	-61.007	-99.160
8	-38.440	-62.987	-101.140
9	-40.420	-64.967	-103.120
10	-42.400	-66.947	-105.100

Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	6.780	-17.766	-55.920
2	36.161	11.614	-26.539
3	65.541	40.995	160.841
4	94.922	70.375	348.221
5	124.302	99.756	535.601
6	153.683	129.136	722.981
7	183.063	158.517	910.361
8	212.444	187.897	1.097.741
9	241.824	217.277	1.285.121
10	271.205	246.658	1.472.501
Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	164.780	140.233	102.080
2	352.160	327.613	289.460
3	539.540	514.993	476.840
4	726.920	702.373	664.220
5	914.300	889.753	851.600
6	1.101.680	1.077.133	1.038.980
7	1.289.060	1.264.513	1.226.360
8	1.476.440	1.451.893	1.413.740
9	1.663.820	1.639.273	1.601.120
10	1.851.200	1.826.653	1.788.500

[source: own representation]

The overall analysis again shows that there is no payback within the minimum benefit scenarios. In all other scenarios, however, amortisation takes place in the second year of use at the latest. For the overall analysis in the area of sales & marketing, it is also true that due to the low total process costs of €2.100 per year, a rather unlikely scenario can be assumed; such low costs in the area of sales for forecasting, lead management and information input and retrieval are only possible if almost no sales measures are taken for planning and controlling sales potential. The combinations of medium cost – medium benefit (payback in the second year), maximum cost – medium benefit (payback in the third year) and maximum cost – maximum benefit (payback in the first year) are therefore seen as more likely scenarios. Looking at the level of expected cost savings of the respective scenarios, it becomes clear that an implementation of the AI processes makes economic sense and that large buffers are available, should the expected implementation costs increase, or the cost savings turn out to be lower. This makes it clear that before an implementation decision is made, it must be checked whether there is still potential for savings in the processes. To check this, an assessment should be made using the influencing factors identified in chapter 4.3.

4.4.3.2. Cost- and benefit analysis for project management

The next step is to look at the use cases from the area of project management. Here, the two use cases project planning and project implementation were merged. As part of the survey among the experts, framework parameters such as the number of employees in the area of project management and the number of ongoing projects per month were first queried in order to get a picture of the project landscape of the individual companies. In addition, the time required and the corresponding costs for planning and controlling the projects were queried. Finally, an assessment of the savings potential was requested, which is made up of the increase in process throughput time, quality improvement and the shifting of manual effort to process automation. The current state of the V-ML framework can already support the planning process. This could be shown by implementing the prediction for the expected support volume. The evaluation of communication entries is also possible with regard to the chronological order via the framework. The analysis of texts cannot yet be mapped in the current version of the V-ML framework, nor can text suggestions currently be generated via the framework. However, the extraction of

keywords and the summarisation of texts has already been extensively researched and there are procedural models to obtain valid results (Thomas, Bharti, & Babu, 2016). These procedures not only work reliably for the English language, but can also handle other languages, so there is no doubt that a corresponding implementation can be made for the German language (Naidu, Bharti, Babu, & Mohapatra, 2018). Initial implementations of frameworks for text processing which perform text analyses based on Python and TensorFlow have already been carried out (Erhardt et al., 2020). However, great extensions and evaluations are still necessary for a market-ready solution. In order to be able to make a realistic cost estimate for the CBA, it is assumed that the text component of the V-ML framework requires an additional licence; like the basic version of the V-ML framework, this is priced at €4.500 for one-off licence costs and is also calculated with a maintenance rate of 22% per year. As with the previous use cases, the SQL server is required as a basic prerequisite, so the licence costs are taken into account in the same way as in the previous approach.

Reliable empirical values for the configuration of the V-ML framework are only available for the aspect of the prediction of numerical values. Here, a configuration and evaluation effort of approx. 3 – 8 days and each 8 hours is assumed. Based on the first implementation approaches of the text analysis, it is assumed that at least 5 – 10 days 8 hours each are required for parameterisation and validation. A daily rate of €1.280 is also expected here. The total implementation effort is therefore, between 8 and 18 days.

In addition, it is assumed that training for the employees must be carried out, since much is automated in the background, a training effort of 1 day can be assumed, which costs €1.280 for the training, plus the internal costs for the project employees. These are calculated on the basis of the costs determined from the survey. It should be noted that the minimum and maximum values cannot be calculated by multiplying the number of employees and the respective cost rates for each scenario, rather they were carried out on the basis of the actual cost ratios of the companies and thus the minimum value, average and maximum value from the multiplication of the individual company values were used. Table 55 gives an overview of the implementation costs of the V-ML-Modules incl. SQL-Server Licences and Services cost, internal costs, as well as the resulting annual maintenance costs. The one-off costs are marked bold and the annual costs are marked italic.

Table 55: Cost overview: AI-Implementation project management

	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-ML-Framework – Text mining Add-On (€)	4.500	4.500	4.500
Number of days for implementation and evaluation	8	13	18
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Service costs Installation and validation (€)	10.240	16.640	23.040
Number of training days Staff	1	1	1
Service costs Staff training (€)	1.280	1.280	1.280
Number of project management staff	4,00	9,86	30,00
Cost rate sales staff per hour (€) ³²	46,88	187,33	400,00
Personnel costs Staff per training day (€) ³³	1.500	13.988	60.000
Total personnel costs Staff training (€)	1.500	13.988	60.000
Total one-off costs (€)	<u>22.020</u>	<u>43.908</u>	<u>104.660</u>

³² The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

³³ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, as otherwise one would, for example, aggrieve the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

<i>Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)</i>	990	990	990
<i>Maintenance costs V-ML-Framework – Text mining Add-On per Year (€)</i>	990	990	990
<i>Total annual costs</i>	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>

[source: own representation]

To validate the determined cost rates of the project managers, a corresponding research was carried out; no books or journals with charging rates could be found, therefore the salary costs based on a relevant known site were used as a basis. There, a gross salary of €4.600 (Gehalt.de - Projektmanager, 2020) is given, plus more than 19% employer's share of social security contributions, from which an hourly rate of slightly more than €30 can be calculated on the basis of an average monthly working time of 173,33 hours. With a range of more than €46, an average of more than €187 and a maximum value of €400, the existing cost structures can be considered very high. Nevertheless, we will continue to calculate with these values, which only make up a small part of the total costs that are relevant for the benefit analysis.

In order to determine the current process costs, a calculation was made based on the relevant information from the expert survey; this is summarised in Table 56.

Table 56: Details process costs project management

	Minimum	Average	Maximum
Number of project management staff	4,00	9,86	30,00
Number of ongoing projects per month	4,00	231,29	1.500,00
Total Expenditure for project management per Month (Minutes)	225,00	8.557,50	28.800,00
Cost project management per month and employee (€)	300,00	1.800,00	4.000,00
Total cost per month (€)³⁴	1.500,00	22.607,14	12.000,00

[source: own representation]

Here, too, the diversity of the companies surveyed is evident. Although all companies are active in the project business, the number of projects varies greatly and so does the cost structure for project management.

Based on the expert assessment and the determined cost values for the implementation, a detailed overview is presented in Table 57, from which the one-time implementation costs, the follow-up costs for operation and the benefit are derived.

³⁴ It must again be taken into account that it is not permissible to determine the value by multiplying the values "Number of project management staff" and "Cost project management per month and employee (€)" shown here. The value was formed on the basis of the individual cost structure of the companies and the minimum, the average and the maximum were calculated from this, only in this way can a consistent cost evaluation of the process take place.

Table 57: Details costs and benefits: AI-Implementation Project management

	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	22.020,00	43.908,10	104.660,00
Total annual costs (€)	1.980,00	1.980,00	1.980,00
Total cost 1. Year (€)	<u>24.000,00</u>	<u>45.888,10</u>	<u>106.640,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>31,43</i>	<i>50,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>31,43</i>	<i>50,00</i>
<i>Cost saving potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>27,14</i>	<i>50,00</i>
Process costs per year (€)³⁵	18.000,00	271.285,71	1.440.000,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>73.634,69</u>	<u>720.000,00</u>

[source: own representation]

Similar to the analysis in the area of sales & marketing, the process costs in the area of project management are also very low in the minimum scenario. At €18.000, they correspond to only 6% of the average costs, which are more than €270.000. The maximum value of €1,4 million is more than 5 times higher than the average value. This shows the wide variance of process costs in the area of project management. The low process cost value can in turn be determined by a low share of projects in the total revenue or by extremely efficient processes in this area. Since there are experts who do not see any optimisation potential here either, this value can be classified as realistic. On average, the experts see a cost-saving potential of more than 27%, at the maximum even 50%. Quality and process throughput time can also be increased by more than 31% on average, and these two values can also be increased by 50% at the maximum.

Next, the different scenarios are compared within the matrix, this is done for the first year as well as for the following years, Table 58 and Table 59 give a corresponding overview.

³⁵ Based on Total cost per month (€) see Table 56.

Table 58: CBA Project management first year

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-24.000,00	49.634,69	696.000,00
Average Costs	-45.888,10	27.746,60	674.111,90
Maximum Costs	-106.640,00	-33.005,31	613.360,00

[source: own representation]

Table 59: CBA Project management following years

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-1.980,00	71.654,69	718.020,00
Average Costs	-1.980,00	71.654,69	718.020,00
Maximum Costs	-1.980,00	71.654,69	718.020,00

[source: own representation]

For a final consideration, a 10-year calculation is again carried out. Maintenance ensures that the V-ML framework incl. the text mining add-on can be further developed and used over its entire useful life. Table 60 gives a corresponding overall view of the development of the values in the different scenarios over time. Highlighted in green are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 60: 10 annual review CBA Project management

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-24.000	-45.888	-106.640
2	-25.980	-47.868	-108.620
3	-27.960	-49.848	-110.600
4	-29.940	-51.828	-112.580
5	-31.920	-53.808	-114.560
6	-33.900	-55.788	-116.540
7	-35.880	-57.768	-118.520
8	-37.860	-59.748	-120.500
9	-39.840	-61.728	-122.480
10	-41.820	-63.708	-124.460
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	49.635	27.747	-33.005
2	121.289	99.401	38.649
3	192.944	171.056	110.304
4	264.599	242.711	181.959
5	336.253	314.365	253.613
6	407.908	386.020	325.268
7	479.563	457.675	396.923
8	551.218	529.329	468.578
9	622.872	600.984	540.232
10	694.527	672.639	611.887

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	696.000	674.112	613.360
2	1.414.020	1.392.132	1.331.380
3	2.132.040	2.110.152	2.049.400
4	2.850.060	2.828.172	2.767.420
5	3.568.080	3.546.192	3.485.440
6	4.286.100	4.264.212	4.203.460
7	5.004.120	4.982.232	4.921.480
8	5.722.140	5.700.252	5.639.500
9	6.440.160	6.418.272	6.357.520
10	7.158.180	7.136.292	7.075.540

[source: own representation]

Again, the minimum benefit scenario does not pay for itself. All other scenarios pay off in the second year at the latest. Most even pay for themselves in the first year. In the area of project management, the total process costs of €18.000 per year in the Minimum Benefit scenarios are very low; these correspond to 6.6% of the costs in the average scenario. These scenarios are therefore to be considered rather unlikely.

The combinations Average Cost – Average Benefit (payback in the first year), Maximum Cost – Average Benefit (payback in the second year) and Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the first year) are considered more likely. Before making a decision on implementation, it is therefore necessary to consider each case individually and to weigh up which scenario is realistic on the basis of the influencing factors identified in the area of project management. The expected benefit is high, so that there is sufficient buffer in case the implementation costs turn out to be higher or the cost savings are lower.

4.4.3.3. *Cost- and benefit analysis for customer service*

Next, the area of customer service is considered. The original five use cases were combined, as the functions build on each other and it is about the overall integration of a process for efficient ticket processing, which offers the best possible support through chat bot technology and smooth transitions to the classic processing of tickets by humans. The expert survey identified the information necessary for the CBA, such as the number of employees in customer service, the number of tickets, the turnaround time and the resulting costs. As with the previous use cases, the SQL server is again the basic technical prerequisite for implementation. Analogous to the project management use case, a combination of the V-ML framework and the text mining add-on is again required. For the chatbot interaction, the IPA framework is also required, which can process both speech and text.

For implementation, configuration and evaluation, 15 days are estimated for the minimum scenario, 30 days for the average scenario and 50 days for the maximum scenario. These values have been estimated based on the experience of implementing the V-ML framework, the V-IP-A and the implementation approaches of the text mining framework described in the previous chapter. As it was worked out in the use cases, different stages have to be passed through for the automatisms. In addition to functions such as key-word extraction, classifications and the FAQ database for the chatbot, interactions with the user are also required. This usually requires integration with an ERP system. The CBA approach assumes seamless integration with the ERP system Vemas.NextGen, for which interfaces are already available in both the V-ML framework and the V-IP-A. The integration of the V-ML framework and the V-IP-A is also possible. Due to the interaction, user training is also necessary; here, a training effort of 3 days is assumed in order to enable the support staff to manually override ticket classifications so that these values are also used for future classifications as part of the training processes. Jumps from the chatbot to manual processing must also be demonstrated, as well as the creation and maintenance of the FAQ database as the basis for the chatbot. Based on this assessment, Table 61 gives a detailed overview of the cost items and differentiates them into one-off (marked bold within the Table 61) and annual running costs (marked italic within the Table 61).

Table 61: Detailed cost overview implementation AI in Customer Service

	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-ML-Framework – Text mining Add-On (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-IP-A (€)	4.500	4.500	4.500
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Number of days for implementation and evaluation	15	30	50
Service costs Installation and validation (€)	19.200	38.400	64.000
Number of training days Staff	3	3	3
Service costs Staff training (€)	3.840	3.840	3.840
Number of customer service staff	3,00	6,33	14,00
Cost rate customer service per hour (€) ³⁶	30,00	135,33	466,67
Total personnel costs Staff per training day (€) ³⁷	1.440,00	5.434,67	14.933,33
Personnel costs Staff training (€)	4.320	16.304	44.800
Total one-off costs (€)	<u>40.860</u>	<u>75.044</u>	<u>137.480</u>

³⁶ The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

³⁷ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, as otherwise one would, for example, aggrieve the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

<i>Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)</i>	990	990	990
<i>Maintenance costs V-ML-Framework – Text mining Add-On per Year (€)</i>	990	990	990
<i>Maintenance costs V-IP-A (€)</i>	990	990	990
<i>Total annual costs</i>	<u>2.970</u>	<u>2.970</u>	<u>2.970</u>

[source: own representation]

When looking at the extrapolated hourly rate for the employees in the area of customer service, a wide fluctuation of the values can be seen, as in the previous evaluations, with a minimum of €30 per hour, an average of €135,33 and a maximum of €466,67 per hour. A corresponding cross-check of the values in corresponding portals shows that the salary range for support staff in Germany is between €2.312 and €3.960 per month (Gehalt.de - Customer service, 2020). This corresponds to a median value of €3.136 incl. employer social security contributions this corresponds to an average hourly rate of approx. €21,50. It can therefore be assumed that either very high personnel costs exist in the companies or experts have to be called in to solve problems in some places. In order to ensure the integrity of the calculation, the calculated values are used. Since these values are only relevant for the training costs, which make up a small part of the implementation costs, the overall picture is distorted to a negligible extent even if the personnel costs are too high.

To determine the current process costs in the field of customer service, a calculation was made based on the relevant information from the expert survey; this is summarised in Table 62.

Table 62: Details process costs customer service

	Minimum	Average	Maximum
Number of customer service staff	3,00	6,33	14,00
Number of support tickets per month	10	285,00	1.100
Effort per support ticket per month (Minutes)	45,00	129,00	150,00
Costs per support ticket (€)	75,00	175	350,00
Total cost per month (€)³⁸	<u>3.000,00</u>	<u>53.800,00</u>	<u>165.000,00</u>

[source: own representation]

Here again, the diversity of the companies becomes clear. The support volume varies greatly between the different companies and thus also the costs for this process.

Within Table 63, the process costs determined on the basis of the expert survey are compared with the expected cost savings and the annual benefit is determined from this.

Table 63: Details costs and benefits: AI-Implementation customer service

	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	40.860,00	75.044,00	137.480,00
Total annual costs (€)	2.970,00	2.970,00	2.970,00
Total cost 1. Year (€)	<u>43.830,00</u>	<u>78.014,00</u>	<u>140.450,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>30,00</i>	<i>70,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>38,33</i>	<i>70,00</i>
<i>Cost saving potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>35,00</i>	<i>70,00</i>
Process costs per year (€)³⁹	36.000,00	645.600,00	1.980.000,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>338.940,00</u>	<u>1.386.000,00</u>

[source: own representation]

³⁸ Again, this value is based on the individual total costs based on costs per support ticket multiplied by the respective number of support tickets. It is not permissible, for example, to multiply the highest number of support tickets by the highest costs per support ticket.

³⁹ Based on Total cost per month (€) see Table 62.

When looking at the process costs, there is again a wide range; with €36.000 per year as a minimum, it can be assumed that the support volume is very low or that the processes are already very efficient and highly automated. On average, over €645.000 per year are incurred in the area of customer support, with a maximum of almost 2 million euros. There is also a wide variance in the optimisation potential. At a minimum, it is assumed that the process cannot be optimised further, but on average the experts estimate a cost saving potential of 35%, quality can be increased by 30% on average and process speed by over 38% on average. According to the experts' estimates, all three areas can be optimised by a maximum of 70%.

Based on this, Table 64 shows the different scenarios for the first year as a matrix, Table 65 continues this consideration for the following years.

Table 64: CBA customer service first year

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-43.830,00	182.130,00	1.342.170,00
Average Costs	-78.014,00	147.946,00	1.307.986,00
Maximum Costs	-140.450,00	85.510,00	1.245.550,00

[source: own representation]

Table 65: CBA customer service following years

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-2.970,00	222.990,00	1.383.030,00
Average Costs	-2.970,00	222.990,00	1.383.030,00
Maximum Costs	-2.970,00	222.990,00	1.383.030,00

[source: own representation]

For the final consideration in this area, all scenarios are calculated over a period of 10 years; even within this consideration, it is assumed through constant maintenance that this utilisation period is realistic. Table 66 gives the corresponding overview of all scenarios. Highlighted in green, are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 66: 10 annual review CBA customer service

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-43.830	-78.014	-140.450
2	-46.800	-80.984	-143.420
3	-49.770	-83.954	-146.390
4	-52.740	-86.924	-149.360
5	-55.710	-89.894	-152.330
6	-58.680	-92.864	-155.300
7	-61.650	-95.834	-158.270
8	-64.620	-98.804	-161.240
9	-67.590	-101.774	-164.210
10	-70.560	-104.744	-167.180
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	182.130	147.946	85.510
2	405.120	370.936	308.500
3	628.110	593.926	531.490
4	851.100	816.916	754.480
5	1.074.090	1.039.906	977.470
6	1.297.080	1.262.896	1.200.460
7	1.520.070	1.485.886	1.423.450
8	1.743.060	1.708.876	1.646.440
9	1.966.050	1.931.866	1.869.430
10	2.189.040	2.154.856	2.092.420

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	1.342.170	1.307.986	1.245.550
2	2.725.200	2.691.016	2.628.580
3	4.108.230	4.074.046	4.011.610
4	5.491.260	5.457.076	5.394.640
5	6.874.290	6.840.106	6.777.670
6	8.257.320	8.223.136	8.160.700
7	9.640.350	9.606.166	9.543.730
8	11.023.380	10.989.196	10.926.760
9	12.406.410	12.372.226	12.309.790
10	13.789.440	13.755.256	13.692.820

[source: own representation]

Again, the lack of savings in the minimum benefit scenarios shows that there is no payback. In the area of customer service, the total process costs of €36.000 per year in the minimum-benefit scenario are far below the costs in the average and maximum scenarios. These scenarios are therefore classified as unlikely.

The combinations Average cost – Average benefit (payback in the first year), Maximum cost – Average benefit (payback in the first year) and Maximum cost – Maximum benefit (payback in the first year) therefore remain as realistic scenarios.

All scenarios – except for the Minimum Benefit scenarios – already compensate for the implementation costs in the first year. At this stage, there is a large buffer so that a benefit remains even with higher implementation costs or lower cost savings. Before an implementation, however, the individual cost structure of the company should always be taken into account and an objective evaluation of the implementation scenario should be made based on the influencing factors extracted in chapter 4.3.

4.4.3.4. Cost- and benefit analysis for controlling

The last open consideration is the analysis of the use cases in the area of controlling. The original two use cases were combined and evaluated together in the expert survey. Within the framework of the surveys, information was collected on the current costs for controlling and estimates were obtained on the expected savings potential based on the combination of both use cases. The V-ML framework on the one hand and the V-IP-A framework on the other are required to map the use cases. For the installation and implementation, an effort of between 1 and 10 days is assumed, for the training of the employees in the use of the system, an effort of one day is assumed. Table 67 gives a detailed overview of the expected implementation costs differentiated into one-off (marked bold within the Table 67) and annual costs (marked italic within the Table 67) for all scenarios.

Table 67: Detailed cost overview implementation AI in controlling

	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-IP-A (€)	4.500	4.500	4.500
Daily rate services (€)	1.280	1.280	1.280
Number of days for implementation and evaluation	1	5	10
Service costs Installation and validation (€)	1.280	6.400	12.800
Number of training days Staff	1	1	1
Service costs Staff training (€)	1.280	1.280	1.280
Number of controlling staff	1,00	2,00	4,00
Cost rate controlling per hour (€) ⁴⁰	62,50	231,04	400,00

⁴⁰ The values were extrapolated based on the information provided by the experts on the number of employees, process duration and total costs.

Total personnel costs Staff per training day (€) ⁴¹	1.500,00	3.388,33	6.400
Personnel costs Staff training (€)	1.500	3.388	6.400
Total one-off costs (€)	<u>13.060</u>	<u>23.068</u>	<u>40.820</u>
<i>Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)</i>	990	990	990
<i>Maintenance costs V-IP-A (€)</i>	990	990	990
Total annual costs	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>	<u>1.980</u>

[source: own representation]

Looking at the extrapolated personnel costs in controlling, it also shows that there is most likely a wide range in the cost structures in the companies. The minimum is €62,50 per hour, the average is more than €231 per hour and the maximum is €400 per hour. However, it is also quite possible that in this scenario, corresponding experts are called in or the management itself takes on tasks in the area of controlling. This special feature in generalisation of managing directors in SMEs has already been described in chapter 2.5. To compare the calculated values, the average salary of a controller was again determined via a portal. According to the portal, the salary ranges between €3.380 and €5.603 per month (Gehalt.de - Controller, 2020), which corresponds to an average salary of slightly more than €4.491 per month. Based on employer social security contributions, this results in an hourly rate of just under €31. As in the previous considerations, the extrapolated values are still used to ensure the consistency of the calculation. Here, the share of personnel costs only has a small share in the implementation costs.

⁴¹ The total costs of the individual companies are considered. These result from the individual combinations of number of employees and personnel costs. The minimum, average and maximum values were formed from these aggregated values. It is not permissible to multiply the respective minimum, average and maximum values from the upper rows, as otherwise one would, for example, aggrieve the number of employees of the smallest company with the cost rates of the company with the lowest personnel costs, which, however, does not correspond to the real combinations.

To determine the current process costs in the field of controlling, a calculation was made based on the relevant information from the expert survey; this is summarised in Table 68.

Table 68: Details process costs controlling

	Minimum	Average	Maximum
Number of controlling staff	1,00	2,00	4,00
Effort controlling per month (Minutes)	45,00	681,00	960,00
Total cost per month (€)⁴²	300,00	2.310,00	5.000,00

[source: own representation]

At this stage, it is evident that the companies incur different amounts of effort for controlling and therefore also have different processes and focal points.

Table 69 shows the process costs determined on the basis of the expert survey, the calculated implementation costs and the running costs and determines the benefit for all three scenarios on the basis of the cost saving potentials estimated by the experts.

Table 69: Details costs and benefits: AI-Implementation controlling

	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€)	13.060,00	23.068,33	40.820,00
Total annual costs (€)	1.980,00	1.980,00	1.980,00
Total cost 1. Year (€)	<u>15.040,00</u>	<u>25.048,33</u>	<u>42.800,00</u>
<i>Quality improvement potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>35,00</i>	<i>60,00</i>
<i>Process speed increase potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>33,33</i>	<i>60,00</i>
<i>Cost saving potential (%)</i>	<i>0,00</i>	<i>26,67</i>	<i>60,00</i>
Process costs per year (€)⁴³	3.600,00	27.720,00	60.000,00
Benefits per Year (€)	<u>0,00</u>	<u>7.392,00</u>	<u>36.000,00</u>

[source: own representation]

⁴² To determine this value, the expert survey asked about the total costs for controlling per month. Based on the information provided by the experts, the minimum, the average and the maximum were calculated accordingly.

⁴³ Based on Total cost per month (€) see Table 68.

The process costs in the area of controlling show a similar spread as in the previous observations of the areas. The minimum is €3.600 per year, the average is over €27.700 and the maximum is €60.000 per year. This shows that controlling is carried out to varying degrees in the companies and that efficient processes are already in place in some areas that enable the company to be controlled with little effort.

Based on the comparison of costs and benefits, Table 70 presents the different scenarios for the first year as a matrix, Table 71 continues this consideration for the following years.

Table 70: CBA controlling first year

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-15.040,00	-7.588,00	21.020,00
Average Costs	-25.048,33	-17.656,33	10.951,67
Maximum Costs	-42.800,00	-35.408,00	-6.800,00

[source: own representation]

Table 71: CBA controlling following years

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00
Average Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00
Maximum Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00

[source: own representation]

For the final consideration of the controlling area, all scenarios are calculated over a period of 10 years. As in the previous considerations, constant maintenance can again be assumed to make this utilisation period realistic. Table 72 provides an overview of the different scenarios. Highlighted in green are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 72: 10 annual review CBA Controlling

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-15.040	-25.048	-42.800
2	-17.020	-27.028	-44.780
3	-19.000	-29.008	-46.760
4	-20.980	-30.988	-48.740
5	-22.960	-32.968	-50.720
6	-24.940	-34.948	-52.700
7	-26.920	-36.928	-54.680
8	-28.900	-38.908	-56.660
9	-30.880	-40.888	-58.640
10	-32.860	-42.868	-60.620
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	-7.588	-17.656	-35.408
2	-2.176	-12.244	-29.996
3	3.236	-6.832	-24.584
4	8.648	-1.420	-19.172
5	14.060	3.992	-13.760
6	19.472	9.404	-8.348
7	24.884	14.816	-2.936
8	30.296	20.228	2.476
9	35.708	25.640	7.888
10	41.120	31.052	13.300

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	21.020	10.952	-6.800
2	55.040	44.972	27.220
3	89.060	78.992	61.240
4	123.080	113.012	95.260
5	157.100	147.032	129.280
6	191.120	181.052	163.300
7	225.140	215.072	197.320
8	259.160	249.092	231.340
9	293.180	283.112	265.360
10	327.200	317.132	299.380

[source: own representation]

As with all previous use cases, it is also evident here that no amortisation can be achieved due to the lack of savings potential in the minimum benefit scenario. In the area of controlling, the total process costs of €3.600 per year in the minimum benefit scenario are far below the process costs of the other scenarios. These scenarios are therefore considered rather unlikely.

The combinations Average Cost – Average Benefit (payback in the 5th year), Maximum Cost – Average Benefit (payback in the 8th year) and Maximum Cost – Maximum Benefit (payback in the 2nd year) are considered as likely scenarios. It is evident that in two of these scenarios the payback is only reached in the middle or at the end of the expected useful life.

Therefore, before implementation, the individual cost structure in the area of controlling should be considered and an objective assessment of the implementation scenario should be made based on the influencing factors elaborated in chapter 4.3.

4.4.3.5. Cost- and benefit analysis – Overall view

For a final consideration, all areas are brought together, and the costs and benefits are evaluated aggregated. In this case, the different costs and benefits are taken into account through the use of scenarios.

In order to obtain valid figures for the analysis, the one-off licence costs must first be determined and the corresponding maintenance for the annual analysis. Table 73 provides an overview of all licences required for AI implementation.

Table 73: Total one-off costs Licence

	Minimum	Average	Maximum
Licence costs MS SQL-Server (€)	0	3.000	11.340
Licence costs V-ML-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-ML-Text-mining Framework (€)	4.500	4.500	4.500
Licence costs V-IP-A-Framework (€)	4.500	4.500	4.500
	<u>13.500</u>	<u>16.500</u>	<u>24.840</u>

[source: own representation]

Corresponding to this, Table 74 shows the annual maintenance costs for the licences listed above.

Table 74: Total maintenance costs

	Minimum	Average	Maximum
Maintenance costs V-IP-A-Framework per Year (€)	990	990	990
Maintenance costs V-ML-Text-mining Framework (€)	990	990	990
Maintenance costs V-ML-Framework per Year (€)	990	990	990
	<u>2.970</u>	<u>2.970</u>	<u>2.970</u>

[source: own representation]

Based on the implementation costs determined in the previous chapters, an adjustment is made for the respective licence costs with the aim to then add up the total licence costs. This ensures that licences are not taken into consideration more than once when considering implementation costs and that a distorted overall picture is created. Economies of scale in light of installation and parameterisation, as

well as in the area of training, are not taken into account, as these cannot be reliably determined. The total process costs are determined in conformity with the summed areas, and the same procedure is used to determine the benefit. For the cost savings, as well as the increase in quality and process speed, the average value from the areas is formed. A weighting according to the share of total costs was dispensed with, as there is no reliable evidence of a correlation between costs and savings. Table 75 gives a corresponding total overview of the process costs and benefits per year.

Table 75: Details costs and benefits: AI-Implementation total

	Minimum	Average	Maximum
Total one-off costs (€) – Sum	66.980,00	142.667,10	280.060,00
Total annual costs (€) – Sum	2.970,00	2.970,00	2.970,00
Total cost 1. Year (€)	<u>69.950,00</u>	<u>145.637,10</u>	<u>283.030,00</u>
<i>Quality improvement potential (%) – Mean</i>	<i>0,00</i>	<i>32,98</i>	<i>63,33</i>
<i>Process speed increase potential (%) – Mean</i>	<i>0,00</i>	<i>34,88</i>	<i>62,50</i>
<i>Cost saving potential (%) – Mean</i>	<i>0,00</i>	<i>30,36</i>	<i>60,83</i>
Process costs per year (€) – Sum	59.580,00	1.036.405,71	3.765.600,00
Benefits per Year (€) – Sum⁴⁴	0,00	338.347,15	2.331.360,00

[source: own representation]

As was to be expected, the overall analysis also shows a clear differentiation of costs in the various scenarios. In the minimum, total costs of less than €60.000 are incurred, which suggests that the companies are rather very small; in the average, process costs of more than one million euros are incurred, and in the maximum, more than €3,765 million. The total implementation costs in the first year including licences and maintenance are at a minimum of almost €70.000, on average over €145.000 and at a maximum of over €283.000. Since the minimum values for process optimisations were €0 in all previously considered areas, these are also €0 in the overall consideration. The average value across all areas for the cost saving potential is slightly over 30%, and even slightly over 60% in the maximum. The

⁴⁴ Here, too, the benefits from the respective use cases must be aggregated so that there are no inaccuracies.

situation is similar for quality, with almost 33% quality improvement on average and over 63% at the maximum. The process cycle time also shows similar values, with an average of almost 35% and a maximum of 62,5%.

Based on the comparison of the overall costs and benefits, Table 76 presents the different scenarios for the first year as a matrix, Table 77 continues this consideration for the following years.

Table 76: CBA total first year

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-14.980,00	-7.588,00	21.020,00
Average Costs	-25.048,33	-17.656,33	10.951,67
Maximum Costs	-42.800,00	-35.408,00	-6.800,00

[source: own representation]

Table 77: CBA total following years

	Minimum Benefit	Average Benefit	Maximum Benefit
Minimum Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00
Average Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00
Maximum Costs	-1.980,00	5.412,00	34.020,00

[source: own representation]

Finally, Table 78 shows the calculation of the different scenarios in the expected utilisation period of 10 years. Highlighted in green are the headers of the scenario with positive benefit, additionally the columns with first year of positive benefit are highlighted as well in green. Headers marked with red are indicating scenarios with no positive outcome.

Table 78: 10 annual review CBA total

Year	Minimum Costs + Minimum Benefit	Average Costs + Minimum Benefit	Maximum Costs + Minimum Benefit
1	-69.950	-145.637	-283.030
2	-72.920	-148.607	-286.000
3	-75.890	-151.577	-288.970
4	-78.860	-154.547	-291.940
5	-81.830	-157.517	-294.910
6	-84.800	-160.487	-297.880
7	-87.770	-163.457	-300.850
8	-90.740	-166.427	-303.820
9	-93.710	-169.397	-306.790
10	-96.680	-172.367	-309.760
Year	Minimum Costs + Average Benefit	Average Costs + Average Benefit	Maximum Costs + Average Benefit
1	268.397	192.710	55.317
2	603.774	528.087	390.694
3	939.151	863.464	726.071
4	1.274.529	1.198.841	1.061.449
5	1.609.906	1.534.219	1.396.826
6	1.945.283	1.869.596	1.732.203
7	2.280.660	2.204.973	2.067.580
8	2.616.037	2.540.350	2.402.957
9	2.951.414	2.875.727	2.738.334
10	3.286.791	3.211.104	3.073.711

Year	Minimum Costs + Maximum Benefit	Average Costs + Maximum Benefit	Maximum Costs + Maximum Benefit
1	2.261.410	2.185.723	2.048.330
2	4.589.800	4.514.113	4.376.720
3	6.918.190	6.842.503	6.705.110
4	9.246.580	9.170.893	9.033.500
5	11.574.970	11.499.283	11.361.890
6	13.903.360	13.827.673	13.690.280
7	16.231.750	16.156.063	16.018.670
8	18.560.140	18.484.453	18.347.060
9	20.888.530	20.812.843	20.675.450
10	23.216.920	23.141.233	23.003.840

[source: own representation]

In the overall assessment, the process costs of just under €60.000 per year in the minimum benefit scenario are also far below the benefits from the average and maximum scenarios. As in the previous individual case analysis, these scenarios are therefore considered unlikely.

The combinations average cost – average benefit (payback in the first year), maximum cost – average benefit (payback in the first year) and maximum cost – maximum benefit (payback in the first year) are considered as likely scenarios.

Therefore, by using economies of scale in view of licences, all likely scenarios pay for themselves in the first year. As with the consideration of the individual areas, however, the respective situation of the company should be considered before an implementation decision is made, in order to be able to make a realistic assessment of the expected savings potential in combination with the influencing factors.

4.4.3.6. *Evaluation of efficiency through an experiment*

The previous analysis has shown that, according to the experts, the use case for information input and retrieval offers a particularly high potential for optimisation. Since a functional prototype already exists in this area, it was decided to carry out a laboratory experiment to check whether the experts' assessments can also be verified in practice. By means of a laboratory experiment, an experiment can be carried out under artificial conditions without the influence of disturbance variables; by describing the research design, the experiment can be recreated and repeated at any time. As a rule, laboratory experiments are conducted to investigate causal relationships, i.e. to analyse cause-effect relationships between two variables (Eschweiler, Evanschitzky, & Woisetschläger, 2007). This approach is consistent with the DSR framework used within this thesis (Österle et al., 2011) and can also be used to test prototype functionality and make comparisons.

In the first step, more than 64.000 sales notes from the database of a productive ERP system were used to determine how many characters are used on average and which contents are representative. On average, more than 45 words were identified, corresponding to approximately 330 characters. Contents are often callback requests and summaries about budget negotiations.

For the experiment, it was decided to orientate itself approximately on these values and to create two scenarios, which are representative of the recording of typical notes in a sales context:

1. short note with 10 words and a total of 67 characters
2. note with 46 words and 334 characters.

To measure efficiency, the following procedure was followed:

The hardware used was a Dell laptop with the model name Precision 7710, 32 GB Ram, Intel i7 processor and German keyboard layout. Since the speech recognition via the laptop's microphone did not work reliably in the pre-tests for the experiment, a wired headset was used. The final state of the IPA prototype as described in chapter 4.1 was used as the basis for the experiment. The ERP system Vemas.NextGen with the IPA plug-in was operated via the browser Chrome version 87.0.4280.88 (Official Build) (64-bit). The ERP-System and the Plug-In were hosted in the cloud.

First, the sales note was recorded using the classic keyboard and mouse input via the ERP system Vemas.NextGen. Then, the same note was entered via IPA. A differentiation was made between short 10-word-notes and longer 46-word notes and both the time for entering and the time for checking and if necessary, correcting the voice entry were measured. Table 79 shows the content for the experiment and the measured times.

Table 79: Experimental setup V-IP-A and first measured values

	1. short note	2. note
Content German (Reference)	Frau Müller benötigt einen Rückruf zum aktuellen Stand des Projekts	Anruf von Herrn Schulz: hat sich intern mit seinen Kollegen abgestimmt anstelle des bereits fest zugesagten Dienstleistungsbudget in Höhe von 6 Tagen möchte man nun ein Dienstleistungsbudgets in Höhe von 10 Tagen zum Stundensatz von €150 beauftragen die Abrechnung soll zum 30.06.2021 erfolgen to-do Auftragsbestätigung erstellen
English translation	Ms Müller needs a callback on the current status of the project	Call from Mr Schulz: Has coordinated internally with his colleagues Instead of the already promised service budget of 6 days, they now want to commission a service budget of 10 days at an hourly rate of €150. The invoice is to be issued on 30.06.2021. Create to-do order confirmation

Word count (German)	10	46
Number of characters (German)	67	334
Time recording via IPA (minutes)	00:11,7	00:26,5
Time IPA post-processing (minutes)	00:00,0	00:37,5
Time IPA complete (minutes)	00:11,7	01:04,0
Time manual entry (minutes)	00:25,7	01:42,0
Time saving (minutes)	00:14,0	00:38,0
Time saving (Percent)	54,28%	37,25%

[source: own representation]

The experiment was able to show that capturing short notes via voice input with 00:11,7 Minutes is over 54% faster than via keyboard and mouse with 00:25,7 Minutes. No post-processing was required as the system correctly captured all the content. For longer notes, the time saving is over 37%. For the pure recording via voice, 00:26,5 minutes were needed; via keyboard and mouse, this process took 01:42,0 minutes. However, the recording via speech has to be followed up, as not all contents were recognised correctly, which took another 00:37,5 minutes. In total, 01:04,0 minutes were needed to record more complex notes via the voice assistant. Figure 69 shows the result of the language recording before the revision.

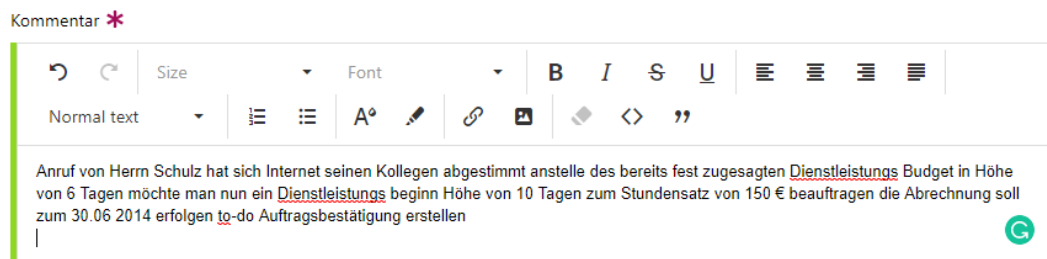


Figure 69: Result Speech capture longer note

[source: own representation]

It turns out that not all words were recognised correctly, and there is also a large discrepancy in the date between the spoken value 30.06.2021 and the recognised value 30.06 2014. It is therefore important not to trust the system blindly, but to critically check the recording and make corrections. A revision is also useful for better readability. Figure 70 clarifies the readability after the post-processing has been done.

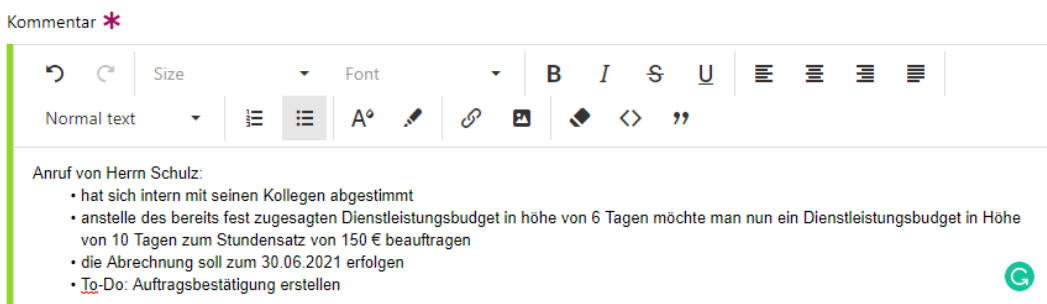


Figure 70: Result Speech capture more complex note – post-processing

[source: own representation]

The experiment showed that the increase of 40% in the use-case of information input and retrieval estimated by the experts is quite realistic. Studies show that speech, with approximately 150 words per minute or 983 characters per minute, is significantly superior to traditional keyboard input, with 31 words per minute or 203 characters per minute (Sebold & Renner, 2019). In any case, the efficiency gains in view of collection depend heavily on how much effort has to be invested in follow-up. Especially when recognising proper names (Marcinićzuk, Kocoń, & Janicki, 2013), speech recognition is often difficult because company names, especially for SMEs, are not available in the data on the basis of which the speech recognition was trained, when standard models are used. However, there

are already initial approaches for customised language models (IBM, 2020), which are expected to enable even better recognition of proper names and thereby exploit the full potential of language capture, so that little to no textual post-processing is required.

The experts' evaluation of the use case naturally also included the request for information, which could not be comprehensively considered within this experiment. Nevertheless, it can be stated that speech input can speed up the collection of data and thus implies a cost saving potential.

4.5. ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SMES – A GUIDELINE DEVELOPMENT

In scientific methodology, guidelines are often created in order to formalise and operationalise findings obtained through research in such a way that a procedure model is derived from it that enables researchers, and also other groups of people such as decision-makers or users, to solve the same or similar problems using the guidelines (Amershi et al., 2019; Grube & Wynn, 2019; Kahloun & Ghannouchi, 2018; Reis, Amorim, Melão, & Matos, 2018). Within this chapter, the findings from the expert interviews, the evaluation of the expert interviews and the cost-benefit analysis are combined to develop a practice-oriented guideline for the analysis of AI implementations for process optimisation in SMEs. Table 80 provides a general overview of the areas examined, the types of functions identified, and the average optimisation potential identified in the evaluations in chapter 4.4.

Table 80: General overview of areas/use-cases, function types and optimisation potentials

Area / Use-Case	Function type	Quality im- provement po- tential (%) – Average	Process speed increase po- tential (%) – Average	Cost saving potential (%) – Average
Customer service	Data classification & Interaction	30,00	38,33	35,00
Controlling	Data classification & Interaction	35,00	33,33	26,67
Lead- Manage- ment	Data classification	32,86	34,29	32,14
Project manage- ment	Data classification	31,43	31,43	27,14
Forecasting	Data classification	42,14	35,00	27,86
Information input & retrieval	Interaction	31,43	40,00	37,86

[source: own representation]

To get a realistic picture of the optimisation potential, the average value is considered. Since the evaluation of the savings potential already includes quality improvements and process lead time optimisations, the further consideration is based on the cost savings potential. Across all areas, the mean value of the cost savings potential is 31,11% with a standard deviation of 4,24. The savings potentials are thus relatively close to each other, the minimum value is 26,67% and the maximum value is 37,86%.

There is no area where there is no potential for savings in the Average scenario. If we analyse the function types, we see that pure interaction has the highest savings potential at 37,86%. This is followed by areas that provide both data classifications and interactions, which have a mean value of 30,83%. Areas with pure data classification have a savings potential of 29,05% on average.

This suggests that processes that require interaction between the user and the application have a higher savings potential than pure classification processes and mixed forms. Since the companies surveyed already indicated a high degree of digitalisation in their self-assessment, it is reasonable to assume that a greater degree of automation is already taking place in classification processes, even if they are not yet working with AI support. This assumption should be verified by further research.

If the data is condensed further so that the use cases in the area of sales & marketing are summarised in order to provide a general overview of all four areas, the result shown in Table 81 is obtained.

Table 81: General overview of areas and optimisation potentials

Area	Quality improvement potential (%) – Average	Process speed increase potential (%) – Average	Cost saving potential (%) – Average
Customer service	30,00	38,33	35,00
Controlling	35,00	33,33	26,67
Sales & Marketing	35,48	36,43	32,62
Project management	31,43	31,43	27,14

[source: own representation]

This overview can be used as a starting point for a discussion with decision-makers about the optimisation potential in the different business areas. The greatest potential is in the area of customer service, followed by sales & marketing, project management and controlling. For medium-sized service companies in particular, these figures provide an indication of the potential for optimisation in which areas of their own operational processes. Since these values were derived from expert surveys with relevant knowledge about processes in SMEs based on concrete use cases, it can be assumed that this potential can be realised for companies in the range of 16 – 160 employees.

The widespread assumption in the literature that SMEs are inhibited in the adoption of AI by a lack of know-how (Bauer, Dinther, & Kiefer, 2020) could not be confirmed as a factor, at least not in the companies surveyed in the dissertation. The experts surveyed rated their knowledge in light of possible uses of AI as medium to high. This is also reflected in the fact that 5 of the 9 companies represented already use AI, but only in their own products and not in their own business processes. This also corresponds with the experts' assessment that AI is becoming increasingly important, and that this technology is currently still in an initial phase and must first prove that economic operation is possible. This finding is in line with current research from the manufacturing sector (M. Ulrich & Bachlechner, 2020), so it can be assumed that this problem is cross-sectoral.

However, since many of the companies represented are active in the IT sector and have more know-how in the company than in other medium-sized service companies, it is still important to consider this effect of the lack of know-how. One approach to solving the lack of know-how is seen in the literature in the inclusion of implementation partners and cloud-based AI-as-a-service (Bauer et al., 2020; Szedlak, Poetters, & Leyendecker, 2020). This approach was pursued through the development of the V-IP-A framework and the V-ML framework, which can provide existing ERP systems with AI functions. By means of the implementation in the ERP system Vemas.NextGen it could be shown that an integration is possible. Before making an implementation decision, it is therefore necessary to check which AI functions the existing ERP system offers, what effects these have on existing processes and, if no AI functions are provided by the manufacturer, which interface options are available and what implementation costs arise.

The scepticism of SMEs towards AI observed in some studies (Emary & Goecke, 2020), could however not be detected in the evaluation of the interviews and the expert survey. Almost all experts are open to new technology and already have strategies for dealing with reservations in the workforce about AI. First and foremost education about the potential of AI to automate monotonous routine tasks and create more time for demanding and creative activities. Before implementation, the readiness of employees to accept AI-supported processes should be checked, possible concerns of employees addressed and an understanding of the necessity of the introduction created with concrete arguments. Maturity models for

assessing the degree of digitisation can be used as a guide (Große-Schwiep, Bensberg, & Schinnenburg, 2020).

According to the experts' self-assessment, the companies surveyed were well positioned in digitalisation, or in some cases even in a pioneering role. This is also in line with studies on success factors in the area of digitisation (Schöpfer, Lodemann, Dörries, & Kersten, 2018), which see the corresponding expertise as the main component of successful digitisation. This also shows that successful digitisation is a basic prerequisite for AI implementations (Mittelstand - Digital, 2020), such that before a roll-out, it must first be checked whether the company is sufficiently digitised to fulfil this implementation basis.

Once the organisational framework conditions have been checked and fulfilled, the next step is to select use cases with the aim of carrying out a proof of concept based on them. Within the framework of chapter 2.4, a comprehensive analysis of the business processes of medium-sized service companies was carried out and corresponding use cases for AI implementation were developed. These can be used as a basis for identifying the individual optimisation potential.

The assessments of the optimisation potential determined in the expert interviews were also verified by the quantitative survey. In addition, a differentiated view was taken within the scope of the survey; the experts were asked to assess the potential for optimisation in their own company as well as the potential for other companies. Table 82 gives a comprehensive overview of the potential derived from the interviews and the potential queried by the survey, based on a five-point Likert scale from very low (0), low (1), medium (2), high (3) to very high (4).

Table 82: Optimisation potential of the use cases; Comparison of expert interview and survey

Use-case	Potential (based on Interview)	Potential for own company ⁴⁵ (based on expert survey)	Potential for other companies (based on expert survey)
Sales & Marketing			
Lead management	Low	Medium (2,00)	High (2,71)
Forecasting	Medium	Medium (1,86)	High (2,57)
Information input and retrieval	Medium	Medium (2,43)	High (2,71)
Project management	Low	Medium (2,14)	Medium (2,43)
Customer service	Medium	Medium (2,00)	High (2,86)
Controlling	Medium	Medium (1,57)	Medium (2,17)

[source: own representation]

It shows that the experts see a medium optimisation potential in all areas for the use of AI in their own company, while the assessment of the potential for other companies shows that a high optimisation potential is seen in the four areas of lead management, forecasting, information input and retrieval, and customer service. The values in brackets indicate the mean value based on the Likert scale; it can be seen that, on average, the potential is rated 0,58 levels higher than for one's own company. The largest difference of 0,86 levels is in the area of customer service, the lowest of 0,28 levels in the area of information input and retrieval. This deviation may be due to a higher degree of digitalisation of the own company. Since the concrete cost savings potential within the scope of the company's own processes lies

⁴⁵ It should be noted that 70% of the interviewed experts participated in the survey, so a change in the assessment may also be due to the different participation structures. In addition, the use cases were combined, so this may also lead to distortions, so the focus of the evaluation is on the comparison of assessments between own companies and other companies.

between just under 27% and 35%, it must be assumed that significantly higher savings potentials are assumed in the processes of other companies.

Information input and retrieval has the highest potential in the internal consideration with a scalar of 2,43, which also correlates with the savings potential that is also estimated highest in this process area. In the evaluation of the processes of other companies, however, the area of customer service has the highest potential with a scalar of 2,86. In absolute terms, this is also the highest value determined.

Since the concrete cost savings potential within the scope of the company's own processes lies between just under 27% and 35%, it must be assumed that significantly higher savings potentials are assumed in the processes of other companies.

The survey among the experts also asked for further assessments of the current course of their own processes. The experts were asked to rate the quality, the time required, the integration into the overall process and the total costs on a five-point Likert scale from very low (0), low (1), medium (2), high (3) to very high (4), the results of which are shown in Table 83.

Table 83: Assessment of quality, time, total integration, and total costs

Area	Qual- ity	Time ex- penditure	Integration overall process	Total costs
Lead management – Mean	2,43	2,14	2,86	1,71
Forecasting – Mean	2,29	1,71	2,43	1,57
Information input and retrieval – Mean	2,43	2,14	2,14	1,86
Project management – Mean	3,14	2,43	2,71	2,14
Customer service – Mean	2,71	2,43	2,43	2,14
Controlling – Mean	2,43	1,86	1,71	1,57

[source: own representation]

By determining the mean values per area, an overview of the companies' self-assessment can be gained. It is visible that the quality in the processes is rated highest in the area of project management and lowest in the area of forecasting. The time required is rated highest in the areas of customer service and project management, and lowest in the area of forecasting. In terms of integration into the overall process, lead management is rated the highest, while controlling is rated the least

integrated in this category. The highest total costs are seen in the areas of project management and customer service, the lowest in forecasting and controlling. In order to check whether there is a dependency between the assessments of the process attributes and the cost savings potential estimated by the experts, a correlation matrix was formed, which is shown in Table 84.

Table 84: Correlation matrix Process assessment and cost saving potential

Area	M	SD	QL	TE	IP	TC	OP	OP-O
Quality (QL)	2,571	0,286						
Time expenditure (TE)	2,119	0,266	.805***					
Integration overall process (IP)	2,381	0,375	.381**	.466***				
Total costs (TC)	1,833	0,239	.846***	.952***	.404***			
Optimisation potential – own company (OP)	2,000	0,261	.274*	.539***	.383**	.545***		
Optimisation potential – other companies (OP-O)	2,575	0,226	-.061	.435***	.531***	.421***	.606***	
Cost-saving potential (CSP)	31,111	4,238	-.173	.390**	.058	.334**	.708***	.798***

Note: $p < .001$ *** $p < .01$ ** $p < .05$ *

[source: own representation]

From the correlation matrix it can be read that quality and overall integration only have a minor influence on the expected cost saving potential. Time expenditure and total costs have a moderate influence on the cost saving potential. A strong correlation can be shown between the expected optimisation potential in one's own company and an even stronger correlation with the optimisation potential in other companies. One approach to identifying suitable use cases can be to identify pro-

cesses that are time-consuming and costly. These are then examined in terms of optimisation potential and the focus is then on internal consideration, since the optimisation potential for other companies is irrelevant for one's own process.

To provide further indications for the identification of use cases that have an appropriate optimisation potential, a comparison of the identified influencing factors and the identified cost saving potentials is carried out. Table 85 gives an overview of the influencing factors of the different areas and the calculated mean value of the cost saving potential, sorted by the highest cost saving potential.

Table 85: Influencing factors and cost saving potential

Category	Areas	Cost saving potential (%) – Average – Mean
Field of application	Information input & retrieval	37,86
Dynamic interaction	Information input & retrieval	37,86
Input form	Information input & retrieval	37,86
Head count	Customer service	35,00
Availability	Customer service	35,00
Communication Channels	Customer service	35,00
Decision context	Controlling	35,00
Reliability	Information input & retrieval, Controlling	32,26
Perception	Information input & retrieval, Controlling	32,26
Volume	Lead-Management, forecasting, project management, customer Service	30,54
Generalisability	Lead-Management, project man- agement, customer Service, controlling	30,24

Complexity	Lead-Management, project management, customer Service, controlling	30,24
Predictability	Project management, customer service, controlling	29,60
Data enrichment	Lead-Management, Forecasting, project management	29,05
Data validity	Forecasting, controlling	27,26
Pattern recognition	Forecasting, project management, controlling	27,22
Expertise	Controlling	26,67
Company size	Controlling	26,67

[source: own representation]

It is evident that due to the high optimisation potential of the IPA within the processes for information input and retrieval, the corresponding influencing factors such as field of application and input form also play a correspondingly important role in the overall consideration. Due to the average value consideration, overarching factors such as volume or generalisability only have a medium influence on the cost saving potential. The approach of determining a suitable use case via the influencing factors is therefore not necessarily practicable, but the overview can give an indication of which factors should be given special consideration after the concrete selection of a use case. When selecting a use case, it should be possible to realise a noticeable added value, following the literature (Fink, 2020). Internal processes should therefore be checked to see whether the implementations described in the specific use cases deliver this added value.

Based on the literature and the experiences in the implementation of the artifact and in combination with the evaluation of the expert interviews, as well as the surveys, the recommendations for the implementation of AI in small and medium-sized service companies are summarised as a guideline in Figure 71.



Figure 71: Guideline: AI implementation

[source: own representation]

In the first step, the decision-makers must first identify optimisation potential and ensure that the implementation prerequisites, such as the level of digitalisation, are in place. If these prerequisites are not yet in place, they must first be created. In the second step, the identified optimisation potentials are further operationalised based on the use cases. The potential identified in step 1 is compared and evaluated with the concrete process changes through the use cases. From this, corresponding expectations and goals of the process change are derived and documented. The influencing factors identified within this dissertation can be considered to better identify the possible drivers for the use potential. In step 3, the employees are informed and integrated; this step may also have to be taken as part of the use case identification if specific process knowledge is required. It is important that the effects and goals of the process change are communicated to the employees at an early stage and that the necessity of the process adaptation is not only pointed out but that the employees are actually convinced of this necessity. Within the fourth step, it must be checked whether the know-how for the AI implementation is available within the company; if not, external partners must be identified to support and accompany the implementation. In the end, a team should emerge that is responsible for the process change. Within step 5, the proof of concept is carried out. A prototype implementation will be made so that an evaluation and extrapolation of the

effects can be made at an early stage. If the defined goals and expectations are met, implementation can take place; otherwise, readjustments must be made and a failure of the process changeover must be considered. Within step 6, the prototype is brought to final maturity and preparations are made for live operation. On the basis of the final version, an evaluation is carried out against the documented goals and expectations with a final release and going-live. In step 7, further use cases are intended, so the process starts again from the beginning, but in addition it is important to identify economies of scale in order to gain synergies from implementations that have already taken place. The extensions are then treated analogously to steps 2-6.

A continuous review of the processes should also take place after the AI implementation. In addition, current technological developments should continue to be monitored and checked for potential applications in the company's own processes.

4.6. ANSWERING THE RESEARCH QUESTIONS RQ2-RQ5 – A FINAL CONSIDERATION

By evaluating the expert interviews and conducting the cost-benefit analysis, the research questions RQ2-RQ5 can be answered conclusively. For this purpose, the interim answers to the questions are critically reviewed in order to give a final answer.

RQ2: *“In what areas AI- and IPA-Features can improve processes in small- and medium-sized service enterprises of the service sector?”*

Even after the evaluation of the expert interviews, it can be concluded that there is no area in which the use of AI cannot develop its potential according to the experts. While the evaluation of the expert interviews showed at least a low potential for use in all areas, the quantitative survey showed that the potential for optimisation in the areas of sales & marketing, project management, customer service and controlling, which were examined again, was medium. If the experts' assessments of the potential for use in other companies are also taken into account, it becomes apparent that even greater potential is frequently assumed here. It suggests that this is related to advanced levels of digitalisation in the companies surveyed.

These results support the findings of the expert interviews that AI systems can be used in principle in all the process areas examined. In the area of sales & marketing and in the area of customer service, the experts believe there is high potential for other companies. The areas of supply chain management and accounting were not re-evaluated because although the experts' expertise in these areas is available, it would only be sufficient to a limited extent to generalise the results. It should nevertheless be noted that the only use case with high potential was identified in the area of accounting. Further research could be conducted in these areas to finally clarify whether the experts' assessments are also shared by even more specialised experts.

It must also be taken into account that the assessment of the unfolding potential is based on the respective corporate structure of the experts (see Table 15); in addition, the experts also have insights into processes at other companies and could also derive potential from this, which can be used for a more general approach. The resulting overall assessment must nevertheless be critically scrutinised because process structures are not identical everywhere. This is already evident in the identification of the main influencing factors. Volume and generalisability were identified as the main factors for the use of AI. This was also confirmed by the evaluation. It is therefore still important to ensure that when processes are adapted, new business areas are opened up or expanded, and the volume can increase quickly such that the use of AI can offer more potential.

RQ3: *“Which kind of processes are being affected by AI- and IPA-Features and which kind of specific features are helpful?”*

By answering RQ2, it has already been shown that AI is capable of optimising processes in all areas of a company. By dividing them into the function types data classification and interaction, it was possible to find out that processes that are exclusively located in the function type interaction have a greater optimisation potential than processes for data classification or mixed forms. The evaluation also confirmed that processes that are run through frequently or have a certain complexity in particular have an increased optimisation potential. Partially or fully automated processes are in focus, whereby the responsibility for decisions does not want to be handed over to the machine.

In the context of the evaluation of the features, the area of Sales & Marketing is considered first. The evaluation has shown that the greatest optimisation potential is seen in the area of information retrieval and information input. This shows that requesting information by speech command and recording data by voice can be classified as helpful features. Although the lead management function was assessed by the experts as having a low application potential, a cost saving potential of 32% was determined. This function can therefore be classified as helpful. In contrast, the forecasting function was rated by the experts as having a medium potential use, but with a cost savings potential of 28% it is clearly below that of lead management. Nevertheless, this feature can also be classified as helpful.

The second greatest potential for optimisation was identified in the area of customer service. Functions for classifying tickets, automatic ticket assignment, suggesting solutions to problems and chatbots can therefore be identified as specific features that helpfully complement business processes. The prediction of the support volume was rated as less helpful in the individual consideration by the experts.

In the area of project management, the features for support in project planning and for project implementation were each rated with a low potential, yet the overall view of the area of project management shows that there is a cost-saving potential of over 27% in this scenario. It can be concluded from this that even if the experts do not consider these features to be particularly helpful, there is still a relatively high savings potential and these features can therefore be considered helpful.

The area of controlling showed the lowest optimisation potential during the evaluation. It can be concluded from this that evaluation processes tend to offer less savings potential than data entry processes. Nevertheless, even in this area the experts still estimate the savings potential at over 26%, which again shows the great potential that can be realised through the use of AI. The experts rated the explanation function as more helpful than the drill-down function in the context of data-informed decision making.

Within the area of supply chain management, the features for supplier management and procurement management were both rated as having low application potential. According to the experts, both features depend on the volume and this was generally low in the companies surveyed. These functions are therefore only helpful if corresponding volumes occur.

Finally, the features from the area of accounting are considered. During the interviews, support in the entry of documents in the area of accounting was seen as the most important function. In this regard, further research is needed to determine an evaluation of the specific savings potential through this process with appropriate experts. The function for determining the default risk, on the other hand, was assessed as having low potential and is therefore to be regarded as less helpful.

RQ4: *“What are the limitations of AI and IPA-Feature implementation in SME?”*

Due to the different structures of the companies, it is necessary to identify suitable use cases. For this purpose, a corresponding guideline was developed in chapter 4.5. This showed that the basic requirements in the form of a digitalisation level must first be fulfilled in order to support processes with AI after all. Only when sufficient data is available for analysis and corresponding applications for the implementation of AI processes have been introduced, can a company complete the transformation.

In addition to these general prerequisites, a critical examination of the potential must also be pursued in the respective processes.

As already stated in the interim conclusion, the potential of the processes also depends on the customer structure such as company size and company category such as private-sector companies or public-sector clients or the existing security of the company. This is especially true in the area of bad debt risk. Also to be considered are limitations in the communication channels, although the evaluation has shown that this influencing factor plays a rather minor role compared to volume and predictability.

Across all areas, volume was also confirmed as the most important influencing factor in the evaluation. For the limitation considered in the context of this research question, this means that processes with a low frequency cannot be economically optimised by AI unless a certain complexity (e.g. agent changes, long processing times or media breaks) of the process is also given. Likewise, a generalisability of the data must be present so that ML can ultimately be used. This also applies to predictability, in as far as processes are involved that are to make assumptions about future data states.

As already described in the interim conclusion, the cost-benefit factor must always be taken into account across all constraints. This is reflected in the frequency of the process volume, but also in the size of the company and the number of employees in the departments (headcount), whereby it was determined through the evaluation that these factors play a rather subordinate role. Further details on this are provided through the answer to RQ5. Expertise also has an influence, especially in the interpretation of overviews, support is only considered helpful if the user does not have sufficient knowledge as, for example, the user has to call up and interpret an overview from outside his subject area. It can be deduced from this that expert knowledge can be a limiting factor if the system cannot determine additional information that is not available to the user or is only available through corresponding effort.

The basic prerequisite for all processes that are to make or prepare decisions on the basis of data is the validity of the data, whereby this factor is considered in the lower quarter of the influencing factors in evaluation. It is very likely that this aspect is already covered by generalisability and is therefore only considered as a secondary factor.

RQ5: *“What is the economic saving potential and business benefit of AI and IPA-supported processes?”*

The cost saving potentials identified in the survey among the experts in combination with the query of cost structures made it possible to carry out a comprehensive consideration of the cost-benefit ratio. Across all areas considered, a cost-saving potential of more than 30% on average could be determined. The area of customer service has the greatest savings potential, followed by sales & marketing, project management and finally controlling.

By comparing the implementation costs of AI with the savings potential, it could be shown that economies of scale lead to an amortisation across all use cases already in the first year, provided that at least one average benefit is assumed. All scenarios with a minimum benefit have no savings potential and are therefore not economically feasible. The reason for this is the lack of optimisation potential; there are therefore already companies that, in their own estimation, have already achieved optimum efficiency without the explicit use of AI. However, since this will only apply to a small proportion of companies, it can be assumed that there is

enormous potential for savings through the use of AI. Assuming average benefits, with internal process costs of €1 million, over €330.000 can be saved each year (compare Table 75); even with maximum implementation costs, these are already fully compensated for in the first year. After 10 years of use, a saving of over 3 million euros remains (compare Table 78). This shows that an implementation decision must be well reviewed in advance to determine the actual savings potential, but this can be well operationalised by the guideline developed in the dissertation.

5. CONCLUSIONS, IMPLICATIONS AND FURTHER RESEARCH

5.1. CONCLUSIONS

AI is penetrating even deeper into the everyday life, not only in private areas such as smart speakers or self-driving cars, but also increasingly in the business sector, where AI-enabled tools are becoming more and more important (Gil et al., 2020). The change appears to be very appealing to several industries, and it is no longer just repetitive processes that are affected; machine learning can perform more and more complex tasks and in some cases already even outperform humans (Mohapatra, 2020; Webster & Ivanov, 2020). Not only are the business processes alone being changed by AI, but the interaction between humans and machines is also being influenced by advances in the field of NLP and interaction via natural language is being made possible (L. Clark et al., 2019). Through the private use of IPAs, which are controlled by natural language, there is an increasing desire to use this comfort in business processes as well for instance to retrieve information from business applications (Budzinski et al., 2018; Saran, 2018). This expansion of use has created a gap in the research, as the main indicators of continuous use and satisfactory user experience have not been sufficiently discovered (Yang & Lee, 2019), and thereby the impact of the opportunities offered by the implementation of IPA and AI in business processes, especially in SMEs, has not been sufficiently analysed scientifically. The combination of speech input and speech synthesis also creates new design possibilities for business processes; these must be analysed in an overall context and checked for their potential use (Hüsson & Holland, 2019a).

This dissertation started at these two intersections to analyse the impact of IPAs and AI on business processes, focusing on SMEs in the German service industry. Due to digitalisation, SMEs are already facing difficult challenges (Abel-Koch et al., 2019), which is why this research work is intended to support them in better assessing the influence of AI on processes and to provide suggestions for AI implementations in business processes on the basis of concrete use cases. By identifying factors that influence the benefits of IPA and AI in business processes and determining optimisation potential, decision-makers can better examine in which of

their own processes an AI implementation makes sense. The resulting main research question was therefore:

“Which specific AI- and IPA-features are being recognised as useful in a business context of SMEs in the service sector?”

To answer this question, the following steps were taken:

First, the theoretical basis for further consideration of the aspects of AI and IPAs was laid through an extensive literature review, which also included a current overview of the state of technology and its use in medium-sized service companies.

Since, as described in the research gap, functions such as explaining reports have not yet been implemented in applications, a prototype had to be implemented to provide IPA and AI functions and to investigate them scientifically. Through the conception and implementation of an artifact within the DSR framework, a comprehensive and practical analysis of the success factors could be achieved. A prototype for an IPA was implemented, which can be used to map complex processes such as information retrieval or the recording of notes via voice control, as well as a function for explaining complex overviews through a combination of speech output and visualisation elements. In addition, an ML framework was developed with which forecasts can be modelled, in which numerical data can be calculated or classified in real time through a combination of data provision and correlation configuration. Initial approaches were also integrated in the area of text mining to extract key words and identify similar texts.

The implementation has been stringently accompanied by scientific evaluations in the context of conferences and publications as well as by business summits to ensure not only the scientific relevance but also the practical applicability. Through the orientation on use cases derived from theory and their prototypical implementation within the framework of the artifacts, important insights that are significant for both science and operational practice were gained.

Through the first version of the IPA and the evaluation within the framework of a quantitative survey, important insights into functions and their perception could be gathered. In addition, valuable experience in the field of language interaction, development was gained through the implementation of the IPA. By extending the IPA with prediction functions, a comprehensive framework for ML-based data analyses could be created. This framework was extended by basic text

mining functions and could hence, be used as a basis for the prototypical implementation of the derived use cases.

Expert interviews were conducted on the basis of the use cases and the prototype. Very experienced decision-makers who have extensive knowledge of processes both in theory and in practice were recruited as experts. Through the presentation of the use-cases and the prototypical implementation, an assessment of the optimisation potential of the functions and the corresponding influencing factors could be gained based on practical functions.

Within the framework of a qualitative content analysis, these influencing factors could be extracted and categorised. For the final evaluation, the results were presented to the experts within the framework of a quantitative survey, thus ensuring that all influencing factors were identified. The experts ranked the influencing factors and this was summarised within the quantitative evaluation to identify the most important influencing factors.

In order to include an economic perspective, the experts were asked to evaluate the optimisation potential in the context of their own processes as part of the quantitative survey. This data was combined with information on process costs, which was also requested, to carry out a cost-benefit analysis. To verify the potential for optimisation, an experiment was carried out on the basis of the IPA-prototype to record input via speech and compare the performance with the classic input via keyboard and mouse.

Finally, the results of the identification of the influencing factors and CBA were combined to develop a guideline for the implementation of AI in processes of medium-sized service companies.

The use of a mixed-method approach in the form of quantitative surveys and qualitative expert interviews, as well as the validation of the results through a Delphi approach in the form of a quantitative evaluation of the expert interviews, as well as the empirical validation of the expert assessment of process optimisation through an experiment based on the prototype, ensured a scientifically sound observation. The comprehensive use of the DSR framework also ensured that both theoretical and practice-relevant aspects were sufficiently taken into account. For

this purpose, both academic conferences and business summits were attended during the entire research period in order to maintain a constant exchange with scientists, but also with practitioners.

In order to be able to finally answer the main research question, the main research question was operationalised through five research questions. Following, the research questions are repeated, and a summary of the answers is provided:

RQ1: *“What is the current state of Artificial Intelligence combined with IPAs in a business context for SMEs in the service sector?”*

It could be shown that SMEs are facing great challenges due to digitisation. Since many SMEs use ERP systems to map business processes, the ERP system is an important starting point for integrating AI and automating processes, because many SMEs do not have the sufficient AI and need a partner for implementation.

RQ2: *“In what areas AI- and IPA-Features can improve processes in small- and medium-sized service enterprises of the service sector?”*

After the scientific evaluation of the expert interviews, it could be shown that there is no area in which the use of AI cannot develop its potential. While the evaluation of the expert interviews showed at least a low potential for use in all areas, the quantitative survey showed that the potential for optimisation in the areas of sales & marketing, project management, customer service and controlling, which were examined again, was medium. These results support the findings that AI systems can be used in principle in all the process areas examined. In the area of sales & marketing and in the area of customer service, the experts believe there is high potential for other companies.

RQ3: *“Which kind of processes are being affected by AI- and IPA-Features and which kind of specific features are helpful?”*

By dividing processes into the function types data classification and interaction, it was possible to find out that processes that are exclusively located in the function type interaction have a greater optimisation potential than processes for data classification or mixed forms. It can be concluded from this that evaluation processes tend to offer less savings potential than data entry processes. Nevertheless, even in this area the experts still estimate the savings potential at over 26%,

which again shows the great potential that can be realised through the use of AI. The feature Information input & retrieval has the highest cost saving potential with over 37% and can therefore be considered the most helpful.

RQ4: *“What are the limitations of AI and IPA-Feature implementation in SME?”*

Due to the different structures of the companies, it is necessary to identify suitable use cases. Basic requirements in the form of a digitalisation level must first be fulfilled in order to ultimately support processes with AI. Only after sufficient data is available for analysis and corresponding applications for the implementation of AI processes have been introduced, can a company complete the transformation. The basic prerequisite for all processes that are to make or prepare decisions on the basis of data is the validity of the data, whereby this factor is considered in the lower quarter of the influencing factors in the evaluation.

RQ5: *“What is the economic saving potential and business benefit of AI and IPA-supported processes?”*

The cost saving potentials identified in the survey among the experts in combination with the query of cost structures made it possible to carry out a comprehensive consideration of the cost-benefit ratio. Across all areas considered, a cost-saving potential of more than 30% on average could be determined. The area of customer service has the greatest savings potential, followed by sales & marketing, project management and finally controlling. All scenarios with a minimum benefit have no savings potential and are therefore not economically feasible. This shows that an implementation decision must be well reviewed in advance to determine the actual savings potential, and this can be well operationalised by the guideline developed in the dissertation.

From this, the main research question can now also be answered in conclusion:

MRQ: *“Which specific AI- and IPA-features are being recognised as useful in a business context of SMEs in the service sector?”*

In order to answer the question, the influence of the examined features on quality, process speed and the cost saving potential is first considered. This shows that forecasting has the greatest influence on quality. It can be assumed that data maintenance and also the evaluation of potentials are a challenge for the companies surveyed; according to expert estimates, quality can be increased by more than 42%

through appropriate data enrichment in combination with the evaluation of potentials on the basis of trained models. Through the features presented in the use case controlling, the experts see a potential for quality increase of 35%. Decisions can then be made on the basis of an enriched data basis. In addition, employees without expert knowledge can obtain important insights from overviews through the explanation function, such that that decisions can be made on a broader basis. The quality of decisions can also be improved through corresponding drill-downs, as data can be scrutinised and important details can be retrieved. In the other areas of lead management, information input & retrieval, as well as project management and customer service, the experts also see a quality improvement potential of about 30%. The average value for all the objects examined is 33,81%.

The next criterion to be considered is the process speed increase potential. With an improvement potential of 40%, the feature set information input & retrieval is in first place. Through voice interaction, data can be entered into the system more quickly and queries for data can be initialised via voice. In second place are the functional areas of customer service. Here, the experts see an increase of more than 38% through the automation of ticket processing. On average across all the use cases examined, an increase potential for the process throughput time of 35,5% could be determined.

When considering the cost saving potential, the feature set information input & retrieval is also in first place with a potential of over 37%. Customer service is again in second place in this category with a savings potential of 35%. On average, the cost saving potential is over 31,11%.

If one looks at all functional areas together, it is also evident that information input & retrieval is recognised as the most useful; if one draws an average value across all optimisation potentials, this feature set receives 36,43%. In second place with this approach is the Forecasting feature set with 35%, closely followed by customer service with 34,44%. Lead management receives an overall rating of 33,1%, controlling 31,67% and finally comes the functional area project management with 30%. Figure 72 provides an overview of the overall assessment of the functional areas considered.

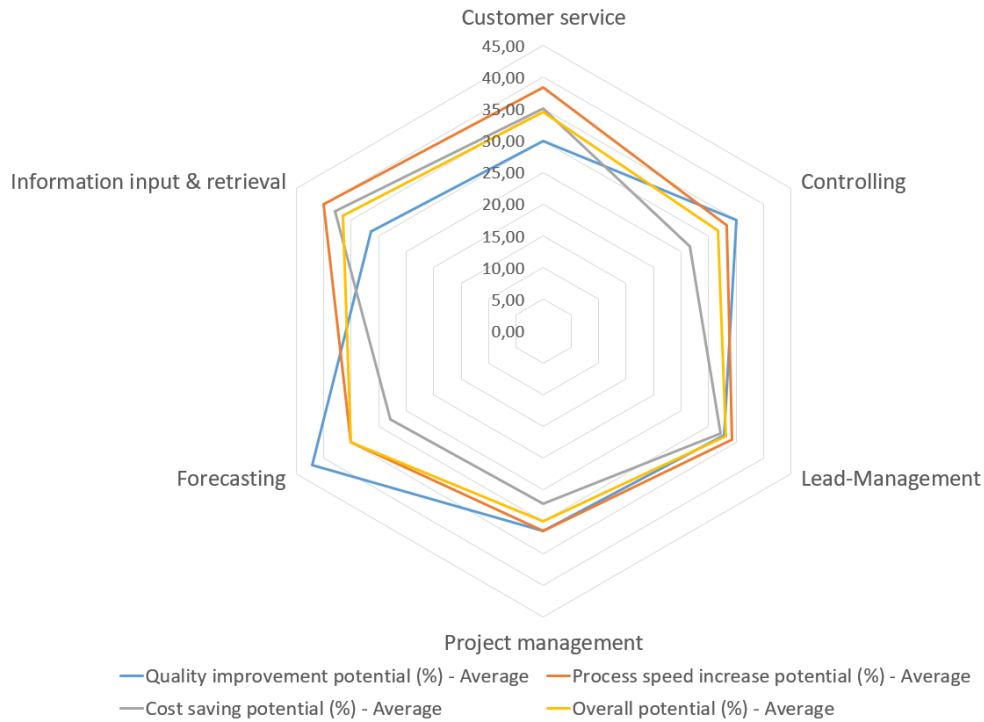


Figure 72: Overall assessment of functional areas

[source: own representation]

In summary, the IPA features are perceived as most useful in the business context of SME service providers. However, as areas such as supply chain management and accounting could not be considered in the final analysis, there is still a need for further research. Chapter 5.3 will therefore go into more detail on the need for further research and identify research opportunities. In the following chapter, we will first focus on the theoretical and practical implications of this research.

5.2. THEORETICAL AND PRACTICAL IMPLICATIONS

The most important theoretical implication is that the implementation of the explanation mode for IPAs in the business environment has created a completely new research object and introduced to the academic community (Hüsson, Holland, et al., 2020). By combining the visualisation of evaluations and an explanation via speech synthesis and interpretation of the displayed values, a novel function was created whose impact on business processes has been further researched. Within the framework of this research work, it has already been shown that over 78% of the users surveyed consider these functions to be helpful. The experts also see this function as helpful, especially when users do not have the knowledge to interpret overviews on their own. This function can thereby help to make better decisions in practice and, through the drill-down function, additionally offer an intuitive interaction to better examine data bases and check details on condensed data points.

The second important theoretical implication is the identification of factors that influence the benefits of AI-supported processes. The inductive approach to analysing the expert interviews enabled influencing factors to be identified and validated and weighted in the quantitative expert survey. By identifying volume as the most important influencing factor, it was also possible to explain why, according to some studies (Kranzusch et al., 2019; Lundborg & Märkel, 2019; Mittelstand - Digital, 2020; Wangermann, 2020), SMEs have not yet implemented AI in many cases. When considering the reasons why companies have not yet enriched processes with AI, it must therefore be taken into account, in addition to the aspects of the lack of know-how, that in SMEs the volume – in the sense of the frequency of the occurrence of the use case – must be considered in places. Generalisability is also important; only if processes are based on generalisable data can a valid model be trained using machine learning. It was also found that in addition to the volume, the complexity of the process also plays a role in whether AI support can offer added value. When evaluating the penetration of AI in SME processes, these factors must be considered in order to obtain a complete overall picture. Blaming the causes for low AI penetration on a lack of know-how or a lack of use cases therefore falls short.

By classifying processes into “Data classification” and “Interactions”, an additional level of abstraction could be created in order to analyse the effects of process changes in advance. Researchers, but also decision-makers, can take up this classification to get an indication of the optimisation potential within processes.

Based on the cost-benefit analysis, it could also be shown that there is a great potential for optimisation in IPA in the corporate context. From a theoretical but also a practical point of view, the use of an IPA within an ERP system can be used to respond to the weak points in process flows in terms of usability, especially in navigation, information overload and incorrect information delivery and lack of system communicativeness (Lambeck, Fohrholz, et al., 2014; Lambeck, Muller, et al., 2014; Wong et al., 2016).

The final derivation of a guideline for the implementation of AI in business processes enabled a theory-practice transfer to take place.

In the area of practical implications, it should be emphasised that the analysis of 16 practice-relevant use cases provided a comprehensive overview of AI implementations for SMEs in the service industry. The described processes can be adapted by decision-makers to directly benefit from the optimisation potential. The aforementioned guideline can help decision-makers select appropriate processes and provide guidance for the implementation process. In addition, it was possible to show in a scientifically sound manner, the optimisation potential of AI in business processes and which influencing factors are of particular relevance for the realisation of this optimisation potential. Decision-makers can therefore, produce better arguments for changing processes and make individual cost-benefit calculations to evaluate the investment in advance.

The prototypical realisation of the IPA and the ML framework also demonstrated that an AI implementation is possible even with very limited resources. In addition, this prototype provides a platform for AI process implementation that can be used within an already available ERP system. This has shown that AI can also be successfully implemented in SME processes. This insight can help to reduce reservations about AI.

This also applies to employees who may be afraid of losing their jobs. On the basis of the prototype, it can be shown how work will change and how AI will support processes so that employees can concentrate on higher-value activities. This also has implications for organisational structures and the associated area of change management.

It can hence, be stated that this dissertation has made an extensive contribution to research in the field of theory as well as in practice. However, in order to avoid over-generalisation of the research results, important limitations will be discussed in the next chapter.

5.3. LIMITATIONS AND FURTHER RESEARCH

To round off this dissertation, the limitations of this work are described, and an outlook is given on future developments – both in terms of technology in general – as well as concrete plans for extending the prototype presented in this dissertation.

Technologies are constantly evolving, with the Generative Pre-trained Transformer 3 (GPT-3) (T. B. Brown et al., 2020), for example, recently reaching a new milestone in text understanding and creation. Shortly after the publication of GPT-3, however, researchers were able to show that it is possible to achieve a similar performance to GPT-3 with considerably fewer parameters (Schick & Schütze, 2020). This shows the rapid speed with which technologies are currently being developed and improved. For research in the area of applicability in business processes, it is therefore necessary to check current research results for their practicality and to develop prototypes based on new technologies in order to test them in everyday business.

Business processes are also in a constant state of flux, and this upheaval is being further accelerated by digitalisation. The Corona pandemic is another driver, so it is to be expected that the speed at which processes are being remodelled will continue to increase (Kraus et al., 2020). In this tense environment, a constant evaluation of possibilities for process optimisation and automation is necessary, which shows approaches to solutions within the framework of case studies in order to meet the requirements of digitalisation.

In addition to this general need for research, there is also a specific need to examine research asceptions in more detail, which were brought forth in the context of this dissertation. As described in the previous chapter, there are other business areas and processes for which a comprehensive study of the impact of AI implementation should be undertaken. Specifically, the use cases from the areas of accounting and supply chain management presented in this dissertation can be used as a basis for a prototype implementation. In the field of accounting, similar research projects are already underway (Diamant Software, 2020), which also deal explicitly with SMEs; a focus on service providers can be added here.

Within this dissertation, the focus was on medium-sized service companies in Germany; on one hand, the focus can be extended to other countries, and on the other hand, other industries could be considered. Subsequently, a comparison of the countries and industries could be made, possibly even a cross-comparison within the framework of a matrix. Relevantly in this context, here are similarities and differences in the perception of the usefulness of individual features. The need to summarise use cases within the scope of the evaluation also makes it possible to take a detailed look and evaluate individual functional areas or even application features.

By developing a completely new function in the field of explaining overviews, a new research object was also created, which could be investigated with regard to its further applicability in different industries, regions, but also program functions.

Through the development of an operational prototype, both as an IPA and an ML framework, extensive insights into the technological building blocks could be gained. Through the practical evaluation, these insights could also be expanded to include acceptance criteria of users and important factors influencing usefulness could be added in exchange with experts. The evaluation by the experts also showed the potential of this prototype.

In the next step, the prototype will be further developed; in particular, the text mining framework still needs to be extended to support more complex workflows. Since GPT-3 does not currently work with the German language, the focus will initially remain on evaluating TMoML. The integration into the ERP system Vemas.NextGen will be further expanded so that more ML and IPA features can

gradually be used. This process will continue to be accompanied by scientific exchange and constant evaluation through business summits and user surveys to ensure that a solution is created for medium-sized service providers that can realise the potential identified in the context of this dissertation. Large ERP system providers such as SAP have already had AI support for some time (Leukert, Müller, & Noga, 2019; Vlasov, Chebotareva, Rakhimov, & Kruglikov, 2017), but these systems are usually too expensive for SMEs. With Vemas.NextGen and the modules V-IP-A and the V-ML-Framework, a low-cost alternative for entry into AI empowered processes for SMEs is therefore to be launched on the market. Since the IPA functions will have the greatest influence according to expert assessment, the focus of the implementation will be placed on the finalisation of the prototype. In particular, the recognition of proper names poses great challenges for current speech recognition systems, as company names are usually not subject to spelling or grammar rules. The IPA can then be used in real operation in the processes for information retrieval and information acquisition, and it can also be used as a chatbot in the interaction with customers. However, further implementations are necessary, especially in connection with a knowledgebase, in order to answer users' questions correctly. Likewise, cloud scenarios need to be further elaborated and a corresponding business model developed as more and more SMEs move to the cloud (Friedrich-Baasner, Fischer, & Winkelmann, 2018).

It is therefore evident that the first important foundations have already been laid, but that there are still many aspects that need to be further conceptually considered and realised. However, the experience gained during the implementation of the prototype will help to overcome these hurdles. The expected optimisation potential is also a great motivation to continue along this path and to complete a fully operational version of both the IPA and the ML framework and test it in a real-world scenario.

LITERATURE

Abdullah, A. M. A. (2017). Evolution of Enterprise Resource Planning. *Excel Journal of Engineering Technology and Management Science*.

Abel-Koch, J., Al Obaidi, L., El Kasmi, S., Acevedo, M. F., Morin, L., & Topczewska. (2019). GOING DIGITAL - The Challenges Facing European SMEs.

Agrawal, A. (2018). The Economics of Artificial Intelligence. *McKinsey Quarterly*, (April), 1–7. Retrieved from https://www.mckinsey.com/business-functions/mckinsey-analytics/our-insights/the-economics-of-artificial-intelligence%0Ahttps://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2907974

Ahlemann, F., & Riempp, G. (2008). RefModPM: A Conceptual Reference Model for Project Management Information Systems. *WIRTSCHAFTSINFORMATIK*, 50(2), 88–97. <https://doi.org/10.1365/s11576-008-0028-y>

Akerkar, R. (2019). *Artificial Intelligence for Business*. Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-97436-1>

Albayrak, C. A., & Gadatsch, A. (2018). Sind kleinere und mittlere Unternehmen (KMU) bereits auf die Digitale Transformation vorbereitet? *MKWI 2018 - Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, 2018-March*, 1683–1693.

Ali, M., & Miller, L. (2017). ERP system implementation in large enterprises – a systematic literature review. *Journal of Enterprise Information Management*, 30(4), 666–692. <https://doi.org/10.1108/JEIM-07-2014-0071>

Almajali, D. A., Masa'deh, R., & Tarhini, A. (2016). Antecedents of ERP systems implementation success: a study on Jordanian healthcare sector. *Journal of Enterprise Information Management*, 29(4), 549–565. <https://doi.org/10.1108/JEIM-03-2015-0024>

Amazon. (2019). Alexa for Business FAQs. Retrieved November 11, 2019, from https://aws.amazon.com/alexaforbusiness/faqs/?nc1=h_ls

Amershi, S., Weld, D., Vorvoreanu, M., Fournery, A., Nushi, B., Collisson, P., ... Horvitz, E. (2019). Guidelines for Human-AI Interaction. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–13). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300233>

Amirian, P., Loggerenberg, F. van, Lang, T., Thomas, A., Peeling, R., Basiri, A., & Goodman, S. N. (2017). Using big data analytics to extract disease surveillance information from point of care diagnostic machines. *Pervasive and Mobile Computing*, 42, 470–486. <https://doi.org/10.1016/j.pmcj.2017.06.013>

Ammari, T., Kaye, J., Tsai, J. Y., & Bentley, F. (2019). Music, Search, and IoT: How people (really) use voice assistants. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 26(3). <https://doi.org/10.1145/3311956>

Anderton, R., Jarvis, V., Labhard, V., Morgan, J., Petroulakis, F., & Vivian, L. (2020). Virtually everywhere? Digitalisation and the euro area.

Arik, S., Chrzanowski, M., Coates, A., Diamos, G., Gibiansky, A., Kang, Y., ... Shoeybi, M. (2017). Deep Voice: Real-time Neural Text-to-Speech Sercan. In *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning* (Vol. 70, pp. 195–204).

Arora, P., Deepali, & Varshney, S. (2016). Analysis of K-Means and K-Medoids Algorithm For Big Data. *Procedia Computer Science*, 78(December 2015), 507–512. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.02.095>

Arute, F., Arya, K., Babbush, R., Bacon, D., Bardin, J. C., Barends, R., ... Martinis, J. M. (2019). Quantum supremacy using a programmable superconducting processor. *Nature*, 574(7779), 505–510. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1666-5>

Auth, G., Jokisch, O., & Dürk, C. (2019). Revisiting automated project management in the digital age – a survey of AI approaches. *Online Journal of Applied Knowledge Management*, 7(1), 27–39. [https://doi.org/10.36965/OJAKM.2019.7\(1\)27-39](https://doi.org/10.36965/OJAKM.2019.7(1)27-39)

Azevedo, A., & Santos, M. F. (2008). KDD, semma and CRISP-DM: A parallel overview. *MCCSIS'08 - IADIS Multi Conference on Computer Science and Information Systems; Proceedings of Informatics 2008 and Data Mining 2008*, (June), 182–185.

Baars, H. (2010). Business Intelligence im Spannungsfeld von Agilität und Effizienz. *Controlling*, 22(12), 664–671. <https://doi.org/10.15358/0935-0381-2010-12-664>

Babic, S., Orehovacki, T., & Etinger, D. (2018). Perceived user experience and performance of intelligent personal assistants employed in higher education settings. *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics, MIPRO 2018 - Proceedings*, 830–834. <https://doi.org/10.23919/MIPRO.2018.8400153>

Baccala, M., Curran, C., Garret, D., Likens, S., Rao, A., Ruggles, A., & Shehab, M. (2018). 2018 AI predictions. *PwC*, 1–25. Retrieved from <https://www.thomsonreuters.com/en/reports/2018-ai-predictions.html>

Bačić, D., & Fadlalla, A. (2016). Business information visualization intellectual contributions: An integrative framework of visualization capabilities and dimensions of visual intelligence. *Decision Support Systems*, 89, 77–86. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2016.06.011>

Baker, J. (2012). The Technology–Organization–Environment Framework. In *Springer* (Vol. 28, pp. 231–245). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6108-2_12

Baptista, E. A., Lucato, W. C., Coppini, N. L., de Souza, E. M., & Carvalho, A. A. M. (2014). Profit Planning and Control in the Machining Industry Based on the Contribution Margin Concept. *Advanced Materials Research*, 889–890, 1532–1539. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.889-890.1532>

Basl, J., & Novakova, M. (2019). Analysis of Selected ERP 4.0 Features and Proposal of an ERP 4.0 Maturity Model. In *Lecture Notes in Business Information Processing* (Vol. 375 LNBIP, pp. 3–11). https://doi.org/10.1007/978-3-030-37632-1_1

Batra, M. M. (2019). Customer Experience: Trends, challenges and managerial issues. *Jcs*, 27(2), 138–152.

Bauer, M., Dinther, C. Van, & Kiefer, D. (2020). Machine Learning in SME: An Empirical Study on Enablers and Success Factors. *Americas Conference on Information Systems*, 3.

Beck, K., Grenning, J., Martin, R., Beedle, M., Highsmith, J., & Mellor, S. (2001). Manifesto for Agile Software Development. *The Agile Alliance*, 12–14. Retrieved from <http://agilemanifesto.org/>

Bellegarda, J. R. (2014). Spoken Language Understanding for Natural Interaction: The Siri Experience. In *Natural Interaction with Robots, Knowbots and Smartphones* (pp. 3–14). New York, NY: Springer New York. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-8280-2_1

Beneker, D., & Gips, C. (2017). Using clustering for categorization of support tickets. In *Proceedings of the LWDA 2017 Workshops: KDML, FGWM, IR, and FGDB*. Rostock, Germany.

Betz, U. A. K., Betz, F., Kim, R., Monks, B., & Phillips, F. (2019). Surveying the future of science, technology and business – A 35 year perspective. *Technological Forecasting and Social Change*, 144(April), 137–147. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2019.04.005>

Bizony, P. (2015). Focus - The 3 Laws of Robotics. *Engineering & Technology*, 10(6), 44–45. <https://doi.org/10.1049/et.2015.0618>

Blenke, L. R., Gosavi, A., & Daughton, W. (2017). Attitudes towards face-to-face meetings in virtual engineering teams: Perceptions from a survey of defence projects. *International Journal of Project Organisation and Management*, 9(2), 95–112. <https://doi.org/10.1504/IJPOM.2017.085284>

Blessy Trencia Lincy, S. S., & Suresh Kumar, N. (2018). Transforming Healthcare Via Big Data Analytics. In *Computational Intelligence for Multimedia Big Data on the Cloud with Engineering Applications* (pp. 319–334). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-813314-9.00015-3>

BMWi. (2020). Dienstleistungen sichtbar gemacht: Zahlen und Trends auf einen Blick. Retrieved June 15, 2020, from <http://www.bmwi.de/Redaktion/DE/Artikel/Mittelstand/dienstleistungswirtschaft-01-zahlen-trends.html>

Boardman, A. E., Greenberg, D. H., Vining, A. R., & Weimer, D. L. (2018). *Cost-Benefit Analysis (Concepts and Practice)*. *Cost-Benefit Analysis*. Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/9781108235594.003>

Boeije, H. (2002). A purposeful approach to the constant comparative method. *Quality & Quantity*, 36(4), 391–409.

Bohanec, M., Kljajić Borštnar, M., & Robnik-Šikonja, M. (2017). Explaining machine learning models in sales predictions. *Expert Systems with Applications*, 71, 416–428. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.11.010>

Bouzy, B., & Cazenave, T. (2001). Computer Go: An AI oriented survey. *Artificial Intelligence*, 132(1), 39–103. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(01\)00127-8](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(01)00127-8)

Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2017). Why People Use Chatbots. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (Vol. 10673 LNCS, pp. 377–392). https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1_30

Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2018). Chatbots: changing user needs and motivations. *Interactions*, 25(5), 38–43. <https://doi.org/10.1145/3236669>

Breton, G. (2018). For a Definition of Accounting. In *A Postmodern Accounting Theory* (pp. 65–96). Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-78769-793-520181005>

Brill, T. M., Munoz, L., & Miller, R. J. (2019). Siri, Alexa, and other digital assistants: a study of customer satisfaction with artificial intelligence applications. *Journal of Marketing Management*, 35(15–16), 1401–1436. <https://doi.org/10.1080/0267257X.2019.1687571>

Brock, J. K. U., & von Wangenheim, F. (2019). Demystifying Ai: What digital transformation leaders can teach you about realistic artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 110–134. <https://doi.org/10.1177/1536504219865226>

Bromme, R., & Jucks, R. (2016). Experten-Laien Kommunikation. In M. Dick, W. Marotzki, & H. Mieg (Eds.), *Handbuch Professionsentwicklung* (pp. 165–173). UTB.

Brown, J. (2018). Interviews, focus groups, and Delphi techniques. In *Advanced Research Methods for Applied Psychology* (pp. 95–106). Abingdon, Oxon; New York, NY: Routledge, [2018]: Routledge. <https://doi.org/10.4324/9781315517971-11>

Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... Amodei, D. (2020). Language Models are Few-Shot Learners. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2005.14165>

Brynjolfsson, E., Hitt, L., & Kim, H. (2011). Strength in numbers: How does data-driven decision-making affect firm performance? *International Conference on Information Systems 2011, ICIS 2011, 1*, 541–558. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1819486>

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017). The Business of Artificial Intelligence: How AI Fits into Your Data Science Team. *Harvard Business Review*, (July 2017), 1–20. Retrieved from <https://thstarlab.com/wp-content/uploads/2017/09/The-Business-of-Artificial-Intelligence.pdf>

Brynjolfsson, E., & McElheran, K. (2016). Data in Action: Data-Driven Decision Making in U.S. Manufacturing. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.2722502>

Buchkremer, R., Demund, A., Ebener, S., Gampfer, F., Jagering, D., Jurgens, A., ... Wiepke, M. (2019). The Application of Artificial Intelligence Technologies as a Substitute for Reading and to Support and Enhance the Authoring of Scientific Review Articles. *IEEE Access*, 7(May), 65263–65276. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2917719>

Budzinski, O., Noskova, V., & Xijie, Z. (2018). The Brave New World of Digital Personal Assistants: Benefits and Challenges from an Economic Perspective. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3306169>

Bughin, J., & Van Zeebroeck, N. (2017). The best response to digital disruption. *MIT Sloan Management Review*, 58(4), 80–86. <https://doi.org/10.7551/mitpress/11859.003.0010>

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. (2015). Industrie 4.0 und Digitale Wirtschaft Impulse für Wachstum, Beschäftigung und Innovation. *Bundesministerium Für Wirtschaft Und Energie - Impulse Für Wachstum, Beschäftigung Und Innovation*, 29. Retrieved from www.bmwi.de

Burges, C. J. C. (1998). A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition. *Data Mining Knowledge Discov.*, 2, 1–47.

Burstein, F., & Holsapple, C. W. (2008). *Handbook on Decision Support Systems 2*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-540-48716-6>

Busse, J. (2020). Der ehrbare digitale Kaufmann. *Wirtschaftsinformatik & Management*, 12(1), 18–27. <https://doi.org/10.1365/s35764-019-00230-5>

Calvo-Mora, A., Navarro-García, A., Rey-Moreno, M., & Periañez-Cristobal, R. (2016). Excellence management practices, knowledge management and key business results in large organisations and SMEs: A multi-group analysis. *European Management Journal*, 34(6), 661–673. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2016.06.005>

Cambria, E., & White, B. (2014). Jumping NLP Curves: A Review of Natural Language Processing Research. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 9, 48–57.

Campbell, C., Sands, S., Ferraro, C., Tsao, H.-Y. (Jody), & Mavrommatis, A. (2020). From data to action: How marketers can leverage AI. *Business Horizons*, 63(2), 227–243. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2019.12.002>

Campbell, M., Hoane, A. J., & Hsu, F. H. (2002). Deep Blue. *Artificial Intelligence*, 134(1–2), 57–83. [https://doi.org/10.1016/S0004-3702\(01\)00129-1](https://doi.org/10.1016/S0004-3702(01)00129-1)

Cao, H., Wachowicz, M., & Cha, S. (2018). Developing an edge computing platform for real-time descriptive analytics. *Proceedings - 2017 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2017, 2018-Janua*, 4546–4554. <https://doi.org/10.1109/BigData.2017.8258497>

Cao, Y., Ajjan, H., & Hong, P. (2018). Post-purchase shipping and customer service experiences in online shopping and their impact on customer satisfaction: an empirical study with comparison. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 30(2), 00–00. <https://doi.org/10.1108/APJML-04-2017-0071>

Casati, F., Govindarajan, K., Jayaraman, B., Thakur, A., Palapudi, S., Karakusoglu, F., & Chatterjee, D. (2019). Operating Enterprise AI as a Service. In *Service-Oriented Computing 17th International Conference, ICSOC 2019* (pp. 331–344). Toulouse, France. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33702-5_25

Cesarotti, V., Gubinelli, S., & Introna, V. (2019). The evolution of Project Management (PM): How Agile, Lean and Six Sigma are changing PM. *Journal of Modern Project Management*, 7(3), 1–29. <https://doi.org/10.19255/JMPM02107>

Chen, Y. N., Hakkani-Tur, D., & He, X. (2016). Zero-shot learning of intent embeddings for expansion by convolutional deep structured semantic models. *ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, 2016-May*, 6045–6049. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2016.7472838>

Choi, T. M., Hui, C. L., & Yu, Y. (2014). *Intelligent Fashion Forecasting Systems: Models and Applications*. (T.-M. Choi, C.-L. Hui, & Y. Yu, Eds.), *Intelligent Fashion Forecasting Systems: Models and Applications*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-39869-8>

Chopra, A. (2019). AI in Supply & Procurement. In *2019 Amity International Conference on Artificial Intelligence (AICAI)* (pp. 308–316). IEEE. <https://doi.org/10.1109/AICAI.2019.8701357>

Chowdhary, K. R. (2020). Natural Language Processing. In *Fundamentals of Artificial Intelligence* (pp. 603–649). New Delhi: Springer India. https://doi.org/10.1007/978-81-322-3972-7_19

Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P., & Malhotra, S. (2018). NOTES FROM HUNDREDS OF INSIGHTS FROM THE AI FRONTIER USE CASES. *McKinsey Global Institute, April*.

Chung, H., Iorga, M., Voas, J., & Lee, S. (2017). "Alexa, Can I Trust You?" *Computer*, 50(9), 100–104. <https://doi.org/10.1109/MC.2017.3571053>

Clark, D. (2020). Number of small and medium-sized enterprises in the European Union. *Statista*. Retrieved from <https://www.statista.com/statistics/878412/number-of-smes-in-europe-by-size/>

Clark, L., Doyle, P., Garaialde, D., Gilmartin, E., Schlögl, S., Edlund, J., ... R Cowan, B. (2019). The State of Speech in HCI: Trends, Themes and Challenges. *Interacting with Computers*, 31(4), 349–371. <https://doi.org/10.1093/iwc/iwz016>

Cohen, B., & Neubert, M. (2018). VALUATION OF A SaaS COMPANY: A CASE STUDY OF SALESFORCE.COM. In *Innovation Management, Entrepreneurship and Sustainability 2018* (pp. 357–371). Prague. <https://doi.org/10.18267/pr.2018.dvo.2274.0>

Collins, C., Andrienko, N., Schreck, T., Yang, J., Choo, J., Engelke, U., ... Dwyer, T. (2018). Guidance in the human–machine analytics process. *Visual Informatics*, 2(3), 166–180. <https://doi.org/10.1016/j.visinf.2018.09.003>

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>

Courtney, C. (2018). Data Informed Design - Good Tech Test - May 2018. Retrieved June 11, 2020, from <https://www.slideshare.net/CourtneyClark7/data-informed-design-good-tech-test-may-2018>

Cowan, B. R., Pantidi, N., Coyle, D., Morrissey, K., Clarke, P., Al-Shehri, S., ... Bandeira, N. (2017). "What can i help you with?": Infrequent users' experiences of intelligent personal assistants. *Proceedings of the 19th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services, MobileHCI 2017*. <https://doi.org/10.1145/3098279.3098539>

Cuylen, A., Kosch, L., & Breitner, M. H. (2016). Development of a maturity model for electronic invoice processes. *Electronic Markets*, 26(2), 115–127. <https://doi.org/10.1007/s12525-015-0206-x>

Czernich, N., Fackler, T., Falck, O., Schüller, S., Wichert, S., Keveloh, K., & Macharla, R. V. (2019). Digitale Kompetenzen – Ist die deutsche Industrie bereit für die Zukunft?

Dagogo, D. W. (2014). Degree of Operating Leverage, Contribution Margin and the Risk-Return Profile of Emerging Companies: Evidence from Nigeria. *International Journal of Economics and Finance*, 6(12). <https://doi.org/10.5539/ijef.v6n12p148>

Dam, H. K., Tran, T., Grundy, J., Ghose, A., & Kamei, Y. (2019). Towards Effective AI-Powered Agile Project Management. In *2019 IEEE/ACM 41st International Conference on Software Engineering: New Ideas and Emerging Results (ICSE-NIER)* (pp. 41–44). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSE-NIER.2019.00019>

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 48(1), 24–42. <https://doi.org/10.1007/s11747-019-00696-0>

Davis, K. H., Biddulph, R., & Balashek, S. (1952). Automatic Recognition of Spoken Digits. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 24(6), 637–642. <https://doi.org/10.1121/1.1906946>

Delen, D., & Demirkan, H. (2013). Data, information and analytics as services. *Decision Support Systems*, 55(1), 359–363. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.05.044>

Delen, D., & Ram, S. (2018). Research challenges and opportunities in business analytics. *Journal of Business Analytics*, 1(1), 2–12. <https://doi.org/10.1080/2573234X.2018.1507324>

Delen, D., & Zolbanin, H. M. (2018). The analytics paradigm in business research. *Journal of Business Research*, 90(May), 186–195. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.05.013>

Delice, A. (2010). *The sampling issues in quantitative research. Educational Sciences: Theory & Practices* (Vol. 10).

Deloitte. (2020). State of AI in the Enterprise - 3rd Edition. Retrieved from <https://www2.deloitte.com/de/de/pages/technology-media-and-telecommunications/articles/ki-studie-2019.html>

Deng, Q., & Ji, S. (2018). A Review of Design Science Research in Information Systems: Concept, Process, Outcome, and Evaluation. *Pacific Asia Journal of the Association for Information Systems*, 10(1), 1–36. <https://doi.org/10.17705/1pais.10101>

Diamant Software. (2020). *Wer wollen wir sein? Der kaufmännische Bereich erfindet sich neu.*

DIN. (2009). DIN 69901 Projektmanagement. 5/2009.

Dobscha, S. (2003). Introducing Gender Into the Analysis of Techno-Consumption 30, eds. Punam Anand Keller and Dennis W. Rook, Valdosta, GA: Association for Consumer Research. *Advances in Consumer Research*, 30, 91–93.

Doran, D., Schulz, S., & Besold, T. R. (2017). What Does Explainable AI Really Mean? A New Conceptualization of Perspectives. *CEUR Workshop Proceedings*, 2071. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1710.00794>

Döring, N., & Bortz, J. (2016). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften. Texte - Revue de Critique et de Theorie Litteraire* (5th ed., Vol. 570). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-41089-5>

Doss, P., Pal, A., & Paul, K. J. S. (2018). Unified Voice Assistant and IoT Interface. *International Journal of Engineering Science and Computing*, 8(10), 19061–19065. Retrieved from <http://ijesc.org/>

Drachovska, K. (2020). E-Liability: Who Takes the Blame When No Human Is at Fault. *Common L. Rev.*, 16(23).

Dremel, C., Herterich, M. M., Wulf, J., & Brenner, W. (2017). How AUDI AG Established Big Data Analytics in Its Digital Transformation. *MIS Quarterly Executive*, 16(2).

Drew, B. J., & Tysiac, K. (2020). 2020s vision: Tech transformation on tap Data. *Journal of Accountancy*. Retrieved from <https://www.journalofaccountancy.com/issues/2020/jan/accounting-technology-transformation.html>

Drèze, J., & Stern, N. (1987). The theory of cost-benefit analysis. In *Handbook of Public Economics* (Vol. 2, pp. 909–989). [https://doi.org/10.1016/S1573-4420\(87\)80009-5](https://doi.org/10.1016/S1573-4420(87)80009-5)

Eckerson, W. W. (2007). TDWI Best practices Report: Predictive Analytics, Extending the Value of Your. *TDWI Best Practices Report*, 34.

Edison Research. (2017). The Infinite Dial 2017. Retrieved from <http://www.edisonresearch.com/wp-content/uploads/2017/03/The-Infinite-Dial-2017.pdf>

Edison Research. (2019). The smart audio report.

Edison Research. (2020). The smart audio report, 1–36. Retrieved from https://www.nationalpublicmedia.com/uploads/2020/04/The-Smart-Audio-Report_Spring-2020.pdf

Edison, S. W., & Geissler, G. L. (2003). Measuring attitudes towards general technology: Antecedents, hypotheses and scale development. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 12, 137–156.

Elbahri, F. M., Ismael Al-Sanjary, O., Ali, M. A. M., Ali Naif, Z., Ibrahim, O. A., & Mohammed, M. N. (2019). Difference Comparison of SAP, Oracle, and Microsoft Solutions Based on Cloud ERP Systems: A Review. In *2019 IEEE 15th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)* (pp. 65–70). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CSPA.2019.8695976>

ElFarmawi, W. (2019). Challenges Affecting the Implementation of Enterprise Resource Planning (ERP) System: An Analysis. *Journal of Systems Integration*, 10(3), 35–43. <https://doi.org/10.20470/jsi.v10i3.378>

Ellram, L. M. (1995). Total cost of ownership. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 25(8), 4–23. <https://doi.org/10.1108/09600039510099928>

Emary, V., & Goecke, H. (2020). Mittelstandsskepsis gegenüber Künstlicher Intelligenz. *Institut Der Deutschen Wirtschaft (IW), IW-Kurzber*. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/221779>

Erhardt, M. S., Di Stefano, M., Bosten, F., & Buchkremer, R. (2020). Entwicklung einer Plattform zur Anwendung von Methoden der KI zur Unterstützung von Textanalysen auf Basis von Python und TensorFlow (pp. 421–445). https://doi.org/10.1007/978-3-658-29550-9_23

Erlach, C., & Müller, M. (2020). Narrative Interviews: Die großen Erzählungen. In *Narrative Organisationen* (pp. 97–104). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-60721-3_7

Eschweiler, M., Evanschitzky, H., & Woisetschläger, D. (2007). Ein Leitfaden zur Anwendung varianzanalytisch ausgerichteter Laborexperimente. *WiSt - Wirtschaftswissenschaftliches Studium*, 36(12), 546–554. <https://doi.org/10.15358/0340-1650-2007-12-546>

Etaati, L. (2019). Using R with SQL Server 2016 and 2017. In *Machine Learning with Microsoft Technologies* (pp. 139–158). Berkeley, CA: Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3658-1_9

European Commission. (2015). *User guide to the SME Definition*. <https://doi.org/10.2873/620234>

European Commission. (2019a). *Digital platform innovation in European SMEs: an analysis of SME instrument business proposals and case studies*. <https://doi.org/10.2760/57240>

European Commission. (2019b). What is an SME? Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs. Retrieved June 11, 2020, from https://ec.europa.eu/growth/smes/business-friendly-environment/sme-definition_en

Evans, J., & Lindner, C. (2012). Business analytics: the next frontier for decision sciences. In *Decision Science Institute*. <https://doi.org/10.1002/9781118562260.ch5>

Everett, R. (1995). *Diffusion of Innovations*. Free Press, 12.

Falck, O., & Wölfl, A. (2018). Produktivitätsschwäche in deutschen Dienstleistungsbranchen. *Ifo Schnelldienst*, 71(01), 46–52. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/175151>

Fan, Z.-P., Che, Y.-J., & Chen, Z.-Y. (2017). Product sales forecasting using online reviews and historical sales data: A method combining the Bass model and sentiment analysis. *Journal of Business Research*, 74, 90–100. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2017.01.010>

Fayek, H. M., Lech, M., & Cavedon, L. (2017). Evaluating deep learning architectures for Speech Emotion Recognition. *Neural Networks*, 92, 60–68. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2017.02.013>

Feine, J., Adam, M., Benke, I., & Maedche, A. (2020). Exploring Design Principles for Enterprise Chatbots: An Analytic Hierarchy Process Study. In *15th International Conference on Design Science Research in Information Systems and Technology (DESRIST)*. Kristiansand, Norway.

Ferreira de Araújo Lima, P., Crema, M., & Verbano, C. (2020). Risk management in SMEs: A systematic literature review and future directions. *European Management Journal*, 38(1), 78–94. <https://doi.org/10.1016/j.emj.2019.06.005>

Ferreira, J. J. M., Azevedo, S. G., & Cruz, R. P. (2011). SME growth in the service sector: A taxonomy combining life-cycle and resource-based theories. *Service Industries Journal*, 31(2), 251–271. <https://doi.org/10.1080/02642060802712855>

Fink, V. (2020). Erst das Anliegen, dann die Technik – den richtigen Anwendungsfall finden. In *Quick Guide KI-Projekte - einfach machen* (pp. 39–53). https://doi.org/10.1007/978-3-658-28865-5_4

Fiore, D., Baldauf, M., & Thiel, C. (2019). “Forgot your password again?” In *Proceedings of the 18th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia - MUM '19* (pp. 1–11). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3365610.3365617>

Fischlin, R. (2006). Leitfaden ITIL-Service Desk. 20. *DFN-Jahrestagung*, 105–114.

Fleischer, D., Hüsson, D., & Brouns, T. (2018). Leadership from the top: How the supervisory board composition in DAX 30 companies relates to the corporate digital strategy and financial performance. In *International Scientific Conference 08.11.2018 Sopron (Hungary)* (p. 97). Sopron.

Floerecke, S. (2016). Anforderungsverfolgung bei Produkt-Service-Systemen in der Praxis - Eine explorative Untersuchung. *Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, MKWI 2016*, 3(March), 1315–1326.

Focus group on Machine Learning for Future Networks including 5G (FG-ML5G). (2019). Unified architecture for machine learning in 5G and future networks. *FG-ML5G-ARC5G*, 01.

Fosnacht, K., Sarraf, S., Howe, E., & Peck, L. K. (2017). How Important are High Response Rates for College Surveys? *The Review of Higher Education*, 40(2), 245–265. <https://doi.org/10.1353/rhe.2017.0003>

Foster, E. C., & Godbole, S. (2016). Overview of Microsoft SQL Server. In *Database Systems* (pp. 461–467). Berkeley, CA: Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-1191-5_25

Fountaine, T., McCarthy, B., & Saleh, T. (2019). Building the AI-Powered Organization. *Harvard Business Review*, (July-August).

Frame, J. D. (2003). *Managing Projects in Organizations: How to Make the Best Use of Time, Techniques, and People* (3rd ed.). Jossey-Bass.

Frank, R., Schumacher, G., & Tamm, A. (2019). Der Weg in die Null-Grenzkosten-Ökonomie. In *Cloud-Transformation* (pp. 49–84). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-27325-5_3

Franke, M. R. (2017). Literaturrecherchen. In *Dynamic Capabilities und Wettbewerbsfähigkeit durch Cloud Computing* (Vol. 8, pp. 121–178). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-16623-6_3

Friedrich-Baasner, G., Fischer, M., & Winkelmann, A. (2018). Cloud Computing in SMEs: A Qualitative Approach to Identify and Evaluate Influential Factors. In *Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences* (Vol. 9, pp. 4681–4690). <https://doi.org/10.24251/HICSS.2018.590>

Fueglistaller, U., Fust, A., Schaffner, R., & Ammann, M. (2016). KMU und die Einführung von ERP-Systemen.

Furui, S. (1999). Automatic speech recognition and its application to information extraction. In *Proceedings of the 37th annual meeting of the Association for Computational Linguistics on Computational Linguistics* - (pp. 11–20). Morristown, NJ, USA: Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.3115/1034678.1034680>

Gaikwad, S. K., Gawali, B. W., & Yannawar, P. (2010). A Review on Speech Recognition Technique. *International Journal of Computer Applications*, 10(3), 16–24. <https://doi.org/10.5120/1462-1976>

Galy, E., & Saucedo, M. J. (2014). Post-implementation practices of ERP systems and their relationship to financial performance. *Information & Management*, 51(3), 310–319. <https://doi.org/10.1016/j.im.2014.02.002>

Gardner, H. (2000). *Intelligence reframed: Multiple intelligences for the 21st century*. New York: Basic Books.

Gartner. (2019). Gartner Predicts 25 Percent of Digital Workers Will Use Virtual Employee Assistants Daily by 2021. Retrieved April 17, 2020, from <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2019-01-09-gartner-predicts-25-percent-of-digital-workers-will-u>

Gartner. (2020). Analytics and Business Intelligence (ABI). Retrieved June 7, 2020, from <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/bimodal>

Gavrilov, A. D., Jordache, A., Vasdani, M., & Deng, J. (2018). Preventing Model Overfitting and Underfitting in Convolutional Neural Networks. *International Journal of Software Science and Computational Intelligence*, 10(4), 19–28. <https://doi.org/10.4018/IJSSCI.2018100102>

Gehalt.de - Controller. (2020). Gehalt Controller.

Gehalt.de - Customer service. (2020). Gehalt Kundenbetreuung. Retrieved December 22, 2020, from <https://www.gehalt.de/einkommen/search?searchtext=Kundenbetreuung&location=>

Gehalt.de - Projektmanager. (2020). Gehalt Projektleiter. Retrieved December 21, 2020, from <https://www.gehalt.de/beruf/projektmanager-projektmanagerin>

Geyer, B. (2016). Die Transkription. In *Herausforderungen in der Qualitativen Sozialforschung* (pp. 111–119). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-47208-8_13

Gil, D., Hobson, S., Mojsilović, A., Puri, R., & Smith, J. R. (2020). AI for Management: An Overview. In *The Future of Management in an AI World* (pp. 3–19). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-20680-2_1

Gläser, J., & Laudel, G. (2010). *Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse: als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen* (Vol. 43). Retrieved from http://books.google.com/books?id=2a1fZ8YU0_oC&pgis=1

Glass, J., & Zue, V. (2003). 6.345 Automatic speech recognition. *Massachusetts Institute of Technology: MIT OpenCourseWare*. Retrieved from ocw.mit.edu/courses/electrical-engineering-and-computer-science/6-345-automatic-speech-recognition-spring-2003/#

Gnewuch, U., Feine, J., Morana, S., & Maedche, A. (2020). Soziotechnische Gestaltung von Chatbots. In E. Portmann & S. D’Onofrio (Eds.), *Cognitive Computing* (pp. 169–189). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-27941-7_7

Goebel, R., Chander, A., Holzinger, K., Lecue, F., Akata, Z., Stumpf, S., ... Holzinger, A. (2018). Explainable AI: The New 42? In *CD-MAKE: International Cross-Domain Conference for Machine Learning and Knowledge Extraction* (Vol. 11015, pp. 295–303). https://doi.org/10.1007/978-3-319-99740-7_21

Gogtay, N. J., & Thatte, U. M. (2017). Principles of correlation analysis. *Journal of Association of Physicians of India*, 65(MARCH), 78–81.

Gong, L. (2003). *U.S. Patent Application No. 10/158, 213*.

Grace, K., Salvatier, J., Dafoe, A., Zhang, B., & Evans, O. (2018). Viewpoint: When will ai exceed human performance? Evidence from ai experts. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 62, 729–754. <https://doi.org/10.1613/jair.1.11222>

Groll, A., Ley, C., Schauburger, G., & Van Eetvelde, H. (2018). Prediction of the FIFA World Cup 2018 - A random forest approach with an emphasis on estimated team ability parameters. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1806.03208>

Große-Schwiep, B., Bensberg, F., & Schinnenburg, H. (2020). Entwicklung eines Reifegradmodells zur Bewertung des Digitalisierungsgrades von Geschäftsprozessen. *Anwendungen Und Konzepte Der Wirtschaftsinformatik*, 11.

Grover, V., Chiang, R. H. L., Liang, T.-P., & Zhang, D. (2018). Creating Strategic Business Value from Big Data Analytics: A Research Framework. *Journal of Management Information Systems*, 35(2), 388–423. <https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1451951>

Grube, M., & Wynn, M. (2019). Management Guidelines for Better Application of Business Process Management in SAP ERP projects. *International Journal on Advances in Systems and Measurements*, 12(1&2), 125–134. Retrieved from http://www.iariajournals.org/systems_and_measurements/sysmea_v12_n12_2019_paged.pdf

Gu, Q., Jitpaipoon, T., & Yang, J. (2017). The impact of information integration on financial performance: A knowledge-based view. *International Journal of Production Economics*, 191, 221–232. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.06.005>

Gumiran, C. R., & Gumiran, J. M. (2019). Applying Design Science Research in the Development of Human Resource Record Management System with Predictive Analysis through Pointing System. In *Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications - ICSCA '19* (Vol. Part F1479, pp. 243–247). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3316615.3316692>

Guo, X. (2019). Research on the Transition from Financial Accounting to Management Accounting under the Background of Artificial Intelligence. *Journal of Physics: Conference Series*, 1345(4). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1345/4/042031>

Guo, Z., & Ma, D. (2018). A model of competition between perpetual software and software as a service. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, 42(1), 101–120. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2018/13640>

Habadi, A., Samih, Y., Almehdar, K., & Aljedani, E. (2017). An Introduction to ERP Systems: Architecture, Implementation and Impacts. *International Journal of Computer Applications*, 167(9), 975–8887. Retrieved from <https://www.ijcaonline.org/archives/volume167/number9/habadi-2017-ijca-914322.pdf>

Habermann, F. (2013). Hybrides Projektmanagement – agile und klassische Vorgehensmodelle im Zusammenspiel. *HMD Praxis Der Wirtschaftsinformatik*, 50(5), 93–102. <https://doi.org/10.1007/BF03340857>

Haenlein, M., & Kaplan, A. (2019). A brief history of artificial intelligence: On the past, present, and future of artificial intelligence. *California Management Review*, 61(4), 5–14. <https://doi.org/10.1177/0008125619864925>

Han, S., & Yang, H. (2018). Understanding adoption of intelligent personal assistants. *Industrial Management & Data Systems*, 118(3), 618–636. <https://doi.org/10.1108/IMDS-05-2017-0214>

Hans, R. T., & Mnkandla, E. (2017). A descriptive analytics tool for improving project human resource management: The importance of discerning a project team member's sentiments. *2017 IEEE AFRICON: Science, Technology and Innovation for Africa, AFRICON 2017*, 72–76. <https://doi.org/10.1109/AFRCON.2017.8095458>

Hanson-New, C., & Daniel, J. (2019). The application of big data and AI in the upstream supply chain. In *Proceedings of The 24th Annual Conference of The Chartered Institute of Logistics and Transport, Logistics Research Network (LRN)* (pp. 1–8). Northampton, United Kingdom. Retrieved from <https://derby.openrepository.com/handle/10545/624167>

Harding, K. (2017). AI & Machine Learning For Predictive Lead Scoring. Retrieved April 19, 2020, from <https://objectiveit.com/blog/use-ai-and-machine-learning-for-predictive-lead-scoring/>

Hardt, M., Price, E., & Srebro, N. (2016). Equality of Opportunity in Supervised Learning. *Advances in Neural Information Processing Systems*, (Nips), 3323–3331. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1610.02413>

Hashemi, S. H., Williams, K., Kholy, A. El, Zitouni, I., & Crook, P. A. (2018). Impact of domain and user's learning phase on task and session identification in smart speaker intelligent assistants. *International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings*, 1193–1202. <https://doi.org/10.1145/3269206.3271803>

Hecker, D., Döbel, I., Petersen, U., Rauschert, A., Schmitz, V., & Voss, A. (2017). *Zukunftsmarkt Künstliche Intelligenz – Potenziale und Anwendungen*. Fraunhofer-Allianz Big Data.

Helfferrich, C. (2014). Leitfaden- und Experteninterviews. In *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (pp. 559–574). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-531-18939-0_39

Henrich, O. (2017). Chatbots auf dem Vormarsch: Der künstlich-intelligente Buchhalter kommt. *Wirtschaftsinformatik & Management*, 9(6), 72–75. <https://doi.org/10.1007/s35764-017-0130-2>

Hens, S., Monperrus, M., & Mezini, M. (2012). Semi-automatically extracting FAQs to improve accessibility of software development knowledge. In *4th International Conference on Software Engineering (ICSE)* (pp. 793–803). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICSE.2012.6227139>

Hertfelder, T., & Futterknecht, P. (2019). *Der ERP-Irrglaube im Mittelstand*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-59143-7>

Hesseler, M., & Görtz, M. (2007). *Basiswissen ERP-Systeme: Auswahl, Einführung & Einsatz betriebswirtschaftlicher Standardsoftware*. Herdecke, Germany: W3L.

Hevner, A. R. (2007). A Three Cycle View of Design Science Research A Three Cycle View of Design Science Research. *Scandinavian Journal of Information Systems*, 19(2), 87–92.

Hevner, A. R., & Gregor, S. (2016). Positioning and Preenting Design Science: Types of Knowledge in Design Science Research. *MIS Quarterly*, 37(2), 337–355. <https://doi.org/10.2753/MIS0742-1222240302>

Hevner, A. R., March, S. T., Park, J., & Ram, S. (2004). Design science in information systems research. *Management Information Systems Quarterly*, 28, 75–105.

Hevner, A. R., vom Brocke, J., & Maedche, A. (2019). Roles of Digital Innovation in Design Science Research. *Business and Information Systems Engineering*, 61(1), 3–8. <https://doi.org/10.1007/s12599-018-0571-z>

Hinton, G. E. (2007). Learning multiple layers of representation. *Trends in Cognitive Sciences*, 11(10), 428–434. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2007.09.004>

Hölldobler, S. (2017). Lessons Learned from AlphaGo, (June).

Homburg, C., Winkelmann, S., & Klarmann, M. (2010). Zwischen effizienter Neuausrichtung und Kaputtsparen der Kundenbetreuung. *Institut Für Marktorientierte Unternehmensführung: Management Arbeitspapiere*, M124.

Honer, A. (2011). Das explorative Interview. In *Kleine Leiblichkeiten* (pp. 41–58). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften. https://doi.org/10.1007/978-3-531-92839-5_3

Hsinchun, C., Roger, H. L. C., & Veda, C. S. (2018). Business Intelligence and Analytics: From Big Data To Big Impact. *MIS Quarterly*, 36(4), 1293–1327. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(09\)61833-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(09)61833-X)

Hüsson, D. (2019a). 3. Data Science Forum FOM Düsseldorf 14.02.2019 Natural Language Processing in practice: speech control of business processes and text-to-speech interaction as support for the interpretation of graphical evaluations. Retrieved November 11, 2019, from <https://www.fom-blog.de/2018/12/3-data-science-forum-mit-ifid-google-ibm-co-ganz-im-zeichen-der-kuenstlichen-intelligenz-an-der-fom-in-duesseldorf/>

Hüsson, D. (2019b). Vortrag auf der Kundentagung Vemas.Inside 2019 - Künstliche Intelligenz in ERP-Systemen im Bereich Business Intelligence und Sprachassistenten. In *Vemas.Inside 2019*. Krefeld. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.33834.16323>

Hüsson, D., & Holland, A. (2019a). Intelligent Personal Assistant and Reporting – Explaining Data to Users through Speech Synthesis. In P. Heisig (Ed.), *Knowledge Management in Digital Work Environments - State-of-the-Art and Outlook Proceedings 10th Conference Professional Knowledge Management* (pp. 157–161). Potsdam: FHP Verlag. <https://doi.org/doi.org/10.34678/opus4-2412>

Hüsson, D., & Holland, A. (2019b). Intelligent Personal Assistants in business processes: Evaluation of a Prototype (V-IP-A). In *32nd Bled eConference – Humanizing Technology for a Sustainable Society* (Vol. 38, pp. 1133–1145). University of Maribor Press. <https://doi.org/10.18690/978-961-286-280-0.62>

Hüsson, D., Holland, A., & Sánchez, R. A. (2020). Intelligent Personal Assistant in Business- Context: Key-feature Evaluation for User Acceptance. *Business Systems Research*, 11(3), 147–166. <https://doi.org/10.2478/bsrj-2020-0032>

Hüsson, D., Huppertz, M., & Hinterding, M. (2020). AI as a Service: Wie künstliche Intelligenz unsere Prozesse verändert. In *Vemas.Inside 2020*. Krefeld, Germany. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29339.90407>

Iannizzotto, G., Bello, L. Lo, Nucita, A., & Grasso, G. M. (2018). A vision and speech enabled, customizable, virtual assistant for smart environments. *Proceedings - 2018 11th International Conference on Human System Interaction, HSI 2018*, 50–56. <https://doi.org/10.1109/HSI.2018.8431232>

Iansiti, M. (2007). ERP End-User Business Productivity: A Field Study of SAP & Microsoft, 1–12.

IBM. (2020). Language model customization. Retrieved January 17, 2021, from <https://cloud.ibm.com/docs/speech-to-text?topic=speech-to-text-customization>

Ibrahim, F. A. M., & Hemayed, E. E. (2019). Trusted Cloud Computing Architectures for infrastructure as a service: Survey and systematic literature review. *Computers & Security*, 82, 196–226. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2018.12.014>

Ihlau, S., & Duscha, H. (2019). Spezifische Merkmale und Besonderheiten von KMU. In *Besonderheiten bei der Bewertung von KMU* (pp. 3–15). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-81-322-3972-7_19

Immerschitt, W., & Stumpf, M. (2019). Merkmale von kleinen und mittleren Unternehmen. In *Employer Branding für KMU* (pp. 17–33). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-23133-0_2

Institut für Mittelstandsforschung - Ifm Bonn. (2018). Mittelstand im Überblick. Retrieved June 12, 2020, from ifm-bonn.org/statistiken/mittelstand-im-ueberblick

Issa, H., Sun, T., & Vasarhelyi, M. A. (2016). Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, 13(2), 1–20. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>

Ivanov, S., & Webster, C. (2017). Adoption of robots, artificial intelligence and service automation by travel, tourism and hospitality companies – a cost-benefit analysis. In *International Scientific Conference “Contemporary tourism – traditions and innovations”, 19- 21 October 2017, Sofia University*.

Iwai, K., Iida, K., Akiyoshi, M., & Komoda, N. (2010). A help desk support system with filtering and reusing e-mails. In *2010 8th IEEE International Conference on Industrial Informatics* (pp. 321–325). IEEE. <https://doi.org/10.1109/INDIN.2010.5549401>

Jain, A., Shah, D., & Churi, P. (2020). A Review on Business Intelligence Systems Using Artificial Intelligence. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 1108 AISC, pp. 1023–1030). https://doi.org/10.1007/978-3-030-37218-7_107

Jain, M., Kumar, P., Kota, R., & Patel, S. N. (2018). Evaluating and informing the design of chatbots. *DIS 2018 - Proceedings of the 2018 Designing Interactive Systems Conference*, 895–906. <https://doi.org/10.1145/3196709.3196735>

Jan, E.-E., Chen, K.-Y., & Ide, T. (2015). Probabilistic text analytics framework for information technology service desk tickets. In *2015 IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management (IM)* (pp. 870–873). IEEE. <https://doi.org/10.1109/INM.2015.7140397>

Javadi, S. A., Cloete, R., Cobbe, J., Lee, M. S. A., & Singh, J. (2020). Monitoring Misuse for Accountable “Artificial Intelligence as a Service.” In *Proceedings of the AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (pp. 300–306). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3375627.3375873>

Jiang, J., Hassan Awadallah, A., Jones, R., Ozertem, U., Zitouni, I., Gurunath Kulkarni, R., & Khan, O. Z. (2015). Automatic Online Evaluation of Intelligent Assistants. In *Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web - WWW '15* (pp. 506–516). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2736277.2741669>

Jiménez, F., Sánchez, G., García, J. M., Sciavicco, G., & Miralles, L. (2017). Multi-objective evolutionary feature selection for online sales forecasting. *Neurocomputing*, 234, 75–92. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2016.12.045>

Juang, B. H., & Rabiner, L. R. (2004). Automatic Speech Recognition – A Brief History of the Technology Development. *Elsevier Encyclopedia of Language and Linguistics*, 50(2), 637–655.

Juniper. (2019). Chatbot Interactions in Retail to Reach 22 Billion by 2023, as AI Offers Compelling New Engagement Solutions. Retrieved April 17, 2020, from <https://www.juniperresearch.com/press/press-releases/chatbot-interactions-retail-reach-22-billion-2023>

Kahloun, F., & Ghannouchi, S. A. (2018). Improvement of Quality for Business Process Modeling Driven by Guidelines. *Procedia Computer Science*, 126, 39–48. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.07.207>

Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.08.004>

Kaye, J. J., Fischer, J., Hong, J., Bentley, F. R., Munteanu, C., Hiniker, A., ... Ammari, T. (2018). Panel: Voice assistants, ux design and research. *Conference on Human Factors in Computing Systems - Proceedings, 2018-April*, 1–5. <https://doi.org/10.1145/3170427.3186323>

Keeney, R. L. (1996). Value-focused thinking: Identifying decision opportunities and creating alternatives. *European Journal of Operational Research*, 92(3), 537–549. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(96\)00004-5](https://doi.org/10.1016/0377-2217(96)00004-5)

Kemper, H.-G., Baars, H., & Walid, M. (2010). *Business Intelligence - Grundlagen und praktische Anwendungen*. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-35560-8>

Kepper, G. (1996). *Qualitative Marktforschung: Methoden, Einsatzmöglichkeiten und Beurteilungskriterien* (2nd ed.). Wiesbaden: DUV, Dt. Univ.-Verl.

Kepper, G. (2008). Methoden der qualitativen Marktforschung. In A. Herrmann, C. Homburg, & M. Klarmann (Eds.), *Handbuch Marktforschung* (3., pp. 175–212). Wiesbaden.

Képuska, V. (2017). Comparing Speech Recognition Systems (Microsoft API, Google API And CMU Sphinx). *International Journal of Engineering Research and Applications*, 07(03), 20–24. <https://doi.org/10.9790/9622-0703022024>

Képuska, V., & Bohouta, G. (2018). Next-generation of virtual personal assistants (Microsoft Cortana, Apple Siri, Amazon Alexa and Google Home). *2018 IEEE 8th Annual Computing and Communication Workshop and Conference, CCWC 2018, 2018-Janua(c)*, 99–103. <https://doi.org/10.1109/CCWC.2018.8301638>

Kiefer, D., & Ulmer, A. (2019). Application of Artificial Intelligence to optimize forecasting capability in procurement CR-Category. *Wissenschaftliche Vertiefungskonferenz*, (November). <https://doi.org/10.5281/zenodo.3539397>

Kirkpatrick, K. (2017). AI in contact centers. *Communications of the ACM*, 60(8), 18–19. <https://doi.org/10.1145/3105442>

Kiseleva, J., Williams, K., Jiang, J., Hassan Awadallah, A., Crook, A. C., Zitouni, I., & Anastasakos, T. (2016). Understanding User Satisfaction with Intelligent Assistants. In *Proceedings of the 2016 ACM on Conference on Human Information Interaction and Retrieval - CHIIR '16* (Vol. 1, pp. 121–130). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/2854946.2854961>

Klemm, M., & Liebold, R. (2017). Qualitative Interviews in der Organisationsforschung. In *Handbuch Empirische Organisationsforschung* (pp. 299–324). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-08493-6_13

Klumpp, M. (2018). Automation and artificial intelligence in business logistics systems: human reactions and collaboration requirements. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 21(3), 224–242. <https://doi.org/10.1080/13675567.2017.1384451>

Knote, R., Janson, A., Eigenbrod, L., & Söllner, M. (2018). The what and how of smart personal assistants: Principles and application domains for IS research. *MKWI 2018 - Multikonferenz Wirtschaftsinformatik, 2018-March*(March), 1083–1094.

Knote, R., Janson, A., Söllner, M., & Leimeister, J. M. (2019). Classifying Smart Personal Assistants: An Empirical Cluster Analysis. In *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences* (Vol. 6, pp. 2024–2033). <https://doi.org/10.24251/HICSS.2019.245>

Koch, S. (2011). *Einführung in das Management von Geschäftsprozessen*. *Einführung in das Management von Geschäftsprozessen*. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-01121-4>

Koo, H., Kim, S., & Nam, C. (2017). *Speaker Wars begins: Which applications will be the killer content for smart speaker?* (14th ITS Asia-Pacific Regional Conference, Kyoto 2017: Mapping ICT into Transformation for the Next Information Society). *14th International Telecommunications Society (ITS) Asia-Pacific Regional Conference: "Mapping ICT into Transformation for the Next Information Society."* International Telecommunications Society (ITS). Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/168505>

Kot, J. (2019). 17 examples of what Google Assistant can do for your business. Retrieved February 19, 2020, from <https://medium.com/@concisesoftware/17-examples-of-what-google-assistant-can-do-for-your-business-42187ec0c10f>

Kotzé, T. G., Anderson, O., & Summerfield, K. (2016). Technophobia: Gender differences in the adoption of high-technology consumer products. *South African Journal of Business Management*, *47*(1), 21–28. <https://doi.org/10.4102/sajbm.v47i1.49>

Kowalczyk, P. (2018). Consumer acceptance of smart speakers: a mixed methods approach. *Journal of Research in Interactive Marketing*, *12*(4), 418–431. <https://doi.org/10.1108/JRIM-01-2018-0022>

Kraal, B., Dugdale, A., & Collings, P. (2006). Scenarios for embracing errorful automatic speech recognition. In *Proceedings of the 20th conference of the computer-human interaction special interest group (CHISIG) of Australia on Computer-human interaction: design: activities, artefacts and environments - OZCHI '06* (Vol. 206, p. 341). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1228175.1228240>

Kranzusch, P., Icks, A., Levering, B., & Pasing, P. (2019). Herausforderungen für den Mittelstand - Update der Unternehmensicht 2019. *Institut Für Mittelstandsforschung (IfM) Bonn*, No. 279.

Kraus, S., Clauss, T., Breier, M., Gast, J., Zardini, A., & Tiberius, V. (2020). The economics of COVID-19: initial empirical evidence on how family firms in five European countries cope with the corona crisis. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, *26*(5), 1067–1092. <https://doi.org/10.1108/IJEBR-04-2020-0214>

Kreutzer, R. T., & Sirrenberg, M. (2019). *Künstliche Intelligenz verstehen. Künstliche Intelligenz verstehen*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-25561-9>

Kujala, V., & Halonen, R. (2020). Business Growth Using Open Source e-Commerce and ERP in Small Business. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 940, pp. 147–158). https://doi.org/10.1007/978-3-030-16657-1_14

Kunwar, S. (2018). Artificial Intelligence Pushing the Frontiers of Machine Intelligence. *Science Reporter*, (April), 14–20.

Kuß, A., Wildner, R., & Kreis, H. (2018). Explorative Untersuchungen mit qualitativen Methoden. In *Marktforschung* (pp. 49–62). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-20566-9_3

Lai, P. (2017). THE LITERATURE REVIEW OF TECHNOLOGY ADOPTION MODELS AND THEORIES FOR THE NOVELTY TECHNOLOGY. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 14(1), 21–38. <https://doi.org/10.4301/S1807-17752017000100002>

Lambeck, C., Fohrholz, C., Leyh, C., & Müller, R. (2014). Commonalities and contrasts: an Investigation of ERP Usability in a Comparative User Study. In *Proceedings of the 22nd European Conference on Information Systems (ECIS 2014)* (pp. 1–15). Tel Aviv. Retrieved from <http://aisel.aisnet.org/ecis2014/proceedings/track12/16>

Lambeck, C., Müller, R., Fohrholz, C., & Leyh, C. (2014). (Re-)Evaluating User Interface Aspects in ERP Systems -- An Empirical User Study. In *2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 396–405). Waikoloa: IEEE. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2014.57>

Lang, R. D., Benessere, L. E., & Halverson, H. (2018). Virtual Assistants in the Workplace: Real, Not Virtual Pitfalls and Privacy Concerns. *Journal of Internet Law*, 21(12), 18–21.

Laroque, C., Schumann, C.-A., & Tittmann, C. (2019). Potenziale erschließen durch Künstliche Intelligenz im Projektmanagement. *ProjektManagement Aktuell*, 3, 39–41.

Larson, D., & Chang, V. (2016). A review and future direction of agile, business intelligence, analytics and data science. *International Journal of Information Management*, 36(5), 700–710. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2016.04.013>

Learned-Miller, E. G. (2011). Introduction to Computer Vision & Robotics. *Department of Computer Science University of Massachusetts*, 2–8.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>

Lee, K., Jo, J., Kim, J., & Kang, Y. (2019). Can Chatbots Help Reduce the Workload of Administrative Officers? - Implementing and Deploying FAQ Chatbot Service in a University. In *Communications in Computer and Information Science* (Vol. 1032, pp. 348–354). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23522-2_45

Lennerholt, C., van Laere, J., & Söderström, E. (2018). Implementation Challenges of Self Service Business Intelligence: A Literature Review. In *Proceedings of the 51st Hawaii International Conference on System Sciences* (Vol. 9, pp. 5055–5063). <https://doi.org/10.24251/HICSS.2018.631>

Lenz, F. (2018). Digitalisierung und Beschäftigung: Ein Ende ohne Arbeit oder Arbeit ohne Ende? *Argumente Zu Marktwirtschaft Und Politik*, 141. Retrieved from <http://hdl.handle.net/10419/177820>

Leukert, B., Müller, J., & Noga, M. (2019). Das intelligente Unternehmen: Maschinelles Lernen mit SAP zielgerichtet einsetzen. In *Künstliche Intelligenz* (pp. 41–62). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-57568-0_3

Lewis, J. P. (1995). *Fundamentals of Project Management*.

Leyh, C., & Wendt, T. (2018). Enterprise Systems als Basis der Unternehmens-Digitalisierung. *HMD Praxis Der Wirtschaftsinformatik*, 55(1), 9–24. <https://doi.org/10.1365/s40702-017-0389-z>

Li, O., Liu, H., Chen, C., & Rudin, C. (2017). Deep Learning for Case-Based Reasoning through Prototypes: A Neural Network that Explains Its Predictions. *32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI 2018*, 3530–3537. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1710.04806>

Li, Y. (2017). Deep Reinforcement Learning: An Overview. Retrieved from [arxiv:1810.06339](http://arxiv.org/abs/1810.06339),

Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by RandomForest. *R News*, 2(3), 18–22.

Lichtblau, K., Schleiermacher, T., Goecke, H., & Schützdeller, P. (2018). Digitalisierung der KMU in Deutschland, 72.

Lieberman, M. D. (2000). Intuition: A social cognitive neuroscience approach. *Psychological Bulletin*, 126(1), 109–137. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.126.1.109>

Lin, Y., Nagai, Y., Chiang, T., & Chiang, H. (2020). Design and Develop Artifact for Integrating with ERP and ECS Based on Design Science. In *Proceedings of the 2020 The 3rd International Conference on Information Science and System* (pp. 218–223). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3388176.3388193>

Link, B. (2017). Software as a Service oder on premise? *Controlling & Management Review*, 61(5), 72–77. <https://doi.org/10.1007/s12176-017-0056-9>

Liu, D., Li, Y., & Thomas, M. A. (2017). A Roadmap for Natural Language Processing Research in Information Systems. In *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences (2017)* (pp. 1112–1121). <https://doi.org/10.24251/HICSS.2017.132>

Longoni, C., & Cian, L. (2020). When Do We Trust AI's Recommendations More Than People's? *Harvard Business Review*, (October).

Lopatovska, I., Rink, K., Knight, I., Raines, K., Cosenza, K., Williams, H., ... Martinez, A. (2019). Talk to me: Exploring user interactions with the Amazon Alexa. *Journal of Librarianship and Information Science*, 51(4), 984–997. <https://doi.org/10.1177/0961000618759414>

Lopez, M. M., & Kalita, J. (2017). Deep Learning applied to NLP. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1703.03091>

Lozano, L. M., García-Cueto, E., & Muñoz, J. (2008). Effect of the Number of Response Categories on the Reliability and Validity of Rating Scales. *Methodology*, 4(2), 73–79. <https://doi.org/10.1027/1614-2241.4.2.73>

Luger, E., & Sellen, A. (2016). "Like Having a Really Bad PA." In *Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 5286–5297). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/2858036.2858288>

Lundborg, M., & Märkel, C. (2019). Künstliche Intelligenz im Mittelstand.

MacCartney, B. (2014). Understanding natural language. Retrieved March 7, 2020, from <https://nlp.stanford.edu/~wcmac/papers/20140716-UNLU.pdf>

Madaan, N., Singh, G., Kumar, A., & Dasgupta, G. B. (2017). Neev: A cognitive support agent for content improvement in hardware tickets. In *2017 IFIP/IEEE Symposium on Integrated Network and Service Management (IM)* (pp. 239–246). IEEE. <https://doi.org/10.23919/INM.2017.7987285>

Maedche, A., Legner, C., Benlian, A., Berger, B., Gimpel, H., Hess, T., ... Söllner, M. (2019). AI-Based Digital Assistants: Opportunities, Threats, and Research Perspectives. *Business and Information Systems Engineering*, *61*(4), 535–544. <https://doi.org/10.1007/s12599-019-00600-8>

Magerhans, A. (2016). *Marktforschung. Marktforschung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-00891-8>

Mahata, D., Kuriakose, J., Shah, R. R., Zimmermann, R., & Talburt, J. R. (2018). Theme-weighted Ranking of Keywords from Text Documents using Phrase Embeddings. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1807.05962>

Mandal, A., Malhotra, N., Agarwal, S., Ray, A., & Sridhara, G. (2018). Cognitive System to Achieve Human-Level Accuracy in Automated Assignment of Helpdesk Email Tickets (Vol. 1, pp. 332–341). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-03596-9_23

Manikonda, L., Deotale, A., & Kambhampati, S. (2017). What's up with Privacy?: User Preferences and Privacy Concerns in Intelligent Personal Assistants. *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, 229–235. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/1711.07543>

March, S. T., & Storey, V. C. (2008). Design science in the information systems discipline: An introduction to the special issue on design science research. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, *32*(4), 725–730. <https://doi.org/10.2307/25148869>

Marcińczuk, M., Kocoń, J., & Janicki, M. (2013). Liner2 – A Customizable Framework for Proper Names Recognition for Polish. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 467, pp. 231–253). https://doi.org/10.1007/978-3-642-35647-6_17

Marešová, P., & Soběslav, V. (2017). Effective evaluation of cloud computing investment – application of cost benefit method analysis. *E+M Ekonomie a Management*, *20*(2), 134–145. <https://doi.org/10.15240/tul/001/2017-2-010>

Mari, A., Mandelli, A., & Algesheimer, R. (2020). *HCI in Business, Government and Organizations*. (F. F.-H. Nah & K. Siau, Eds.), *Proceedings of the 22nd International Conference on Human-Computer Interaction. HCI International 2020*. (Vol. 12204). Cham: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-50341-3>

Maria Arcari, A. (2018). Preventing crises and managing turnaround processes in SMEs The role of economic measurement tools. *MANAGEMENT CONTROL*, (3), 131–155. <https://doi.org/10.3280/MACO2018-003007>

Martinetz, G. (2020). Künstliche Intelligenz in Unternehmensabläufe integrieren. *Wirtschaftsinformatik & Management*, 12(2), 106–108. <https://doi.org/10.1365/s35764-020-00243-5>

Martinez, R. (2018). The Power of Artificial Intelligence. *Franchising World*, 92–94.

Marz, O., Baum, M., Schimitzek, P., & Kramer, E. (2019). Von der Praxis in die Realität. In *IT-Investitionen verstehen und bewerten* (pp. 81–111). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-59064-5_6

Matzler, K., Bailom, F., & Hutter, K. (2010). Die Rolle von Intuition in strategischen Entscheidungen. In *Change Leadership* (pp. 211–228). Wiesbaden: Gabler. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-8681-8_9

Mayo, R. C., & Leung, J. W. T. (2019). Impact of Artificial Intelligence on Women's Imaging: Cost-Benefit Analysis. *American Journal of Roentgenology*, 212(5), 1172–1173. <https://doi.org/10.2214/AJR.18.20419>

Mayring, P. (2015). *Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken* (12th ed.). Weinheim: Beltz.

Mayring, P. (2019). Qualitative Inhaltsanalyse - Abgrenzungen, Spielarten, Weiterentwicklungen. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 20(3), 1–15. <https://doi.org/10.17169/fqs-20.3.3343>

Mayring, P., & Fenzl, T. (2014). Qualitative Inhaltsanalyse. In *Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung* (pp. 543–556). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-531-18939-0_38

McCarthy, J., Minsky, M. L., Rochester, N., & Shannon, C. E. (2006). A proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence. *AI Magazine*, 27(4), 12–14. <https://doi.org/https://doi.org/10.1609/aimag.v27i4.1904>

McLean, G., & Osei-Frimpong, K. (2019). Hey Alexa ... examine the variables influencing the use of artificial intelligent in-home voice assistants. *Computers in Human Behavior*, 99(May), 28–37. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.05.009>

McPherson, S., Reese, C., & Wendler, M. C. (2018). Methodology Update. *Nursing Research*, 67(5), 404–410. <https://doi.org/10.1097/NNR.0000000000000297>

Mehler, F. (2019). Wirtschaftlichkeit von IT-Investitionen. In A. Mehler-Bicher, F. Mehler, N. Kuntze, S. Kunz, B. Ostheimer, L. Steiger, & H.-P. Weih (Eds.), *Wirtschaftsinformatik Klipp und Klar* (pp. 119–165). Wiesbaden: Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-3-658-26494-9_4

Menon, S., & Shah, S. (2020). Are SMEs Ready for Industry 4.0 Technologies: An Exploratory Study of I 4.0 Technological Impacts. In *2020 International Conference on Computation, Automation and Knowledge Management (ICCAKM)* (pp. 203–208). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCAKM46823.2020.9051550>

Mercer, R. L. (1983). Statistical Modeling for Automatic Speech Recognition. *AFIPS Conference Proceedings*, 52, 643.

Mergel, I., Edelman, N., & Haug, N. (2019). Defining digital transformation: Results from expert interviews. *Government Information Quarterly*, 36(4), 101385. <https://doi.org/10.1016/j.giq.2019.06.002>

Mertens, P., & Barbian, D. (2019). Erreicht Künstliche Intelligenz auch das Controlling? *Controlling & Management Review*, 63(4), 8–17. <https://doi.org/10.1007/s12176-019-0017-6>

Michalczyk, S., Nadj, M., Azarfar, D., Maedche, A., & Gröger, C. (2020). A STATE-OF-THE-ART OVERVIEW AND FUTURE RESEARCH AVENUES OF SELF-SERVICE BUSINESS INTELLIGENCE ANALYTICS. *Research Papers*. 46. Retrieved from https://aisel.aisnet.org/ecis2020_rp/46

Microsoft. (2019a). Microsoft SQL Server 2019 Licensing datasheet. Retrieved from https://download.microsoft.com/download/0/5/c/05c60185-ebdd-4472-895a-3d8e8da55682/SQL_Server_2019_Licensing_Datasheet.pdf

Microsoft. (2019b). *Microsoft SQL Server 2019 Licensing guide*. Retrieved from https://download.microsoft.com/download/6/6/0/66078040-86d8-4f6e-b0c5-e9919bbcb537/SQL_Server_2019_Licensing_guide.pdf

Microsoft. (2021). Lizenzierung von SQL Server. Retrieved January 15, 2021, from <https://www.microsoft.com/de-de/sql-server/sql-server-2019-pricing?SilentAuth=1#OneGDCWeb-ContentPlacementWithRichBlock-pp5ed24>

Microsoft Docs. (2019a). PREDICT (Transact-SQL). Retrieved June 28, 2020, from <https://docs.microsoft.com/de-de/sql/t-sql/queries/predict-transact-sql?view=sql-server-ver15>

Microsoft Docs. (2019b). RevoScaleR package. Retrieved June 28, 2020, from <https://docs.microsoft.com/en-us/machine-learning-server/reference/revoscaler/revoscaler>

Microsoft Docs. (2020). What is SQL Server Machine Learning Services (Python and R)? Retrieved June 28, 2020, from <https://docs.microsoft.com/de-de/sql/advanced-analytics/what-is-sql-server-machine-learning?view=sql-server-ver15>

Mieg, P. H. A., & Näf, M. (2005). *Experteninterviews* (2.). Institut für Mensch-Umwelt- Systeme (HES), ETH Zürich.

Mishra, N., & Silakari, S. (2012). Predictive Analytics : A Survey, Trends, Applications, Oppurtunities & Challenges. *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, 3(3), 4434–4438. Retrieved from <http://0-ieeeexplore.ieee.org.oasis.unisa.ac.za/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7426629>

Mittelstand - Digital. (2020). Künstliche intelligenz im Mittelstand - Potenziale und Anwendungsbeispiele.

Mohapatra, S. (2020). Human and computer interaction in information system design for managing business. *Information Systems and E-Business Management*, (0123456789). <https://doi.org/10.1007/s10257-020-00475-3>

Möhring, K., Naumann, E., Reifenscheid, M., Weiland, A., Blom, A. G., Wenz, A., ... Cornesse, C. (2020). Die Mannheimer Corona-Studie: Schwerpunktbericht zur Erwerbstätigkeit in Deutschland, 22. Retrieved from https://www.uni-mannheim.de/media/Einrichtungen/gip/Corona_Studie/2020-04-16_Schwerpunktbericht_Erwerbstaetigkeit.pdf

Mommsen, D., & Portmann, E. (2017). Gestaltungs- und praxisorientierte Promotionsarbeiten im Spannungsfeld zwischen Anwendung und Forschung. In *Wirtschaftsinformatik in Theorie und Praxis* (pp. 11–34). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-17613-6_2

Montag, C., Błaszkiwicz, K., Sariyska, R., Lachmann, B., Andone, I., Trendafilov, B., ... Markowetz, A. (2015). Smartphone usage in the 21st century: who is active on WhatsApp? *BMC Research Notes*, 8(1), 331. <https://doi.org/10.1186/s13104-015-1280-z>

Mucksch, H., & Behme, W. (2000). *Das Data Warehouse-Konzept Architektur - Datenmodelle - Anwendungen. Mit Erfahrungsberichten* (Fourth Edi). Wiesbaden: Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-3-322-89533-2>

Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine Learning: An Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87–106. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87>

Muller, P., Robin, N., Jessie, W., Schroder, J., Braun, H., Becker, L. S., ... Cooney, T. (2019). *Annual Report on European SMEs 2018/2019 - Research & Development and Innovation by SMEs*. <https://doi.org/10.2826/500457>

Müller, R. M., & Lenz, H.-J. (2013). *Business Intelligence*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-35560-8>

Murad, C., Munteanu, C., Clark, L., & Cowan, B. R. (2018). Design guidelines for hands-free speech interaction. In *Proceedings of the 20th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services Adjunct - MobileHCI '18* (pp. 269–276). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3236112.3236149>

Murad, C., Munteanu, C., Cowan, B. R., & Clark, L. (2019). Revolution or Evolution? Speech Interaction and HCI Design Guidelines. *IEEE Pervasive Computing*, 18(2), 33–45. <https://doi.org/10.1109/MPRV.2019.2906991>

Murphy, K., & Simon, S. (2002). Intangible benefits valuation in ERP projects. *Information Systems Journal*, 12, 301–320.

Mynhardt, H., Makarenko, I., & Plastun, A. (2017). Standardization of sustainability reporting: rationale for better investment decision-making. *Public and Municipal Finance*, 6(2), 7–15. [https://doi.org/10.21511/pmf.06\(2\).2017.01](https://doi.org/10.21511/pmf.06(2).2017.01)

Naidu, R., Bharti, S. K., Babu, K. S., & Mohapatra, R. K. (2018). Text summarization with automatic keyword extraction in telugu e-newspapers. *Smart Innovation, Systems and Technologies*, 77, 555–564. https://doi.org/10.1007/978-981-10-5544-7_54

Nawratil, U., & Schönhagen, P. (2008). Die qualitative Inhaltsanalyse: Rekonstruktion der Kommunikationswirklichkeit. *Qualitative Methoden in Der Kommunikationswissenschaft. Ein Lehr-Und Studienbuch, 1952*, 333–346.

Negash, S., & Gray, P. (2008). Business Intelligence. In *Handbook on Decision Support Systems 2* (pp. 175–193). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-48716-6_9

Niederberger, M., & Renn, O. (2018). *Das Gruppendelphi-Verfahren. Das Gruppendelphi-Verfahren*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-18755-2>

Niesen, T., Houy, C., & Fettke, P. (2019). Digitale Transformation von Prozessen in der Rechtsberatung: Anwendungsszenarien im Steuerbereich am Beispiel des ARGUMENTUM-Systems. *HMD Praxis Der Wirtschaftsinformatik*, 56(4), 766–779. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00544-3>

Nishimura, R., Yamamoto, D., Uchiya, T., & Takumi, I. (2018). Web-based environment for user generation of spoken dialog for virtual assistants. *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, 2018(1), 17. <https://doi.org/10.1186/s13636-018-0142-8>

Nobel, J. (2006). The core of IT. *CIO Insight*.

Norman, G. (2010). Likert scales, levels of measurement and the “laws” of statistics. *Advances in Health Sciences Education*, 15(5), 625–632. <https://doi.org/10.1007/s10459-010-9222-y>

Nowlis, S. M., Kahn, B. E., & Dhar, R. (2002). Coping with Ambivalence: The Effect of Removing a Neutral Option on Consumer Attitude and Preference Judgments. *Journal of Consumer Research*, 29(3), 319–334. <https://doi.org/10.1086/344431>

O’Neal, A. L. (2018). *Is Google Duplex Too Human ? Exploring User Perceptions of Opaque Conversational Agents*. Graduate School of The University of Texas at Austin.

Oeppen, R. S., Shaw, G., & Brennan, P. A. (2020). Human factors recognition at virtual meetings and video conferencing: how to get the best performance from yourself and others. *British Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, 2–5. <https://doi.org/10.1016/j.bjoms.2020.04.046>

Omar, K., & Gomez, J. M. (2016). A selection model of ERP system in mobile ERP design science research: Case study: Mobile ERP usability. In *2016 IEEE/ACS 13th International Conference of Computer Systems and Applications (AICCSA)* (pp. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/AICCSA.2016.7945791>

Österle, H., Becker, J., Frank, U., Hess, T., Karagiannis, D., Krcmar, H., ... Sinz, E. J. (2011). Memorandum on design-oriented information systems research. *European Journal of Information Systems*, *20*(1), 7–10. <https://doi.org/10.1057/ejis.2010.55>

Paluch, S. (2017). Smart Services – Analyse von strategischen und operativen Auswirkungen. In *Dienstleistungen 4.0* (pp. 161–182). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-17552-8_7

Peffer, K., Tuunanen, T., & Niehaves, B. (2018). Design science research genres: introduction to the special issue on exemplars and criteria for applicable design science research. *European Journal of Information Systems*, *27*(2), 129–139. <https://doi.org/10.1080/0960085X.2018.1458066>

Peng, C.-Y. J., Lee, K. L., & Ingersoll, G. M. (2002). An Introduction to Logistic Regression Analysis and Reporting. *The Journal of Educational Research*, *96*(1), 3–14. <https://doi.org/10.1080/00220670209598786>

Pfadenhauer, M. (2009). Das Experteninterview. *Qualitative Marktforschung*, 449–461. https://doi.org/10.1007/978-3-8349-9441-7_28

Pieptea, D. R., & Anderson, E. (1987). Price and Value of Decision Support Systems. *MIS Quarterly*, *11*(4), 515. <https://doi.org/10.2307/248981>

Ping, N. L., Hussin, A. R. bin C., & Ali, N. binti M. (2019). Constructs for Artificial Intelligence Customer Service in E-commerce. In *2019 6th International Conference on Research and Innovation in Information Systems (ICRIIS)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICRIIS48246.2019.9073486>

Popovič, A., Puklavec, B., & Oliveira, T. (2019). Justifying business intelligence systems adoption in SMEs. *Industrial Management & Data Systems*, *119*(1), 210–228. <https://doi.org/10.1108/IMDS-02-2018-0085>

Potančok, M. (2019). Role of Data and Intuition in Decision Making Processes. *Journal of Systems Integration*, *10*(3), 31–34. <https://doi.org/10.20470/jsi.v10i3.377>

Povey, D., Ghoshal, A., Goel, N., Hannemann, M., Qian, Y., Schwarz, P., ... Motl, P. (2011). The Kaldi Speech Recognition Toolkit. In *IEEE 2011 Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding*.

Preißler, P. R. (2020). *Controlling* (15th ed.). Vahlen.

Price, B., & Jaffe, D. (2008). *The best service is no service: How to liberate your customers from customer service, keep them happy, and control costs*. San Francisco.

Provost, F., & Fawcett, T. (2013). Data Science and its Relationship to Big Data and Data-Driven Decision Making. *Big Data*, 1(1), 51–59. <https://doi.org/10.1089/big.2013.1508>

Qu, S. Q., & Dumay, J. (2011). The qualitative research interview. *Qualitative Research in Accounting & Management*, 8(3), 238–264. <https://doi.org/10.1108/11766091111162070>

Rabionet, S. E. (2011). How I learned to design and conduct semi-structured interviews: An ongoing and continuous journey. *Qualitative Report*, 16(2), 563–566.

Reborn, D. (2019). Maschinen schaffen mehr Mehrwert als der Mensch, oder: Welche Auswirkungen künstliche Intelligenz auf unsere Arbeitsplätze haben wird. In *Digitalismus* (pp. 123–158). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-26131-3_3

Reim, J. (2019). Die Deckungsbeitragsrechnung als operative Erfolgsrechnung. In *Kosten- und Leistungsrechnung: Instrumente, Anwendung, Auswertung* (pp. 175–200). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-21779-2_6

Reinhold, A. (2015). Das Experteninterview als zentrale Methode der Wissensmodellierung in den Digital Humanities. *Information-Wissenschaft Und Praxis*, 66(5–6), 327–333. <https://doi.org/10.1515/iwp-2015-0057>

Reis, J., Amorim, M., Melão, N., & Matos, P. (2018). Digital Transformation: A Literature Review and Guidelines for Future Research. In *Advances in Intelligent Systems and Computing* (Vol. 745, pp. 411–421). https://doi.org/10.1007/978-3-319-77703-0_41

Ren, S., Patrick Hui, C., & Jason Choi, T. (2018). AI-Based Fashion Sales Forecasting Methods in Big Data Era (pp. 9–26). https://doi.org/10.1007/978-981-13-0080-6_2

Renner, K.-H., & Jacob, N.-C. (2020). Konzeption und Erstellung eines Interviewleitfadens (pp. 47–64). https://doi.org/10.1007/978-3-662-60441-0_4

Rieß, M. (2018). *Forschungsmethodik* (pp. 323–371). https://doi.org/10.1007/978-3-658-20644-4_8

Rode-Schubert, C., & Müller, P. (2020). Welche Fähigkeiten benötigt ein Unternehmen um Künstliche Intelligenz nachhaltig erfolgreich einzusetzen? In M. A. Pfannstiel & P. F.-J. Steinhoff (Eds.), *Transformationsvorhaben mit dem Enterprise Transformation Cycle meistern* (pp. 143–171). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-28494-7_8

Roe, B. P., Yang, H.-J., & Zhu, J. (2006). Boosted decision trees, a powerful event classifier. In *Statistical Problems in Particle Physics, Astrophysics and Cosmology* (pp. 139–142). PUBLISHED BY IMPERIAL COLLEGE PRESS AND DISTRIBUTED BY WORLD SCIENTIFIC PUBLISHING CO. https://doi.org/10.1142/9781860948985_0029

Roe, B. P., Yang, H.-J., Zhu, J., Liu, Y., Stancu, I., & McGregor, G. (2005). Boosted decision trees as an alternative to artificial neural networks for particle identification. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 543(2–3), 577–584. <https://doi.org/10.1016/j.nima.2004.12.018>

Rose, P. M. (2017). *Handbuch Marketing-Controlling*. (C. Zerres, Ed.), *Handbuch Marketing-Controlling*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-662-50406-2>

Rothstein, S. A., & Schulze-Cleven, T. (2020). Beyond Stability: Rethinking Germany's Political Economy. *German Politics*, 29(3), 289–296. <https://doi.org/10.1080/09644008.2020.1753702>

Rumana, A., Gillian, O., & Mahbubur, R. (2020). Understanding Potentials of Cloud ERP Adoption by Large Organisations: A Case Study. In *ACIS 2020 Proceedings*. 83. Retrieved from <https://aisel.aisnet.org/pacis2020/83>

Russack, T., & Buchkremer, R. (2017). Frühwarnradar für das Internet - Mit „künstlicher Intelligenz“ reputationsgefährdende Äußerungen aufspüren. *KU Gesundheitsmanagement*, 9, 17–19.

Russell, S., & Norvig, P. (2016). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. (S. R. and P. Norvig, Ed.) (Third Edit). Essex: Pearson Education Limited.

Rzepka, C. (2019). Examining the Use of Voice Assistants : A Value-Focused Thinking Approach. In *Proceedings of the 25th Americas Conference on Information Systems (AMCIS 2019), Cancún, Mexiko, August 15-17*. Cancún, Mexico.

Rzepka, C., & Berger, B. (2018). User Interaction with AI-enabled Systems: A Systematic Review of IS Research. In *Thirty Ninth International Conference on Information Systems*,. San Francisco.

Saad, U., Afzal, U., El-Issawi, A., & Eid, M. (2017). A model to measure QoE for virtual personal assistant. *Multimedia Tools and Applications*, 76(10), 12517–12537. <https://doi.org/10.1007/s11042-016-3650-5>

Salas, E., Rosen, M. A., & DiazGranados, D. (2010). Expertise-based intuition and decision making in organizations. *Journal of Management*, 36(4), 941–973. <https://doi.org/10.1177/0149206309350084>

Salloum, S. A., Al-Emran, M., Monem, A. A., & Shaalan, K. (2018). Using Text Mining Techniques for Extracting Information from Research Articles. In *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 740, pp. 373–397). https://doi.org/10.1007/978-3-319-67056-0_18

Samset, K., & Volden, G. H. (2016). Front-end definition of projects: Ten paradoxes and some reflections regarding project management and project governance. *International Journal of Project Management*, 34(2), 297–313. <https://doi.org/10.1016/j.ijproman.2015.01.014>

Samuel, A. L. (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*, 3(3), 210–229. <https://doi.org/10.1147/rd.33.0210>

Saran, C. (2018). Smart speakers: How to give apps a voice. *Computer Weekly*, 20-26 Febr, 17–20.

Sargut, D. K. (2019). Digitizing Small and Medium Sized Enterprises - The beauty and the beast in AI for German SME. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.126.1.78>

Sarikaya, R. (2017). The Technology Behind Personal Digital Assistants: An overview of the system architecture and key components. *IEEE Signal Processing Magazine*, 34(1), 67–81. <https://doi.org/10.1109/MSP.2016.2617341>

Saroja, P., & Yadav, S. (2013). Supply Chain Management: A Tool of Business Process Integration Supply Chain Management: A Tool of Business Process Integration. *International Multidisciplinary E-Journal*, II(IX), 32–55.

Saternus, Z. (2019). User preferences regarding smart assistant for private- and work-related availability. In *Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers - UbiComp/ISWC '19* (pp. 1133–1138). New York, New York, USA: ACM Press. <https://doi.org/10.1145/3341162.3350846>

Schacker, M., & Fuchs, A. (2018). Chatbots im Kundenservice: Ein Verfahren zur Kosten-Nutzen-Analyse. *Wirtschaftsinformatik & Management*, 10(6), 8–17. https://doi.org/10.1007/978-3-658-18890-0_13

Schäffer, U., & Weber, J. (2016). Die Digitalisierung wird das Controlling radikal verändern. *Controlling & Management Review*, 60(6), 6–17. <https://doi.org/10.1007/s12176-016-0093-9>

Schallmo, D., Williams, C. A., & Boardman, L. (2017). DIGITAL TRANSFORMATION OF BUSINESS MODELS — BEST PRACTICE, ENABLERS, AND ROADMAP. *International Journal of Innovation Management*, 21(08), 1740014. <https://doi.org/10.1142/S136391961740014X>

Schick, T., & Schütze, H. (2020). It's Not Just Size That Matters: Small Language Models Are Also Few-Shot Learners. Retrieved from <http://arxiv.org/abs/2009.07118>

Schmidt, J., Dunger, C., & Schulz, C. (2015). Was ist „ Grounded Theory “? <https://doi.org/10.1007/978-3-658-07664-1>

Schneider, F., & Weißenberger, B. E. (2017). Rechnet sich die Einführung von ERP-Systemen? *Controlling*, 29(5), 28–35. <https://doi.org/10.15358/0935-0381-2017-5-28>

Schölkopf, B., Platt, J. C., Shawe-Taylor, J., Smola, A. J., & Williamson, R. C. (2001). Estimating the Support of a High-Dimensional Distribution. *Neural Computation*, 13(7), 1443–1471. <https://doi.org/10.1162/089976601750264965>

Schöpfer, H., Lodemann, S., Dörries, F., & Kersten, W. (2018). Digitalisierung deutscher KMU im Branchenvergleich. *Industrie 4.0 Management*, 2018(2), 38–42. https://doi.org/10.30844/I40M18-2_38-42

Schreier, M. (2014). Varianten qualitativer Inhaltsanalyse: ein Wegweiser im Dickicht der Begrifflichkeiten. *Forum Qualitative Sozialforschung / Forum: Qualitative Social Research*, 15(1), 27. <https://doi.org/10.17169/fqs-15.1.2043>

Scuotto, V., Caputo, F., Villasalero, M., & Del Giudice, M. (2017). A multiple buyer – supplier relationship in the context of SMEs' digital supply chain management. *Production Planning & Control*, 28(16), 1378–1388. <https://doi.org/10.1080/09537287.2017.1375149>

Sebold, K., & Renner, G. (2019). Usability of Input Devices and Aids in the Field of Augmentative and Alternative Communication - An Experimental Study with People with and without Disabilities TT - Usability von Eingabehilfsmitteln und Ansteuerungsmöglichkeiten im Bereich der Unterstüt. *Die Rehabilitation*, 58(5), 321–330. Retrieved from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/30273949>

Selyukh, A. (2018). Optimized Prime: How AI And Anticipation Power Amazon's 1-Hour Deliveries. Retrieved April 19, 2020, from <https://www.npr.org/2018/11/21/660168325/optimized-prime-how-ai-and-anticipation-power-amazons-1-hour-deliveries?t=1587295416089>

Shafi, M., Molisch, A. F., Smith, P. J., Haustein, T., Zhu, P., De Silva, P., ... Wunder, G. (2017). 5G: A Tutorial Overview of Standards, Trials, Challenges, Deployment, and Practice. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 35(6), 1201–1221. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2017.2692307>

Shafiei, H., Khonsari, A., & Mousavi, P. (2019). Serverless Computing: A Survey of Opportunities, Challenges and Applications, 1–13. <https://doi.org/10.31224/osf.io/u8xth>

Shafique, M., Theodorides, T., Bouganis, C.-S., Hanif, M. A., Khalid, F., Hafiz, R., & Rehman, S. (2018). An overview of next-generation architectures for machine learning: Roadmap, opportunities and challenges in the IoT era. In *2018 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE)* (Vol. 7, pp. 827–832). IEEE. <https://doi.org/10.23919/DATE.2018.8342120>

Shahnaz, F., Berry, M. W., Pauca, V. P., & Plemmons, R. J. (2006). Document clustering using nonnegative matrix factorization. *Information Processing & Management*, 42(2), 373–386. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2004.11.005>

Shi, Z., & Wang, G. (2018). Integration of big-data ERP and business analytics (BA). *The Journal of High Technology Management Research*, 29(2), 141–150. <https://doi.org/10.1016/j.hitech.2018.09.004>

Shires, G., & Jägenstedt, P. (2018). Web Speech API. Retrieved from <https://w3c.github.io/speech-api/>

Shmueli, G., & Koppius, O. (2011). Predictive Analytics in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 35(3), 553. <https://doi.org/10.2307/23042796>

Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484–489. <https://doi.org/10.1038/nature16961>

Simon, H. A. (1996). The Sciences of the Artificial. *Technology and Culture*.

Singer, T. (2001). Information engineering: the search for business intelligence. *Plant Engineering*, 34–36.

Snyder, H. (2019). Literature review as a research methodology: An overview and guidelines. *Journal of Business Research*, 104(March), 333–339. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.07.039>

Sohan, S. M., Maurer, F., Anslow, C., & Robillard, M. P. (2017). A study of the effectiveness of usage examples in REST API documentation. In *2017 IEEE Symposium on Visual Languages and Human-Centric Computing (VL/HCC)* (Vol. 2017-October, pp. 53–61). IEEE. <https://doi.org/10.1109/VLHCC.2017.8103450>

Soto-Acosta, P., Popa, S., & Palacios-Marqués, D. (2015). E-BUSINESS, ORGANIZATIONAL INNOVATION AND FIRM PERFORMANCE IN MANUFACTURING SMES: AN EMPIRICAL STUDY IN SPAIN. *Technological and Economic Development of Economy*, 22(6), 885–904. <https://doi.org/10.3846/20294913.2015.1074126>

SPLENDID RESEARCH GmbH. (2017). DIGITALE SPRACHASSISTENTEN Eine repräsentative Umfrage unter 1.024 Deutschen zum Thema digitale Sprachassistenten.

SPLENDID RESEARCH GmbH. (2019). Digitale Sprachassistenten - Eine repräsentative Umfrage zum Thema digitale Sprachassistenten und Smartspeaker, (April), 42. Retrieved from <https://www.splendid-research.com/studie-digitale-sprachassistenten.html>

Spohrer, J., & Banavar, G. (2015). Cognition as a service: An industry perspective. *AI Magazine*, 36(4), 71–86. <https://doi.org/10.1609/aimag.v36i4.2618>

Steffen, A., & Doppler, S. (2019). *Einführung in die Qualitative Marktforschung*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. <https://doi.org/10.1007/978-3-658-25108-6>

Steinmetz, H. (2015). *Lineare Strukturgleichungsmodelle: Eine Einführung mit R*. Rainer Hampp Verlag.

Steurer, J. (2011). The Delphi method: an efficient procedure to generate knowledge. *Skeletal Radiology*, 40(8), 959–961. <https://doi.org/10.1007/s00256-011-1145-z>

Strobel, G., Paukstadt, U., Becker, J., & Eicker, S. (2019). Von smarten Produkten zu smarten Dienstleistungen und deren Auswirkung auf die Wertschöpfung. *HMD Praxis Der Wirtschaftsinformatik*, 56(3), 494–513. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00520-x>

Ströbel, T., Durchholz, C., & Maier, C. (2020). Die Dienstleistungsbranche im Wandel: Netzwerkorientierung und Digitalisierung in ausgewählten Dienstleistungsbranchen. In *Perspektiven des Dienstleistungsmanagements* (pp. 17–31). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-28672-9_2

Sturdy, G. (2012). *Customer Relationship Management using Business Intelligence*. Cambridge Scholars Publishing.

Sunarya, P. A., Marantika, G. I., & Faturahman, A. (2018). Management Strategy for Distributing Questionnaires and Interview Guidelines in the Research Data Collection Process. *Aptisi Transactions on Management (ATM)*, 2(2), 104–111. <https://doi.org/10.33050/atm.v2i1.802>

Suša Vugec, D., Bosilj Vukšić, V., Pejić Bach, M., Jaklič, J., & Indihar Štemberger, M. (2020). Business intelligence and organizational performance. *Business Process Management Journal*, 26(6), 1709–1730. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-08-2019-0342>

Syam, N., & Sharma, A. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, 69(November 2017), 135–146. <https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2017.12.019>

Szedlak, C., Poetters, P., & Leyendecker, B. (2020). Application of Artificial Intelligence In Small and Medium-Sized Enterprises. In *5th NA International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*. Detroit.

Tanner, J. F., Ahearne, M., Leigh, T. W., Mason, C. H., & Moncrief, W. C. (2005). CRM in sales-intensive organizations: A review and future directions? *Journal of Personal Selling and Sales Management*, 25(2), 169. <https://doi.org/10.1080/08853134.2005.10749057>

Tarafdar, M., Beath, C. M., & Ross, J. W. (2019). Using AI to Enhance Business Operations. In *MIT Sloan Management Review* (Vol. 60).

Thomas, J. R., Bharti, S. K., & Babu, K. S. (2016). Automatic Keyword Extraction for Text Summarization in e-Newspapers. In *Proceedings of the International Conference on Informatics and Analytics* (pp. 1–8). New York, NY, USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/2980258.2980442>

Todor, R. D. (2016). Marketing Automation. *Economic Sciences*, 9 (58)(2), 87–94.

Tredinnick, L. (2017). Artificial intelligence and professional roles, 34(1), 37–41. <https://doi.org/10.1177/0266382117692621>

Turing, A. M. (1950). COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *Mind*, LIX(236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>

Uebel, M., & Helmke, S. (2017). Der Vertriebstrichter zur Steuerung von Vertriebsprozessen. In *Effektives Customer Relationship Management* (pp. 37–51). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-06624-6_3

Ukpabi, D. C., Aslam, B., & Karjaluoto, H. (2019). Chatbot Adoption in Tourism Services: A Conceptual Exploration. In *Robots, Artificial Intelligence, and Service Automation in Travel, Tourism and Hospitality* (pp. 105–121). Emerald Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/978-1-78756-687-320191006>

Ulas, D. (2019). Digital Transformation Process and SMEs. *Procedia Computer Science*, 158, 662–671. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2019.09.101>

Ulrich, M., & Bachlechner, D. (2020). Wirtschaftliche Bewertung von KI in der Praxis – Status Quo, methodische Ansätze und Handlungsempfehlungen. *HMD Praxis Der Wirtschaftsinformatik*, 57(1), 46–59. <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00576-9>

Ulrich, P., Becker, W., Fibitz, A., Reitelshöfer, E., & Schuhknecht, F. (2018). Data Analytics Systems and SME type - A Design Science Approach. *Procedia Computer Science*, 126, 1162–1170. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.08.054>

Utgoff, P. E., Berkman, N. C., & Clouse, J. A. (1997). Decision Tree Induction Based on Efficient Tree Restructuring. *Machine Learning*, 29(1), 5–44. <https://doi.org/10.1023/a:1007413323501>

Vafeiadis, T., Diamantaras, K. I., Sarigiannidis, G., & Chatzisavvas, K. C. (2015). A comparison of machine learning techniques for customer churn prediction. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 55, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2015.03.003>

Valaei, N. (2017). Organizational structure, sense making activities and SMEs' competitiveness. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 47(1), 16–41. <https://doi.org/10.1108/VJIKMS-04-2016-0015>

Valentini-Botinhao, C., Wang, X., Takaki, S., & Yamagishi, J. (2016). Speech Enhancement for a Noise-Robust Text-to-Speech Synthesis System Using Deep Recurrent Neural Networks. In *Proceedings of the Annual Conference of the International Speech Communication Association, INTERSPEECH* (Vol. 08-12-Sept, pp. 352–356). <https://doi.org/10.21437/Interspeech.2016-159>

Vasuki, R., & Sujitha, T. C. (2019). Smart role of deep learning in Google Duplex through artificial intelligence. *International Journal of Research and Analytical Reviews*, 6(2), 24–27. Retrieved from www.ijrar.org

Venable, J. R. (2010). Design Science Research Post Hevner et al.: Criteria, Standards, Guidelines, and Expectations. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)* (Vol. 6105 LNCS, pp. 109–123). https://doi.org/10.1007/978-3-642-13335-0_8

Venkatesh, V., & Davis, F. D. (2000). Theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies. *Management Science*, 46(2), 186–204. <https://doi.org/10.1287/mnsc.46.2.186.11926>

Vlasov, V., Chebotareva, V., Rakhimov, M., & Kruglikov, S. (2017). AI User Support System for SAP ERP. *Journal of Physics: Conference Series*, 913(1), 012001. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/913/1/012001>

Vogel, D., & Funck, B. J. (2018). Immer nur die zweitbeste Lösung? Protokolle als Dokumentationsmethode für qualitative Interviews. *Forum Qualitative Sozialforschung*, 19(1). <https://doi.org/10.17169/fqs-19.1.2716>

vom Brocke, J., Hevner, A. R., & Maedche, A. (2020). Introduction to Design Science Research. In *Journal of Database Management* (Vol. 24, pp. 1–13). https://doi.org/10.1007/978-3-030-46781-4_1

Voss, J. D. (1979). Kosten-Nutzen-Überlegungen bei der Implementierung und Anpassung von „Standard-Software“ und EDV-Entwicklungen. In C. T. Ehlers (Ed.), *Informationsverarbeitung in der Medizin. Medizinische Informatik und Statistik* (pp. 300–310). Berlin, Heidelberg: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-81404-4_30

Waldherr, A., Wehden, L.-O., Stoltenberg, D., Pfetsch, B., Miltner, P., & Ostner, S. (2019). Induktive Kategorienbildung in der Inhaltsanalyse: Kombination automatischer und manueller Verfahren. *Forum: Qualitative Sozialforschung*, 20(1), 1–30. <https://doi.org/10.17169/fqs-20.1.3058>

Wang, S.-C. (2003). Artificial Neural Network. In *Interdisciplinary Computing in Java Programming* (Vol. 725, pp. 81–100). Boston, MA: Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-0377-4_5

Wangermann, T. (2020). KI in KMU. *Konrad Adenauer Stiftung: Analysen & Argumente*, 381.

Webster, C., & Ivanov, S. (2020). Robotics, Artificial Intelligence, and the Evolving Nature of Work. In *Digital Transformation in Business and Society* (pp. 127–143). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-08277-2_8

Wedekind, K. (2018). HTML5 Speech Recognition API. Retrieved December 8, 2018, from <https://codeburst.io/html5-speech-recognition-api-670846a50e92>

Weis, H. C., & Steinmetz, P. (2012). *Marktforschung* (8.). Kiehl.

Wiesche, M., Jurisch, M. C., Yetton, P. W., & Krcmar, H. (2017). Grounded Theory Methodology in Information Systems Research. *MIS Quarterly*, 41(3), 685–701. <https://doi.org/10.25300/MISQ/2017/41.3.02>

Wilde, T., & Hess, T. (2007). Forschungsmethoden der Wirtschaftsinformatik. *WIRTSCHAFTSINFORMATIK*, 49(4), 280–287. <https://doi.org/10.1007/s11576-007-0064-z>

Wilson, H. J., & Bataller, C. (2015). How People Will Use AI to Do Their Jobs Better. *Harvard Business Review*, 2–6. Retrieved from <https://hbr.org/2015/05/how-people-will-use-ai-to-do-their-jobs-better>

Wirth, R., & Hipp, J. (2000). CRISP-DM : Towards a Standard Process Model for Data Mining. Retrieved from <https://www.semanticscholar.org/paper/Crisp-dm%3A-towards-a-standard-process-modell-for-Wirth-Hipp/48b9293cfd4297f855867ca278f7069abc6a9c24>

Wirtz, B. W. (2013). *Electronic Business* (4. Aufl.). Wiesbaden: Springer Gabler.

Wirtz, B. W., & Müller, W. M. (2019). An integrated artificial intelligence framework for public management. *Public Management Review*, 21(7), 1076–1100. <https://doi.org/10.2308/jeta-10511>

Wolan, M. (2020). Künstliche Intelligenz verändert alles. In *Next Generation Digital Transformation* (pp. 25–50). Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden. https://doi.org/10.1007/978-3-658-24935-9_2

Wong, W., Veneziano, V., & Mahmud, I. (2016). Usability of Enterprise Resource Planning software systems: an evaluative analysis of the use of SAP in the textile industry in Bangladesh. *Information Development*, 32(4), 1027–1041. <https://doi.org/10.1177/0266666915585364>

Woodhill, J. (2012). Is design science a methodology, method, paradigm or approach. Retrieved from https://www.academia.edu/6572051/Is_design_science_a_methodology_method_paradigm_or_approach

Woody, B., Dean, D., Guhathakurta, D., Bansal, G., Conners, M., & Tok, W.-H. (2016). *Data Science with Microsoft SQL Server 2016*. Microsoft Press books.

World Economic Forum. (2018). *The Future of Jobs Report*. *Economic Development Quarterly*. Retrieved from http://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2018.pdf%0A20

Wu, J.-Y. (2010). Computational Intelligence-Based Intelligent Business Intelligence System: Concept and Framework. In *2010 Second International Conference on Computer and Network Technology* (pp. 334–338). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCNT.2010.23>

Xiong, W., Wu, L., Alleva, F., Droppo, J., Huang, X., & Stolcke, A. (2018). The Microsoft 2017 Conversational Speech Recognition System. In *2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)* (pp. 5934–5938). IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8461870>

Xu, H. (2017). What SMEs need to focus on in order to obtain benefits of ERP systems? *Proceedings of the Twelfth Midwest Association for Information Systems Conference*, 29. Retrieved from <http://aisel.aisnet.org/mwais2017/29>

Xu, J., & He, R. (2018). Expert recommendation for trouble ticket routing. *Data & Knowledge Engineering*, 116(June), 205–218. <https://doi.org/10.1016/j.datak.2018.06.004>

Xu, J., Zhang, H., Zhou, W., He, R., & Li, T. (2018). Signature based trouble ticket classification. *Future Generation Computer Systems*, 78, 41–58. <https://doi.org/10.1016/j.future.2017.07.054>

Yang, H., & Lee, H. (2019). Understanding user behavior of virtual personal assistant devices. *Information Systems and E-Business Management*, 17(1), 65–87. <https://doi.org/10.1007/s10257-018-0375-1>

Yaseen, Z. M., Ali, Z. H., Salih, S. Q., & Al-Ansari, N. (2020). Prediction of risk delay in construction projects using a hybrid artificial intelligence model. *Sustainability (Switzerland)*, 12(4), 1–14. <https://doi.org/10.3390/su12041514>

Zafari, F., & Teutenberg, F. (2017). Länder- und kulturspezifische Herausforderungen bei der Auswahl und Einführung von ERP-Systemen. *Informatik 2017*, 307–318. https://doi.org/10.18420/in2017_60

Zen, H., Tokuda, K., & Black, A. W. (2009). Statistical parametric speech synthesis. *Speech Communication*, 51(11), 1039–1064. <https://doi.org/10.1016/j.specom.2009.04.004>

Zeroual, I., & Lakhouaja, A. (2018). Data science in light of natural language processing: An overview. *Procedia Computer Science*, 127, 82–91. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.01.101>

Zhong, R. Y., Newman, S. T., Huang, G. Q., & Lan, S. (2016). Big Data for supply chain management in the service and manufacturing sectors: Challenges, opportunities, and future perspectives. *Computers & Industrial Engineering*, 101, 572–591. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.07.013>

Zhou, Z. (2016). A Framework for Virtual Assistants: An exploratory study. *International Journal of Social Science and Business*, 1(4), 49–56. Retrieved from www.ijssb.com

Zuev, D., Kalistratov, A., & Zuev, A. (2018). Machine Learning in IT Service Management. *Procedia Computer Science*, 145, 675–679. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.063>

Zunic, E., Delalic, S., Hodzic, K., Besirevic, A., & Hindija, H. (2018). Smart Warehouse Management System Concept with Implementation. In *2018 14th Symposium on Neural Networks and Applications (NEUREL)* (pp. 1–5). IEEE. <https://doi.org/10.1109/NEUREL.2018.8587004>

APPENDIX

QUESTIONNAIRE ARTIFACT EVALUATION	L
QUESTIONNAIRE EXPERT INTERVIEW EVALUATION & CBA-DATA	LXII
EXPERT INTERVIEW PROTOCOLS	CX
Interview guideline	CX
Interview 1.....	CXXII
Interview 2.....	CXLIV
Interview 3.....	CLXV
Interview 4.....	CLXXXV
Interview 5.....	CCV
Interview 6.....	CCXXV
Interview 7.....	CCXLIV
Interview 8.....	CCLXIV
Interview 9.....	CCLXXXIII
Interview 10.....	CCCII

QUESTIONNAIRE ARTIFACT EVALUATION

The survey was conducted bilingually in German and English, the German questionnaire corresponds to the English version, the English version is presented in the appendix. First, a detailed description was displayed to enable the participants to try out the functions directly within the prototype. In addition, a video was provided in which the exact functionality could be understood.

Thank you for participating in the Smart Assistant feature survey.

The survey is part of a research project to explore the impact of technological possibilities with a focus on artificial intelligence on business processes in order to derive what changes are expected and which factors are relevant for the acceptance of the changes.

For this purpose, a prototype (artefact) was implemented within the framework of a design science approach, on the basis of which the evaluation is carried out. The implementation took place in the ERP system Vemas.NextGen.

To evaluate the prototype you have two possibilities, which can be combined:

1. under the following link a video is available with english subtitles, in which the functionality is presented:

<https://www.youtube.com/watch?v=2zV9SCyseAA>

2. under the following link the prototype is directly accessible and you can gain experience in the operation yourself:

Important: For technical reasons, speech recognition only works under Google Chrome!

<https://preview.msconsulting.de/Vemas.NextGen>

User: Demo

Password: demo

Please carry out the registration with the above mentioned user data. You can start the wizard by clicking on the microphone button in the upper right corner of the application (you may need to allow the application access to your microphone, a message to that effect will be displayed by the Google Chrome browser).

Please wait with your voice input until the wave animation starts, then the wizard will be receptive and accept your voice commands.

The following voice commands are supported:

Summary function

"Give me my current summary" -> Reads the last 3 recorded notes

Explanatory functions:

"What is the current situation of the company" -> Determines data on revenues and costs in real time and displays them graphically, in addition the most important indicators are evaluated and data points are highlighted via tooltip.

"Open items" -> Determines the currently due invoices and identifies the top debtors

Acquisition function:

"New acquisition at [COMPANYNAME]" -> Searches for an address using the customer's name, e.g. FOM Düsseldorf and opens the acquisition mask, the entry can be made by voice via the button with the microphone

Note on data protection:

The evaluation of the survey is anonymous, but you are welcome to leave your e-mail address if you are interested in the results of the survey. The recorded voice commands are only processed by the browser chrome and only the recognized words are transferred to the application.

The questions 1 - 10 are used to determine meta-information about the participant.

1. Gender *

- Male
- Female
- Prefer not to say

2. Age *

- 18-25
- 26-35
- 36-45
- 46-55
- 56-65
- >66

3. Management *

Do you have personnel management responsibility for at least one employee?

- Yes
- No

4. Industry of the company in which you work *

- Automotive Industry
- Building trade & construction industry
- Beauty, cosmetics and hairdressing
- Education, Upbringing & Training
- Biotechnology & Chemical Engineering
- Service industry (finance & insurance)
- Service industry (other)
- Energy supply & energy industry
- Health sector
- Trading
- hotel and catering industry
- Real estate, property and housing
- IT-Branch
- Arts, entertainment and recreation
- Agriculture, forestry and fisheries
- Food industry
- Logistics, warehousing & transport
- aerospace
- Medical Technology
- Mining Industry & Mining
- Public administration
- Pharmaceutical industry
- Shipbuilding and marine technology
- Toy industry
- Telecommunications industry
- Textile and clothing industry
- Water, Sewage & Disposal
- Sonstiges

5. Size of the company (number of employees) for which you work *

- 1-10
- 11-25
- 26-50
- 51-100
- 101-250
- 251-500
- 501-1000
- > 1000

6. Country of your company's headquarters *

- Germany
- Austria
- Switzerland
- England
- Other EU-Countries
- USA
- Sonstiges

7. Field in which you work *

- Backoffice
- Sales department
- Development
- Customer service/ Hotline / Support
- Consulting
- Financial Accounting
- Production
- Research / Teaching
- Personnel
- IT
- Controlling
- Management
- Sonstiges

8. Your Position *

- temporary help
- clerk / employee
- Executive employee / team leader
- Head of department
- Management
- Sonstiges

9. Percentage of repetitive activities in your daily work (recurring activities: e.g. merging Excel tables, preparing evaluations or answering relatively similar queries) *

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

10. Experience with language assistants (Alexa, Google Assistant, Siri, etc.) in the private sector *

- Yes
- No

Questions 11 + 12 serve to classify the participants with regard to the experience level in the area of ERP systems. In addition, the participants are asked which ERP system they use.

11. Experience with ERP systems *

- User
- User with advanced knowledge
- Key-User (expert for process areas)
- Administrator (expert for configuration)
- Key-User und Administrator
- No Experience

12. Used ERP system *

- SAP
- Oracle
- Microsoft
- SAGE
- [Vemas.NET](#)
- Scopevisio
- weclapp
- Vertec
- Conactiv
- Datev
- No ERP system in use
-

Question 13 asks about attitudes towards technology, early adopter behaviour and assessments of changes in current work processes.

13. General questions *

Please assess yourself on the topics listed below

	True	Partially true	Rather not true	False
I am open to new technologies	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
I like to try out new functions, even if they are still in a beta stage	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
My current tasks will change in the future due to new technologies	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

In order to give the participants of the survey as many opportunities as possible to leave feedback, a comment can be left for each question section.

14. Comments on general questions

Question 15 asks how the experience with the prototype was made in order to better assess the validity of the answers.

15. How did you make the experience with the language assistant in Vemas.NextGen? *

- I just watched the video
- I called the wizard from the application and tried
- I watched the video and tried the wizard
- I haven't watched the video or tried the assistant

The participants were then asked to rate the individual functional areas. In the first part, the summary function was considered, and the usefulness of the current function and possible new features was asked about using a Likert scale. Finally, a comment could be left in a free text field.

16. Summary function *

Please rate summary function (Briefing) under Vemas.NextGen

	True	Partially true	Rather not true	False
The daily summary of the processes informs me specifically for my tasks	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
The language wizard should compress the notes of the users again and output only keywords	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
It should be possible to output more information, such as the number of open and completed hotline tickets, number of documents created	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

17. Comments on the summary function

Next, the explanation function could be evaluated, also with the possibility of leaving feedback in the form of free text in addition to the 4-point Likert scale.

18. Explanation function for overviews *

Please rate the explanation function under Vemas.NextGen

	True	Partially True	Rather not true	False
The combination of language interaction in graphical and tabular overviews promotes the understanding of the displayed content	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
The pre-evaluation of the key figures via voice output influences my own decision making	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
The graphical and tabular views are sufficient for me, I do not need any linguistic preparation	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

19. Notes on the explanatory function for overviews

Ihre Antwort eingeben

The last of the three functions to be evaluated was the recording function. Here, too, it is possible to leave feedback in the form of free text in addition to the 4-point Likert scale.

20. Entry function *

Please rate the function for entering notes / acquisitions

	True	Partially True	Rather not true	False
Calling up the mask via voice command enables faster acquisition	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
The possibility to enter the textual content via speech simplifies the input	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Speech recording in all masks with input fields for longer texts is helpful	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

21. Comments on the recording function

Ihre Antwort eingeben

Finally, further functions that had not yet been implemented could be evaluated and, in addition, new functions could be suggested in a free text field. Finally, an overall comment could be left.

22. Other functions *

Please rate the ideas for further functions of the V-IP-A at Vemas.NextGen

	True	Partially True	Rather not True	False
The recording of working hours via voice input would make my work easier	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Voice commands can completely replace navigation via keyboard, mouse or touch screen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Forecasts and predictions e.g. of expected sales figures (predictive analytics) can be better understood through the combination of graphical representation and speech interaction	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
A search function to open customers, prospects or contacts directly by voice speeds up the process of finding information	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

23. Ideas and wishes for further functions

Please describe here what other ideas or wishes you have for the further development of the language assistant.

Ihre Antwort eingeben

24. General comments

Ihre Antwort eingeben

QUESTIONNAIRE EXPERT INTERVIEW EVALUATION & CBA-DATA

To validate the results of the expert interviews and to determine the data basis for the cost-benefit analysis, a survey is conducted among the experts who also participated in the interview. The survey was conducted in German. A corresponding translation of the questions is provided below the figures.

Evaluierung des Einsatzes von künstlicher Intelligenz in Geschäftsprozessen von KMUs

Vielen Dank für Ihre Teilnahme an der Umfrage.

In der nachfolgenden Umfrage werden die Ergebnisse der qualitativen Auswertung auf Basis von Experteninterviews mit 10 Experten aus dem Zeitraum August 2020 - September 2020 evaluiert.

Anhand der in den Experteninterviews besprochenen Use-Cases wurden insgesamt 25 verschiedene Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential von KI in Unternehmensprozessen identifiziert und den einzelnen Prozessen zugeordnet.

Diese ermittelten Einflussfaktoren werden mit Hilfe der Umfrage validiert und in eine Reihenfolge hinsichtlich ihrer Bedeutung gebracht werden.

Zudem werden Daten für eine Kosten- und Nutzenanalyse gesammelt, um das Potential der Use-Cases vollständig bewerten zu können.

Im Nachfolgenden werden je Bereich die Use-Cases kurz vorgestellt und dann die einzelnen Fragen im Kontext des Use-Case gestellt.

Die Beantwortung der Fragen dauert ca. 20-30 Minuten.

“Evaluation of the use of artificial intelligence in business processes of SMEs

Thank you for your participation in the survey.

The following survey evaluates the results of the qualitative analysis based on expert interviews with 10 experts from the period August 2020 – September 2020.

Based on the use cases discussed in the expert interviews, a total of 25 different influencing factors on the application potential of AI in business processes were identified and assigned to the individual processes.

These identified influencing factors will be validated with the help of the survey and ranked in terms of their importance.

In addition, data will be collected for a cost and benefit analysis in order to be able to fully evaluate the potential of the use cases.

In the following, the use cases are briefly presented for each area and then the individual questions are asked in the context of the use case.

Answering the questions takes about 20-30 minutes.”

The survey is divided into sections, the first section “Sales & Marketing” starts with meta-information about the company and a self-assessment by the experts.

Bereich: Vertrieb und Marketing

Im nachfolgenden Abschnitt werden Fragen zu den 3 Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing gestellt.

1. Anzahl Mitarbeiter im Bereich Vertrieb *

Der Wert muss eine Zahl sein.

2. Bitte schätzen Sie Ihren Wissensstand in Prozessen im Bereich Vertrieb & Marketing ein *

- Keine Expertise
- Expertise in firmeninternen Prozessen des eigenen Unternehmens
- Expertise in Prozessberatung
- Expertise in Prozessberatung und eigenen Prozessen

“Area: Sales and Marketing

In the following section, questions are asked about the 3 use cases from the area of sales & marketing.

1. number of employees in the area of sales

2. please estimate your level of knowledge in processes in the area of sales & marketing

- No expertise
- Expertise in internal processes of your own company
- Expertise in process consulting

- Expertise in process consulting and own processes”

After the general information on the structure of distribution, the individual use cases are dealt with. First, a description of the use case is given; the experts already know these use cases from the interview and are therefore already familiar with the subject matter.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Mittels Machine Learning können potentielle Kunden in eine Rangfolge gebracht werden, in dem externe Datenquellen zur Anreicherung der Informationslage verwendet werden und mit Hilfe von Daten über die Bestandskunden Ähnlichkeiten ermittelt werden. Daraus ermittelt das System eine Abschlusswahrscheinlichkeit und priorisiert die Abarbeitungsreihenfolge für den Vertrieb vor.

3. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Volumen - Anzahl Leads pro Monat

Generalisierbarkeit der Datenbasis

Anreicherung der Bestandsdaten mit externen Quellen

Komplexität des Bewertungsprozesses (je größer umso besser die Unterstützung)

4. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

“2.4.1.1 Use Case: Lead Management

An important aspect in the area of sales & marketing is lead management, in particular the rapid identification of potential customers who can be quickly brought to a conclusion.

Using machine learning, potential customers can be ranked by using external data sources to enrich the information and by determining similarities with the help of data on existing customers. From this, the system determines a probability of closing and prioritises the processing sequence for sales.

The following factors influencing the application potential were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section you can enter further influencing factors and make comments.

- Volume - number of leads per month
- Generalisability of the database
- Enrichment of the inventory data with external sources
- Complexity of the evaluation process (the greater the better the support)

4. additional influencing factors and further comments

Here you can enter additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments.”

5. Aufwand für die Lead-Qualifikation *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die Priorisierung eines Leads benötigt wird. Darunter zählen alle Maßnahmen zur Informationsgewinnung über den potentiellen Kunden, als auch die Bewertung der Abschlusswahrscheinlichkeit.

< 1 Minute

1 - 30 Minuten

31 - 60 Minuten

1 - 4 Stunden

4 - 8 Stunden

> 8 Stunden

Keine Angabe

Sonstiges

6. Durchschnittliche Kosten Lead-Qualifikation *

Bitte schätzen Sie die durchschnittlichen Kosten für die Qualifizierung eines Leads ab

< 1 €

1- 50 €

51 - 250 €

251 - 500 €

501 - 1.000 €

> 1.000 €

Keine Angaben

Sonstiges

7. Anzahl Leads pro Monat *

Geben Sie bitte die Anzahl von Neuanfragen pro Monat im Jahresdurchschnitt an

Der Wert muss eine Zahl sein.

“5. effort for lead qualification

Please select the average effort required to prioritise a lead. This includes all measures to gather information about the potential customer, as well as the evaluation of the probability of closing.

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- > 8 hours
- Not specified
- Other

6. average costs lead qualification

Please estimate the average cost of qualifying a lead

- < 1 €
- 1- 50 €
- 51 - 250 €
- 251 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- > 1.000 €
- Not specified
- Other

7. number of leads per month

Please indicate the number of new enquiries per month as an annual average”

9. Kosten-Einsparungspotential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Prozentwert ab, wieviel durch die Implementierung dieses Use-Cases in diesem Prozess eingespart werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

10. Qualitätssteigerungs-Potential Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Implementierung dieses Use-Case gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

11. Prozessgeschwindigkeitsteigerungs-Potential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ab, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Implementierung des Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

12. Einschätzung des Prozesses zur Lead-Qualifikation außerhalb des eigenen Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

13. Anmerkungen zum Use-Case

Hier können Sie weitere Anmerkungen und Ergänzungen vornehmen, sowie eine Kommentierung hinterlegen.

Ihre Antwort eingeben

“9. cost-saving potential through use case

Please estimate a percentage value of how much can be saved by implementing this use case in this process.

10. quality improvement potential of the use case

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by implementing this use case.

11. Process speed increase potential through use case

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by implementing the use case.

12. estimate the process for lead qualification outside your own company

If you have expertise in the context of other companies, please assess the optimisation potential based on your general experience

Optimisation potential through AI

- very high
- high
- medium
- low
- very low

13. comments on the use case

Here you can make further comments and additions, as well as leave a comment.

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen, Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

14. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Generalisierbarkeit der Datenbasis

Anreicherung der Bestandsdaten mit externen Quellen

Volumen - Anzahl Forecast-Elemente

Validität der Daten

Mustererkennung

15. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

“2.4.1.2 Use Case: Forecasting

Forecasting demand can quickly become very difficult due to seasonal influences, product life cycles or complex trends. Machine learning can be used to forecast short- and medium-term business development based on historical sales figures, product characteristics in combination with publicly available data such as economic growth.

14. The following factors influencing the deployment potential were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section you can enter further influencing factors and make comments.

- Generalisability of the database
- Enrichment of the stock data with external sources
- Volume - number of forecast elements
- Validity of the data
- Pattern recognition

15. Additional influencing factors and further comments

Here you can enter additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments."

16. Aufwand für das Forecasting *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die Pflege des Forecasts pro Monat im Durchschnitt je Vertriebsmitarbeiter aufgebracht wird.

- < 1 Minute
- 1 - 30 Minuten
- 31 - 60 Minuten
- 1 - 4 Stunden
- 4 - 8 Stunden
- 8 -16 Stunden
- > 16 Stunden
- Keine Angabe
- Sonstiges

17. Durchschnittliche Kosten Forecast-Pflege *

Bitte schätzen Sie die durchschnittlichen Kosten für die monatliche Pflege des Forecasts pro Vertriebsmitarbeiter an

- < 1 €
- 1- 50 €
- 51 - 250 €
- 251 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- > 2.000 €
- Keine Angaben
- Sonstiges

"16. effort for forecasting

Please select the average effort spent on maintaining the forecast per month per sales employee.

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- 8 -16 hours
- > 16 hours
- Not specified
- Other

17. average costs forecast care

Please estimate the average cost of maintaining the forecast per month per sales employee at

- < 1 €
- 1- 50 €
- 51 - 250 €
- 251 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- > 2.000 €
- Not specified
- Other"

18. Anzahl Forecast-Meetings pro Monat *

Geben Sie bitte die Anzahl Meetings an, in dem sich mit dem Forecast befasst wird pro Monat im Jahresdurchschnitt an

Der Wert muss eine Zahl sein.

19. Einschätzung des aktuellen Forecast-Prozesses in Ihrem Unternehmen *

Bitte bewerten Sie den Prozess des Forecastings unter den aufgeführten Aspekten

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig
Qualität	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Zeitaufwand	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Integration in den vertrieblichen Gesamtprozess	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gesamtkosten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

20. Kosten-Einsparungspotential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Prozentwert ab, wieviel durch die Implementierung des Use-Case in diesem Prozess eingespart werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

21. Qualitätssteigerung-Potential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Implementierung des Use-Case gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

18. number of forecast meetings per month

Please indicate the number of meetings dealing with the forecast per month on an annual average.

19. assessment of the current forecasting process in your company

Please assess the forecasting process from the following points of view

Quality

Time required

Integration into the overall sales process

Total costs

Optimisation potential through AI

- very high
- high
- medium
- low
- very low

20. cost-saving potential through use case

Please estimate a percentage value of how much can be saved by implementing the use case in this process.

21. quality improvement potential through use case

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by implementing the use case."

22. Prozessgeschwindigkeitssteigerungs-Potential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Implementierung des Use-Case gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

23. Einschätzung des Forecast-Prozesses außerhalb Ihres Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

24. Anmerkungen zum Use-Case

Hier können Sie weitere Anmerkungen und Ergänzungen vornehmen, sowie eine Kommentierung hinterlegen.

Ihre Antwort eingeben

“22. process speed increase potential through use case

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by implementing the use case.

23. estimate the forecast process outside your company

If you have expertise in the context of other companies, please assess the optimisation potential based on your general experience

Optimisation potential through AI

- very high
- high
- medium
- low
- very low

24. comments on the use case

Here you can make further comments and additions, as well as leave a comment.”

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden.

25. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Einsatzgebiet (Mobil / Home-Office / Büro)

Dynamische Interaktion

Zuverlässigkeit der Spracherkennung

Wahrnehmungsmöglichkeiten

Eingabemöglichkeiten

26. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

“2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

The retrieval and collection of data is sometimes very time-consuming. In particular, taking notes on a sales call or after a customer or prospect visit is usually not the favourite activity of sales staff. Especially when one is on the road in the car, however, this task can be done virtually on the way to the next appointment or home by using a voice assistant. Information retrieval, e.g. in preparation for a meeting to which one is on the way, can also be used effectively through voice-controlled retrieval of the current forecast or the latest notes.

25. The following factors influencing the potential for use were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section you can enter further influencing factors and make comments.

- Area of use (mobile / home office / office)
- Dynamic interaction
- Reliability of speech recognition
- Perception possibilities
- Input possibilities

26. Additional influencing factors and further comments

Here you can enter additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments.”

27. Aufwand für Informationsabfrage und Eingabe *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die Informationsabfrage und Eingabe pro Monat im Durchschnitt je Vertriebsmitarbeiter aufgebracht wird.

- < 1 Minute
- 1 - 30 Minuten
- 31 - 60 Minuten
- 1 - 4 Stunden
- 4 - 8 Stunden
- 8 -16 Stunden
- > 16 Stunden
- Keine Angabe
-

28. Durchschnittliche Kosten Informationseingabe und Abfrage *

Bitte schätzen Sie die durchschnittlichen Kosten für die Informationseingabe und Abfrage pro Vertriebsmitarbeiter und Monat an

- < 1 €
- 1- 50 €
- 51 - 250 €
- 251 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- > 2.000 €
- Keine Angaben
-

27. effort for information retrieval and input

Please select the average effort spent on information retrieval and input per month per sales employee.

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- 8 -16 hours
- > 16 hours
- Not specified
- Other

28. Average cost of information input and retrieval

Please estimate the average cost of information input and retrieval per sales-person per month at

- < 1 €
- 1- 50 €
- 51 - 250 €
- 251 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- > 2.000 €
- No data
- Other"

29. Anzahl vertrieblicher Notizen *

Geben Sie bitte die Anzahl der vertrieblichen Notizen pro Monat im Jahresdurchschnitt an

Der Wert muss eine Zahl sein.

30. Einschätzung der Informationseingabe und Abfrage in Ihrem Unternehmen *

Bitte bewerten Sie den Prozess der Informationseingabe und Abfrage unter den aufgeführten Aspekten

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig
Qualität / Vollständigkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Zeitaufwand	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Integration in den Gesamtprozess	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gesamtkosten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

31. Kosteneinsparungspotential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Prozentwert ab, wieviel durch die Implementierung des Use-Case in diesem Prozess eingespart werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

32. Qualitätssteigerungs-Potential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Implementierung des Use-Case gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

“29. number of distributive notes

Please indicate the number of sales-related notes per month as an annual average

30. assessment of information input and retrieval in your company

Quality / Completeness

Time spent

Integration into the overall process

Total costs

Optimisation potential through AI

- Very high
- High
- medium
- low
- very low

31. cost saving potential through use case

Please estimate a percentage value of how much can be saved by implementing the use case in this process.

32. quality improvement potential through use case

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by implementing the use case.”

33. Prozessgeschwindigkeitsteigerungs-Potential durch Use-Case *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Implementierung des Use-Case gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

34. Einschätzung der Informationseingabe und Abfrage außerhalb Ihres Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

35. Anmerkungen zum Use-Case

Hier können Sie weitere Anmerkungen und Ergänzungen vornehmen, sowie eine Kommentierung hinterlegen.

Ihre Antwort eingeben

“33. process speed increase potential through use case

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by implementing the use case.

34. estimate the information input and query outside your company

If you have expertise in the context of other companies, please assess the optimisation potential based on your general experience

Optimisation potential through AI

- Very high
- high
- medium
- low
- very low
- no answer

35. comments on the use case

Here you can make further comments and additions, as well as leave a comment.”

Bereich: Projektmanagement

Im nachfolgenden Abschnitt werden Fragen zu den 2 Use-Cases aus dem Bereich Projektmanagement gestellt.

36. Anzahl Mitarbeiter im Bereich Projektmanagement *

Der Wert muss eine Zahl sein.

37. Anzahl parallel laufender Projekte pro Monat *

Geben Sie bitte die Anzahl der parallel laufenden Projekten pro Monat im Jahresdurchschnitt an

Der Wert muss eine Zahl sein.

38. Bitte schätzen Sie Ihren Wissensstand in Prozessen im Bereich Projektmanagement ein *

- Keine Expertise
- Expertise in firmeninternen Prozessen des eigenen Unternehmens
- Expertise in Prozessberatung
- Expertise in Prozessberatung und eigenen Prozessen

“Area: Project Management

In the following section, questions are asked about the 2 use cases from the area of project management.

36. number of employees in the area of project management

37. number of projects running in parallel per month

Please indicate the number of projects running in parallel per month as an annual average.

38. please estimate your level of knowledge in processes in the area of project management

- No expertise
- Expertise in internal processes of your own company
- Expertise in process consulting
- Expertise in process consulting and own processes”

39. Aufwand für Projektplanung und Steuerung *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die Planung und Steuerung von Projekten pro Monat im Durchschnitt je Projektmitarbeiter aufgebracht wird.

- < 1 Minute
- 1 - 30 Minuten
- 31 - 60 Minuten
- 1 - 4 Stunden
- 4 - 8 Stunden
- 8 - 16 Stunden
- > 16 Stunden
- Keine Angabe
- Sonstiges

40. Durchschnittliche Kosten für die Projektplanung- und Steuerung *

Bitte schätzen Sie die durchschnittlichen Kosten für die Planung- und Steuerung von Projekten pro Mitarbeiter und Monat ab.

- < 100 €
- 100- 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- 2.001 - 3.000 €
- 3.001 - 4.000 €
- > 4.000 €
- Keine Angaben
- Sonstiges

"39. effort for project planning and control

Please select the average effort spent on planning and controlling projects per month per project staff member.

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- 8 -16 hours
- > 16 hours
- Not specified
- Other

40. Average costs for project planning and management

Please estimate the average cost of planning and managing projects per employee per month.

- < 100 €
- 100- 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.000 €
- 2.001 - 3.000 €
- 3.001 - 4.000 €
- > 4.000 €
- Not specified
- Other"

2.4.2.1 Use-Case: Project planning & 2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Projektplanung

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Projektdurchführung

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

41. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Volumen - Anzahl Projekte

Generalisierbarkeit der Daten

Vorhersehbarkeit von Ereignissen

Mustererkennung

Komplexität des Planungsprozesses

Anreicherung von Daten

“2.4.2.1 Use-Case: Project planning & 2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Project planning

Project planning is a complex task; the appropriate resources must be available at the right time, in the necessary quantity and at the right place. AI can support the planning process by determining the necessary resources based on previous projects and identifying project risks by analysing milestone delays or cost and effort overruns in similar projects.

Project implementation

Lengthy decision-making processes and poor communication between project parties and contractors are risks for project delay. With the help of AI, real-time analysis of the project can provide a complete picture of pending decisions based on data from similar projects. All available information can be compiled and provided to the decision maker to speed up the process of the pending decision. Based on communication records from previous projects, suggestions for the required project communication can be derived to keep the contractor and the project team informed. The extraction of best practices after project completion are also conceivable use cases to make the knowledge available to other project promoters.

41. The following factors influencing the potential for use were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section, you can enter further influencing factors and make comments.

- Volume - number of projects
- Generalisability of the data
- Predictability of events
- Pattern recognition
- Complexity of the planning process
- Data enrichment”

42. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

43. Einschätzung der Projektplanung- und Steuerung in Ihrem Unternehmen *

Bitte bewerten Sie den Prozess der Planung und Steuerung von Projekten unter den aufgeführten Aspekten

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig
Qualität / Termintreue	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Zeitaufwand	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Integration in den Gesamtprozess	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gesamtkosten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

44. Kosteneinsparungspotential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Kosten des Prozesses durch die Impementierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

45. Qualitätssteuerungs-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Impementierung der Use-Cases gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

“42. additional influencing factors and further comments

Here you can store additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments.

43. assessment of project planning and control in your company

Please rate the process of planning and controlling projects under the listed aspects

Quality / adherence to deadlines

Time expenditure

Integration into the overall process

Total costs

Optimisation potential through AI

- Very high
- High
- medium
- low
- very low

44. cost saving potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the costs of the process can be reduced by the implementation of the use cases.

45. quality control potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by the implementation of the use cases.”

46. Prozessgeschwindigkeitsteigerungs-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Impelmentierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

47. Einschätzung der KI-Unterstützung für die Projektplanung- und Steuerung außerhalb Ihres Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

“46. process speed increase potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by the implementation of the use cases.

47. estimate the AI support for project planning and control outside your company

Assessment of AI support for project planning and control outside your company

Optimisation potential through AI

- Very high
- High
- medium
- low
- very low
- no answer”

Bereich: Kundenbetreuung

Im nachfolgenden Abschnitt werden Fragen zu den 5 Use-Cases aus dem Bereich Kundenbetreuung gestellt.

48. Anzahl Mitarbeiter im Bereich Kundenbetreuung *

Der Wert muss eine Zahl sein.

49. Anzahl Tickets pro Monat *

Geben Sie bitte die Anzahl der Tickets (Supportanfragen) pro Monat im Jahresdurchschnitt an

Der Wert muss eine Zahl sein.

50. Bitte schätzen Sie Ihren Wissensstand in Prozessen im Bereich Kundenbetreuung ein *

- Keine Expertise
- Expertise in firmeninternen Prozessen des eigenen Unternehmens
- Expertise in Prozessberatung
- Expertise in Prozessberatung und eigenen Prozessen

“Area: customer service

In the following section, questions are asked about the 5 use cases from the area of customer care.

48. number of employees in the area of customer care

49. number of tickets per month

50. please rate your level of knowledge in customer care processes

- No expertise
- Expertise in internal processes of your own company
- Expertise in process consulting
- Expertise in process consulting and own processes”

51. Aufwand für die Bearbeitung eines Tickets *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die vollständige Bearbeitung eines Tickets Durchschnitt benötigt wird (Jahresdurchschnitt).

- < 1 Minute
- 1 - 30 Minuten
- 31 - 60 Minuten
- 1 - 4 Stunden
- 4 - 8 Stunden
- 8 -16 Stunden
- > 16 Stunden
- Keine Angabe
-

52. Durchschnittliche Kosten für die Bearbeitung eines Tickets *

Bitte schätzen Sie die durchschnittlichen Kosten für die vollständige Bearbeitung eines Tickets ab (Jahresdurchschnitt).

- < 10 €
- 11- 50 €
- 51 - 100 €
- 101 - 200 €
- 201 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- > 1.000 €
- Keine Angaben
-

"51. effort for the processing of a ticket

Please select the average effort required to fully process a ticket (annual average).

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- 8 -16 hours
- > 16 hours
- Not specified
- Other

52. average cost of processing a ticket

Please estimate the average costs for the complete processing of a ticket (annual average).

- < 10 €
- 11- 50 €
- 51 - 100 €
- 101 - 200 €
- 201 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- > 1.000 €
- No data
- Other"

Use-Cases Kundenbetreuung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) -verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

53. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Volumen - Anzahl Tickets

Generalisierbarkeit der Daten

Vorhersehbarkeit von Ereignissen

Komplexität des Zuordnungsprozesses

Anzahl Mitarbeiter

Verfügbarkeit von Mitarbeitern

Mögliche Kommunikationskanäle

“Use-Cases Customer service

2.4.3.1 Use Case: Ticket Classification

Depending on the input source, these support tickets still need to be classified, e.g. to differentiate between errors, user questions or change requests (CRQ), which may also result in chargeable services. Here, appropriately trained models such as decision trees can support machine learning and carry out this classification or validate existing classifications.

2.4.3.2 Use case: Ticket assignment

Another step after the creation and classification of the support ticket is the assignment of a suitable agent who will quickly bring the request to a successful conclusion. Here, too, appropriately trained models can provide support through machine learning in order to determine suitable employees to solve the issue.

2.4.3.3 Use case: Solution suggestion for tickets

The search for solutions for tickets can be time-consuming, many working hours are spent searching through old tickets and FAQ databases to find a solution for a current problem. Depending on the availability of reliable data within the problem to be solved, AI is able to identify similar tickets or FAQs to suggest solutions to the problem.

2.4.3.4 Use Case: Chatbot

The penultimate use-case I would like to present is the use of chatbots. Chatbots can be used to set up 24/7 customer support to solve product or technical problems. It is a dialogue system for handling questions and answers based on a database. Here, too, AI - specifically Natural Language Processing (NLP) - is used to extract the core of the question and match it with corresponding possible solutions.

2.4.3.5 Use-case: Support volume prediction

Finally, for the use-cases of customer support, I would like to consider the prediction of support volume. For the most cost-efficient operation of customer support, it is essential to avoid over- and under-capacities in addition to an effective process organisation; even if tickets are processed by chatbots, human supervision will probably still be necessary. The expected support volume plays a role in planning the required capacities. Which influencing factors play a role in determining the support volume depends on the individual business model of the company. It is therefore necessary to extract these influencing factors from past data within the framework of data analyses and then to transfer them into an individual forecast model in order to be able to validate and make predictions on this basis.

53. The following factors influencing the deployment potential were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section, you can enter further influencing factors and make comments.

- Volume - number of tickets
- Generalisability of the data
- Predictability of events
- Complexity of the assignment process
- Number of employees
- Availability of staff
- Possible communication channels”

54. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

55. Einschätzung der Bearbeitung von Tickets in Ihrem Unternehmen *

Bitte bewerten Sie den Prozess der Bearbeitung von Tickets unter den aufgeführten Aspekten

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig
Qualität der Lösung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Geschwindigkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Zeitaufwand	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verfügbarkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Integration in den Gesamtprozess	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gesamtkosten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

56. Kosteneinsparungspotential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Kosten des Prozesses durch die Impelmentierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

57. Qualitätssteuerungs-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Impelmentierung der Use-Cases gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

“54. additional influencing factors and further comments

Here you can store additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments.

55. assessment of the processing of tickets in your company

Quality of the solution

Speed

Time required

Availability

Integration into the overall process

Total costs

Optimisation potential through AI

- Very high
- high
- medium
- low
- very low

56. cost saving potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the costs of the process can be reduced by the implementation of the use cases.

57. quality control potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by the implementation of the use cases.”

58. Prozessgeschwindigkeitsteigerungs-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Impelmentierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

59. Einschätzung der KI-Unterstützung für die Kundenbetreuung außerhalb Ihres Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

“58. process speed increase potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by the implementation of the use cases.

59. estimate the AI support for customer care outside your company

Optimisation potential through AI

- Very high
- high
- medium
- low
- very low”

Bereich: Controlling

Im nachfolgenden Abschnitt werden Fragen zu den 2 Use-Cases aus dem Bereich Controlling gestellt.

60. Anzahl Mitarbeiter im Bereich Controlling *

Der Wert muss eine Zahl sein.

61. Bitte schätzen Sie Ihren Wissensstand in Prozessen im Bereich Controlling ein *

- Keine Expertise
- Expertise in firmeninternen Prozessen des eigenen Unternehmens
- Expertise in Prozessberatung
- Expertise in Prozessberatung und eigenen Prozessen

62. Aufwand für das Controlling *

Bitte wählen Sie den durchschnittlichen Aufwand aus, der für die Aufbereitung und Analyse von Übersichten im Durchschnitt pro Monat benötigt wird (Jahresdurchschnitt).

- < 1 Minute
- 1 - 30 Minuten
- 31 - 60 Minuten
- 1 - 4 Stunden
- 4 - 8 Stunden
- 8 -16 Stunden
- > 16 Stunden
- Keine Angabe
- Sonstiges

“Area: Controlling

In the following section, questions are asked about the 2 use cases from the area of controlling.

60. number of employees in the area of controlling

61. Please estimate your level of knowledge in processes in the area of controlling

- No expertise
- Expertise in internal processes of your own company
- Expertise in process consulting
- Expertise in process consulting and own processes

62. effort for controlling

Please select the average effort required for the preparation and analysis of overviews per month (annual average).

- < 1 minute
- 1 - 30 minutes
- 31 - 60 minutes
- 1 - 4 hours
- 4 - 8 hours
- 8 -16 hours
- > 16 hours
- Not specified
- Other”

63. Kosten für das Controlling *

Bitte wählen Sie die durchschnittlichen Kosten aus, die für die Aufbereitung und Analyse von Übersichten im Durchschnitt pro Monat benötigt wird (Jahresdurchschnitt).

- < 1 €
- 1 - 100 €
- 101 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.500 €
- 2.501 - 5.000 €
- > 5.000 €
- Keine Angabe
-

“63. costs for controlling

Please select the average costs required for the preparation and analysis of overviews per month (annual average).

- < 1 €
- 1 - 100 €
- 101 - 500 €
- 501 - 1.000 €
- 1.001 - 2.500 €
- 2.501 - 5.000 €
- > 5.000 €
- Not specified
- Other”

Use-Cases Controlling

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen. Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

64. Nachfolgende Einflussfaktoren auf das Einsatzpotential wurden im Rahmen der Experteninterviews identifiziert. Bitte überprüfen Sie die Reihenfolge und passen Sie ggf. die Rangfolge an. Innerhalb des Kommentarbereichs können Sie weitere Einflussfaktoren eingeben und Anmerkungen vornehmen. *

Expertise - Je größer desto weniger Unterstützung bei der Interpretation notwendig
Mustererkennung
Vorhersehbarkeit von Ereignissen
Komplexität des Auswertungsprozesses
Validität der Daten
Unternehmensgröße
Entscheidungskontext - Kritische oder unkritische Entscheidung
Verlässlichkeit
Wahrnehmungsmöglichkeiten - z.B. Einschränkungen durch parallele Tätigkeiten

“2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

The correct interpretation of reports is an essential aspect of decision-making. For example, contribution margin is an important indicator of the financial condition of the business and forms the basis for break-even analysis. This indicator can be defined as the difference between net revenues and total variable costs for a given period when used as a single-stage calculation. If one adds further stages such as fixed costs to the calculation, a more differentiated picture emerges as total contribution margin. As a rule, this is a key figure in retrospect, but it is also possible to make forecasts about the future contribution margin by using different data sources.

As discussed in the sales forecast, AI can increase the accuracy of the forecast, resulting in more reliable predictions, but the benefits of AI do not end with the predictions. Using configurations for KPIs, it is not only possible to visually prepare the underlying data, but it is also possible to interpret this data in context and explain the displayed information to the user using speech synthesis in combination with visual highlighting. The system is able to detect deviations and anomalies in the data and point them out to the user through audio-visual interaction. Critical values can be directly identified through comparison with KPI specifications, providing the user with a contextual assessment of the contribution margin and specific information on cost blocks or revenue forecasts.

2.4.6.2 Use Case: Data-informed decision making

As a final use-case, we now address the issue of decision-making. In this context, we consider the term “data-informed decision making”. The fundamental change in decision-making processes makes it necessary to look at this area. In order to obtain a balanced basis for decision-making, the combination of intuition - based on appropriate expertise - and a solid data basis is now often chosen. The previous use case showed how decisions can be prepared on the basis of summarised data and corresponding pre-configurations. Based on this scenario, the user can perform a comprehensive “deep-dive” through the data. Through voice interaction, a drill-down can be invoked to obtain detailed information on individual processes, allowing the user to make better decisions based on the data and their own intuition.

64. The following factors influencing the potential for use were identified during the expert interviews. Please check the order and adjust the ranking if necessary. Within the comment section you can enter further influencing factors and make comments.

- Expertise - The greater the less support needed for interpretation
- Pattern recognition
- Predictability of events
- Complexity of the evaluation process
- Validity of the data
- Company size
- Decision context - critical or non-critical decision
- Reliability
- Perceptual possibilities - e.g., limitations due to parallel activities"

65. Zusätzliche Einflussfaktoren und weitere Anmerkungen

Hier können Sie weitere Einflussfaktoren hinterlegen, bitte geben Sie diese auch mit einem Rang (1., 2., 3., ...) an, der angegebene Rang übersteuert die obere Auswahl. Gerne können auch weitere Anmerkungen aufgeführt werden.

Ihre Antwort eingeben

66. Einschätzung des Controllingprozesses in Ihrem Unternehmen *

Bitte bewerten Sie den Controllingprozess unter den aufgeführten Aspekten

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig
Qualität der Analyse und Entscheidung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Zeitaufwand	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verfügbarkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Integration in den Gesamtprozess	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Gesamtkosten	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

67. Kosteneinsparungspotential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Kosten des Prozesses durch die Implementierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

“65. Additional influencing factors and further comments

Here you can store additional influencing factors, please also indicate them with a rank (1., 2., 3., ...), the indicated rank overrides the upper selection. You are also welcome to list further comments.

66. assessment of the controlling process in your company

Please evaluate the controlling process under the listed aspects

Quality of analysis and decision-making

Time required

Availability

Integration into the overall process

Total costs

Optimisation potential through AI

- Very high
- high
- medium
- low
- very low

67. cost saving potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the costs of the process can be reduced by the implementation of the use cases.”

68. Qualitätssteuerungs-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Qualität des Prozesses durch die Impementierung der Use-Cases gesteigert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

69. Prozessgeschwindigkeitsteigerung-Potential durch Use-Cases *

Schätzen Sie bitte einen Wert ein, um wieviel Prozent die Durchlaufzeit des Prozesses durch die Impementierung der Use-Cases gemindert werden kann.

Die Zahl muss zwischen 0 und 100 liegen

70. Einschätzung der KI-Unterstützung für das Controlling außerhalb Ihres Unternehmens *

Sofern Sie über eine Expertise im Kontext anderer Unternehmen verfügen, bewerten Sie bitte das Optimierungspotential auf Basis Ihrer allgemeinen Erfahrung

	sehr hoch	hoch	mittel	niedrig	sehr niedrig	keine Antwort
Optimierungspotential durch KI	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

“68. quality control potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the quality of the process can be increased by the implementation of the use cases.

69. process speed increase potential through use cases

Please estimate a value by how many percent the throughput time of the process can be reduced by the implement of the use cases.

70. estimate the AI support for controlling outside your company

If you have expertise in the context of other companies, please assess the optimisation potential based on your general experience

Optimisation potential through AI

- Very high
- high
- medium
- low
- very low
- no answer”

EXPERT INTERVIEW PROTOCOLS

The interview guide and corresponding interview protocols are provided below. The guide is provided in English, the interview protocols are attached in the original Language as the interviews were conducted in German.

Interview guideline

Research questions

RQ2: “In what areas AI and IPA features can improve processes in small and medium-sized service enterprises?”

RQ3: “Which kind of processes are being affected and which kind of specific features are helpful?”

RQ4: “What are the limitations of AI and IPA feature implementation in SME?”

Introduction

Welcome

Welcome to this expert interview. Thank you for your time and willingness to share your knowledge and views. The interview will be conducted as part of a research project and the results will be published as part of a dissertation.

Subject

This expert interview deals with the effects of the use of artificial intelligence in processes of medium-sized service companies. Central questions are in which areas AI and Intelligent Personal Assistants (IPA) - i.e., language assistants like Siri, Amazon's Alexa, or Google Assistant - change business processes, in which process types they offer added value and where the limits of implementation lie.

Procedure

The interview is divided into the welcoming phase, the introductory questions, followed by the main part with specific questions about the different business processes from the areas.

- Sales & Marketing
- Project Management
- Customer Service
- Procurement
- Accounting and
- Controlling.

Using use cases, questions are developed to discuss possible scenarios for the use of AI within processes. Finally, a short review and outlook is given. Since the aim is to get a general overview of as many processes as possible, I would ask you to be as focused as possible on the respective question.

The interview will take about 45 - 60 minutes.

Privacy policy

This interview was recorded and protocolled. If you wish, your name and the name of your company can be made anonymous.

Please let us know now that you agree to the recording.

Please indicate if you wish to be anonymized.

Entry questions

1.1 Please state your age.

1.2 Please indicate your professional experience and in which area(s) these traps apply.

1.3 What is your highest educational level?

1.4 How long have you been working for the company in total?

1.5 In which area are you currently working and for how long?

1.6 In which of the areas mentioned do you consider yourself an expert?

1.6.1- Sales & Marketing

1.6.2 - Project Management

1.6.3 - Customer Service

1.6.4 - Procurement

1.6.5- Accounting

1.6.6 - Controlling.

1.7.1 How open are you to technological innovations? What innovations are you particularly interested in?

1.7.2 Have you already had personal experience with AI? Which ones?

1.7.3 Do you use an IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) in your private life?

1.8.1 Which company do you work for?

1.8.2 How many employees work for your company?

1.8.3 In which industry is your company active?

1.8.4 Does your company count as an SME according to the definition of the EU Commission (less than 250 employees and turnover < 50 million €)?

1.8.5 Which ERP system do you use?

1.9.1 How do you estimate your knowledge in the field of AI application possibilities?

1.9.2 Please estimate how important AI will be within business processes in the next 3 years.

1.9.3 Is AI currently used in your company or are you planning to use it? If so, in which areas?

Key questions

Let's get to the main questions. Along the process chain we will go through the individual areas, I will describe use cases for the use of AI and I would like to hear your views, especially if you can imagine this area of application for your company. After the use cases, you are welcome to contribute your own ideas and suggestions for the use of AI. The corresponding questions are already prepared and will be asked at the end of each section.

Sales & Marketing

The first thing we will look at is the Sales & Marketing and Marketing department. Three use cases have been worked out for this, which I would like to discuss with you.

2.4.1.1 Use Case: Lead management

An important aspect in the area of sales & marketing is lead management, especially the quick identification of potential customers who can be quickly brought to a conclusion.

2.1 Do you see a potential to optimize this process through clustering and pre-evaluation by using classification algorithms from the field of machine learning?

2.2 Which information is necessary for a valid evaluation and is it accessible at all?

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Next, let's look at the area of forecasting, where the potential determination from the previous example of lead management should be directly considered in the forecast. Forecasting demand can quickly become very difficult due to seasonal influences, product life cycles or complex trends. Machine Learning can be used to forecast short and medium-term business development on the basis of historical sales figures, product characteristics in combination with publicly available data such as economic growth.

2.3 How do you see this approach to forecasting?

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

The retrieval and recording of data is very time-consuming in some places. Especially the collection of notes on a sales talk or after a customer or prospect visit is usually not the favourite activity of sales staff. However, especially when you are on the road in your car, the use of a voice assistant can help you to complete this task on the way to your next appointment or home. Also the information inquiry e.g. in preparation of a meeting, to which one is on the way, can be used effectively by the voice-controlled inquiry of the current forecast or the last notes. I would like to briefly present the first prototype, which already gives you an impression of how this function can be used in practice.

Interaction: Call V-IP-A, "Give me my summary" & "New acquisition at <COMPANY>"

2.4 What do you think of the application examples just shown?

2.5 How do you see the use of IPA for data collection and information provision in the sales area?

2.6 What other information could be interesting?

Own ideas & comments on the use of AI in sales & marketing

After we have discussed the use cases from the area of sales & marketing, I would be interested to know what potential AI applications you see in your company in this area.

2.7 Which sales or marketing processes will AI affect in your company?

Project Management

Next, we look at the area of project management. I would like to present and discuss two use cases in this context.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Project planning is a complex task, the corresponding resources must be available at the right time, in the necessary quantity and at the right place. AI can support the planning process by determining the necessary resources based on previous projects and identifying project risks by analyzing milestone shifts or cost and effort overruns in similar projects.

3.1 How do you see the possibilities of AI support within the planning process?

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Long-term decision-making processes and poor communication between project parties and contractors are risks of project delay. With the help of AI, a real-time analysis of the project can provide a complete picture of upcoming decisions based on data from similar projects. All available information can be compiled and made available to the decision maker to speed up the process of the upcoming decision. Based on communication entries from previous projects, suggestions for the necessary project communication can be derived to keep the contractor and the project team informed. The extraction of best practices after project completion are also conceivable use cases to make the knowledge available to other project sponsors.

3.2 How do you see the use of AI within project implementation, as an early warning and assistance system, as well as knowledge extraction?

3.3 Which KPIs are relevant for you?

Own ideas & comments on the use of AI in project management

Do you see further areas of application for AI in the field of project management?

3.4 Can you imagine using AI in your own projects to optimize processes?

Customer Service

Next, we look at the process area of customer care. In the literature there are numerous examples of how AI can be used here. So there is supposedly a lot of automation and optimization potential in this area. To do justice to this, four use cases have been worked out, which I would like to discuss with you.

If customers have a problem or question about a product or service, usually the customer service is contacted for support and a support ticket is created. This is done in several ways:

- Phone
- E-mail
- Portal
- API connection

2.4.3.1 Use Case: Ticket Classification

Depending on the input source, these support tickets still have to be classified, e.g. to differentiate between errors, user questions or change requests (CRQ), which may also result in chargeable services. Here, appropriately trained models such as Decision Trees can support Machine Learning and perform this classification or validate existing classifications.

How do you see this possible application for the classification of support tickets?

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

The next step after the creation and classification of the support ticket is the assignment of a suitable processor who will quickly bring the request to a successful conclusion. Here too, appropriately trained models can be used to provide machine learning support in order to identify suitable employees to solve the problem.

4.1 Do you see potential here for the use of AI in the area of ticket allocation?

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Finding solutions for tickets can be time consuming, many hours of work are spent searching old tickets and FAQ databases to find a solution for a current problem. Depending on the availability of reliable data within the problem to be solved, AI will be able to identify similar tickets or FAQs in order to make suggestions for solving the problem.

4.2 What is your view on the use of AI in identifying suggested solutions?

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Next I would like to introduce the use of chatbots. Chatbots can be used to set up 24/7 customer support to solve product or technical problems. It is a dialogue system for handling questions and answers based on a database. Here, too, AI - specifically Natural Language Processing (NLP) - is used to extract the core of the question and compare it with corresponding possible solutions.

4.3 How do you see the application possibilities of chatbots in the field of customer service?

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Finally, for the use cases of customer support, I would like to look at the prediction of the support volume. For the most cost-efficient operation of customer support, it is essential to have an effective process organization and to avoid over- and undercapacities. Even if tickets are processed by chat bots, human monitoring will probably still be necessary. The expected support volume plays a role in planning the required capacities. Which factors play a role in determining the support volume depends on the individual business model of the company. It is therefore necessary to extract these influencing factors from historical data within the framework of data analyses and then transfer them into an individual forecast model in order to be able to validate and make predictions on this basis.

4.4 Which influencing factors - if you can assess them - do you see on the support volume?

4.5 How do you see the prediction of the support volume in the context of resource planning in customer support?

Own ideas & comments on the use of AI in customer care

Do you see any other areas of application for AI in the area of customer service?

5.6 Can you imagine using AI in your customer service?

Procurement

Next, we look at the area of procurement, especially supplier and incoming invoice management. For this purpose I will present two use cases.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Electronic infrastructure in the services sector reduces all kinds of costs, improves the relationship between buyer and supplier and facilitates negotiations and transactions. However, since coordination costs are still high, the use of information and communication technologies (ICT) is limited. The use of AI can start here and help to decide which supplier is best suited, based on collected data such as supplier evaluations, specific requirements of end customers - especially in the context of projects - or necessary qualifications or certificates.

5.1 How do you see the potential of AI to identify suitable suppliers?

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

The digitalisation of invoicing processes offers companies a good opportunity to save costs, optimise administrative tasks and increase competitiveness and efficiency. The invoice approval process can be automated by using historical data, so that only conspicuous invoices need to be manually checked by a user during invoice verification. In combination with accurate forecasting, the procurement process can also benefit and obtain reliable figures for estimating future payments related to incoming invoices from suppliers. This contributes to inventory planning, which corresponds to the forecasted future demand for deliveries and can be improved, especially for seasonal goods, by using AI-based forecasting models.

5.2 How do you rate the use of AI in the area of A/P invoice management?

Own ideas & comments on the use of AI in procurement

5.3 Do you see other areas of application for AI in the area of procurement?

5.4 Can you imagine using AI in your procurement processes?

Accounting

Let's move on to the penultimate area in this interview. We now look at the processes in the area of accounting. Two use cases were developed for this purpose, which I would like to discuss.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

The capture of business documents such as receipts and invoices is a time-consuming routine activity in the area of document capture. This is also necessary in the area of travel expense recording to ensure correct settlement of travel expenses, which also includes tax aspects. By using suitable scanning methods or digital receipts in combination with Computer Vision, a pre-categorization can be carried out to extract the relevant information from the documents and provide the user with suggestions for further processing. The same procedure can also be used for incoming invoices to generate an account assignment proposal based on the invoice item texts.

6.1 How do you see the potential of AI in the area of document entry?

2.4.5.2 Default risk analysis

Another application of AI in accounting is the assessment of the default risk of customers. AI can detect patterns, but especially anomalies in data. For example, if a customer changes his or her payment behavior, the system can recognize this and issue appropriate warnings, so that, for example, the risk of insolvency can be checked by external systems or terms of payment can be changed to advance payment.

6.2 How do you see the use of AI as an early warning system in accounting?

Own ideas & comments on the use of AI in accounting

6.3 Do you see other areas of application for AI in the field of accounting?

6.4 Can you imagine using AI in your accounting department?

Controlling

Finally, we look at the area of controlling. For this purpose, two use cases were again developed, which I would like to discuss with you.

2.4.6.1 Use Case: Interpretation of reports

The correct interpretation of reports is an essential aspect of decision making. For example the contribution margin is an important indicator of the financial condition of the company and forms the basis for the break-even analysis. This indicator can be defined as the difference between net revenues and total variable costs for a given period, when used as a one-step calculation. Adding further levels such as fixed costs to the calculation gives a more differentiated picture as total contribution margin. This is usually a key figure in retrospective, but it is also possible to make forecasts of future contribution margins by using different data sources.

As already discussed in the sales forecast, AI can increase the accuracy of the forecast, which leads to more reliable predictions, but the benefits of AI do not end with the predictions. Using configurations for KPIs, it is not only possible to visually prepare the underlying data, but it is also possible to interpret this data in context and explain the displayed information to the user using speech synthesis combined with visual highlighting. The system is able to detect discrepancies and anomalies in the data and to alert the user to them through audio-visual interaction. Critical values can be directly identified by comparing them with KPI specifications, giving the user a contextual assessment of the contribution margin and specific information on cost blocks or sales forecasts.

For this purpose, I would like to present the current implementation within the prototype and then discuss it with you.

Interaction: Call V-IP-A: "What is the current situation of the company?"

7.1 What do you think of the application example just shown?

7.2 How do you see the use of IPAs in the area of evaluations?

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

As a final use case, we now deal with the topic of decision making. In this context we consider the term "data-informed decision making". The fundamental change in decision-making processes makes it necessary to look at this area. In order to obtain a balanced basis for decision making, the combination of intuition - based on appropriate expertise - and a solid database is now often chosen. The previous use case showed how decisions can be prepared on the basis of summarized data and corresponding pre-configurations. Based on this scenario, the user can perform a comprehensive "deep-dive" through the data. Voice interaction can be

used to drill down to obtain detailed information about individual processes, allowing the user to make better decisions based on the data and their own intuition.

Interaction: Call V-IP-A: "Show me details about July

7.3 What do you think of the application example just shown?

7.4 How do you see the use of AI and IPAs in the field of decision making?

7.5 Which data is relevant?

Own ideas & comments on the use of AI in controlling

7.6 Do you see further areas of application for AI in the field of controlling?

7.7 Can you imagine using AI in your controlling processes?

Other areas

This concludes the main part of the interview.

8.1 In conclusion, I would therefore like to ask you whether you see any other business processes, beyond the areas you have just gone through, in which, in your opinion, AI can be used in medium-sized service companies in general and in your company in particular?

8.2.1 Do you see your company well positioned in the field of digitisation in general and in the field of AI in particular?

8.2.2 Which aspects of digitisation are particularly relevant?

8.3 Do you have appropriate internal know-how for AI implementations? If not, who do you see as your first contact person in the field of digitisation? If yes, how

8.4 What expectations do you have of your ERP system provider in the AI area?

8.5 Do technological developments also influence your products and services? If so, on which ones and in which form?

8.6 How do you see the acceptance of the use of AI by your employees?

8.7 Do you see in the long run rather a cooperation between human and AI or will AI take over more and more tasks completely autonomous?

8.8 Will AI make important decisions on its own or will the human being remain the "gatekeeper"?

8.9 How do you deal with the concerns of some employees that AI will replace jobs?

9.1 What impact does the CORONA pandemic have on your internal processes? Will digitalisation be accelerated by it?

9.2 What effects does the CORONA pandemic have on your business model?

Review

<summary>

Thank you very much for your time and your valuable contribution!

Outlook

Further interviews with experts will be conducted, followed by a qualitative content analysis, which will be evaluated and published within the dissertation.

Goodbye and see you soon!

Interview 1

Interviewpartner: Herr Kothes

Firma: Kothes! GmbH

Datum: 07.08.2020 14 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

47

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

Ca. 20 Jahre, technischer Redakteure, dann Geschäftsführer

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Diplom Ingenieur

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

17 Jahre

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführer, 17 Jahre

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung

Interviewpartner: Nein

Controlling

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Positiv

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Digitalisierung

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Apple, Siri, Sprachassistenten (internes Forschungsprojekt), Automatisierte Texterstellung, Machine Translation

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Ja, Siri

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Firma Kothes

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

160 Mitarbeiter

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Technische Dokumentation

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Gut

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Wird wichtiger, aber nicht in 3 Jahren; 5-10 Jahre, Großkonzerne Vorreiter und KMUs folgen.

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Machine Translation, Chatbot, Sprachassistent zum Abruf von Benutzerinformationen

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead Management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potenziellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Es kommt nur eine überschaubare Menge an Leads pro Monat, daher kein großes Optimierungspotential. Einführung Content Marketing HubSpot, um Potentiale von Website-Besuchern besser auszuschöpfen.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner:

Personenbezogene Informationen (Adresse, Telefonnummer, E-Mail), Hierarchie im Unternehmen, ist der Kontakt tatsächlich ein Entscheider. Zudem das Klickverhalten auf der Webseite

Die Bedarfsanalyse für die Erstellung von Angeboten wird weiterhin durch echten Menschen erfolgen, da die Projekte zu individuell sind.

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Einsatz Gut vorstellbar, historische Daten sind vorhanden. Entscheidungsdauer, Ablehnungs- und Bestellquote als Grundlage.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder

der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben gezeigten Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Hilfreich, insbesondere die Zusammenfassung für Tage und Kunden, je nach Kontext.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Einsatz sinnvoll.

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner:

„Schlaue“ Zusammenfassung, was bei einem Kunden bislang dokumentiert wurde. Zusammenfassung von komplexen Texten. Das System soll selbst erkennen, welche Informationen im Kontext des Benutzers und Kunden relevant sind und diese bereitstellen.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Verwendung von Social-Media-Bots für das Teilen von Informationen.

Für technische Dokumentationen: 3D-Modell anklicken und Text für Dokumentation erstellen, also Generierung von Dokumentationstexten.

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Ähnliche Projekte zu finden ist schwierig, Inhalte, Projektgrößen und Erwartungen sind zu unterschiedlich. Kundenstrukturen steuern stark in den Projekten mit ein.

Eher im Bereich Projektplanung von Projekten einsetzbar. Proaktive Information an Projektleiter, "schlaue" Planung der notwendigen Ressourcen. Skillplanung nicht praktikabel, da Kundenspezifisches Know-How relevant ist. Projektleiter sucht Personal aus und KI plant die Mitarbeiter und eskaliert, wenn Liefertermin nicht eingehalten werden kann.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Direkt den Kunden informieren ist zu heikel. Zunächst soll der interne Projektleiter informiert werden. Erkennung von Anomalien auf Basis von Vergangenheitswerten und Wertebereiche.

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner:

Lieferverzögerung: Liefertermin und Restzeitmenge stimmen nicht überein, daraus erkennt KI eine Verzögerung.

Aufwandsüberschreitung, das geplante Budget wird voraussichtlich überschritten.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

„Schlaue Informationen“ an das Projektteam, weiter zusammengefasste Informationen. Nicht kritische Informationen sammeln und zusammenfassen. Informations- und Eskalationsflut eindämmen und mehr mit zielgerichteten Zusammenfassungen arbeiten und nicht jede einzelne Überschreitung direkt eskalieren.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner:

Ja.

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

90% des Supports machen die Projektleiter. Mehrwert würde entstehen durch Erkennung von CRQs.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Nicht relevant, da nur 3 Leute in der Hotline und somit Optimierungspotential zu gering.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Jira ist im Einsatz und schlägt bereits ähnliche Lösungen vor. Aus Tickets mit hoher Wiederverwertungswahrscheinlichkeit sollen ein FAQ-Eintrag erzeugt werden.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Problemstellung: Zu vielfältige Themen, unterschiedliche Software sind zu supporten. Daher lohnt es sich wirtschaftlich nicht in eine umfangreiche Chatbot-Funktion mit entsprechendem Knowledgebase zu investieren, da durch Versions-sprünge viel Wissen vorgehalten wird.

Einsatzbereich Hotline wird mit Sprachassistenten „unterstützt“ jedoch interessant.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt

das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Wegen Supportgröße und Volumen nicht relevant.

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Wegen Supportgröße und Volumen nicht relevant.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Urlaubsvertretung -> E-Mailbeantwortung anhand Metainformationen wer ist als Stellvertreter zuständig für den Kunden.

Zufriedenheitsbefragung via Chatbot.

Hilfe bei der Beantwortung bei Kundenkorrespondenz, Textbausteine vorschlagen, um Beantwortung zu vereinfachen.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner:

Ja, als Unterstützung, aber nicht Vollautomatisierung.

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Beschaffung im Bereich Übersetzung, da Übersetzer eingesetzt werden ist Verfügbarkeit nicht im Zugriff. Es kann aber die Auswahl verbessert werden, da das Arbeitsvolumen abgeschätzt wird und eine Prognose über Verfügbarkeiten abgegeben werden kann.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Rechnungsfreigabe „nette Funktion“, ist aber nicht entscheidender Prozess.

Kein Mehrwert für Vorhersage von zukünftigen Ausgaben.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung? Beschaffung von Kleinkram, auf Basis von Waren, die Anwender angefragt haben.

Interviewpartner:

Vertragsprüfung und Prüfung von Bestellungen gegen Rahmenvertrag, falsches Zahlungsziel o.ä. Plausibilitätscheck, ob Bestellung zu Auftrag passt.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Belegerfassung von Reisekostenbelege via Smartphone (Spendesk)

Vorkontierung von Eingangsrechnungen via OCR.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Nicht relevant, da wenig Mehrwert auf Grund der Kundenstruktur (viele Großkonzerne).

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Kein großer Mehrwert, eher als störend, da kaufmännisches Know-How vorhanden ist.

Nichts vorlesen, sondern eher Textanzeigen und Anomalien highlighten.

Vorlesen von Zahlen nicht sinnvoll, auch Erklären von Zusammenhängen nicht relevant.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Anomalien bunt einfärben oder Kommentarfenster anzeigen, aber keine Textausgabe.

Vereinfachtes Aufrufen von Übersicht. IPA als Navigationsersatz.

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Mausklick ist einfacher als Sprachdrilldown.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Kurze textuelle Annotation, anstelle von Sprachausgabe.

Die Entscheidungsfindung wird nicht beeinflusst, aber unterstützt.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner:

Anomalien, also alles was von der „Normalität“ abweicht.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Visualisierung von Daten via KI, Handling von Informationen, Aufruf Vorjahresvergleich. „Schlaue Darstellungsform“. Aus Zahlen eine Grafik erzeugen, durch eine schlaue KI. Vorjahresvergleiche, allgemein das Handling von Daten und Darstellungsform. Gegenüberstellung von Daten, summierte Gruppieren etc. ist hilfreich.

Dynamische Daten-Abfrage auf Basis von Text oder Spracheingabe.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Ja, Erkennung von Anomalien.

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Im Bereich Redaktion wurde ein Test durchgeführt, hat aber nicht geklappt.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner: Ja.

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Vorreiter im Bereich Digitalisierung. Projektplanung als nächstes Projekt.

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Implementierung bzw. Anbindung von bestehender KI ja, eigene KI erstellen eher nicht.

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung?

Interviewpartner:

Know-How vorhanden.

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

ERP-Anbieter als Vorreiter im Bereich KI.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

In allen Bereichen, vor allem Informationsprozesse.

KI in der Übersetzung, virtuelle Beratungsworkshops.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Im Bereich Übersetzung hat es gedauert, bis die Vorbehalte überwunden waren, jetzt läuft es. Ist auf andere Bereiche übertragbar. KI wird als Arbeitserleichterung wahrgenommen, nicht als Bedrohung für die Arbeitsplätze.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

Kreative Jobs werden eher nicht automatisiert. KI ist aktuell nicht im Stande die aktuellen Aufgaben zu automatisieren.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Kommt auf den Anwendungsfall an, wenn menschliche Beziehungen eine Rolle spielen, dann nicht. Entscheidungen im DAX-Konzern, auf Basis von Datenmengen. Entscheidungsfindung durch Data-Driven-Decisionmaking, Intuition + Daten. Wichtig ist die Herleitung der Entscheidung. Erfahrung, Intuition und Vision eines KMU GF kann nicht durch KI ersetzt werden.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Aufgaben verändern sich, aber nicht vollständig automatisiert.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Mehr Home-Office, aber Infrastruktur war bereits da. Online-Workshops statt Präsenz.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Waren bereits vorab hoch digitalisiert.

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Keine direkten Auswirkungen, aber Hoffnung auf Aufträge durch Digitalisierung.

Interview 2

Interviewpartner: Herr Wendt

Firma: Microfin GmbH

Datum: 04.09.2020 10 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

53 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

30 Jahre; Diplom Informatiker, Anwendungsentwickler, Systemberatung, 20 Jahre Management-Beratung; 18 Jahre GF

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Diplom-Informatiker

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

18 Jahre

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführer

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner:

Vertrieb Ja, Marketing nein

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Nein

Controlling:

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr interessiert, auch im eignen Kontext.

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

KI, im Kontext Sourcing; Chatbot, Fraud-management

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Smart-Home, Heizung, Lampen

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Apple Siri und Amazon Alexa

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Microfin

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

40 intern + 10 externe

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Finanzdienstleister / Energieversorger / Industrie

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Breiter Marktüberblick, kein KI-Experte: Skala 1-10: 7

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Deutschland: defensiv / USA/UK: stärker

Rantasten und ausprobieren; Hypewelle die beginnt und Use-Cases müssen erst manifestiert werden.

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Nicht im Einsatz, nur Use-Case zum Ausprobieren. Bilderkennung für Team-Mitarbeiter (Gesichtserkennung); Einsatzbereiche evaluieren. RPA Robotic Process Automatsation, Arbeitsabläufe mit Algorithmen unterstützen

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potenziellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Wenig Leads im eigenen Unternehmen, daher eher nicht relevant, aber bei Massenklassifizierung. Projekte entstehen bei individuellem Kundengespräch, persönlicher Kontakt und Verständnis für die Herausforderungen des potenziellen Kunden.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner:

Unternehmensgröße

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Steht Einsatzmöglichkeit neutral gegenüber. Viele Unwägbarkeiten, wenig valide Daten.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die

CL

DANIEL HÜSSON

Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Sehr nützliche Funktion. Wenig Vorbereitungszeit, daher sehr gute Funktion. Diktatfunktion gut.

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner:

Konfiguration der Themen für die Zusammenfassung

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Intelligente Schnittstelle zu social-media Xing/Linked-in; Selektion nach Funktionen;

Datenselektion via „natürlicher“ Interaktion; Datenclustering anhand Profinformationen; Nearest Neighbour für Funktionsbeschreibung;

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Eher überschaubare Anzahl von Projekttypen, daher ist es möglich aus den Vergangenheitsdaten zu lernen. Anwendbarkeit gegeben, nutzen muss sich herausstellen. Mehrnutzen bei Fixpreis.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Weniger Warn-Funktion, da aktuell manuell abgebildet. Interessanter wäre Projektabschlussbericht. Wichtigste Ergebnisse extrahieren, z.B. Endpräsentation identifizieren.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Suche in Projektergebnissen (Dokumente), semantische Suche

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner:

Ja, da Projektgeschäft Haupteinnahmequelle.

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Ja, ServiceNow hat das bereits.

Nicht interessant für die eigene Nutzung, aber für die Kunden von Microfin.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Ja, aber nicht im eigenen Unternehmen.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Ja, aber nicht im eigenen Kontext.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) -verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Ja, auch im eigenen Bereich des internen IT-Service-Desk. Support zu Tages-Randzeiten.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Nicht relevant

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Im eigenen Unternehmen nicht relevant, aber als generelle Funktion sinnvoll.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

KI im Bereich Lead-Management / Themen anhand von Cross-Selling via KI vorschlagen und generieren. Verbesserung Kundenbeziehung durch Vorschläge zur Kontaktaufnahme -> Kontaktfrequenz prüfen und bei Anomalien Vorschlägen.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner:

Einsatz sinnvoll, insbesondere für Kontaktfrequenz.

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnolo-

gien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Normale Google-suche kommt schnell an ihre Grenzen da wichtige Informationen in den homepage-inhalten stehen, daher Web-Crawler Ansatz. Eine lokale Datenbank hat nur begrenzte Daten, Lieferanten werden konsolidiert, daher weniger Lieferanten Für neue Lieferantensuche benötigt man aber eine intelligenterere Suche im Internet.

„Wer-liefert-was“ liefert wegen geringer Basis-Funktionen nicht ausreichende Daten zur Bewertung der Eignung. Zusätzlich gibt es zu viele Portale.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Zuwenig Eingangsrechnungen, aber Einsatz denkbar bei Validierung bei höheren Volumina.

Ausgangsrechnung: Prüfung Validität der Rechnung, z.B. auf fehlende Reisekosten

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Ja, für Lieferanten-Recherche.

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender

Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Grundsätzlich sinnvoller Use-Case, im eigenen Unternehmen sinnvoll, um Fehler zu vermeiden und Aufwand zu reduzieren.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Idee nachvollziehbar, aber nicht im eigenen Unternehmen, da nur wenige Rechnungen und viele Rahmenverträge. Wenn Rechnungen nicht bezahlt werden, häufig Fehler im Prozess, das die Rechnung.

Eher Validierung der Ausgangsrechnung, um Fehler zu vermeiden.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner:

Für Ausgangsrechnungsvalidierung sinnvoll

Auch Scan-Prozess und Vorkontierung sind interessant.

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Für Anwender mit wenig Erfahrung durchaus interessant.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Mit Sprache umschreiben, welche Daten mit welchem Filter angezeigt werden sollen.

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Mehrwert durch Einsparen Klicks, z.B. durch Drill-Down zu anderen Übersichten wie zugrundeliegende Zeitbuchungen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Vorbereitung von Entscheidungen, mit geringer Trageweite.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Muster und Anomalie-Erkennung, z.B. Personalkosten steigen, ohne Neueinstellung.

Dafür sind natürlich detaillierte Daten notwendig.

Fragestellungen an das System via Sprache stellen, warum Personalkosten gestiegen sind.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Einsatz vorstellbar.

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Kosten-Benchmark für IT (In- oder Out-Sourcing), z.B. was kostet 1 GB Storage (Hardware / Software / DL)

Vergleichbarkeit ist problematisch, da Elemente der Preisstruktur variieren, fehlende Normierung.

Fehlende Daten extrapolieren und somit Daten vervollständigen.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Gemessen an der Branche (Studie BDU) steht Microfin gut da. Interne Automatisierung ist gut, Kosten-Nutzen steht im Vordergrund. KI wird nicht bewusst eingesetzt.

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Vermeidung von Medienbrüchen insbesondere Papier, aber auch Anwendungstrennungen.

Rückfluss aus Reisekostenabrechnung benötigt Schnittstelle.

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Know-How im Hause vorhanden, auch als Software-Entwickler.

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Muss die Möglichkeiten die KI bringt kennen und via Use-Cases Evaluierung.

Priorität: Verbesserung Usability z.B. via Sprache, Qualitätssicherung und Auffälligkeitserkennung für Daten.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen? Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Ja, z.B. Cloud-Gate für On-Boarding-Prozess inkl. Compliance.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

80%/90% offen gegenüber KI, da sich mit KI beschäftigen. Jüngere sind Neugierig, keine Angst vor Automatisierung.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

KI wird zunehmend Bereich übernehmen, aber über mehrere Jahre eher nur Assistenz-funktionen.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Entscheidungen können Algorithmen sogar stellenweise besser treffen, aber Kreativität und persönliche Interaktion. Entscheidung nüchterne Fakten und große Datenmengen ist die KI schon heute überlegen.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Mitarbeiter haben das nicht proaktiv als Bedenken geäußert. Bei Mitarbeiter 60+ gibt es Berührungsängste mit neuen Technologien. Individuelle Gespräche und Schulungsangebote.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Waren bereits digital aufgestellt, daher wenig Umstellung notwendig. Kundentermine wurden durch virtuelle Meetings ersetzt.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Ja, zwangsläufig. Bürokapazitäten werden abgebaut.

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Projekt verloren wegen Kurzarbeit, Budgets wurden gestrichen. Aber höhere Nachfrage durch andere Unternehmen, wirtschaftlich daher nicht betroffen, eher mehr Geschäft da Microfin als Digitalisierungspartner.

Interview 3

Interviewpartner: Herr Dr. Lewandowski

Firma: cadbas GmbH

Datum: 04.09.2020 15 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

51

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

Vertrieb und Unternehmensberatung, Design von Datenmodellen, 30 Jahre

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Doktor, Maschinenbau-Ingenieur

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Seit 1999

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführer, seit 2008

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung:

Interviewpartner: Nein

Controlling:

Interviewpartner: Nein

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr offen

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Grundsätzliche Offenheit

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Nein

Welche?

Interviewpartner:

Nicht relevant.

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Google

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

cadbas

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

20

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

IT & Unternehmensberatung

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Mittel

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Automatisierung vieler Prozesse, eher im Fokus der eigenen Endkunden

Effizientere Arbeitsabläufe sollen erreicht werden.

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

In eigenen Produkten wird KI eingesetzt. Klassifikationssysteme von Bauteilen. Teile repräsentieren Gruppe zur Klassifizierung. Produktiv bei Kunden mit 1 Mio. Teile. Effizient von mehre Jahre auf 6 Wochen. Hebelwirkung zwischen 50 / 100%.

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Wenige Leads und Einzelfallbetrachtung, mehr Aufwand für Ermittlung der Klassifizierung, daher besser manuelle Selektion. Persönliches Gespräch und Einschätzung durch Experten.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner:

Hängt zu sehr vom Ansprechpartner und Anwendungsfällen ab. Entscheidungs- oder Wissens Ebene der Person.

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Keine Herleitung aus Vergangenheitsdaten möglich, daher nicht relevant. Konjunkturabhängigkeit gegeben.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Zusammenfassung eher nicht relevant, eher Webinare, auch vor Corona. Daher Vorbereitung möglich und Abfrage per Sprache unnötig.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Erfassung via Spracheingabe relevant. Geführte Erfassung über Assistenten sinnvoll.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen. Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Datenveränderung durch Spracheingabe (Ändere Plandatum). Analyse der Reihenfolge der Dateneingabe und Automatisierung via „smarter“ Eingabe auch via Sprache.

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Wenige vergleichbare Projekte, daher keine Datenbasis für die Vergleichbarkeit.

Zu viele individuelle Projekte zudem reicht die menschliche Intelligenz zur Bewertung aus.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Eigenes Produkt zur Verwaltung der Projektspezifikation. Aber Projekte sind zu individuell und Projekte sind transparent. Ggf. in Kombination von Datenquellen, aber Aufwand und Nutzen stehen nicht im Verhältnis.

Welche KPIs sind für Sie relevant? /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Projektdatenpflege und Buchungen (Regeltätigkeiten), Benutzerverhalten analysieren und extrapolieren. Spracheingabe für Anlage von Projektelementen. Buchen via Spracheingabe.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner:

Ja. Auf jeden Fall. Kombination von Ereignissen, Projekten und Aufgaben.

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier

kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Im konkreten Anwendungsfall nicht relevant, da zu komplexe Klassifizierung.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Projekt muss das Ticket steuern, daher sind mehrere Mitarbeiter involviert. Somit keine automatische Zuweisung notwendig.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Kann sinnvoll sein. Datenqualität ist entscheidend.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Einsatz vorstellbar. Repetitive Tätigkeiten ablösen, aber Menschen sollen weiterhin involviert sein.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Zuwenig Volumen und unvorhersehbare Ereignisse.

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Nicht relevant.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Bessere Systemführung, Spracheingabe und Workflows. Reduzierung repetitiver Schritte.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja.

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Nicht im eigenen Kontext, aber in Kundenprojekten werden Sollpreis via KI.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Aktuell manueller Prozess, da wenig Volumen und wenig Varianz.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Zuwenig Potential, da drei Reisekosten-Abrechnungen pro Monat.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Massenmarkt fehlt, wird durch direkte Kommunikation ohne KI gelöst.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: /

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer

eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Wenig Potential, Informationen sind in den Köpfen der Menschen.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Eher skeptisch, da Datengrundlage ggf. falsch ist oder unbekannter Kontext.

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Aus Datenmüll wird Entscheidungsmüll gemacht.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Das ist der Job des Controllers, die KI ist dafür zu teuer. Kosten/Nutzen für Entwicklung passt nicht.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner: /

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Verhandlungs-Bots im Kontext von Zielpreis-Analysen (Materialbeschaffung / Projektakquisition), automatisches Nachtragsangebot. Konditionen ermitteln, Angebot erstellen inkl. Aufwandsabschätzung durch Anwender-Eingabe.

Automatische Eskalation von überfälligen Aufgaben.

Automatische Korrespondenz mit Textbausteinen.

Verkettung einzelner Arbeitsschritte.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner: Ja

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Keine Papierablage, alles via Workflow gesteuert.

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner: Ja

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Neue Trends und Technologien

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner:

Direkten Einfluss.

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Integration Machine Learning

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Arbeitsvereinfachung wird akzeptiert und gewünscht.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

Mensch wird immer involviert sein, nur nebensächliche Arbeiten übernehmen. KI soll unterstützen, nicht übernehmen.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Ja! Menschen müssen weiterhin die Verantwortung übernehmen.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Mitarbeiter sollen hochwertige Arbeiten durchführen, die KI soll lästige weniger anspruchsvolle Arbeit durchführen. Weniger anspruchsvolle Jobs werden immer seltener.

Es wird versucht diese Sorge vor dem Verlust des Arbeitsplatzes zu nehmen.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Mehr Homeoffice und Webmeeting.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Da bereits voll digitalisiert kaum Beschleunigung, eher bei öffentlichen Auftraggebern.

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Schulungen remote, aber sonst kein Einfluss.

Interview 4

Interviewpartner: Herr Prof. Finke

Firma: IgH GmbH / Professor für Wirtschaftsinformatik

Datum: 10.09.2020 18 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

58

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

Promotion 1995 Dr. Ing, bei IgH seit 1995, Maschinenbau Ingenieur, zusätzlich seit 2000 Dozent im Bereich IT, 2003 an FOM Professor für Wirtschaftsinformatik

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Dr.-Ing

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

1995

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführer IgH GmbH

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Nein

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Nein

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr aufgeschlossen

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Automatisierung, Robotik, Energiewirtschaft, Kraftstoffe, Blockchain

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Welche?

Interviewpartner:

Alltags KI, Prognostik, Mustererkennung

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner: /

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

IgH GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

16

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Sondermaschinenbau, Unikate; Projektgeschäft

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

odoo (Belgisches Produkt), Open Source in der Programmiersprache Python

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Einsatzbereiche sind bekannt durch eigene Projekte

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Desillusionierung wird stattfinden, die Frage ist nur wann. Grundlegende Problem der KI sind nicht gelöst. Eigenschaften wie lernen und entscheiden, Transferleistung und Kreativität, Emotionalität und Selbsterkenntnis, Ethik und Humor, Abstraktionsleistung fehlt.

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Nein, nur „stupide“ Algorithmen. Keine Muster vorhanden, da Einzelprojekte. Einsatz wird regelmäßig geprüft, aber Datenmengen reichen nicht aus.

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Im eigenen Unternehmen nein, in vielen kleinen Unternehmen sind Menschen mit Erfahrung besser.

Problem ist Datenhoheit für Trainingsdaten und standardisierte Produkte. Bereitschaft KI-Systemen Entscheidungen zu überlassen ist kaum vorhanden.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner: /

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting? Im eigenen Unternehmen kein Einsatz möglich. Datenmenge und Datenvalidität.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Würde selbst nicht nutzen. Spracherkennung funktioniert nicht zuverlässig genug.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner: /

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner: /

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Projekte können von Menschen besser geleitet werden. „Es hilft wenn man weiß was man tut.“ Erfahrung kann nicht einfach formalisiert werden.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Aussichtslos, kann nur durch Menschen erfolgen. Auch aus der Praxis von Abschlussarbeiten, keine Aussicht auf Erfolg.

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: /

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets? Vorklassifizierung möglich, sofern Datenmengen ausreichen und Volumen. System muss auch Daten vergessen können.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Funktioniert, wenn Datenmengen vorhanden sind.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Kann man machen und funktioniert, z.B. bei Versicherungsunternehmen.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Problem der unterschiedlichen Vokabeln. Der Chatbot soll keine Entscheidungen übernehmen.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Trendanalyse, einfache Statistik, keine KI.

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: /

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

In der Regel sind die Informationen in Köpfen, ansonsten Google. Informationen sind nicht unbedingt objektiv, wenn man die Homepage als Datenquelle verwendet.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch

der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Automatische Inventur, keine KI. Gefahr der Selbstverstärkung. Grenzen müssen von Menschen vorgeben werden.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: /

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender

Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Gibt es bereits und kann gut eingesetzt werden.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Kann man machen, unter Voraussetzung breite Datenbasis. Nachrichten müssen aber ebenfalls überwacht werden.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: /

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Grafische Darstellung ist entscheidend. Sachgerechte Art der Aufbereitung notwendig. „Der Mensch ist ein Augentier“.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner: /

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der daten-informierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Datenbasis ist entscheidend.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Datenbasis, Formalisierbarkeit der Entscheidungsfindung notwendig. Es bestehen große Zweifel, da KI unvollständig ist. Sachverhalte beobachten und abstrahieren, was gesehen wurde ist für die KI nicht möglich.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Ergebnis muss nachvollziehbar sein (Explainable AI).

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Kein Einsatz im eigenen Unternehmensprozessen, Mustererkennung für Predictive Maintenance. Es gibt aber Problem des Trainings, wenn Daten auf Basis von Experimenten mit teuren Geräten gemacht werden müssen.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Digitalisierung ja, Vorreiter im Bereich Vernetzung

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Agile Arbeitsweise und Vernetzung

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Know-how würde aufgebaut werden, wenn notwendig. Würde als Kerntechnologie unbedingt intern aufgebaut werden.

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung?

Interviewpartner: /

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Keine Erwartungen, da ERP nur für Unterstützungsaufgaben. Eher besser Usability sollte verbessert werden. Prognostik von Geschäftskennzahlen.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Beispielsweise Indoor-Tracking, also modernste Technologie

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Große Akzeptanz, wenn die Technik funktioniert.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Wahrscheinlichkeit das Menschen durch KI ersetzt werden im Unternehmen sehr gering. Vielfältige Arbeitsplätze, auch mit hohem Kreativitätsanteil.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

KI wird mehr Aufgaben übernehmen, im Sinne autonomer Tätigkeiten.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

KI in größeren Verwaltungen, Finanzwesen, Arbeitsamt gewinnen an Bedeutung, Gefahr wenn die KI sich selbst Optimierung.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Ja, mehr Homeoffice und Videokonferenzen.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Mehr Videokonferenzen, mehr Digitaltechnik, Problem weiterhin öffentliche Verwaltung. Vernetzung muss technisch und organisatorisch vorangetrieben werden. Politik hat kein Verständnis für Industrie 4.0, ermöglichen sicheres Kommunizieren. Technologien mit geschlossenen Formaten. Mehr Zentralisierung und einheitliche Formate und Formatvorgaben.

CCIV

DANIEL HÜSSON

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Keine, aber Sensibilität bei Kunden für Vernetzung steigt. Vorbehalte gegenüber Ferndiagnostik wurden gesenkt. Kleiner Impuls aber nicht substanziell.

Interview 5

Interviewpartner: Herr Prof. Sandhaus

Firma: Fachhochschule der Wirtschaft / Professor für Wirtschaftsinformatik,
Logistik, SCM & Freiberuflicher Berater

Datum: 11.09.2020 12 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

54

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese
Fallen:

Interviewpartner:

Wirtschaftsingenieur / Freiberuflicher Berater / Management in Software /
Beratung

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Promotion Wirtschaftsinformatik

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Geschäftsführer einer IT-Firma mehr als 10 Jahr und 15 Jahre Unternehmensberatung und Geschäftsprozessberatung

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Freiberuflicher Berater und Professor

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Digitalisierung, Automatisierung, Geschäftsprozessoptimierung

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Im Rahmen der Promotion mit neuronalen Netzen

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Ja, auch als Entwickler.

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Freiberufler

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner: /

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Jedes Unternehmen mit Kreditorenbuchhaltung / SAP

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner:

90% KMU als Kunden

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

SAP / Diverse

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Hoch

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Konstant, aktuelles Niveau gering

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Evaluiert aber nicht eingesetzt; Geschäftsprozessoptimierung Verbuchung, Rechnungserkennung, Produktionsoptimierung

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Uninteressant, zu viele Parameter und zu viel Ungewissheit, keine valide Datenbasis.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner: /

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Mittelmäßig interessant, in der Regel schon mathematische Verfahren vorhanden. Zusätzlich Einschätzung von Experten notwendig, externe Daten wie Branchenwachstum zur Anreicherung notwendig.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Kein großes Potential, da die optische Erfassung von Inhalten schneller ist als Sprachausgabe. Grafische Oberfläche ist wichtiger, Speech-to-Text zur Vorfassung und dann Nachbereitung in GUI.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner: /

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Kundenanalyse, Direct-Marketing (1:1 – Marketing), Kundenkategorisierung

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die

notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Kein Potential, da Projekte einmalig sind. Rahmenbedingungen ändern sich häufig. Aufwandsschätzungen und Erfahrungen sind notwendig. Mehrwert nicht gegeben, da ein Mensch die Prüfung durchführen muss.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Kein Use-Case

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Einsatzmöglichkeiten sind da, aber Kosten-Nutzen-Verhältnis passt nicht.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: /

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermutlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Mittleres Potential

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung? Mittel- bis Geringes Potential.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Mittel- bis gering.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) -verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Innovativen Lösungen sind für Mittelstand interessant, wenn Großunternehmen diese vorab evaluiert haben. Einsatzmöglichkeiten sind gegeben. Cloud vs. On-Premise, Datenschutz und Verlässlichkeit der Informationen geben.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner: /

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

KMU haben Erfahrung, daher Prognose durch ML nur bedingt sinnvoll. Mehrwert ist gering.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Robotic Process Automation, RPA, Prozess-Reihenfolge und Datenübergabe effizienter gestalten.

Beispiel Providerumzug Telekom:

Telefonbuch, Kabel umlegen, Prüfung der Leitungen -> höhere Verlässlichkeit

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnolo-

gien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Geringes Potential, da zu wenig Lieferanten.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Kaum Potential, da Verpflichtung zu fachlichen und Inhaltlichen Prüfung. Verantwortung in den Bestellprozess integrieren. Regelbasierte Algorithmen reichen aus einfache Wenn/Dann-Regeln. Konstante Lieferanten, daher wenig Potential.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Neuronale Netze sind ungeeignet. Kein Einsatzgebiet.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: /

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Texterkennung durch neuronale Netze, (OCR), z.B. Deeper vom Fraunhofer Institut als Forschungsprojekt. Durch Digitalisierung wird die Texterkennung unbedeutender. Klassifizierung der Belege durch KI möglich. Auch gemischte Rechnungen mit Rechnungspositionen z.B. Tanken und Zigaretten werden gut erkannt. Probleme bei Sammelrechnungen z.B. Hardware aber durch entsprechendes Trainieren auch möglich. Aber keine KI manuelle Regeldefinition. Große Unternehmen sind in diesen Prozessen die Vorreiter.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Dashboard mit Übersicht ist besser geeignet als ML. Zahlungsverhalten der Kunden ggf. schwer beeinflussbar. Zahlungsmoral der Großunternehmen ist schlecht. Überwachung via KI nice-to-have.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Weniger KI, aber mehr Digitalisierung durch verzahnte Prozesse z.B. ZUG-FeRD.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: /

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die

Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Optische Erfassung von Informationen schneller.

Executive Informationen bieten durch Dashboards bereits geeignete Übersichten.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner: /

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der daten-informierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Drill-Down wichtig. Entscheidungsfindung auch mit Bauchgefühl. KI fehlt Bauchgefühl, neue äußere Faktoren werden nicht berücksichtigt.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner: /

Welche Daten sind relevant? /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Mustererkennung z.B. Finanzamt Analyse von Bilanzen. Clustering für Wirtschaftsprüfung.

Für Plan-Ist-Vergleich ist KI nicht notwendig.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Ja, im Bereich der Meta-Analyse

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner: /

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Nicht gut aufgestellt zu Großkonzernen, wegen Kosten und Skalierungseffekte

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Supply Chain Integration

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Kein Knowhow- externe Dienstleister

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung:

Interviewpartner:

Externe Dienstleister

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Lieferanten sollen KI liefern, nahtlose Integration. KMU befassen sich sehr aktiv mit dem Thema, aber zögerlich eigene Initiative zu ergreifen. Zu Einordnung der Relevanz.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Besser Produkte und Service zu geringeren Kosten, Neue Produkte. KMUS flexibler als Großkonzernen.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Ängste vor Jobverlust

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Ähnliche Ängste bei Digitalisierung, Gespräch mit GF wird gesucht. Offene Kommunikation schon vor Projektbeginn.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

Digitalisierung wird immer mehr Aufgaben übernehmen. Analog zur industriellen Revolution.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Mensch bleibt als Entscheider erhalten. Bedürfnisse werden sich ändern, daher Flexibilität der Menschen weiterhin gefragt. Neue Möglichkeiten und Geschäftsprozesse.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Ja, mehr Digitale Meeting, bei einigen Kunden Unterbrechung des Geschäfts für 14 Tage.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner: Ja

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Geschäftsmodell bleibt gleich, aber Prozesse werden digitalisiert.

Interview 6

Interviewpartner: Herr Prof. Muschiol

Firma: Netzfactor GmbH

Datum: 15.09.2020 17:15 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

44 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese fallen.

Interviewpartner:

Ausbildung Fachinformatiker Anwendungsentwickler, Certified Systems Engineer, Microsoft Ausbilder, seit 1999 Netzfactor, GF

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Studium Diplom Informatiker, Konzeption von Studiengängen, gute 5 Jahre promoviert.

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Seit 1999

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführer

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Nein

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr offen, early adopter

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

IoT, Smart-Home, Vernetzung, HCI

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Chatbot, Sprachassistenten, NLP

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner: Ja

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Netzfactor GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

30

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

IT-Dienstleister, Software Entwicklung, IT-Sicherheit, Webseitenentwicklung

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Lexware

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Sehr gute theoretische Kenntnisse, in Praxis mittelmäßig

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

„Jugend forscht“, in 3 Jahren wichtigen Produktionsfaktor, in 5-7 Jahre Standard

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

In Forschungsprojekten ja, in der Praxis für Motion-Detection, Einsatz von Frameworks, nicht in eigenen Unternehmensprozessen.

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Erstellt Individualsoftware, daher sehr individuelles Geschäft. Eher Einsatzgebiet bei Standard-Produkten. Hohes Automatisierungspotential bis hin zur Angebotserstellung. Robustheit der Lösung wichtig.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner: /

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Intelligente Datenfusion, aus unterschiedlichen Plattformen.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Es liegt Potential in Sprachassistenten, jedoch Kontext-Erkennung wichtig. Multimodale Informationsübermittlung, Content wird situativ. Passenden Infos durch KI ermitteln und „Mitdenkt“.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner: /

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Muster-Erkennung für wiederholende Prozesse, äußere Einflussfaktoren kombinieren. Geschäftsmodelle entwickeln und aus Daten herleiten. Impulse für kreative Kombinationen.

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Interviewpartner:

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Ja, lernen aus Muster der Vergangenheit. Emotionale und ethische Komponenten kann KI nicht berücksichtigen.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Gerade Wissensextraktion, wenn die Qualität der KI stimmt.

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Inhaltsanalysen über Unternehmensgrenzen hinweg, Benchmark von Projekt-Prozessen. Problem Datengrundlage wegen Geschäftsgeheimnissen.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Durch individuelle Projekte kein Mehrwert, aber generell bei standardisierten Produkten ein Mehrwert.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Enormes Potential für Prozessoptimierung.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Großes Potential.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Auch bei individueller Software-Entwicklung sinnvoll, da Frameworks verwendet werden.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Windows-Updates / Laborsoftware

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Skalierbarkeit gegeben, daher ist es sinnvoll auch.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Stimmanalysen zur Verteilung von Anrufer auf geschulte Teilnehmer.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Portalvergleichssoftware auch für Hardware. Webcrawling zum Abruf externer Daten.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Wird in der Praxis häufig eingesetzt, daher hohes Potential.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner:

Großes Potential bei Einkauf von Standardprodukten. Auch voll Automatisierung möglich. Aus der Erfahrung aus Projekten, Mehrfachbestellungen, Falschbestellungen, wenig Kontrolle.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Selbstgeschriebene Reisekosten-App im Einsatz. Potential vorhanden und wird auch genutzt.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Datenfusion z.B. in Kombination Schufa und Creditform.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Automatische Buchen, Erkennen von Standard-Belegen.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Hilfreich, da Assistenzsystem zur Interpretation dient.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner: /

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der daten-informierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Sinnvoll

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Hilft bei der Entscheidungsfindung.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Zusammenfügen von Daten, Ermittlung von Sinnvollen Datenquellen z.B. Einkauf von Rohstoffen anhand von Wirtschaftsdaten.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Wird im Unternehmen nicht benötigt, KPI werden automatisiert per E-Mail übertragen. Jedoch bei Kunden sinnvoll.

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Recherche und Konzeption automatisieren.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner: Ja

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Prozesse und Vernetzung von Systemen, Informationsgewinnung und Verarbeitung und Automatisierung.

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Ja, Mitarbeiter und Forschungsprojekte.

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung?

Interviewpartner: /

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Cloud/On-Premise-Problematik bei KI, da wird und muss sich was tun

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Aus Forschungsprojekte in eigene Systeme, alle Bereiche von Prozessautomatisierung bis hin von Verhaltenserkennung, Mentale Annahmen (Eye-Tracking)

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Offen, da Technologie fasziniert. Bei Kunden absolut ablehnenden, Angst vor der KI

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Aufklärung, KI ist nicht böse.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

In standardisierten Bereich von Prozessen ja, hinsichtlich ethische Entscheidungen nein.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Mensch sollte als Gate-Keeper erhalten bleiben.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Absoluter Run auf Videokonferenz, Online-Veranstaltungsplattform

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Ja, Beispiel Handwerk

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Geschäftsmodell auf Videokonferenzsystem erweitert, Veranstaltungsportal umgesetzt

Interview 7

Interviewpartner: Herr André Pradtke

Firma: Pradtke GmbH

Datum: 17.09.2020 13 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

41 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen:

Interviewpartner:

Diplom Ökonom, Leitung private Universität 10 Jahre

Seit 2014 Geschäftsführer

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Diplom Ökonom

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Seit 2014

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Geschäftsführung und Inhaber seit 2014

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Ja, early adopter

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Digitalisierung, Digitalität, KI-Verfahren

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Tesla, Siri, Alexa, Fotobearbeitung

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner: Ja

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Pradtke GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

60

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

IT-Dienstleister, Personalsteuerung im Bereich Gesundheit und Soziales.

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Mittel bis Hoch

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Hoher Stellenwert

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz? Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Aktuelle keine Anwendungskontexte, KI im Bereich Maintainance, Ausfallsicherheit steigern, Reaktionszeit gewinnen

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Relevant

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner:

Linked-In und Xing-Integration, Facebook, social Media als Anreicherung

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Strategische Frühindikation, Produktlebenszyklus überwachen. Inhalte aus Fachartikel extrahieren, um technologische Trends zu erkennen. Textmining zur Trend-Ermittlung für Technologien.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Informationseingabe ist effizient, Wiedergabe per Sprache nur beim Autofahren.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Spracheingabe mit smarter Workflow-Erkennung

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Bearbeitung öffentlicher Ausschreibungen. Verstehen von vergangenen Ausschreibungen und Ausfüllen von Ausschreibungen.

Xing/Pressemitteilungen (Social-Media) überwachen und Kontextinformationen verdichten, z.B. Wechsel Personalleitung führt zu Potential eines HR-System Wechsel, Ermittelt Systemwechsel-Wahrscheinlichkeit

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Potential vorhanden, Optimierung Angebotserzeugung.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektmplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Eher Gestaltungs- und Steuerungsfunktion des Projektleiters, KI sollte Projektmodelle entwickeln um Projektabwicklung effizienter gestalten. Krankenhausstrukturvarianten durchrechnen anhand von Simulationen evaluieren.

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Simulation verschiedener Projektorganisationen z.B. Kanban.

KI in der Projektsteuerung, schnell wie möglich fertiggestellt werden. Verteilung von Projektaufgaben. Herleitung von Handlungen anhand von Eingaben und Mustern, z.B. Krankmeldung führt zu Koordination von Ersatzpersonal. Re-Terminierung von Projekten.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Sinnvoll

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner: Ja

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Ja, inkl. Supervised-Learning.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Sinnvoll

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Updates

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Ja, wenn klar ist welches Ereignis zum Support-Volumen. Eher proaktiv eingreifen und sofern möglich das Ereignis verhindern oder Planung verbessern.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Früherkennung von Problemstellungen, proaktive Wartung.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Nicht stark relevant da nicht so häufig vorkommt. Aber Automatisierung von Beschaffungsprozessen sinnvoll.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass

bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Kommt nicht häufig vor.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Geringes Einsatzpotential

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt.

Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Sinnvoll

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Kein Thema, kein Ausfallrisiko

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner: /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: /

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Nutzen eher gering.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Controller soll durch KI ersetzt werden. Extrapolation von Trends, Szenarioanalyse z.B. Lohnerhöhung und Auslastung. Verschränkung OKR Zielerreichung

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Nicht von großer Relevanz

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Bauchgefühl ist relevant

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Herleitung von Entscheidungen nachvollziehen. Entscheidungsvorschläge inkl. Begründung erstellen.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Im Bereich Software-Entwicklung automatische code-generierung. Art und Weise, wie Software entwickelt wird ändert sich.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Nein, es gibt Verbesserungspotential, aber dennoch auf dem richtigen Weg.

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Vertragsmanagement, Produktionslogik wie Software-Coding und Qualitätsmanagement, Software-Testing

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Nein, aber Know-how wird aufgebaut, kritisch Kernkompetenz.

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung

Interviewpartner: /

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Know-how muss bei ERP-System vorhanden sein, Workflow-Beispiele erarbeiten und KI-Verfahren erproben, Praxisrelevanz.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Simulation von Organisationsstrukturen, Autonome Dienstplanung

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

Kommt auf die Aufgaben an, wer macht was? Delegierung von nicht sinnstiftenden Aufgaben an KI.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Nein, KI wird Entscheidungen komplett autonom treffen.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Hoch

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Entspannt, da Organisation „erwachsen“ genug, talentiertes Team, Änderung der Tätigkeiten. Intellektuelle Beweglichkeit.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Keine

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner: Ja

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Keine Auswirkungen

Interview 8

Interviewpartner: Herr Dr. Marquardt

Firma: Tedata GmbH

Datum: 18.09.2020 11 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

43 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

10 Jahre Leitung Controlling bei Tedata, seit 4 Jahre Geschäftsführer bei Tedata

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Dr. med., Master Science

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Seit 2010 bei Tedata

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

4 Jahre Geschäftsführer bei Tedata GmbH, 8 Jahre Geschäftsführer bei Mdesign GmbH (Tochterunternehmen von Tedata)

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr, early adopter

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Digitalisierung und Automatisierung

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Sprachassistenten: Alexa

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner: Ja

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

Tedata GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

15 Tedata + 15 Mdesgin

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Software-Hersteller für Maschinenbau

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Mittel

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Zunehmend integrieren, aktuell kein KI-Einsatz

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

ML wird in eigene Software implementiert

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Grundsätzlich vorstellbar, ca. 50 Anfragen

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner:

Hierarchie des Ansprechpartners, Alter, Bildungsabschluss, Branche

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Nicht vorhersehbar für Menschen, daher Muster durch ML hilfreich. Bewertung von Entscheidungszeitraum bei Direktvertrieb.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Eher für Unterwegs, Wiedervorlage diktieren.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Spracheingabe

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Marketing -> Semantische Produktsuche, Begleitende Produkte, Cross-Selling via Meta-Informationen, Up-Selling z.B. Seminare und Dienstleistung

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Ja, Ansätze vorhanden. Potential ist nicht so hoch, kurze Dienstwege, gute Ein Schätzbarkeit der Projekte durch Mitarbeiter.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Gering

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: /

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Ja interessant.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Ja, sehr interessant.

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu finden. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Ja, sehr interessant.

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Ja, wenn Vorschlagsverfahren aus vorherigen Use-Case zu Vertrauen geführt hat.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Updates

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Zu klein, nur bei Updates, daher kein großer Nutzen.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Servicekunden: Nachfassen für Update und Upgrades, Vorschläge im Rahmen der Service-Calls

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Nur wenig Anwendungsfälle.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Geringer Nutzen

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Ja, sehr gut.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Ja, aber untergeordnete Relevanz, da guten Zahlungsmoral.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Sprachassistent für Belegeingabe.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Sinnvoll, auch kombinierbar mit KI basiertem Forecast.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Potential vorhanden

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Interessant, aber nicht so relevant

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Mensch entscheidet, gerade bei Personalentscheidungen.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

KI Reporting, Anomalien und Zusammenhänge per Sprache erklären.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner: Nein

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner: Ja

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Cloud, Hemmnis Internet-Anschluss, Papierloses Büro noch Optimierungspotential

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner: Ja

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung

Interviewpartner: /

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Sprachassistent, Lernprozess -> Use-Cases erarbeiten

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

ML zur Schaffung von Mehrwert, Rückrechnung -> Ersetzen von Formeln durch Modelle

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

KI wird viele Dinge übernehmen.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Strategische Entscheidenden trifft Mensch mit Hilfe von KI.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Early adopter Mentalität.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Menschen werden weiterhin gebraucht, KI als Unterstützung Umwidmung von Aufgaben. Bessere Skalierung.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Homeoffice, Arbeitszeiten auf Kurzarbeit.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Ja, Online-Seminare

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Umstellung von Vor-Ort zu Remote, virtuell Desktop, Beschleunigung von Ideenfindung

Interview 9

Interviewpartner: Herr Christian Scholz

Firma: scholz.msconsulting GmbH

Datum: 18.09.2020 14 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden.

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

47 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen.

Interviewpartner:

Ausbildung Werbekaufmann Mannesmann Mobilfunk

1999 – 2005 Bereichsleiter Werbeagentur

2005 -2017 Leiter Projektmanagement und Consulting, stellv. GF

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Kommunikationswirt WAK

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Seit 2005

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

GF, seit 2017

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung:

Interviewpartner: Nein

Controlling:

Interviewpartner: Ja

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Sehr, early adopter aber muss funktioniert

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

SmartHome, Programmierung c#, NextGen, Software Entwicklung

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Nein

Welche?

Interviewpartner: /

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Siri eingerichtet

Für welches Unternehmen sind Sie tätig?

Interviewpartner:

scholz.msconsulting GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

26

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

Softwarehersteller / Dienstleister / Beratungsunternehmen

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET / NextGen

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Niedrig

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Hoch, aktuell mittel

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz?

Interviewpartner: Nein

Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner:

Muss auf die Roadmap

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potentiellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Potential in Kundenprojekten; Volumen abhängig

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner: /

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch

saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Sehr interessanter Ansatz, auch für Kunden. Zusammenfluss von Datentöpfen.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Sehr hoher Nutzen.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Sehr wichtig. Neue Termine erfassen.

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner:

Kurzzusammenfassung inkl. Detailabrufen

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner:

Auswertung von Homepage-Anfragen hinsichtlich Leadqualifizierung, Ablauf der Qualifizierung

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

Hoch, da Projekte vergleichbar.

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

Hoher Nutzen

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Auswertung von vergangenen Projekten, Urlaubsextrapolation

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Hohes Potential

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Hoher Nutzen

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Hoher Nutzen

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Super interessant.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Update und Bereitstellung neuer Funktionen als Treiber

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Super

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Auswertung von Bildern, insbesondere Screenshots für Ticketbearbeitung.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Für eigenes Unternehmen nein, für Endkunden ja.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Für eigens Unternehmen nein, Endkunden ja.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung? /

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Nein, aber bei Endkunden

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Ja, hoher Nutzen auch für Bereich Beschaffung.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Interessant

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Schnittstellen an Fibu, Überwachung von Erlöskonten/Kostenstellen und Prüfung und Anomalien. Abhängigkeiten zwischen Datenerkennen und Vorschläge für Datenpflege machen.

Validierung von Daten.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die

Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Auswertung von BigData interessant, bei grafischen Reports eher uninteressant.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Eher im Bereich von tabellarischen Auswertung. Barrierefreies Arbeiten.

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der daten-informierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Sinnvoll

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

KI für Datenaufbereitung und Mensch als Entscheider

70% Daten 30% Bauchgefühl

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner:

Vernetzung verschiedener Daten, Daten in Verbindung bringen.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Ja

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Koppelung SmartHome mit Terminkalender -> Steuerung Heizung

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Gut aufgestellt, aber Verbesserungspotential

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Papierloses Büro, ECM

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner:

Kombination interner und externer Ressourcen.

CCC

DANIEL HÜSSON

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung

Interviewpartner: /

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Themenbereiche angehen, die jetzt interessant sind. Differenzierung vom Mitbewerber.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Digitalisierung / Automatisierung auf eigens Produkt

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

KI wird Stellenwert gewinnen müssen, Anzahl der Daten wird größer.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Mensch bleibt als Gate-Keeper.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Theoretisch hoch.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Vorteile der KI aufzeigen, verweis auf Fokussierung auf Menschlichen Kernkompetenzen verweisen.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Mehr Homeoffice, weniger Reisen dadurch mehr Beratungsleistungen, sozialer Austausch nur virtuell, Kurzarbeit

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Ja, immens

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Ja, große Investitionen werden zurückgestellt. Fokussierung auf SAS und Cloud mit kleinen smarten Paketen. Anpassung des Lizenzmodells.

Interview 10

Interviewpartner: Herr Stupp

Firma: advice it GmbH

Datum: 25.09.2020 10 Uhr

Datenschutz

Dieses Interview aufgezeichnet und protokolliert. Wenn Sie möchten, können Ihr Name und der Name Ihrer Firma anonymisiert werden.

Bitte teilen Sie jetzt mit, dass Sie mit der Aufzeichnung einverstanden sind.

Interviewpartner: Ja

Bitte geben Sie an, ob eine Anonymisierung erfolgen soll.

Interviewpartner:

Nein, Klarnamen dürfen verwendet werden

Einstiegsfragen

Bitte geben Sie ihr Alter an:

Interviewpartner:

55 Jahre

Bitte geben Sie Ihre Berufserfahrung an und in welchem/n Bereich(en) diese Fallen:

Interviewpartner:

Nach Bundeswehr, Werkstudent Programmierung ERP, Fernuni Hagen, 1994 elektronisch Archivierung, seit 2002 advice it, GF Dokumenten-Management

Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Interviewpartner:

Diplom Betriebswirtschaft FH

Wie lange sind Sie bereits insgesamt für das Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

18 Jahre

In welchem Bereich sind Sie aktuell tätig und wie lange?

Interviewpartner:

Dokumenten-Management und Eingangsrechnungsvereinbarung, Digital
Mailroom, Orderprocessing

In welchen der genannten Bereiche schätzen Sie sich als Experte ein?

Vertrieb & Marketing:

Interviewpartner: Ja

Projektmanagement:

Interviewpartner: Ja

Kundenbetreuung:

Interviewpartner: Ja

Beschaffung:

Interviewpartner: Ja

Buchhaltung:

Interviewpartner: Ja

Controlling:

Interviewpartner: Nein

Wie sind Sie technologischen Neuerungen gegenüber aufgeschlossen?

Interviewpartner:

Zurückhaltend, kein early adopter, erst Trend abwarten, Fokus mehr Mehrwert

Welche Neuerungen interessieren Sie besonders?

Interviewpartner:

Cloud, KI

Haben Sie bereits persönliche Erfahrungen mit KI gemacht?

Interviewpartner: Ja

Welche?

Interviewpartner:

Prototyp für digital mail room

Nutzen Sie einen IPA (Google Assistant, Amazon Alexa, Siri, Bixbi, etc.) im privaten Bereich?

Interviewpartner:

Ja, hin und wieder

Für welches Unternehmen sind Sie tätig? a

Interviewpartner:

advice it GmbH

Wie viele Mitarbeiter sind für Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

16 Mitarbeiter

In welcher Branche ist Ihr Unternehmen tätig?

Interviewpartner:

IT-Dienstleister, Konzepterstellung und Beratung

Zielgruppen: Nicht tätig in für öffentliche Auftraggeber, selten für Kliniken, wenige Banken, hauptsächlich GKV, Industrie und Handel

Zählt Ihr Unternehmen nach Definition der EU-Kommission (weniger als 250 Mitarbeiter und Umsatz < 50 Millionen €) zu den KMUs?

Interviewpartner: Ja

Welches ERP-System setzen Sie ein?

Interviewpartner:

Vemas.NET

Wie schätzen Sie Ihr Wissen im Bereich der Einsatzmöglichkeiten von KI ein?

Interviewpartner:

Hängt vom Bereich ab, für die meisten internen Prozesse

Bitte schätzen Sie ein, welchen Stellenwert KI in den nächsten 3 Jahren innerhalb von Unternehmensprozessen einnehmen wird:

Interviewpartner:

Wenig bis keine Steigerung, separates KI

Effizienzsteigerung in wenigen Bereichen (20% ja, 30% vielleicht, 50% nein)

Wird aktuell in Ihrem Unternehmen KI eingesetzt bzw. planen Sie den Einsatz?

Interviewpartner: Nein

Falls ja, in welchen Bereichen?

Interviewpartner: /

Schlüsselfragen

Kommen wir zu den Hauptfragen. Entlang der Prozesskette werden wir die einzelnen Bereiche durchgehen, ich werde dazu Use-Cases für den Einsatz von KI beschreiben und dazu gerne Ihre Ansichten hören, insbesondere ob Sie sich diesen Einsatzbereich für Ihr Unternehmen vorstellen können. Gerne können Sie nach den Use-Cases auch noch eigene Ideen und Anregungen für den KI-Einsatz einbringen, entsprechende Fragestellungen sind bereits vorbereitet und werden am Ende jedes Abschnitts gestellt.

Vertrieb & Marketing

Als erstes schauen wir uns den Bereich Vertrieb & Marketing und Marketing an. Hierzu wurden drei Use-Cases ausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen thematisieren möchte.

2.4.1.1 Use-Case: Lead management

Ein wichtiger Aspekt im Bereich Vertrieb & Marketing ist das Lead-Management, insbesondere die schnelle Identifizierung von potenziellen Kunden, die zügig zu einem Abschluss gebracht werden können.

Sehen Sie hier durch den Einsatz von Klassifizierungsalgorithmen aus dem Bereich des Machine Learning ein Potential diesen Prozess durch Clustering und Vorbewertungen zu optimieren?

Interviewpartner:

Nein nicht für sinnvoll, da Lead-Bewertung schwierig und Interaktion mit Projektleiter.

Volumen mit 2-3 Leads zu gering und sehr hoher Individualisierungsgrad.

Welche Informationen sind für eine valide Bewertung notwendig und sind diese überhaupt zugänglich?

Interviewpartner: /

2.4.1.2 Use-Case: Forecasting

Schauen wir uns als nächstes den Bereich Forecasting an, bei dem die Potentialermittlung aus dem vorangegangenen Beispiel des Lead-Management direkt im Forecast Berücksichtigung finden sollte. Die Prognose der Nachfrage kann durch saisonale Einflüsse, Produktlebenszyklen oder komplexer Trends schnell sehr schwierig werden. Mit Hilfe von Machine Learning kann auf Basis historischer Verkaufszahlen Produktbesonderheiten in Kombination mit öffentlich zugänglichen Daten wie das Wirtschaftswachstum die kurz- und mittelfristige Geschäftsentwicklung prognostiziert werden.

Wie sehen Sie diesen Ansatz des Forecasting?

Interviewpartner:

Wenige Leads, daher kann Potential gut überwacht werden. Aufwand lohnt sich nicht.

2.4.1.3 Use-Case: Information input and retrieval

Die Abfrage und Erfassung von Daten sind stellenweise sehr zeitraubend. Insbesondere die Erfassung von Notizen zu einem Verkaufsgespräch oder nach einem Kunden bzw. Interessentenbesuch ist in der Regel nicht gerade die Lieblingsbeschäftigung von Vertriebsmitarbeiter. Besonders wenn man unterwegs im Auto ist, kann jedoch durch die Nutzung eines Sprachassistenten diese Aufgabe quasi auf dem Weg zum nächsten Termin oder nach Hause erledigt werden. Auch die Informationsabfrage z.B.: in Vorbereitung eines Gesprächstermins, zu dem man gerade unterwegs ist, kann durch die sprachgesteuerte Abfrage des aktuellen Forecasts oder der letzten Notizen effektiv genutzt werden. Ich würde Ihnen dazu kurz den ersten Prototypen vorstellen, der bereits einen Eindruck vermittelt, wie diese Funktion in der Praxis genutzt werden kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A, „Gib mir meine Zusammenfassung“ & „Neue Akquisition bei <FIRMA>“

Was halten Sie von den soeben besprochenen Anwendungsbeispielen?

Interviewpartner:

Langfristig ja, wenn Geschäftsreisen wieder anfallen.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPA für die Datenerfassung und Informationsbereitstellung im Bereich Vertrieb?

Interviewpartner:

Mehrwert für komplexe Texte. Sprachausgabe hängt vom Anwendungsfall ab, Informationsabfrage via Sprache für komplexe, Generierung von Datenbankabfragen auf Basis von Sprache.

Welche Informationen könnten noch interessant sein?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Bereich Vertrieb & Marketing

Nachdem wir die Use-Cases aus dem Bereich Vertrieb & Marketing diskutiert haben, würde mich interessieren, welches Einsatzpotential von KI Sie in diesem Bereich konkret in Ihrem Unternehmen sehen.

Auf welche Vertriebs- bzw. Marketingprozesse wird sich KI in Ihrem Unternehmen auswirken?

Interviewpartner: /

Projektmanagement

Als nächstes betrachten wir den Bereich Projektmanagement. Ich möchte zwei Use-Cases in diesem Zusammenhang vorstellen und diskutieren.

2.4.2.1 Use-Case: Project planning

Projektplanung ist eine komplexe Aufgabe, die entsprechenden Ressourcen müssen zur richtigen Zeit, in der notwendigen Menge und am richtigen Ort zur Verfügung stehen. Die KI kann den Planungsprozess unterstützen, indem sie die notwendigen Ressourcen auf der Grundlage früherer Projekte ermittelt und Projektrisiken durch die Analyse von Meilensteinverschiebungen oder Kosten- und Aufwandsüberschreitungen bei ähnlichen Projekten identifiziert.

Wie sehen Sie die Möglichkeiten der Unterstützung durch KI innerhalb des Planungsprozesses?

Interviewpartner:

KI sollte kundenspezifisches Verhalten auswerten, da Kunde auch in die Projektbearbeitung involviert ist. Daher Analyse des Kundenverhaltens im Projektablauf.

KI Reaktion auf Eintrag von Urlaub / Krankheit und Empfehlung für Neuplanung.

Länderspezifische Besonderheiten wie Ferienplanung auf Basis von Vergangenheitswerten.

Frozen-Zones (keine Updates auf Server) in Projektplanung berücksichtigen

2.4.2.2 Use-Case: Project implementation

Langfristige Entscheidungsprozesse und schlechte Kommunikation zwischen Projektparteien und Auftragnehmer sind Risiken für eine Verzögerung des Projekts. Mit Hilfe der KI kann eine Echtzeitanalyse des Projekts ein vollständiges Bild der anstehenden Entscheidungen auf der Grundlage von Daten aus ähnlichen Projekten liefern. Alle verfügbaren Informationen können zusammengestellt und dem Entscheidungsträger zur Verfügung gestellt werden, um den Prozess der anstehenden Entscheidung zu beschleunigen. Auf der Grundlage von Kommunikationseinträgen aus früheren Projekten können Vorschläge für die erforderliche Projektkommunikation abgeleitet werden, um den Auftragnehmer und das Projektteam auf dem Laufenden zu halten. Auch die Extraktion von Best Practices nach Projektabschluss sind denkbare Anwendungsfälle, um das Wissen anderen Projektträgern zur Verfügung zu stellen.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI innerhalb der Projektimplementierung, als Frühwarn- und Assistenzsystem, sowie der Wissensextraktion?

Interviewpartner:

3 verschiedene Projekte: CRQ (5-10 MT) -> Keine Unterstützung, Kontingente -> keine Unterstützung, Implementierungsprojekte: nur 3-4 Projekte pro Jahr

Welche KPIs sind für Sie relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI im Projektmanagement

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Projektmanagement?

Interviewpartner:

Vorschläge für Handlungsalternativen bei Störfällen wie Krankheit.

Können Sie sich vorstellen in Ihren eigenen Projekten KI einzusetzen, um Abläufe zu optimieren?

Interviewpartner:

Kurzfristig nein, mittelfristig ja.

Kundenbetreuung

Als nächstes betrachten wir den Prozessbereich der Kundenbetreuung. In der Literatur finden sich dazu zahlreiche Beispiele, wie hier KI zum Einsatz kommen kann. Vermeintlich steckt also viel Automatisierungs- und Optimierungspotential in diesem Bereich, um dem gerecht zu werden, wurden fünf Use-Cases herausgearbeitet, die ich gerne mit Ihnen besprechen würde.

Wenn Kunden ein Problem oder eine Frage zu einem Produkt oder einer Dienstleistung haben, wird in der Regel der Kundendienst zur Unterstützung kontaktiert und ein Support-Ticket erstellt. Dies erfolgt über mehrere Wege:

Telefon

E-Mail

Portal

API-Anbindung

2.4.3.1 Use-Case: Ticket-Classification

Je nach Eingangsquelle müssen diese Support-Tickets noch klassifiziert werden, um z.B. zwischen Fehlern, Anwenderfragen oder Change-Requests (CRQ) zu differenzieren, aus denen sich ggf. auch kostenpflichtige Leistungen ergeben. Hier

kann durch entsprechend trainierte Modelle wie Decision Trees Machine Learning unterstützen und diese Klassifizierung vornehmen oder bestehende Klassifizierungen validieren.

Wie sehen Sie diese Einsatzmöglichkeit zur Klassifizierung von Support-Tickets?

Interviewpartner:

Relativ hohes Ticket aufkommen, da auch automatische Tickets erzeugt werden. In der Spitze 80-90 Tickets pro Tag. Dabei stellenweise 30 Tickets vom selben Kunden mit ähnlichem Problem.

2.4.3.2 Use-Case: Ticket assignment

Als weiterer Schritt nach der Erstellung und Klassifizierung des Support-Tickets ist die Zuweisung eines geeigneten Bearbeiters, der die Anfrage schnell zu einem erfolgreichen Abschluss bringt. Auch hier kann durch entsprechend trainierte Modelle eine Unterstützung durch Machine Learning erfolgen, um geeignete Mitarbeiter zur Lösung der Fragestellung zu ermitteln.

Sehen Sie hier Potential für den Einsatz von KI im Bereich der Ticket-Zuweisung?

Interviewpartner:

Ja, großes Potential

2.4.3.3 Use-Case: Solution suggestion for tickets

Die Suche nach Lösungen für Tickets kann zeitaufwändig sein, es werden viele Arbeitsstunden damit verbracht, alte Tickets und FAQ-Datenbanken zu durchsuchen, um eine Lösung für ein aktuelles Problem zu. Je nach Verfügbarkeit zuverlässiger Daten innerhalb des zu lösenden Problems ist KI in der Lage, ähnliche Tickets oder FAQs zu identifizieren, um Vorschläge zur Lösung des Problems zu unterbreiten.

Wie ist Ihre Sicht auf den Einsatz von KI im Bereich der Ermittlung von Lösungsvorschlägen?

Interviewpartner:

Ja, großes Potential

2.4.3.4 Use-Case: Chatbot

Als vorletzten Use-Case möchte ich die Nutzung von Chatbots vorstellen. Chatbots können dazu verwendet werden, um einen 24/7-Kundensupport einzurichten, um Produkt- oder technische Probleme zu lösen. Es handelt sich dabei, um ein Dialogsystem zur Behandlung von Fragen und Antworten auf der Grundlage einer Datenbank. Auch hier wird KI – konkret Natural Language Processing (NLP) – verwendet, um den Kern der Fragestellung zu extrahieren und mit entsprechenden Lösungsmöglichkeiten abzugleichen.

Wie sehen Sie die Einsatzmöglichkeiten von Chatbots im Bereich der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Nein, da keine Akzeptanz der Fachabteilungen für Chatbots. Der Kundensupport des Kunden wird nicht mit dem Chatbot arbeiten, sind nur Mittelsmänner zwischen advice-support und Fachabteilung.

2.4.3.5 Use-Case: Support volume prediction

Abschließend für die Use-cases der Kundenbetreuung möchte ich die Vorhersage des Supportvolumens betrachten. Für einen möglichst kosteneffizienten Betrieb der Kundenbetreuung ist neben einer effektiven Ablauforganisation auch die Vermeidung von Über- und Unterkapazitäten unerlässlich, auch wenn ggf. Tickets durch Chatbots bearbeitet werden, ist voraussichtlich eine menschliche Überwachung weiterhin notwendig. Für die Planung der benötigten Kapazitäten spielt das zu erwartende Supportvolumen eine Rolle. Welche Einflussfaktoren bei der Bestimmung des Betreuungsvolumens eine Rolle spielen, hängt vom individuellen Geschäftsmodell des Unternehmens ab. Es ist daher notwendig, diese Einflussfaktoren im Rahmen von Datenanalysen aus Vergangenheitsdaten zu extrahieren und dann in ein individuelles Prognosemodell zu überführen, um auf dieser Basis Vorhersagen validieren und treffen zu können.

Welche Einflussfaktoren – sofern Sie diese beurteilen können – sehen Sie auf das Supportvolumen?

Interviewpartner:

Software-Updates

Wie sehen Sie die Vorhersage des Supportvolumens im Kontext der Einsatzplanung in der Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Nicht sinnvoll, da Rahmenparameter entweder nicht bekannt sind (geplante Updates) oder wenn bekannt, dann wird auch proaktiv Kapazität bereitgestellt.

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Kundenbetreuung
Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Kundenbetreuung?

Interviewpartner:

Wunschprozess Kundenbetreuung mit KI

Klassifikation: CRQ / Andere

CRQ an Vertrieb mit zuständigen Sachbearbeiter Vertrieb

Andere: Software-Fehler / Eigener Fehler: Zuweisung an Menschen und Vorschlag für mögliche Lösungen, Übermittlung an Kunden und Abschluss des Tickets

Consulting muss involviert werden und Abstimmung mit Kunden

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Kundenbetreuung einzusetzen?

Interviewpartner:

Ja im Bereich Ticketverarbeitung

Beschaffung

Als nächstes betrachten wir den Bereich Beschaffung, speziell das Lieferanten- und Eingangsrechnungsmanagement. Hierzu stelle ich zwei Use-Cases vor.

2.4.4.1 Use-Case: Supplier Management

Die elektronische Infrastruktur im Dienstleistungssektor reduziert alle Arten von Kosten, verbessert die Beziehung zwischen Käufer und Lieferant und erleichtert Verhandlungen und Transaktionen. Da die Koordinationskosten jedoch immer

noch hoch sind, ist der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT) begrenzt. Der Einsatz von KI kann hier ansetzen und helfen zu entscheiden, welcher Anbieter am besten geeignet ist, basierend auf gesammelten Daten wie Lieferantenbewertungen, spezifischen Anforderungen der Endkunden - insbesondere im Rahmen von Projekten - oder notwendigen Qualifikationen oder Zertifikaten.

Wie sehen Sie hier das Potential von KI um geeignete Lieferanten zu ermitteln?

Interviewpartner:

Wenig Lieferanten und Anforderungen des Kunden definieren implizit den Lieferanten.

2.4.4.2 Use-Case: Procurement management

Die Digitalisierung von Rechnungsstellungsprozessen bietet Unternehmen eine gute Möglichkeit, Kosten zu sparen, Verwaltungsaufgaben zu optimieren und die Wettbewerbsfähigkeit und Effizienz zu steigern. Der Rechnungsfreigabeprozess kann durch die Verwendung historischer Daten automatisiert werden, so dass bei der Rechnungsprüfung nur auffällige Rechnungen von einem Benutzer manuell geprüft werden müssen. In Kombination mit einer präzisen Prognose kann auch der Beschaffungsprozess profitieren und erhält verlässliche Zahlen zur Abschätzung künftiger Zahlungen im Zusammenhang mit Eingangsrechnungen von Lieferanten. Dies trägt zur Lagerbestandsplanung bei, die dem prognostizierten zukünftigen Bedarf an Lieferungen entspricht und insbesondere bei saisonalen Waren durch den Einsatz von KI-basierten Prognosemodellen verbessert werden kann.

Wie beurteilen Sie den Einsatz von KI im Bereich des Eingangsrechnungsmanagements?

Interviewpartner:

Zu wenige Daten, lohnt sich erst ab 100 Rechnungen pro Tag

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Beschaffung?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Beschaffungsprozessen einzusetzen?

Interviewpartner: Nein

Buchhaltung

Kommen wir zum vorletzten Bereich in diesem Interview. Wir betrachten nun die Prozesse im Bereich Accounting. Hierzu wurden zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gerne diskutieren würde.

2.4.5.1 Use-Case: Document entry

Die Erfassung von Geschäftsdokumenten wie Quittungen und Rechnungen ist eine zeitaufwändige Routinetätigkeit im Bereich der Belegerfassung. Dies ist auch im Bereich der Reisekostenerfassung notwendig, um eine korrekte Abrechnung der Reisekosten zu gewährleisten, die auch steuerliche Aspekte einschließt. Durch geeignete Scanning-Verfahren oder digitale Belege in Kombination mit Computer Vision kann eine Vorkategorisierung vorgenommen werden, um die relevanten Informationen aus den Dokumenten zu extrahieren und dem Anwender Vorschläge für die weitere Verarbeitung zu geben. Das gleiche Verfahren kann auch bei Eingangsrechnungen angewendet werden, um auf Basis der Rechnungspositionstexte einen Kontierungsvorschlag zu generieren.

Wie sehen Sie das Potential von KI im Bereich der Belegerfassung?

Interviewpartner:

Einsatz von Tankkarten, daher keine Belege. Zentrale Buchung von Hotels, somit keine extra Prüfung notwendig. Monatliche Abrechnung, Zeitaufwand 1 MT, daher wenig Optimierungspotential.

2.4.5.2 Default risk analysis

Eine weitere Anwendung der KI in Buchhaltung ist die Bewertung des Ausfallrisikos von Kunden. KI kann Muster, vor allem aber Anomalien in Daten erkennen. Ändert ein Kunde z.B. sein Zahlungsverhalten, kann das System dies erkennen und entsprechende Warnungen ausgeben, so dass z.B. das Insolvenzrisiko durch externe Systeme überprüft werden kann oder Zahlungsbedingungen auf Vorauszahlung geändert werden können.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI als Frühwarnsystem in der Buchhaltung?

Kein Zahlungsausfall seit 18 Jahren + Versicherung gegen Insolvenz

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Buchhaltung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich der Buchhaltung?

Interviewpartner:

Nein, zu klein.

Können Sie sich vorstellen KI in Ihrer Buchhaltung einzusetzen?

Interviewpartner:

Nein, nicht im Moment

Controlling

Abschließend betrachten wir den Bereich Controlling. Dazu wurden wiederum zwei Use-Cases erarbeitet, die ich gemeinsam mit Ihnen besprechen möchte.

2.4.6.1 Use-Case: Interpretation of reports

Die richtige Interpretation von Berichten ist ein wesentlicher Aspekt der Entscheidungsfindung. Beispielsweise ist der Deckungsbeitrag ein wichtiger Indikator für den finanziellen Zustand des Unternehmens und bildet die Grundlage für die Break-even-Analyse. Dieser Indikator kann als die Differenz zwischen den Nettoeinnahmen und den gesamten variablen Kosten für einen bestimmten Zeitraum definiert werden, wenn er als einstufige Berechnung verwendet wird. Fügt man weitere Stufen wie Fixkosten in die Berechnung ein, ergibt sich ein differenzierteres Bild als Gesamtdeckungsbeitrag. In der Regel ist dies eine Kennzahl in der Retrospektive, jedoch ist es möglich durch die Verwendung verschiedener Datenquellen auch Prognosen über den zukünftigen Deckungsbeitrag vorzunehmen.

Wie bereits im Rahmen des Vertriebs-Forecast besprochen, kann die KI die Genauigkeit der Prognose erhöhen, was zu verlässlicheren Vorhersagen führt, aber der Nutzen der KI endet nicht mit den Vorhersagen. Mit Hilfe von Konfigurationen für KPIs ist es nicht nur möglich, die zugrundeliegenden Daten visuell aufzubereiten, sondern es ist auch möglich, diese Daten im Kontext zu interpretieren und dem Benutzer die angezeigten Informationen mittels Sprachsynthese in Kombination

mit visueller Hervorhebung zu erklären. Das System ist in der Lage, Abweichungen und Anomalien in den Daten zu erkennen und den Benutzer durch audiovisuelle Interaktion auf diese hinzuweisen. Kritische Werte können durch den Vergleich mit KPI-Spezifikationen direkt identifiziert werden, so dass der Benutzer eine kontextbezogene Beurteilung des Deckungsbeitrags und spezifische Informationen zu Kostenblöcken oder Umsatzprognosen erhält.

Dazu möchte ich Ihnen die aktuelle Implementierung innerhalb des Prototypen vorstellen und anschließend mit Ihnen diskutieren.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Wie ist die aktuelle Situation des Unternehmens?“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Nicht sinnvoll bei der Unternehmensgröße.

Wie sehen Sie den Einsatz von IPAs im Bereich von Auswertungen?

Interviewpartner:

Keine Erklärung, Visuelle Darstellung bzw. BWA / G&V reicht raus

2.4.6.2 Use-Case: Data-informed decision making

Als letzten Use-Case befassen wir uns nun mit dem Thema der Entscheidungsfindung. In diesem Zusammenhang betrachten wir den Begriff „der dateninformierten Entscheidungsfindung“. Die grundlegende Veränderung der Entscheidungsprozesse macht es notwendig, diesen Bereich zu betrachten. Um eine ausgewogene Grundlage für die Entscheidungsfindung zu erhalten, wird mittlerweile häufig die Kombination von Intuition - basierend auf entsprechendem Fachwissen - und einer soliden Datenbasis gewählt. Der vorangegangene Anwendungsfall zeigte, wie Entscheidungen auf der Grundlage von zusammengefassten Daten und entsprechenden Vorkonfigurationen vorbereitet werden können. Auf der Grundlage dieses Szenarios kann der Anwender einen umfassenden „deep-dive“ durch die Daten durchführen. Durch Sprachinteraktion kann ein Drill-Down

aufgerufen werden, um detaillierte Informationen zu einzelnen Prozessen zu erhalten, so dass der Benutzer auf der Grundlage der Daten und seiner eigenen Intuition bessere Entscheidungen treffen kann.

Interaktion: Aufruf V-IP-A: „Zeig mir Details zu Juli“

Was halten Sie von dem soeben gezeigten Anwendungsbeispiel?

Interviewpartner:

Nicht relevant, da Unternehmen zu klein.

Wie sehen Sie den Einsatz von KI und IPAs im Bereich der Entscheidungsfindung?

Interviewpartner:

Sehr volatiles Projektumfeld, daher keine reine Datengetriebe Entscheidung. Projektentscheidungen auf Basis von Daten und Bauchgefühl. Kundenmentalität auch Einflussfaktor. Zu individuelle Projekte.

Welche Daten sind relevant?

Interviewpartner: /

Eigene Ideen & Anmerkungen zum Einsatz von KI in der Beschaffung

Sehen Sie noch weitere Einsatzgebiete von KI im Bereich Controlling?

Interviewpartner: Nein

Können Sie sich vorstellen KI in Ihren Controlling-Prozessen einzusetzen?

Interviewpartner:

Kein Mehrwert

Andere Bereiche

Damit schließen wir den Hauptteil des Interviews ab.

Abschließend möchte ich Sie daher fragen, ob Sie über die soeben durchgegangenen Bereiche hinaus noch andere Unternehmensprozesse sehen, in denen KI Ihrer Meinung nach in mittelständischen Dienstleistungsunternehmen im Allgemeinen und in Ihrem Unternehmen im Speziellen eingesetzt werden kann?

Interviewpartner:

Nein, nicht im eigenen Unternehmen.

Sehen Sie Ihr Unternehmen im Bereich Digitalisierung allgemein und im Bereich KI im Speziellen gut aufgestellt?

Interviewpartner:

Relativ gut aufgestellt, Papierarmes Büro

Welche Digitalisierungsaspekte sind besonders relevant?

Interviewpartner:

Dokumenten-Management, Elektronische Kundenakte, Kundenhistorie

Haben Sie entsprechendes internes Know-How für KI-Implementierungen?

Interviewpartner: Nein

Falls nein, wen sehen Sie als ersten Ansprechpartner im Bereich Digitalisierung:

Interviewpartner:

Noch nicht betrachtet

Welche Erwartungshaltung haben Sie an Ihren ERP-System-Anbieter im Bereich KI?

Interviewpartner:

Schwierig zu bewerten.

Haben die technologischen Entwicklungen auch Einfluss auf Ihre Produkte und Dienstleistungen?

Interviewpartner: Ja

Falls ja, auf welche und in welcher Form?

Interviewpartner:

Beispiel: Automatisierte Eingangsrechnungsverarbeitung, Rechnungen mit und ohne Bestellbezug. Automatische Entscheidung ob Rechnung geprüft werden soll oder zurückhalten. KI-Engine wird evaluiert. Herausforderung Datenschutz, Cloud.

Sehen Sie langfristig eher eine Zusammenarbeit von Mensch und KI oder wird die KI immer mehr Aufgaben vollständig autonom übernehmen?

Interviewpartner:

Trennung zwischen kritischen und weniger kritischen Prozessen, hohe Automatisierung bei weniger kritischen Prozessen.

Wird KI eigenständig wichtige Entscheidungen treffen oder bleibt der Mensch als „Gate-Keeper“ erhalten?

Interviewpartner:

Auf absehbare Zeit weiterhin Kontrollinstanz in Form eines Menschen.

Wie sehen Sie die Akzeptanz des Einsatzes von KI bei Ihren Mitarbeitern?

Interviewpartner:

Keine Auskunft möglich, muss intern diskutiert.

Wie gehen Sie mit den Bedenken mancher Mitarbeiter um, dass die KI Arbeitsplätze ersetzt?

Interviewpartner:

Teamentcheidung, aber Effizienzsteigerung Fokussierung auf hochwertige Arbeiten.

Welche Auswirkung hat die CORONA-Pandemie auf Ihre internen Prozesse?

Interviewpartner:

Home-Office, Remote-Beratung, Verlagerung der Kommunikation in die „Cloud“, keine Änderung der eigentlichen Prozesse. Weniger informeller Austausch sowohl in Kundenprojekten als auch intern.

Wird die Digitalisierung dadurch beschleunigt?

Interviewpartner:

Hoffnung das die Digitalisierung beschleunigt wird, aber eigene Kunden sind oft nicht optimal aufgestellt.

Welche Auswirkungen hat die CORONA-Pandemie auf Ihr Geschäftsmodell?

Interviewpartner:

Probleme bei Neukundenakquisition, Bewusstsein für Digitalisierung vorhanden, aber Budgets werden verschoben.