

Schlussbericht vom 25.09.2023

Zu IGF-Vorhaben Nr. 21512 N

Thema

RPAcceptance - Dauerhafte Nutzung der Effizienzpotenziale von Robotic-Process-Automation (RPA) in KMU durch die Förderung der Akzeptanz

Berichtszeitraum

01.11.2020 - 31.03.2023

Forschungsvereinigung

Forschungsinstitut für Rationalisierung FIR e. V. an der RWTH Aachen

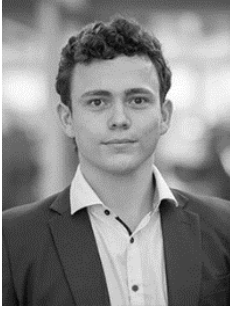
Forschungseinrichtung(en)

Forschungsinstitut für Rationalisierung FIR e. V. an der RWTH Aachen

IPRI – International Performance Research Institute gGmbH

Das IGF-Vorhaben 21512 N der Forschungsvereinigung Forschungsinstitut für Rationalisierung FIR e. V. an der RWTH Aachen wurde über die AiF im Rahmen des Programms zur Förderung der Industriellen Gemeinschaftsforschung und -entwicklung (IGF) vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Die Autoren



Gerrit Hoeborn
M. Sc.
Bereichsleiter Business Transformation
FIR e. V. an der RWTH Aachen



Rafael Götzen
M. Sc.
FIR e. V. an der RWTH Aachen



Sebastian Künkele
M. Sc.
IPRI International Performance Research Institute



John von Stamm
M. Sc.
FIR e. V. an der RWTH Aachen

Inhalt

Abbildungsverzeichnis	VI
1 Einleitung	1
1.1 Ausgangssituation und Problemstellung	1
1.2 Gegenüberstellung angestrebter Ziele und erzielter Ergebnisse	3
1.3 Vorgehen im Forschungsprojekt	5
2 Robotic Process Automation als Untersuchungsgegenstand	7
2.1 Charakterisierung von Robotic Process Automation	7
2.2 Definition und Charakteristika von Robotic Process Automation	7
2.3 Die Abgrenzung und die Entwicklungsstufen eines RPA-Einsatzes	8
2.4 Charakterisierung des Einsatzfeldes administrativer Prozesse und Tätigkeiten	10
2.5 Stand der Forschung und Technik	13
3 AP1: Akzeptanz von verschiedenen RPA-Einsatzszenarien	18
3.1 Robotic Process Automation (RPA)	18
3.2 RPA als Akzeptanzobjekt.....	19
3.3 Klassifikation.....	20
3.4 Einflüsse auf die Akzeptanz von RPA.....	22
4 AP2: Interaktion zwischen Menschen und RPA	32
4.1 Informationsverarbeitung	33
4.2 Visualisierung und Datenanalyse	39
4.3 Entwicklung eines Smart Workflow Tools.....	41
5 AP3: Entwicklung des Akzeptanzmodells zwischen Menschen und RPA	45
5.1 Grundlegendes Akzeptanzmodell	46
5.2 Fortentwicklung des Akzeptanzmodells	48
5.3 Theoretische Herleitung der Fortentwicklung des Akzeptanzmodell.....	50
6 AP4: Empirische Überprüfung des Akzeptanzmodells	53
6.1 Beschreibung Experiment.....	53
6.2 Theoretischer Hintergrund Experimentgestaltung	55
6.3 Auswertung des Experiments	57
7 AP5: Entwicklung eines Schulungskonzeptes zur Akzeptanzsteigerung von RPA	59
7.1 Definition des Kompetenzbegriffs.....	59
7.2 Die Kompetenzbereiche und die dazugehörigen Teilkompetenzen.....	61
7.3 Die Kompetenzbewertung.....	65
7.4 Fragen für die Erstellung der Kompetenzen.....	70

7.5	Kompetenzradar für die RPA-Software	71
7.6	Schulungskonzepte im Vergleich	71
7.7	Erklärung des Self-Assessment	73
8	AP6: Transfer und Projektmanagement	75
9	Bearbeitung des Forschungsprojekts RPAsset durch die Forschungseinrichtungen	76
9.1	Verwendung der Zuwendung in den Forschungseinrichtungen	76
9.2	Erläuterung der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit	76
9.3	Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse.....	77
9.4	Einschätzung der Realisierbarkeit des mit dem Antrag vorgelegten Plans zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft	77
9.5	Fortschreibung des mit dem Antrag vorgelegten Plans zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft und Einschätzung der Realisierbarkeit des Transferkonzeptes	78
10	Anhang	82
10.1	Fragebogen zur Untersuchung der Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA).....	82
10.2	Fragebogen zur Untersuchung des Einflusses von Valenz hinsichtlich der Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA)	94
10.3	Statistische Auswertungstabellen zum Experiment	109
	Literaturverzeichnis	111

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Ablaufdiagramm (eigene Darstellung)	6
Abbildung 2-1: Abgrenzung von RPA zu traditionellen Prozessautomatisierungslösungen (eigene Darstellung in Anlehnung an Smeets et al. 2019b, S. 10; Flechsig et al. 2019, S. 8)	8
Abbildung 2-2: Entwicklungsstufen von RPA (eigene Darstellung in Anlehnung an Smeets et al. 2019, S. 12)	10
Abbildung 2-3: Prozessautomatisierung swisslog (eigene Darstellung).....	13
Abbildung 3-1: Datenerhebungs- und Selektionsprozess von Literatur (eigene Darstellung)	21
Abbildung 3-2: Übersicht Merkmale und Merkmalsausprägungen von RPA (eigene Darstellung)	21
Abbildung 3-3: Typisierung von RPA (eigene Darstellung).....	22
Abbildung 3-4: Basis-Akzeptanzmodell (aus Jussupow et al. 2020).....	22
Abbildung 3-5: Faktoren Algorithmusaversion (eigene Darstellung in Anlehnung an Jussupow et al. 2020).....	23
Abbildung 5-1: Erweitertes Akzeptanzmodell (eigene Darstellung Akzeptanzmodell in Anlehnung an Jussupow et al. 2020)	49
Abbildung 5-2: Modifikation erweitertes Akzeptanzmodell (eigene Darstellung Akzeptanzmodell in Anlehnung an Jussupow et al. 2020).....	50
Abbildung 7-1: Zusammenhang zwischen Wissen, Qualifikationen und Kompetenzen (eigene Darstellung i. A. a. (Sauter und Staudt 2016))	60
Abbildung 7-2: Kompetenzfelder (eigene Darstellung)	61
Abbildung 7-3: Übersicht Teilkompetenzen (aus KODE® Kompetenzatlas)	62
Abbildung 7-4: Aktivitäts- und Handlungskompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas).....	62
Abbildung 7-5: Personale Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)	63
Abbildung 7-6: Fach- und Methodenkompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)	63
Abbildung 7-7: Sozial-kommunikative Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas).....	64
Abbildung 7-8: Bewertungsübersicht Aktivität- und Handlungskompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)	65
Abbildung 7-9: Bewertungsübersicht Sozial-kommunikative Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)	67
Abbildung 7-10: Bewertungsübersicht Fach- und Methodenkompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)	68
Abbildung 7-11: Kompetenzradar (eigene Darstellung).....	71
Abbildung 7-12: Vergleich RPA-Schulungen (eigene Darstellung)	72
Abbildung 7-13: Vergleich RPA-Softwareanbieter (eigene Abbildung)	73
Abbildung 7-14: Beispiel Self-Assessment (eigene Darstellung)	74

Abbildung 7-15: Reifegrad Kompetenzen.....74

1 Einleitung

1.1 Ausgangssituation und Problemstellung

Robotic Process Automation (RPA) hat sich als effizienzsteigernde Automatisierungstechnologie im Unternehmen erwiesen, die viele Arbeitsschritte von Mitarbeitern am PC obsolet macht und damit deren Arbeitsweise stark verändert (Roland Berger 2018). Verschiedene Studien zeigen, dass Unternehmen von den Effizienzpotenzialen durch RPA profitieren. Angelehnt an den von der ISG entwickelten Automation Index reduziert die Automatisierung den Ressourcenaufwand um 37 Prozent und kann somit Produktivitätsgewinne herbeiführen (Information Services Group 2017). Diese Effizienzsteigerung erzielte unter anderem das Unternehmen Telefonica O2 im Jahr 2015 mithilfe von 160 Softwarerobotern, indem es 500.000 Transaktionen aus 15 Kernprozessen und somit 35% der internen Administration durch RPA automatisierte (Lacity et al. 2015a). Darüber hinaus verdeutlichen auch Unternehmen wie Coca-Cola, Siemens und weitere Anwendungsfälle die Effizienzpotenziale dieser Technologie (Blue Prism 2019). In entscheidungsfreien und isolierten Prozessen, wie bspw. der Übertragung von Bewerberdaten aus Bewerbungsunterlagen in ein Bewerbermanagementsystem, unterstützen Systeme wie das Workflowmanagement bereits die Automatisierung einzelner, einfacher Prozesse. Gleichfalls wurden in den letzten Jahren bereits administrative Prozesse durch Methoden zur Arbeitsorganisation wie Lean Administration, REFA und Six Sigma, etc. in ihrer Effizienz gesteigert. Durch ständig wachsende und zunehmend komplexer werdende IT-Infrastrukturen mit zahlreichen Medienbrüchen, sind solche isolierten Automatisierungsansätze und Effizienzsteigerungen keine zukunftsweisende Lösung.

Die großen Potenziale liegen in der Automatisierung von repetitiven, systemübergreifenden Aufgaben in fehleranfälligen und zeitaufwendigen Prozessen, die eine intelligente Unterstützung in der Entscheidungsfindung benötigen. Eine Möglichkeit diese Potenziale zu heben liefert die robotergesteuerte Prozessautomatisierung. Gängiger ist der englische Begriff Robotic Process Automation. Der Begriff Roboter bezeichnet in diesem Zusammenhang keinen klassischen Industrieroboter, sondern eine Software. Man spricht deshalb auch von Softwarerobotern, die in die bestehende IT-Landschaft integriert werden können, sodass es keinerlei Änderung der bestehenden Systeme und Softwarelösungen bedarf. RPA wird definiert als: *“[...] software to automate tasks previously performed by humans that use rules to process structured data to produce deterministic outcomes“*. Darüber hinaus wird in dieser Projektskizze eine “RPA-Anwendung” als die Automatisierung mehrerer Prozessschritte durch einen Softwareroboter verstanden. Jedoch ist für die nachhaltige Nutzung der Effizienzpotenziale, die mit der Automatisierung von administrativen Prozessen durch RPA einhergehen, spielt der betroffene Mitarbeitende und dessen Akzeptanz von RPA eine maßgebende Rolle. Die Mitarbeitenden profitiert durch den Software-Robotern im Bezug auf Entlastung von der Abnahme der Routinetätigkeiten, so haben sie mehr Zeit für kognitiv fordernden Aufgaben. RPA stellt damit nicht nur eine Möglichkeit zur Entlastung der Mitarbeiter und Steigerung der Prozessqualität, sondern auch den Einstieg in die Welt der intelligenten Prozessautomatisierung dar. Ohne eine gewisse Grundakzeptanz des Mitarbeitenden kann jedoch eine solche Ausnutzung der Potenziale der Software nicht ausgeschöpft beziehungsweise optimiert werden. Im Rahmen einer von Deloitte durchgeführten Studie wurde festgestellt, dass der Aufbau von Akzeptanz der Mitarbeiter für den Change-Prozess ein wesentlicher Erfolgsfaktor für Unternehmen war, denen es gelungen ist, RPA unternehmensweit einzuführen (Deloitte 2017). RPA stellt damit nicht nur eine Möglichkeit zur Entlastung der Mitarbeiter und Steigerung der Prozessqualität, sondern auch den Einstieg in die Welt der intelligenten Prozessautomatisierung dar.

Im Zuge der Digitalisierung der Wirtschaft werden immer größere Datenmengen in hoher Geschwindigkeit aus verschiedensten Datenquellen in Unternehmen erhoben (Russom 2011). Gleichzeitig steigt die Komplexität interner Prozesse durch die Einbindung von Assistenzsystemen (bspw. ERP-

, CRM- und BPM- Systemen) oder auch Business Analytics Methoden (Seiter 2019): Es steigt der administrative Aufwand zur zentralen Datenpflege und die Entscheidungsfindungen bzw. die Ergebnisse sind meist aufwendig nachzuvollziehen. Insgesamt befähigt der Einsatz von modernen Informationstechnologien jedoch, zusätzliche Mehrwerte für Kunden zu generieren sowie die internen Prozesse zu optimieren. Die Einführung dieser neuen Technologien und Lösungen, wie zum Beispiel RPA, verändert die Arbeitswelt mit einer bis dato unerreichten Geschwindigkeit. Auch die kleinen und mittleren Unternehmen (KMU) wollen und müssen an diesem digitalen Wandel teilnehmen, jedoch gibt es einige Herausforderungen.

Im Rahmen des vorliegenden Projektes gilt es daher folgende Problemstellungen für die KMU zu lösen:

1. KMU fehlt es meist jedoch an fachlichem und technischem Know-how zur Analyse und Verwendung von Unternehmensdaten, sodass wettbewerbsrelevante Potenziale im Unternehmen nicht oder nur mit erheblichem Mehraufwand identifiziert bzw. ergriffen werden können. Durch den Einsatz von RPA, welches in die bestehende IT-Landschaft integriert wird, kann dieses Paradigma zum Teil aufgehoben werden und die KMU so befähigt werden, an der Digitalisierung zu partizipieren. Dabei nicht zu vernachlässigen sind jedoch die vorhandenen negativen Veränderungen, die meist den Mitarbeiter selbst treffen (Köffer 2015).
2. Neben tatsächlichen Effekten, wie Überlastung oder die Möglichkeit der Überwachung (Thiemann und Kozica 2019), sind es vor allem Befürchtungen der Mitarbeiter wie die Entwertung der Qualifikation, der Statusverlust, nicht greifbare Inhalte, der Kontrollverlust und fehlende Nachvollziehbarkeit von Aufgaben (Frese 1987) (Hummert et al. 2018). Außerdem befürchten Mitarbeiter, ihr Aufgabenfeld könnte vollständig automatisiert werden und sie somit ihren Arbeitsplatz verlieren (Frey und Osborne 2017). Gerade dieser scheinbare Kontrollverlust und die Angst des Jobverlusts führen meist zu einer Reaktanz im Zuge der Digitalisierung der Arbeitsprozesse.
3. Aus wissenschaftlich-technischer Sicht fehlt es bisher an einem Modell, welches die Wirkbeziehungen sowie positive und negative Effekte auf die Akzeptanz zwischen Menschen und RPA-Einsatzszenarien abbildet und aufzeigt. Die Entwicklung eines solchen Modells ermöglicht die Etablierung der positiven Effekte von bereichsübergreifender Automatisierung durch RPA über Insellösungen hinaus und sichert den KMU somit die Möglichkeit, die realen Effizienzpotenziale der Digitalisierung zu nutzen, ohne dabei komplexe Strukturen aufzubrechen und Ressourcen bei der Einführung zu verschwenden.

Aus wissenschaftlich-technischer Sicht fehlte es bisher an einer Methode, welche RPA-Anwendungen für KMU systematisch zugänglich macht und durch einen konkreten Einführungsprozess für KMU einen schnellen Zugang und damit einen unmittelbaren Nutzen gewährleistet. Dem vorangestellt wurde eine Folge aufeinander aufbauender Fragestellungen beantwortet, um die genannte Zugänglichkeit und Einführung von RPA-Anwendungen für KMU zu realisieren, mit der zugehörigen Akzeptanz des Mitarbeitenden. Die zentrale Forschungsfrage lässt sich aus diesen oben genannten Problemen, wie folgt ableiten:

Wie kann Akzeptanz von Mitarbeitern bei der Nutzung von Robotic Process Automation für KMU gefördert werden, um die dauerhafte Etablierung der positiven Effekte der Automatisierung von administrativen Prozessen zu gewährleisten?

Die Forschungsfrage kann in folgende Fragestellungen unterteilt werden:

Frage 1: Wie können die aktuellen Einsatzszenarien von RPA in Unternehmen hinsichtlich der Akzeptanz von Mitarbeitern bezüglich RPA bewertet werden und wie stellt sich der aktuelle Status-Quo dar?

Nachdem eine Übersicht der Einsatzszenarien und ihrer Akzeptanz erstellt wurde, werden diese hinsichtlich Ihrer Interaktionsbeziehungen betrachtet.

Frage 2: Wie können die Interaktionen zwischen den Mitarbeitern und RPA identifiziert und kategorisiert werden und wie müssen Mitarbeiter-RPA-Schnittstellen ausgestaltet werden, um eine akzeptanzfördernde Interaktion zu ermöglichen?

Aufbauend auf den identifizierten Interaktionsbeziehungen wird nun die Analyse der Akzeptanz zwischen Mitarbeiter und RPA in den Mittelpunkt gestellt.

Frage 3: Welche Einflussfaktoren auf die Akzeptanz von RPA lassen sich zur Gestaltung des Akzeptanzmodells identifizieren, um sowohl positive wie auch negative Effekte auf die Interaktionen zu erfassen?

Aufgrund fehlender Langzeittests in KMU ist es notwendig, das Akzeptanzmodell unter bestmöglichen und praxisnahen Bedingungen zu testen.

Frage 4: Welche der abgeleiteten Einflussfaktoren auf die Akzeptanz können in verhaltensorientierten Experimenten mit Probanden überprüft werden, um das Akzeptanzmodell zu validieren?

Abschließend müssen die zuvor gewonnenen Erkenntnisse in praxistaugliche Methoden überführt werden, die es KMU ermöglichen, die Akzeptanz hinsichtlich RPA langfristig zu sichern.

Frage 5: Welche Kompetenzen müssen die Mitarbeiter innerhalb der Organisation zur Gewährleistung einer dauerhaften Nutzung der Automatisierung durch RPA entwickeln und wie können akzeptanzfördernde Schulungskonzepte für Mitarbeiter gestaltet werden?

1.2 Gegenüberstellung angestrebter Ziele und erzielter Ergebnisse

Der aktuelle Stand der Forschung ergibt, dass neben der Verfügbarkeit ausreichend strukturierter Vorgänge sowie digital vorliegender Daten (was im AiF-Forschungsprojekt „RPAsset“ adressiert wird), insbesondere die Akzeptanz der beteiligten Mitarbeiter für den Einsatz von RPA relevant ist: Es gilt die Barriere und Förderer der Akzeptanz zwischen Mitarbeitenden und Software zu identifizieren und adressieren. Das Forschungsziel besteht darin, diejenigen Faktoren zu bestimmen, welche die Akzeptanz der Nutzung von RPA-Software positiv sowie negativ beeinflussen, um diese entsprechend adressieren zu können und somit die dauerhafte Verstetigung der positiven Effekte von RPA im Unternehmen sicherzustellen. Aus dem Forschungsziel ergeben sich folgende Teilziele (TZ):

TZ I: Teilziel 1 ist es, die aktuelle Akzeptanz der Mitarbeiter zu verschiedenen RPA-Einsatzszenarien innerhalb direkter und indirekter administrativer Prozesse mittels einer Fragebogenstudie zu identifizieren. (AP1)

Korrespondierende Ergebnisse des Forschungsprojekts:

Im ersten Arbeitspaket des Forschungsprojekts wurden mittels einer Literaturanalyse die verschiedenen Ausprägungen von Robotic Process Automation klassifiziert. Hierzu wurden zunächst im Gliederungspunkt 2. die Merkmale und Charakteristika von RPA und von Einsatzfeldern dargestellt. RPA konnte als ein operierender Softwareroboter, der über das Frontend mit den relevanten IT-Systemen

gegenüber weiteren Automatisierungstechnologien abgegrenzt werden. Hierfür greifen sie innerhalb der IT-Landschaft wie Menschen über das User Inter-fac. Zudem wurde untersucht, welche Eigenschaften ein Prozess aufweisen muss, um für eine Automatisierung durch RPA geeignet zu sein. Dabei konnten verschiedene relevante Ausprägungen identifiziert werden. Besonders die Fallhäufigkeit und die Fallunterschiedlichkeit eines Prozesses konnten als wichtige Kriterien hinsichtlich der RPA-Automatisierung eines Prozess identifiziert werden. Des Weiteren wurden diejenigen Einsatzszenarien identifiziert, die speziell für KMU von besonderer Relevanz sind. Eine Übersicht über verschiedene relevante Ausprägungen von RPA wurde im Gliederungspunkt 3.3 erarbeitet. Im Rahmen von Experteninterviews und eines Workshops innerhalb eines Projekttreffen konnten die Merkmale validiert werden.

TZ II: Um das zweite Teilziel zu erreichen, sollten Schnittstellen und Interaktionen zwischen den Mitarbeitern und der RPA-Software systematisch kategorisiert werden. Hierdurch soll es ermöglicht werden, zu entscheiden, welche Mensch-Software-Interaktion geeignet ist, um diese für zu automatisierende Administrationsprozesse auszuwählen. (AP2)

Korrespondierende Ergebnisse des Forschungsprojekts:

Im Rahmen des zweiten Arbeitspakets wurden zunächst durch eine Literaturrecherche verschiedene Technologieklassen identifiziert und deren Funktionsweisen dargelegt. Anhand dieser konnte eine Übersicht der einzelnen Technologie und deren Vorzüge und Einsatzgebiete gegeben werden. Die identifizierten Technologien wurden hierbei danach gefiltert, ob diese für die Automatisierung von Prozessen in Frage kommen, wobei dies auch durch Experteninterviews validiert und zum Teil ergänzt wurde. Einige beispielhafte Technologien die hierdurch identifiziert werden konnten sind Computer Vision, Chatbots oder auch Machine Learning. Aus den Erkenntnissen wurde ein Tool entwickelt, das aus vier Teilen besteht. Im ersten Teil sind die relevanten Technologien mit kurzen Beschreibungen aufgeführt. Dies soll den Nutzern eine Übersicht über die Technologien bieten, die ihnen zur Verfügung stehen könnte. Als zweiter Teil ist eine Definitionsseite vorhanden, auf der wichtige Begriffe beschrieben sind und einige Fragestellungen genauer erläutert werden. Der dritte und vermutlich wichtigste Teil ist der Fragenkatalog, der ausgefüllt werden muss, um ein Ergebnis zu erhalten. Der letzte Abschnitt des Tools gibt dem Nutzer als Ergebnis eine mögliche Technologie sowie eine kurze Bewertung des Prozesses aus.

TZ III: Für eine nachhaltige Etablierung der positiven Effekte der RPA-Technologie ist die Berücksichtigung von Akzeptanzfaktoren und Biases unerlässlich. Daher wurde als drittes Teilziel die Entwicklung eines Akzeptanzmodell festgelegt, um die Wirkbeziehungen abbilden zu können. (AP3)

Korrespondierende Ergebnisse des Forschungsprojekts:

Das dritte Arbeitspaket befasste sich mit den in der Literatur bereits erforschten Aspekten der Akzeptanz von RPA. Hierzu wurde zunächst anhand von Literaturrechechen verschiedene Wirkbeziehungen identifiziert und kategorisiert. Unter dem Gliederungspunkt 3.4 wurden diese aufgelistet und mittels eines Schaubilds in einen gesamtheitlichen wirkbeziehungskontext gebracht. Die hierbei identifizierten relevanten Akzeptanzdimensionen betreffen neben den Eigenschaften des Nutzers und der zu verwendenden RPA- Anwendung auch das soziale Umfeld sowie die Eigenheiten des Arbeitsplatzes des Nutzers. Weiterführend wurden in AP3 die in der Literatur bereits erarbeiteten kognitiven Biases, die als relevant hinsichtlich der Akzeptanz von RPA eingestuft wurden, aufgelistet und in Bezug zur Einführung von RPA gestellt. Das Wirkungsmodell sowie die erarbeiteten Biases wurden anschließend mit Erfahrungen der Mitgliedern des projektbegleitenden Ausschusses abgeglichen und anhand von Experteninterviews validiert. Aus den Erkenntnissen hinsichtlich kognitiver

Biases und dem entwickelten Akzeptanzmodell wurde abschließend die Hypothese ergeleitet, dass auch der Kontext der Interaktion hinsichtlich der Akzeptanz relevant sein müsste. Es entwickelte sich folgende Hypothese: *„Je geringer die Übereinstimmung zwischen der erhaltenen Beratung und den persönlichen Präferenzen, desto geringer wird die wahrgenommene Kreditibilität und die Nutzung eines beratenden Algorithmus im Vergleich zu einem menschlichen Experten sein. Im Gegensatz dazu wird sich die wahrgenommene Kreditibilität sowie die Beratungsnutzung umso stärker an die eines menschlichen Experten angleichen, je höher die Übereinstimmung zwischen der Beratung und den persönlichen Präferenzen (Valenz) ist.“*

TZ IV: Als Teilziel 4 wurde eine umfassende Validierung des zuvor entwickelten Akzeptanzmodells in zwei Schritten geplant. Hierfür soll zum einen ein psychologisches Laborexperiment gestaltet und zum anderen eine Onlinestudie auf Fragebogenbasis umgesetzt werden.

Korrespondierende Ergebnisse des Forschungsprojekts:

Aufgrund des Ausbruch der COVID-19-Pandemie im März 2020 musste von einem psychologischen Laborexperiment abgesehen werden. Daher wurde ein Online-Experiment auf Fragebogenbasis entwickelt, dass die entworfenen Wirkungszusammenhänge und Hypothesen berücksichtigt. Das Experiment wurde auf der Plattform *Prolific* durchgeführt. Hierbei wurde insgesamt 3.685,65 EUR an Aufwandentschädigung an die Probanden ausgezahlt.

TZ V: Basierend auf dem validierten Akzeptanzmodell werden für das letzte Teilziel Schulungskonzepte für Mitarbeiter entwickelt, welche es ermöglichen, die Kompetenzen der Mitarbeiter so zu entwickeln, dass die dauerhafte Verstetigung der positiven Effekte von RPA im Unternehmen sichergestellt wird. (AP5)

Korrespondierende Ergebnisse des Forschungsprojekts:

Im Arbeitspaket 5. wurden zunächst ein Spektrum von Kompetenzbereiche und der dazugehörigen Teilkompetenzen erstellt. Zudem wurde eine Bewertung der Kompetenzbereiche hinsichtlich ihrer Wichtigkeit in Bezug auf die erfolgreiche Einführung von RPA vorgenommen und ein Fragenkatalog bestehend aus den relevantesten Teilaspekten gebildet, um die Kompetenzerfassung der Mitarbeiter durchzuführen. Hieraus wurde ein Kompetenzrader entwickelt, der ein zentrales Element für das Self-Assement bezüglich des Umgangs mit der RPA-Software ist und die jeweiligen Stärken beziehungsweise Schwächen eines Mitarbeiters im Umgang mit RPA aufdeckt. Um so identifizierte defizitäre Kompetenzen der Mitarbeiter hinsichtlich RPA noch weiter zu fördern und die positiven Effekte auszubauen wurden Schulungskonzepte diverser Anbieter anhand verschiedener Kategorien bewertet. Hierdurch werden KMU eine Übersicht zur Verfügung gestellt, damit dies anhand Ihrer eigenen Bedürfnisse die am besten passenden Schulung auswählen können.

1.3 Vorgehen im Forschungsprojekt

Im ersten Schritt wird die allgemeine Akzeptanz der Mitarbeiter in Hinsicht auf verschiedene RPA Einsatzszenarien ermittelt (AP1). Daraufhin werden die Schnittstellen und Interaktionen zwischen Mitarbeiter und Software identifiziert, um anschließend Anforderungen an diese zu definieren (AP2). Aufbauend wird in (AP3) das Akzeptanzmodell zwischen Mensch und RPA-Software entwickelt. Hierfür werden alle Einflussfaktoren auf die Akzeptanz ermittelt und mit dem PA validiert. Anschließend erfolgt die empirische Überprüfung des Akzeptanzmodells. Hierfür wird ein belohnungsbasiertes Experiment durchgeführt, um die adressierten Versuchspersonen durch entsprechende Anreize zu motivieren (AP4). Im Anschluss werden Schulungskonzepte für die Steigerung der Akzeptanz von RPA in KMU entwickelt und mit dem PA getestet (AP5). Während der Projektlaufzeit werden die (Zwischen-)Ergebnisse zur direkten Anwendung in die Praxis transferiert (AP6).

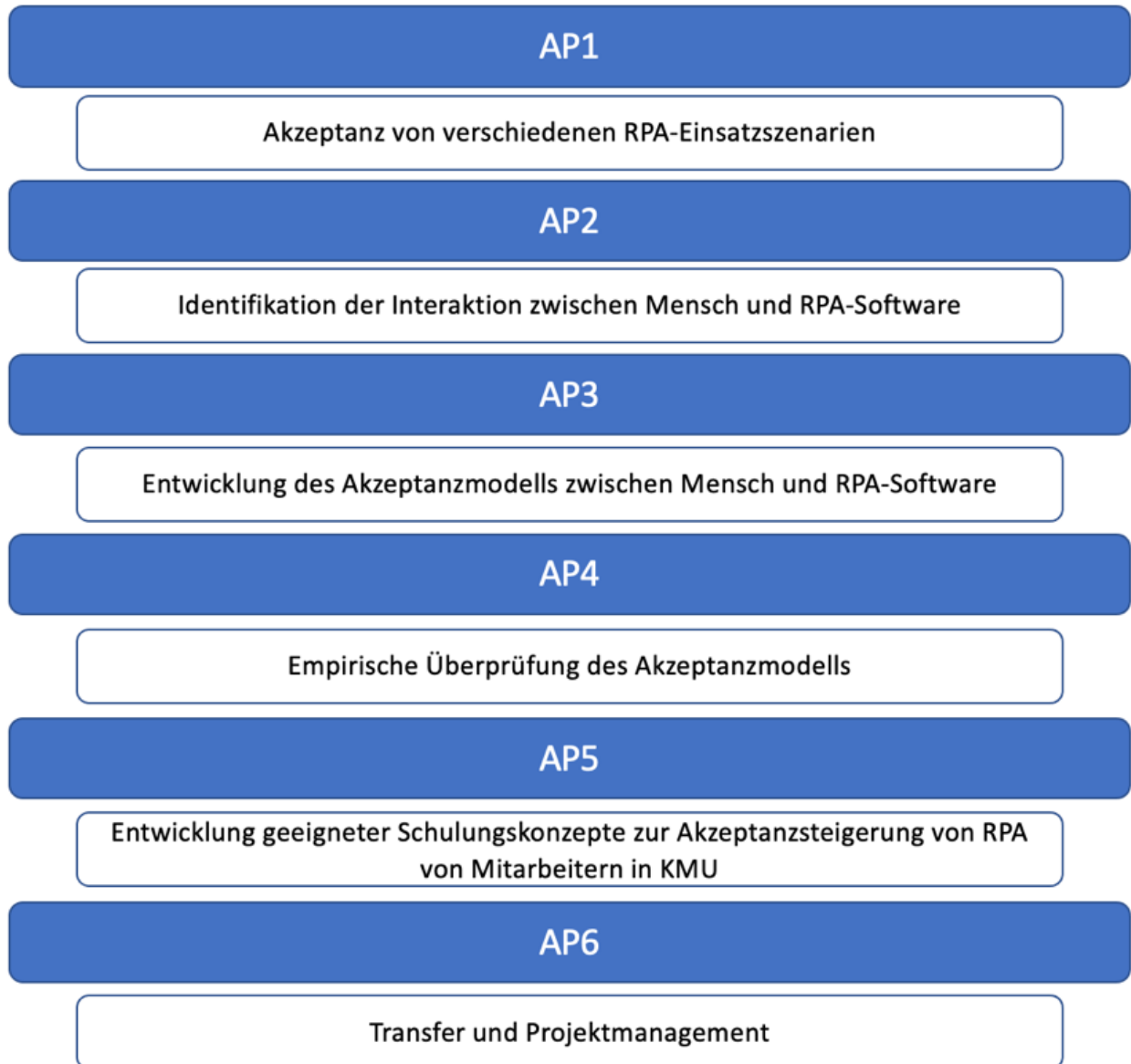


Abbildung 1-1: Ablaufdiagramm (eigene Darstellung)

2 Robotic Process Automation als Untersuchungsgegenstand

2.1 Charakterisierung von Robotic Process Automation

Im folgenden Kapitel soll auf RPA eingegangen werden. Hierfür wird zunächst ein einheitliches Begriffsverständnis für RPA geschaffen. Darauf aufbauend erfolgt eine Abgrenzung von RPA zu traditionellen Prozessautomatisierungslösungen und eine Einordnung von RPA in den Entwicklungsprozess. Anschließend werden die Kriterien für die Auswahl geeigneter Prozesse dargelegt und abschließend die Limitationen eines RPA-Einsatzes aufgezeigt.

2.2 Definition und Charakteristika von Robotic Process Automation

RPA hat in den vergangenen Jahren in Unternehmen zunehmend an Bedeutung gewonnen (Hofmann et al. 2020). Ziel von RPA ist die Automatisierung von regelbasierten, sich wiederholenden Geschäftsprozessen, die zuvor manuell von Mitarbeitern durchgeführt wurden und strukturierte Daten umfassen (Aguirre und Rodriguez 2017). Die Tätigkeiten können dabei vollständig oder teilweise automatisiert werden (Smeets et al. 2019). Durch die Automatisierung wird Mitarbeitern ermöglicht, sich auf wertschöpfende Tätigkeiten zu fokussieren (Schuler und Gehring 2018).

Anders als der Roboterbegriff zunächst vermuten lässt, stellen RPA-Roboter keine physischen Roboter wie aus der Produktion dar, vielmehr handelt es sich um softwarebasierte Lösungen (Allweyer 2016) (Aguirre und Rodriguez 2017) (Koch und Fedtke 2020). In der Literatur werden sie häufig auch als Softwareroboter, Roboter oder Bots bezeichnet (Moffitt et al. 2018) (Smeets et al. 2019). Dabei entspricht ein Softwareroboter einer Softwarelizenz (Madakam et al. 2019) (Smeets et al. 2019). RPA-Softwares werden zum Beispiel von Unternehmen wie Blue Prism, Celaton, UiPath, Redwood und Automation Anywhere angeboten (Lacity und Willcocks 2016). In der Literatur wird vielfach hervorgehoben, dass für die Konfiguration von RPA keine speziellen Programmierkenntnisse erforderlich sind (Allweyer 2016) (Aguirre und Rodriguez 2017) (Hofmann et al. 2020). Dies hängt jedoch vom Softwareprodukt ab. Zum Beispiel bietet UiPath verschiedene RPA-Softwareprodukte an, die keine bis fortschrittlichere Programmierkenntnisse voraussetzen (UiPath 2021).

Hinsichtlich der Charakteristika von RPA unterscheiden sich diese von anderen Automatisierungslösungen (Moffitt et al. 2018). Im Gegensatz zu traditionellen Prozessautomatisierungslösungen, die mit den relevanten Informationstechnologie Systemen (IT-Systemen) über das Backend kommunizieren, operieren die Softwareroboter über das Frontend mit den relevanten IT-Systemen (Aguirre und Rodriguez 2017). Hierfür greifen sie innerhalb der IT-Landschaft wie Menschen über das User Interface (Stople et al. 2017) auf bereits bestehende Anwendungen zu (Hofmann et al. 2020). Ermöglicht wird dies durch eigene Zugangsdaten wie Benutzername und Passwort (Lacity et al. 2015b; Allweyer 2016). Da somit keine Invasion in bestehende Infrastrukturen erfolgt bzw. keine tiefgehenden Veränderungen an der IT-Infrastruktur vorgenommen werden müssen, kann RPA als Lightweight IT¹ klassifiziert bzw. als non-invasive Technologie bezeichnet werden (Allweyer 2016; Smeets et al. 2019; Hofmann et al. 2020). Weiter ermöglicht die non-invasive Eigenschaft von RPA, Systeme zu integrieren, bei denen es schwer möglich ist, Schnittstellen zu schaffen (Penttinen et al. 2018).

¹ Lightweight IT werden zur Unterstützung von Prozessen eingesetzt und zeichnen sich durch ihre kostengünstige und schnelle Implementierung aus. Siehe hierzu auch Petersen und Schröder 2020, S. 1131. Das Gegenpedant stellt Heavyweight IT dar. Darunter sind Backend-Systeme wie Enterprise Resource Planning-Systeme zu verstehen. Siehe hierzu auch Bygstad 2015, S. 3.

Auch die zeitliche Verfügbarkeit der Softwareroboter ist nicht beschränkt, sodass diese grundsätzlich jederzeit Prozesse ausführen können. Die Softwareroboter können durch ihre schnellere Durchlaufzeit die Produktivität eines Prozesses steigern (Madakam et al. 2019). So gelang es zum Beispiel einem Finanzdienstleistungsunternehmen, durch RPA die Prozesslaufzeit eines Reportingprozesses um 67 Prozent zu verbessern (Langmann und Turi 2020). Da die Softwareroboter vorkonfigurierten Regeln folgen, kann die Fehlerhäufigkeit gesenkt werden. Zudem können die Aktivitäten der Softwareroboter nachverfolgt werden und hierdurch Compliance Standards eingehalten werden (Buccowich 2016; Madakam et al. 2019). Weiter kann die Möglichkeit einer hohen Skalierbarkeit der Softwareroboter genannt werden. Zum Beispiel war es der Telefónica O2 möglich, nach der Einführung von RPA im Jahre 2010 die Anzahl der operierenden Softwareroboter auf 160 zu steigern (Lacity et al. 2015a). Eine hohe Skalierung lässt sich mit der Prozessgeschwindigkeit und der theoretisch unbeschränkten zeitlichen Verfügbarkeit begründen (Langmann und Turi 2020).

2.3 Die Abgrenzung und die Entwicklungsstufen eines RPA-Einsatzes

Um die Charakteristiken von RPA tiefergehend zu beleuchten, wird eine Abgrenzung von RPA zu traditionellen Automatisierungslösungen vorgenommen. Hierfür muss die Fallhäufigkeit und die Fallunterschiedlichkeit betrachtet werden. Die nachfolgende Abbildung 2-1 illustriert den Zusammenhang der beiden Variablen.

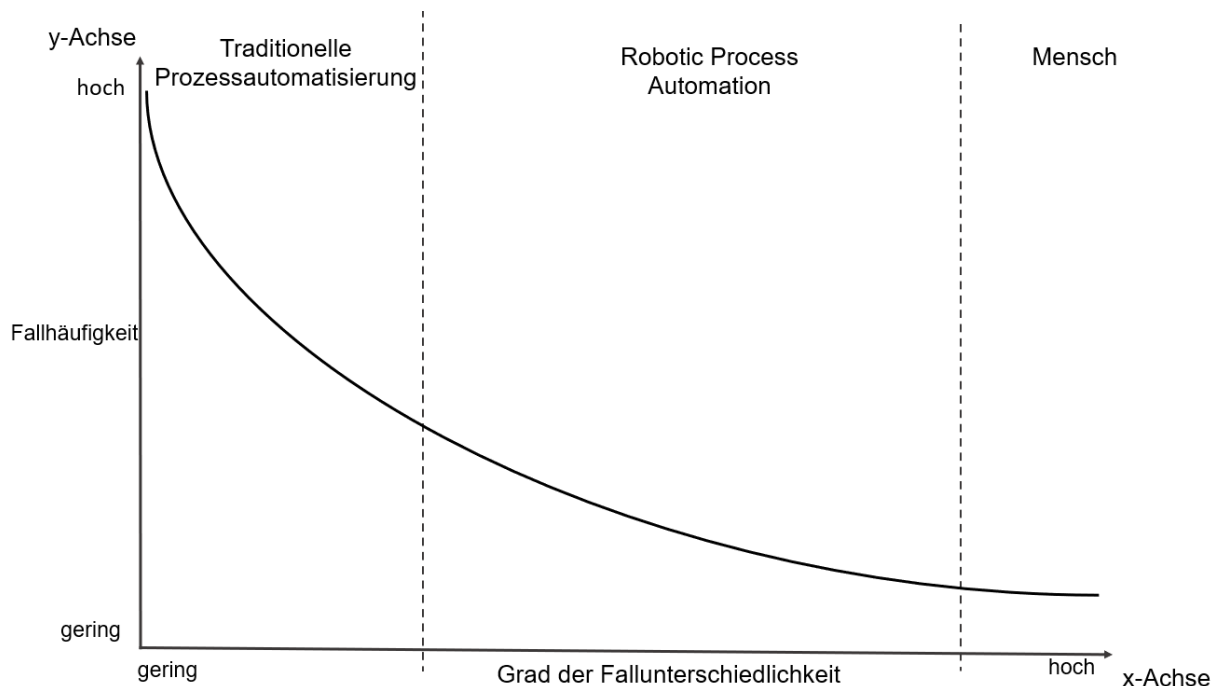


Abbildung 2-1: Abgrenzung von RPA zu traditionellen Prozessautomatisierungslösungen (eigene Darstellung in Anlehnung an Smeets et al. 2019b, S. 10; Flechsig et al. 2019, S. 8)

Auf der x-Achse ist der Grad der Fallunterscheidung abgetragen und auf der y-Achse die Fallhäufigkeit in einem gegebenen Zeitraum abgebildet. Die Fallhäufigkeit bezieht sich dabei auf die Zahl an Durchläufen eines Prozesses in einer gegebenen Zeit (Smeets et al. 2019; Flechsig et al. 2019). Prozesse, die auf der linken Seite dargestellt sind, weisen eine hohe Wertschöpfung (Flechsig et al. 2019) und einen sehr hohen Grad an Standardisierung auf (Smeets et al. 2019). Eine Automatisierung durch klassische Automatisierungslösungen wie Business-Process-Management Systeme wird hier als ökonomisch sinnvoll erachtet. Für Prozesse, die am rechten Rand dargestellt sind, ist eine Prozessautomatisierung aus ökonomischer Sicht nicht lohnend und sind daher weiterhin von Mitarbeitern durchzuführen (Flechsig et al. 2019). Dies begründet sich damit, dass zum einen die Anzahl

der Durchläufe in einem Prozess gering ist und diese zum anderen keine standardisierten Prozessabläufe vorweisen (Smeets et al. 2019). Für Prozesse, die aus ökonomischen Gründen keine Automatisierung durch traditionelle Prozessautomatisierungslösungen begründen (mittig positioniert), bietet sich eine Automatisierung mit Hilfe von RPA an (Smeets et al. 2019).

Bevor eine Eingliederung von RPA in den Entwicklungsprozess vorgenommen wird, muss zunächst angemerkt werden, dass Robotic Desktop Automation (RDA) eine vorgeschaltete Entwicklungsstufe von RPA darstellt (Langmann und Turi 2020). Die Besonderheit von RDA liegt darin, dass die Automatisierung durch den Softwareroboter über die Benutzeroberfläche eines Computers erfolgt und der Prozess eigenständig vom Mitarbeiter ausgelöst werden muss (Leitner-Hanetseder et al. 2020).

Mit den derzeitigen Charakteristika von RPA können Entscheidungen nur auf der Grundlage festgelegter Regeln getroffen werden (Isensee und Reuschenbach 2018). Daher besitzt RPA keine Fähigkeiten des maschinellen Lernens oder der künstlichen Intelligenz. In diesem Sinne kann RPA als Anfangsstufe einer „Automation Journey“ gesehen werden (Smeets et al. 2019).

Eine weitere Entwicklungsstufe stellt Intelligent Automation (IA) (oder Cognitive Automation) dar (Lacity und Willcocks 2016). Die Besonderheit von IA im Vergleich zu RPA stellt die Fähigkeit des maschinellen Lernens dar (Smeets et al. 2019). Hierdurch können komplexe Prozesse, die unstrukturierte Daten umfassen, automatisiert werden. Dabei werden mithilfe von Algorithmen die Daten analysiert und ausgewertet, wodurch sich ein Muster in den Daten erkennen lässt. Durch die Fähigkeit des maschinellen Lernens kann zum einen die Prozessqualität gesteigert und zum anderen Zeit durch den Wegfall der manuellen Bearbeitung von unstrukturierten Daten eingespart werden. Gemeinsam haben RPA und IA, dass sich diese nur in geringem Maß auf bestehende Systeme und Infrastrukturen auswirken. Jedoch unterliegt IA ebenfalls Limitationen. Zwar bietet IA die Möglichkeit, das Back- und Frontoffice zu verbinden, dennoch ist keine Interaktion zum Beispiel mit Kunden möglich (Beuckes et al. 2018).

Mit digitalen Assistenten, auch als Social Robots bezeichnet (Allweyer 2016), kann eine weitere Stufe der Automatisierung erreicht werden. Digitale Assistenten zeichnen sich insbesondere durch ihre Fähigkeit aus, mit Mitarbeitern und Kunden kommunizieren zu können, ermöglicht wird dies durch die Analyse von unstrukturierten Daten wie Text und Sprache (Smeets et al. 2019).

Die nachfolgende Abbildung 2-2 illustriert den Entwicklungsprozess, beginnend bei RPA bis hin zu den digitalen Assistenten. Auf der x-Achse ist der zunehmende Automatisierungsgrad abgebildet. Hierunter ist die Gesamtanzahl an automatisierbaren Prozessen zu verstehen. Die y-Achse stellt den zunehmenden Grad der Nutzung von künstlicher Intelligenz dar. Mit zunehmenden Automatisierungsgrad und Grad an künstlicher Intelligenz ermöglichen die Technologielösungen komplexere Entscheidungsfindungen (Smeets et al. 2019).

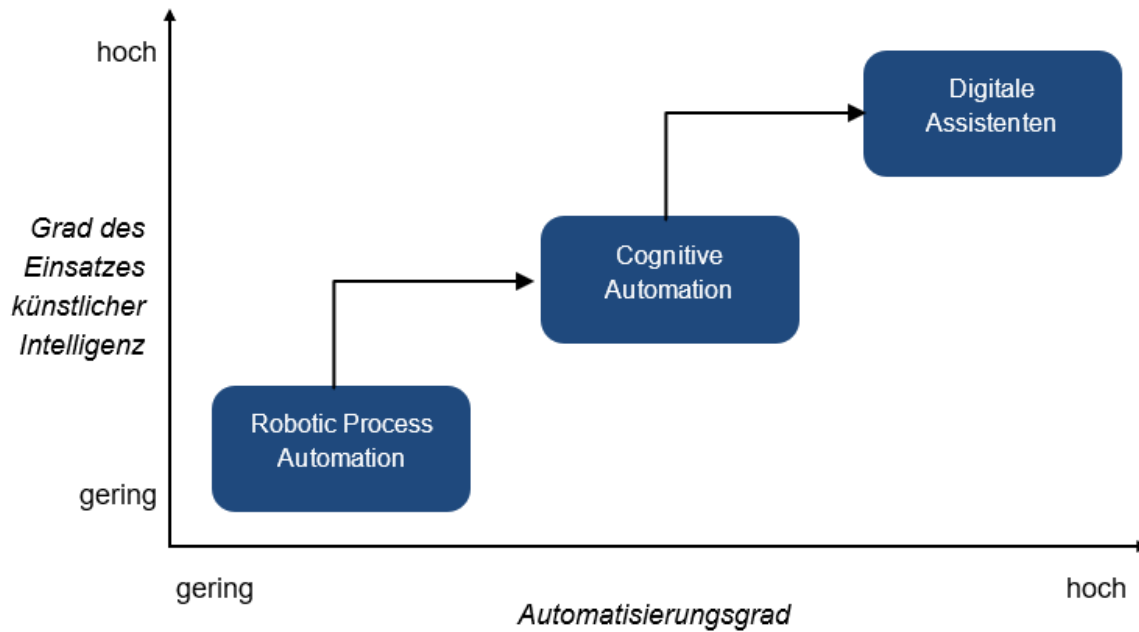


Abbildung 2-2: Entwicklungsstufen von RPA (eigene Darstellung in Anlehnung an Smeets et al. 2019, S. 12)

2.4 Charakterisierung des Einsatzfeldes administrativer Prozesse und Tätigkeiten

Das Effizienzsteigerungspotenzial für Unternehmen durch den Einsatz von RPA ergibt sich aus der schnelleren, kostengünstigeren und nahezu fehlerlosen Ausführungsmöglichkeit von administrativen Prozessen und Tätigkeiten eines Softwareroboters gegenüber dem Menschen. Zur Eingrenzung des Untersuchungsgegenstandes werden im Folgenden administrative Prozesse charakterisiert und von anderen geschäftlichen Prozessen abgegrenzt. Anschließend werden typische administrative Bürotätigkeiten aufgelistet sowie die Chancen, welche sich Unternehmen durch eine Implementierung von RPA-Lösungen bieten, aufgezeigt.

Definition und Abgrenzung administrativer Prozesse

Die Norm DIN EN ISO 9000:2015 definiert einen Prozess als einen „Satz von in Wechselbeziehungen oder Wechselwirkungen stehenden Tätigkeiten, der Eingaben in Ergebnisse umwandelt.“ Folglich ist ein Prozess eine konsekutive Abfolge von Handlungen, mit der Aufgabe, unter dem Einsatz von Ressourcen einen Input in einen Output zu transformieren. Folgt man diesen Definitionen, lassen sich administrative Prozesse als Tätigkeitsabfolgen zur Output-Generierung in Büros auffassen. Jedoch unterscheiden sich die Leistungen administrativer Prozesse deutlich von Outputs aus Produktionsprozessen. Während letztere ein fassbares, materielles Endprodukt, welches lager- und absatzfähig ist (bspw. ein Werkstück oder ein Fahrzeug) erzeugen, ist der Output administrativer Prozesse immateriell, nicht lagerfähig und von einem Dienstleistungscharakter geprägt (Gerboth 2002; Bokranz und Kasten 2003). Auch die Inputs unterscheiden sich: In der Produktion werden Materialien verarbeitet, in der Administration sind es Informationen (Brenner 2018). Das zentrale Problem bei der Betrachtung administrativer Prozesse stellt die Identifikation und Zuordnung wertschöpfender Tätigkeiten dar. Im Gegensatz zu Produktionsprozessen, in denen jeder einzelne Herstellungsschritt einen messbaren Beitrag zur Wertschöpfung leistet, besteht ein Großteil administrativer Aufgaben aus unterstützenden Tätigkeiten, ohne direkten Wertschöpfungsbezug (Al-Radhi und Diers 2012). Dies bedeutet jedoch nicht, dass alle Administrationsprozesse für die Wertschöpfung unbedeutend sind. Obwohl einige Unternehmensprozesse nahezu vollständig einer Kategorie von „Steu-

erungs- und Bereitstellungsprozessen“ (Bergsmann 2011) zugeordnet werden können (bspw. Finanz-, Controlling- und Datenpflegeprozesse), können andere administrative Teilprozesse (bspw. Angebotserstellungen und Auftragserfassungen) maßgebliche Elemente des Wertstroms darstellen (Tapping und Shuker 2003). Die meisten administrativen Leistungen sind im Gegensatz zu Produktionsleistungen für einen unternehmensinternen „Kundenkreis“, z.B. eine andere Abteilung, einen Vorgesetzten oder Mitarbeiter zu erbringen (Bokranz und Kasten 2003).

Herausforderungen im Management administrativer Prozesse

Die Verarbeitung von immateriellen Informationen für die Erzeugung nicht-physischer Ergebnisse in der Administration stellt das Prozessmanagement in Büros vor größere Schwierigkeiten als in der Produktion (Brenner 2018). Dies liegt zum einen in der Intransparenz der Ergebnisse begründet, da der Mitarbeiter an seinem Büro-Arbeitsplatz schwierig überwacht und auf eine effiziente Arbeitsverrichtung hin überprüft werden kann (Brenner 2018). Zum anderen fehlt es vielen Unternehmen im administrativen Bereich an festgelegten Kennzahlen, was die Integration von administrativen Prozessen in Qualitätsmanagementsysteme erschwert (Kloos 2017).

Die Folge sind ineffiziente Arbeitsgestaltungen und eine hohe Verschwendung in Administrationen. Brenner (2018) führt die Probleme in Büros auf sieben Arten der Verschwendung zurück und zeigt dabei Parallelen von Produktion und Administration auf: Bewegung (unnötige Laufwege der Mitarbeiter führen in Büros zu einer Effizienzsenkung), Datenübertragung (Zeitverluste, ausgelöst durch Medienbrüche und Datenschnittstellen), Wartezeiten (Prozessverzögerungen durch fehlende Unterschriften oder Dokumentensuchen), Überbearbeitung (Ausarbeitung irrelevanter Daten), Überproduktion (redundante Informationen), Korrekturen und Rückfragen (fehlerbedingtes Nacharbeiten, häufig ausgelöst durch unvollständige Informationsbereitstellung und Kommunikationsengpässe) und Bestände (Mitarbeiter werden über- oder unterbeansprucht).

Das führt dazu, dass über ein Viertel der Tätigkeiten im Administrationsbereich als unproduktiv zu bewerten ist (Westkämper und Sihn 2011). Trotzdem verbringen Mitarbeiter europaweit im Schnitt rund sieben Stunden pro Woche mit der Bearbeitung administrativer Aufgaben, die sie zum Großteil als nicht-wertschöpfend und monoton erachten (Adobe 2016). Bei solchen repetitiven und zeitintensiven Aufgaben kann es schnell zu einer fehlerhaften Bearbeitung mit verheerenden Folgen für das Unternehmen kommen. Selbst wenn die fehlerhaft ausgeführte Administrationstätigkeit keinen direkten Wertschöpfungsbezug aufweist, können resultierende Verzögerungen anderer Prozesse dazu führen, dass Kundenaufträge zurückgezogen werden und mitunter rechtliche Konsequenzen entstehen.

Administrative Tätigkeiten

Auch wenn Unternehmen sich nach Industriesektoren, Unternehmenskulturen und anderen Faktoren unterscheiden, gibt es hinsichtlich der Ausübung administrativer Tätigkeiten Überschneidungen. Nahezu jedes Unternehmen hat im eigenen Back-Office regelmäßig elektronische oder papierbasierte Verwaltungsaufgaben durchzuführen (Adobe 2016). Neben vollständigen Administrationsprozessen im Controlling oder Finance-Bereich, machen gerade diese Teilprozesse und täglichen Aufgaben im Büro einen großen Anteil der Unternehmensverwaltung aus (Kloos 2017). Nachfolgend werden einige der häufigsten administrativen Tätigkeiten im Back-Office erläutert, angelehnt an eine von der Firma Adobe durchgeführten Studie im Jahr 2016.

Die Einholung von Unterschriften dient der Bewilligung und Verifikation von Dokumenten. Obwohl das Unterschreiben eine schnell zu erledigende Aufgabe darstellt, kann die Abwesenheit des Unterschriftengebers zu latenzzeitbedingten Problemen führen.

Durch fehlende Ordnung, Medienbrüche, Kommunikationsprobleme usw. können Dokumente verloren gehen. Die Suche nach Dokumenten ist eine unproduktive administrative Tätigkeit, die jedoch

häufig einen großen zeitlichen Aufwand verursachen kann. Werden Dokumente spät oder gar nicht gefunden, ist dies nicht nur für die Mitarbeiter frustrierend, sondern kann auch finanzielle Nachteile (Vertragsstrafen, Leistungsausschlüsse, Prozesskosten, Auftragsverluste etc.) für das Unternehmen zur Folge haben.

Dokumenterstellung in elektronischer oder Papierform erfolgen zwar häufig nach Vorlagen, dennoch ist auch das manuelle Ausfüllen von Mustern zeitaufwendig und fehleranfällig. Tippfehler können zu Missverständnissen führen und eine aufwendige Fehlersuche verursachen. On-Boarding Aktivitäten laufen in vielen Unternehmen nach vorformulierten Prozessschritten ab. Einstellungsprozesse beinhalten meist das Versenden einer Stellenanzeige, eine anschließende Erfassung und Ablage eingehender Bewerbungen, die Terminkoordination bzgl. Bewerbungsgesprächen, sowie den Versand von Zu-, bzw. Absagen an die Applikanten. Bei der Einstellung eines Bewerbers folgen während der Anfangszeit vielfältige Datenabfragen und Informationsbereitstellungen. Druck- und Kopiervorgänge sind in den meisten Büros selbst im digitalen Zeitalter häufig anfallende Aufgaben. Neben dem E-Mail Versand stellen sie den größten zeitlichen Administrationsaufwand in Büros dar.

Um Fehler schnell zu beheben sowie Ein- und Ausgänge von Dokumenten zu bestätigen ist es für viele Unternehmen sinnvoll Prüfungen und Nachbearbeitungen vorzunehmen. Für Mitarbeiter bedeutet dies häufig einen großen Zeitaufwand, der aufgrund hoher Fehlerraten im administrativen Bereich jedoch notwendig erscheint. Rechnungsstellungen, Bestellvorgänge und Kostenrückerstattungen sind wichtige administrative Aufgaben, die einen direkten Wertschöpfungsbezug haben können. Diese Prozesse zeichnen sich in vielen Fällen durch eine hohe Standardisierung, in Form von vordefinierten Schritten und Musterformularen aus. Die Aktualisierung, Sortierung und Speicherung von Informationen in Unternehmen kann als Datenpflege zusammengefasst werden. Diese administrativen Aufgaben sind in Büros ebenso notwendig wie Wartungen und Instandsetzungen von Maschinen in der Produktion. Manuelle Datenpflege bedeutet einen signifikanten Zeitaufwand für Mitarbeiter, denn häufig fehlt es Unternehmen an automatisierten Lösungsansätzen.

Relevante Einsatzszenarien für KMU

Insbesondere im Bereich der administrativen Tätigkeiten erweist sich RPA als besonders relevant für KMU. Verwaltungsaufgaben fallen in nahezu allen KMU an, womit eine Automatisierung in diesem Bereich für eine Vielzahl von Unternehmen Anwendung finden kann und zu einer Produktivitätssteigerung beitragen kann. In kleinen Unternehmen ist die Mitarbeiterzahl in der Regel begrenzt, wodurch die Arbeitszeit eines einzelnen Mitarbeiters eine größere Bedeutung hat. Wenn nun diese wenigen Mitarbeiter ihre Zeit mit nicht wertschöpfenden administrativen Aufgaben verbringen, wiegt dies somit schwer. Eine Konzentration der Arbeitskraft auf das wertschöpfende Kerngeschäft ist bei KMU jedoch essenziell, um Profitabilität und Unternehmenswachstum sicherzustellen. Durch RPA können Mitarbeiter von zeitaufwändigen manuellen Tätigkeiten entlastet werden und sich auf anspruchsvollere Aufgaben konzentrieren. Dies konnte seitens des Unternehmens Swisslog auf einem interaktiven Arbeitstreffens mit dem Projektausschuss bestätigt werden. Ein konkreter Anwendungsfall, in dem Swisslog RPA einsetzt, betrifft die Datenprüfung im Bereich der kaufmännischen Dokumenterstellung. Hierbei bestand eine regelbasierter Prozess, bei dem geprüft wird, ob Materialdaten vorhanden sind. Falls keine Materialdaten vorhanden sind wurden die Materialdaten angelegt. Anschließend wurde die Material-ID gespeichert und geprüft, ob sämtliche Material-ID's vorhanden waren. Falls dies nicht der Fall war wurde der Prozess von neuem gestartet, falls jedoch alle Daten vorhanden waren konnte das Dokument erstellt werden. Der automatisierte Prozess ist in der nachfolgenden Abbildung 2.3 dargestellt.

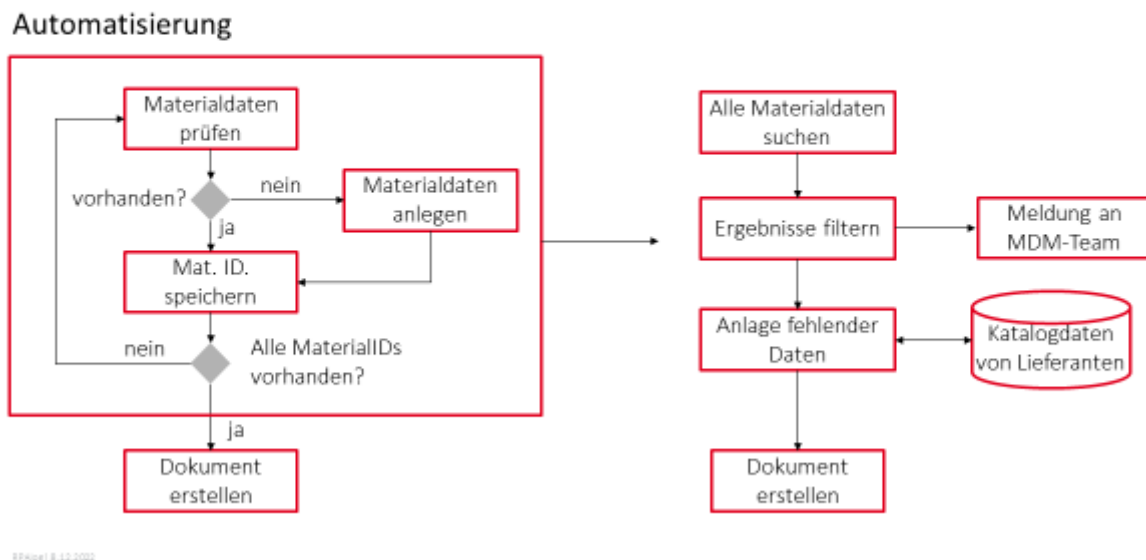


Abbildung 2-3: Prozessautomatisierung swisslog (eigene Darstellung)

Anhand der Automatisierung dieses Prozesses konnten ca. 2000 Personenstunden eingespart werden. Das Unternehmen erkannte auch, dass anhand von Schulungen und Nutzerfeedback die Anwendung weiter verbessert werden kann. Darüber hinaus ermöglicht die Erfassung von Benutzerdaten eine präzisere Entwicklung und Anpassung der RPA-Anwendung für das Unternehmen.

2.5 Stand der Forschung und Technik

RPA ist eine relativ junge Technologie deren Anwendungsbereiche bislang überwiegend in Single-Case-Studien erforscht sind. Diese Fallstudien fokussieren dabei den unternehmensindividuellen Umgang mit der Einführung von RPA und identifizieren verschiedene direkte und indirekte Effekte, die in Folge dessen auftreten, die es jedoch in künftiger Forschung noch zu systematisieren gilt.

(Aguirre und Rodriguez 2017) betrachten RPA aus der Sichtweise eines Business Process Outsourcing-Unternehmens. Das Unternehmen betrachtet den Prozess einer Rechnungsanfrage durch einen Kunden, der automatisiert über einen Softwareroboter durchgeführt wird. Das erweitert die Perspektive über die typischen Backoffice-Tätigkeiten hinaus zur Verbesserung der Verfügbarkeit des Service gegenüber den Kunden. Es konnte dadurch neben der Verfügbarkeit die Produktivität um 21% gesteigert werden.

(Peper 2018) stellt in der Betrachtung einer Fallstudie zur Einführung von RPA im Controlling zwei wesentliche Erkenntnisse heraus. Zum einen wurde die Qualität der Monatsabschlüsse maßgeblich verbessert, zum anderen konnten Reports mit einer erhöhten Geschwindigkeit erstellt werden. Die entstandenen Mehrkosten je Report wurden mit nahezu null bewertet. (Peper 2018) hinterfragt hierdurch grundsätzlich die Reporting-Frequenz, da diese künftig nicht mehr von Aufwand und Kosten eines Reports abhängt, sondern vielmehr durch die Frequenz der optimalen Informationsbereitstellung gesteuert wird. In der Konsequenz werden in diesem Fall die Kennzahlen des Controllings auf ihre Effektivität und Effizienz in einer digitalisierten Arbeitswelt hinterfragt.

(Willcocks et al. 2015a) stellen in einer Fallstudie des Geschäftsprozess- und Technologiedienstleisters Xchanging die Notwendigkeit der Betrachtung der Digitalisierungsstrategie als unternehmensweites Konzept heraus. RPA-Anwendungen werden dabei als erster Schritt in der digitalen Transformation genannt. Es wird jedoch explizit darauf hingewiesen, dass die digitale Transformation nur dann gelingt, wenn weitere relevante Technologien wie u. a. ein mobiler Internetzugang, Cloud Computing, Big Data, Business Analytics, dem Internet der Dinge und einer Digitalen Fabrik umgesetzt werden. Darüber hinaus sehen sie einen großen komplementären Nutzen von RPA-Anwendungen in der vorgelagerten Prozessdokumentation und -standardisierung. Damit ein Prozess erfolgreich durch RPA automatisiert werden kann, muss er zunächst explizit dokumentiert werden. Für viele Unternehmen stellt bereits diese Dokumentation einen nachhaltigen Mehrwert dar.

Um den Stand der Forschung umfänglich darzustellen und die für das Projekt relevante Perspektive auf RPA herzustellen, ist es notwendig, neben den Fallstudien zu RPA selbst, die weitere Einbettung in die betriebswirtschaftliche Forschungslandschaft zu betrachten. Es sind hierzu drei Forschungsstränge relevant. Dies sind das Prozessmanagement, also die Veränderung bzw. Verbesserung von Prozessen in Unternehmen, die organisatorischen Aspekte, also die Anpassung der Organisationsstruktur an interne und externe Einflüsse und das Machine Learning, also die Auswahl geeigneter Algorithmen zur intelligenten Prozessautomatisierung.

Fazit: RPA-Fallstudien zeigen je nach Anwendungsfeld und Fokus allgemeine positive Effekte auf die Prozesse, Organisation und Mitarbeiter oder spezifische Effekte wie bspw. eine deutlich höhere Frequenz des Berichtswesens oder die gesteigerte Verfügbarkeit des Service. Es fehlt dabei bislang jedoch an der Systematisierung und der Darstellung der direkten und indirekten Effekte und Nutzen für kmU.

Prozessmanagement und Arbeitsweise von RPA

RPA kann aus Sicht des Prozessmanagements als eine besondere Form des Business Process Management (BPM) verstanden werden (Lacity und Willcocks 2016). Bei Innovationen wie der Prozessautomatisierung im BPM unterscheiden (Bygstad 2015) und (Penttinen et al. 2018) zwischen sogenannter Lightweight IT und Heavyweight IT. Die Unterscheidung findet im Aufbau des jeweils zugrundeliegenden Wissensregimes statt. Ein Wissensregime setzt sich zusammen aus den relevanten Akteuren, den Arbeitsmethoden, den verwendeten Technologien und der zugrundeliegenden Wissensbasis (Bygstad 2015). Dabei wird Heavyweight IT der traditionellen IT- und Softwareentwicklung zugeordnet. Das heißt, sie ist aus der IT-Abteilung, von IT-Experten mittels Softwareentwicklung und bestehenden digitalen Lösungen getrieben und kann die gesamte IT-Landschaft grundlegend verändern. Lightweightlösungen, wie RPA eine darstellt, sind dagegen charakterisiert durch „business orientation, quick experimentation, and user driven solutions bypassing IT departments and utilizing easily available technologies“ (Penttinen et al. 2018). Die Lightweightlösungen werden also mit geringem Aufwand und Kosten auf die bestehende IT-Architektur aufgesetzt und erfordern keine oder nur geringe Eingriffe in die bestehende IT-Landschaft. Damit stellt Lightweight IT ein für viele Unternehmen neues Wissensregime dar. Die Chancen, die in der Lightweight IT gesehen werden, liegen in der Agilität, den geringen Kosten und der Nähe zum Fachbereich bzw. dem geringeren Bedarf an Integration der IT-Abteilung (Aguirre und Rodriguez 2017). RPA als Lightweight IT wird entsprechend dieser Charakteristiken betrachtet und eingeordnet (Lacity und Willcocks 2016). Vom Arbeitsprinzip kann RPA als eine Weiterentwicklung des Screen Scrapings gesehen werden. Screen Scraping sind Lösungen, die Verfahren zum Auslesen von Texten aus

Computerbildschirmen beschreiben. Gegenwärtig wird der Ausdruck beinahe ausschließlich in Bezug auf Webseiten verwendet, RPA ist jedoch wesentlich leistungsfähiger, reifer und universeller. Der Roboter vereint weitere Fähigkeiten zur Prozessautomatisierung und agiert dabei systemübergreifend. Auf Grund des universellen Einsatzgebiets werden diese Fähigkeiten beispielhaft beschrieben mit: Text Mining, Excel Makros, Web Crawling, Python oder Machine Learning (Lacity und Willcocks 2018) (Moffitt et al. 2018). Letzteres stellt den Übergang in die intelligente Prozessautomatisierung dar. Die Terminologie des „Roboters“ ist als äquivalent zu einer Softwarelizenz zu verstehen (Penttinen et al. 2018). Der Roboter bekommt mit dieser Lizenz, wie ein Mitarbeiter, einen Zugang zum IT-System. Der Mitarbeiter selbst kann den Roboter anlernen und ihm die für den jeweiligen Prozess notwendigen Schritte bspw. via Drag-and-Drop von Items „zeigen“. Die Fähigkeiten des Roboters sind derzeit noch häufig beschränkt auf regelbasierte Abläufe (Aguirre und Rodriguez 2017). Um die für RPA geeigneten Prozesse zu erkennen, ist es notwendig eine Prozessanalyse durchzuführen. Die in der Literatur beschriebenen Faktoren zur Eignung eines Prozesses können neben dem Merkmal regelbasiert beispielsweise konstant, reif, standardisiert, strukturiert, und mit hohem Zeitaufwand sein (Hermann et al. 2018). Diese, für die praktische Umsetzung ungenauen, Kriterien werden im Forschungsvorhaben durch die Forschungsfrage eins und zwei präzisiert. Darüber hinaus wird im Projekt der nächste technologische Schritt „intelligente Automatisierung“ integriert. Das Potenzial in einer durchgängigen Automatisierung mit entscheidungsfähigen Algorithmen ist weitaus größer als die reine Automatisierung ohne intelligente Komponenten. Die regelbasierte Automatisierung mittels RPA ist die notwendige Vorstufe für Unternehmen, um einerseits die einfach umzusetzenden Potenziale der Automatisierung zu realisieren und andererseits Erfahrungen zu sammeln, um künftige Potenziale in der intelligenten Automatisierung rasch zu erkennen und zu geringen Einstiegshürden umzusetzen (Manutiu 2018; Hermann et al. 2018).

Fazit: RPA stellt sog. „Lightweight IT“ dar, die auf die bestehende IT-Landschaft gesetzt wird. Für diese neue Art der Unternehmenssoftware fehlt es kmU häufig noch an Erfahrungswissen und die Auswirkungen auf Mitarbeiter und Prozesse können daher nur schwer eingeschätzt werden.

Organisatorische Aspekte von RPA

Die Einführung und der Betrieb von RPA in die bestehende Organisationsstruktur erfordert eine Anpassung der Organisationsstruktur. Die Schwierigkeit in der Verortung von RPA-Kompetenzen liegt in mehreren Betrachtungsebenen. Zum einen wird als elementarer Vorteil von Lightweight IT die Anwendung durch den Fachbereich gesehen. Zum anderen ist die IT-Abteilung notwendig, um die relevanten Kompetenzen im Unternehmen zur Verfügung zu stellen. Darüber hinaus müssen Änderungen an den Prozessabläufen des Roboters sowohl an Änderungen der gesamten IT-Infrastruktur, als auch an die fachlichen Änderungen des Prozesses angeglichen werden. Fragestellungen zur Verortung neuer IT-Kompetenzen, die den Fachbereich miteinbeziehen, richten den Fokus auf den Zentralisierungsgrad der Unternehmen (Seiter 2017). Der Zentralisierungsgrad ist ein Maß für die organisatorische Verortung der RPA-Kompetenzen im Unternehmen. (Seiter 2017) unterscheidet zwischen vollständig zentralisiert, teilzentralisiert und dezentralisiert. Zentralisiert meint, dass alle Kompetenzen in einer Organisationseinheit verortet sind. Teilzentralisiert bedeutet, dass die Kompetenzen in mehreren Bereichen verortet werden, jedoch von einem Koordinationsmechanismus koordiniert werden. Dezentralisiert meint, dass die einzelnen Kompetenzen ohne Koordinationsmechanismus über das Unternehmen verteilt werden. Die vollständige Zentralisierung bei RPA-Anwendungen erscheint weder für den IT-, noch für den Fachbereich möglich. Ein Vorteil dieser Lösung ist eine sehr gute Kontrolle der IT über die technischen Spezifikationen und Entwicklungen. Des Weiteren verfügen IT-Mitarbeiter i. d. R. über Programmierkenntnisse und besitzen zur Umsetzung von

RPA-Anwendungen kaum Schulungsbedarf (Wibbenmeyer 2018). Kritisch zu bewerten ist jedoch der konkrete Prozessbezug der RPA-Anwendungen, der ohne Integration des Fachbereichs nicht möglich ist. Eine für RPA vielversprechende Lösung ist die Dezentralisierung der Kompetenzen zu den einzelnen Mitarbeitern in den Fachbereichen. Wird diese Lösung verfolgt, werden kaum Ressourcen für den Aufbau eines tiefgreifenden Prozessverständnisses benötigt, da dieses aufgrund der täglichen Arbeitsroutinen bereits umfassend vorhanden ist. Problematisch bei der Dezentralisierung der Kompetenzen hingegen sind insb. die zu Beginn fehlenden IT-Kenntnisse in der Implementierung der Prozesse.

Grundsätzliche Möglichkeiten, wie die teilzentralisierte Etablierung eines Center of Excellence, in der die Kompetenzen koordiniert werden, werden auch für RPA-Anwendungen diskutiert (Seiter 2017; Wibbenmeyer 2018). In dieser Konstellation ist es möglich die Kompetenzen der IT mit denen des Fachbereichs zu kombinieren. In Abhängigkeit der Kompetenzen in den Fachbereichen können die Mitarbeiter Unterstützung durch die IT-Abteilung erhalten. Problematisch sind ein fortwährender Abstimmungsbedarf und die fehlenden Ressourcen in den jeweiligen Bereichen, um den jeweils anderen Bereich zu unterstützen.

In der Einführung von RPA zeigt sich in der angelsächsischen Literatur ein Muster, welches als sogenannte „RPA Journey“ bezeichnet wird (Lacity et al. 2015a). Diese „RPA Journey“ beginnt in der Regel mit der Identifikation geeigneter Prozesse zur Umsetzung von RPA-Anwendungen. Dabei wird ein Pilotprozess ausgewählt und umgesetzt. Dies geschieht durch eine fachbereichsübergreifende Arbeit. Zum einen wird das Knowhow der Fachabteilung benötigt, um die geeigneten Prozesse zu identifizieren. Zum anderen wird die IT-Abteilung benötigt, um den Prozess mittels RPA zu automatisieren. (Lacity und Willcocks 2016) empfehlen die Rolle eines so genannten „Project Champion“, der mit 80% seiner Arbeitszeit die Umsetzung von RPA-Projekten unterstützt. Über die geeignete Weiterentwicklung nach der Durchführung eines Pilotprojektes und dem Ausrollen in der Organisation bzw. die unternehmensindividuelle Verortung der RPA-Kompetenzen in einer Organisationseinheit herrscht in der Literatur keine Einigkeit.

Die Verortung der RPA-Kompetenzen in einer Organisationseinheit ist wissenschaftlich und praktisch noch nicht gelöst. Dazu dienen im Forschungsvorhaben die Forschungsfragen drei und vier.

Fazit: Die Einführung von RPA in die Organisationsstruktur wird meist über die IT in Pilotprojekten durchgeführt. Die propagierte Fachbereichsnähe muss im nächsten Schritt erfolgen. Geeignete Ansätze dazu sind jedoch bislang kaum verfügbar.

Machine Learning in RPA

Machine Learning beschreibt die „künstliche Generierung von Wissen aus Erfahrung“ (Holzinger 2016). Dabei werden Lernalgorithmen eingesetzt, um aus Beispieldaten ein Betrachtungsmodell zu entwickeln. Das entwickelte Modell kann dann anschließend auf neue unbekannte Daten derselben Art angewendet werden. Ein solcher Algorithmus kann bspw. aus Sensordaten, Bildern oder Texten lernen. Ein so trainierter Algorithmus ist damit in der Lage, Vorhersagen oder Entscheidungen zu treffen, ohne dass bis dahin bekannte Regeln festgelegt wurden (Fraunhofer 2018).

Es existieren in der Literatur zwei wesentliche Machine Learning Ansätze: Der sogenannte automatic Machine Learning-Ansatz (aML) und der relativ neue interactive Machine Learning-Ansatz (iML). Der aML-Ansatz, der im Vergleich zum iML-Ansatz häufiger in der Literatur diskutiert wird, beschreibt vollautomatisierte Lernalgorithmen, die beispielsweise im Gebiet der autonomen Fahrzeuge angewendet werden.

Beim iML-Ansatz handelt es sich „um Algorithmen, die mit – teils menschlichen – Agenten interagieren und durch diese Interaktion ihr Lernverhalten optimieren können“ (Holzinger 2016). Der iML-Ansatz wird bei komplexen Domänen angewendet, wo hochdimensionale und unvollständige Datenmengen vorzufinden sind. Die Anwendung des aML-Ansatzes in dieser komplexen Domäne birgt das Risiko der Modellierung von Artefakten, also unzureichenden oder falschen Ergebnissen (Holzinger 2016). Deshalb ist die Hinzunahme des menschlichen Wissens zur Interpretation der Ergebnisse notwendig.

Für Machine Learning werden im Wesentlichen vier Lernstile unterschieden: überwacht, unüberwacht, bestärkend und verschiedene. Dabei beschreibt der Letztere eine unspezifische Mischung der anderen drei Stile. Beim überwachten Lernen werden die entdeckten Regeln und Zusammenhänge anhand der Testdaten überprüft. Es ist also eine Übereinstimmung der Resultate mit dem Lerndatensatz erforderlich. Dies ist für bspw. die Klassifizierung von Objekten oder zur Schätzung bzw. Vorhersagen von Werten erforderlich (Fraunhofer 2018). Beim unüberwachten Lernen sind rohe Datenbestände ausreichend, um z. B. Gesetzmäßigkeiten in den Daten zu finden. Das heißt, die Maschine sucht nach Mustern, die sich von Rauschen abheben. Beim dritten Lernstil, bestärkendes Lernen, nutzen Maschinen Feedback aus der Umwelt, um ihre Fehler zu reduzieren. Dieser Lernstil wird häufig in der Robotik angewendet (z. B. für das Lernen von Greifbewegungen für Objekte). Für RPA lassen sich alle drei Lernstile als sinnvoll identifizieren, weshalb ex ante keine Aussagen über deren Effizienz und Effektivität getroffen werden können. In der Forschung stehen die folgenden Aspekte im Vordergrund:

- Reduzierung des Trainingsaufwands,
- Verbesserung der Sicherheit und Transparenz der Modelle,
- einfachere Anpassung an neue Aufgaben und
- Kombination der Kompetenzen von Mensch und Maschinen.

Fazit: Machine Learning Ansätze werden bislang ohne konkreten Bezug zu RPA betrachtet. Dabei eignen sie sich für die Erweiterung von Basisautomatisierungen durch RPA und ermöglichen es Softwarerobotern dadurch eigenständig Entscheidungen zu treffen.

3 AP1: Akzeptanz von verschiedenen RPA-Einsatzszenarien

Es wird zunächst eine Übersicht verschiedener RPA-Technologien erstellt, um zu untersuchen wie unterschiedliche sich die Technologiemerkmale auf die Akzeptanz der Mitarbeiter auswirkt. Mögliche Anwendungsfelder zum Einsatz der jeweiligen RPA-Technologie werden in verschiedenen Einsatzszenarien identifiziert. Schließlich werden für KMU mit Hilfe von einer repräsentativen Umfrage, besonders relevante Einsatzszenarien bestimmt werden.

AP1: Geplante Ergebnisse lt. Antrag	Erzielte Ergebnisse
Identifizierung aktuelle Akzeptanz der Mitarbeiter zu verschiedenen RPA-Einsatzszenarien innerhalb direkter und indirekter administrativer Prozesse mittels einer Fragebogenstudie	Klassifizierung von RPA sowie Identifikation von Einsatzfeldern, Untersuchung der Akzeptanz hinsichtlich RPA, Fragebogenstudie, Validierung der Ergebnisse anhand von Workshops

3.1 Robotic Process Automation (RPA)

Für Unternehmen ist es unerlässlich, effizient, kostengünstig und kundenorientiert zu operieren, um das nachhaltige Bestehen im kompetitiven Wettbewerb zu sichern (Singh 2018). Folglich steigt zunehmend der Druck hinsichtlich kontinuierlicher Effizienzsteigerungen sowie Kostensenkungen. Um dieser Herausforderung zu begegnen, bedienen sich Unternehmen bspw. IT- und Prozessverbesserungen sowie dem Outsourcing von Tätigkeiten in Niedriglohn-länder vor dem Hintergrund der fortschreitenden Globalisierung (Brecher 2012; Hirschbach 2003). Da das Potenzial von Niedriglohnländern zur Kostensenkung als zunehmend ausgeschöpft gilt, fokussieren sich Organisationen auf die Identifikation neuartiger innovativer Potenziale (Berg et al. 2017). Während die produzierende Industrie u.a. durch den Einsatz von robotergestützter Automatisierung bereits in hohem Maße Effizienzsteigerungs- sowie Kosten- senkungspotenziale realisieren konnte, wurden Verwaltungs- und Supportprozesse lediglich in geringem Maße automatisiert (Vysocky und Novak 2016). Arbeiten IT-Systeme isoliert oder funktionieren die entsprechenden Schnittstellen unzureichend, sind derartige Unzulänglichkeiten oftmals manuell zu überbrücken. Da dieser Umstand im Zeitalter der digitalen Transformation insbesondere hinsichtlich der zusätzlichen Kosten, Produktivitätseinbußen sowie der Fehleranfälligkeit als nicht akzeptabel gilt, stieg in den vergangenen Jahren das Interesse an der neuartigen Automatisierungstechnologie Robotic Process Automation (RPA) (Gartner 2019; Gerbert et al. 2017; Hindle et al. 2018; van der Aalst et al. 2018).

RPA ermöglicht die automatisierte Ausführung regelbasierter, wiederkehrender Geschäftsabläufe und -prozesse durch virtuelle Arbeitskräfte in Form von Software-Bots, die menschliche Handlungen zur Durchführung von Arbeitsaufgaben imitieren (Lacity und Willcocks 2018). Gemäß einer von Deloitte global durchgeführten Erhebung geben 53 % der befragten Unternehmen an, bereits mit RPA zu arbeiten oder sich in der Implementierungsphase zu befinden. Bis zum Jahr 2022 wird der Anteil der mit RPA operierenden Unternehmen voraussichtlich auf 72 % ansteigen (Deloitte 2020). Obwohl der Markt für robotergestützte Prozessautomatisierung bereits seit 2016 zunehmend an Bedeutung gewinnt, war er zu diesem Zeitpunkt mit einem Volumen in Höhe von 250 Millionen US-Dollar noch vergleichsweise klein (Lacity und Willcocks 2018; Le Clair 2017). Inzwischen wird jedoch ein beträchtliches Marktvolumen verzeichnet und auch künftig werden enorme Wachstumspotenziale prognostiziert (Allied Market Research 2020). Dem US-Marktforschungsunternehmen Gartner zufolge wird RPA seit 2018 als das am schnellsten wachsende Segment des weltweiten Marktes für

Unternehmenssoftware klassifiziert (Gartner 2019). Im Report RPA Market – Opportunities and Forecast des globalen Marktforschungsunternehmens Allied Market Research aus dem Herbst 2020 wird der RPA-Marktwert im Jahr 2019 nachträglich mit 1,64 Milliarden US-Dollar angegeben. Bis zum Jahr 2027 wird eine Wachstumsrate (compound annual growth rate (CAGR)) von 36,4 % und ein daraus resultierendes Marktvolumen in Höhe von 19,53 Milliarden US-Dollar erwartet (Allied Market Research 2020).

Ebenfalls Einfluss auf die Entwicklung des RPA-Marktes nahm und nimmt der Ausbruch der andauernden COVID-19-Pandemie im März 2020. Viele Organisationen wurden unvermittelt mit der Notwendigkeit struktureller Änderungen konfrontiert, wie bspw. der Bereitstellung von Remote-Arbeitsplätzen oder dem erhöhten Bedarf an digitalen Arbeitskräften. In Unternehmen nahezu aller Branchen zeichnete sich eine steigende Notwendigkeit an Geschäftsprozessmanagement und -automatisierung ab, die maßgeblich durch disruptive Störungen in internen und externen Unternehmensprozessen, wie bspw. dem Einbruch von Lieferketten oder langen Reaktionszeiten, ausgelöst wurde (Grand View Research 2021). Dieser Bedarf bestärkt Unternehmen zum einen zur beschleunigten Implementierung von Automatisierungslösungen. Zum anderen bietet sich den Entscheidungstragenden in Unternehmen durch die pandemiebedingten Unterbrechungen die zunehmende Möglichkeit der Entwicklung und Umsetzung zukunftsorientierter und wirksamer Strategien, wozu mitunter die Einführung effizienter Automatisierungslösungen zur Geschäftsprozessoptimierung gehört (Allied Market Research 2020). Erfolgreich realisierte RPA-Implementierungsprojekte während der durch die Pandemie ausgelösten Rezession werden aller Voraussicht nach die Nachfrage nach RPA-Software zusätzlich erhöhen und somit das Marktwachstum weiter beschleunigen (Grand View Research 2021).

3.2 RPA als Akzeptanzobjekt

Durch den Einsatz der effizienzsteigernden Automatisierungstechnologie RPA in der Unternehmenspraxis werden viele Arbeitsschritte von Mitarbeitenden obsolet und verändern folglich deren Arbeitsweise stark. So kann ein RPA-Bot mitunter Outputs generieren, die vom Menschen nicht mehr ohne weiteres überprüft und/oder nachvollzogen werden können (Lacity und Willcocks 2018). Dies steht im Gegensatz zur Tendenz von Individuen, gegenwärtige Zustände bewahren zu wollen. Darüber hinaus können mit der digitalen Transformation einhergehende Umgestaltungen in der Unternehmensorganisation und -kultur, wozu die Implementierung der RPA-Technologie zählt, bei betroffenen Mitarbeitenden weitere subjektiv oder objektiv wahrgenommene Barrieren und Widerstände hervorrufen (Gronau und Ullrich 2019). Einen kritischen Erfolgsfaktor für die nachhaltige Nutzung von RPA und damit der Ausschöpfung der sich bietenden Effizienzpotenziale stellt demnach die Akzeptanz durch die beteiligten Mitarbeitenden dar. Erkenntnisse aus verhaltensökonomischen Studien besagen zudem, dass Entscheidungen im Management trotz des Vorliegens automatisiert gewonnener Erkenntnisse in einer Vielzahl von Fällen auf Grundlage subjektiver Kriterien und Präferenzen getroffen werden (Chlupsa 2017; Fröse et al. 2015; Gleißner und Piechota 2012; Holzmann 2016). Dies lässt sich zum einen auf eine bewusste Missachtung der gewonnenen Erkenntnisse aufgrund mangelnder Akzeptanz dieser begründen. Eng damit verbunden ist zum anderen das Vorherrschen unbewusster kognitiver Verzerrungen, sogenannter Biases (Renshon und Kahneman 2017). Als Beispiele für Biases lassen sich die Tendenz von Individuen, die Qualität eigener Entscheidungen zu überschätzen (Overconfidence Bias) oder die übermäßige Bevorzugung gegenwärtiger Zustände gegenüber Veränderungen (Status-Quo Bias) nennen (Renshon und Kahneman 2017; Samuelson und Zeckhauser 1988). Gründe für einen Status-Quo Bias bei Mitarbeitenden angesichts der Implementierung und Nutzung von RPA sind u.a. der Verlust von Kontrolle oder die Sorge, bspw. aufgrund von Fähigkeitsdefiziten im Umgang mit der Technologie durch diese ersetzt

zu werden (Ansari et al. 2019; Fraunhofer 2018; Makridakis 2017). 17 % aller befragten Unternehmen gaben im Report von Deloitte an, bei der Einführung von RPA auf Widerstände bei den Mitarbeitenden zu stoßen und nehmen diesen Umstand als Implementierungsbarriere wahr (Deloitte 2020).

Der Fokus in der Ausgestaltung der digitalen Transformation liegt in der Regel auf den technischen Innovationen und deren systemseitige Anpassung. Arbeitnehmenden, die mit automatisierten Produkten und Prozessen arbeiten müssen, kommt hingegen oftmals lediglich eine untergeordnete Beachtung zu (Fraunhofer 2018). Es ist unumstritten, dass der Umgang mit Technologien im beruflichen wie privaten Umfeld zu einer maßgeblichen Kernkompetenz geworden ist. Hierbei wird allerdings zumeist angenommen, dass Individuen sich auf die Anforderungen, die neuartige Technologien wie RPA mit sich bringen, einzustellen haben. Das Ziel einer erfolgreichen Etablierung von Technologien im Allgemeinen und von RPA im Besonderen kann jedoch nur bei gleichzeitiger Sicherstellung der Akzeptanz bei den Mitarbeitenden zur Nutzung der Technologie realisiert werden. Fehlende Akzeptanz ist kostspielig, da das Potenzial von RPA nicht voll ausgeschöpft wird, was wiederum Innovationen im Unternehmen bremst sowie zeitliche und finanzielle Kosten verursacht (Dietvorst et al. 2015) Insbesondere für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) erweist sich dies aufgrund begrenzter Ressourcen als besonders problematisch (Axmann und Harmoko 2021; Czichos und Neuburger 2021). Daher ist es essenziell zu verstehen, durch welche Faktoren die Akzeptanz von bzw. mögliche Widerstände gegenüber RPA determiniert werden. Bislang offen ist in der Literatur, welche kognitiven Biases beim Einsatz von RPA nachweisbare Relevanz zeigen.

In Anbetracht der Problemstellung wurden vorhandene Quellen aus theoretischer Forschung und unternehmerischer Praxis analysiert. Bis dato existierende theoretische Konzeptionen der Technologieakzeptanz im Allgemeinen und der Akzeptanz von RPA im Speziellen sind als unvollständig anzusehen. Bestehende Modelle der Akzeptanzforschung in Bezug auf Technologien sind entweder auf spezifische Nutzungskontexte, wie bspw. Informations- und Kommunikations (IuK)-Technologien am Arbeitsplatz oder Gesundheitstechnologien, ausgerichtet (Adams et al. 1992; Chau und Hu 2002; Ziefle 2013) und/oder beschränken sich im Wesentlichen auf zwei Schlüsseldeterminanten, welche für die Akzeptanzbewertung von den jeweiligen Autoren als maßgeblich erachtet werden: Einfachheit der Bedienung (ease of use) und wahrgenommene Nützlichkeit einer Technologie, (perceived usefulness) (Davis 1989; Venkatesh et al. 2012; Ziefle 2013). In Bezug auf RPA existiert eine Vielzahl an Forschungsfragen, die akzeptanzbezogene Aspekte thematisieren. Chandler et al. sowie Kirchmer adressieren bspw. die Frage, wie RPA-Bots angemessen zu kontrollieren und dadurch potenzielle Sicherheits-, Compliance- und wirtschaftliche Risiken zu vermeiden sind (Chandler et al. 2017; Kirchmer 2017). Allerdings ergeben sich auch in diesem Fall Unzulänglichkeiten in der Akzeptanzbetrachtung, da diese überwiegend auf der Makroebene des Unternehmens vorgenommen wird. Im Hinblick auf Wahrnehmung und Verhalten von Mitarbeitenden in technologiebezogenen Umgebungen nennen Oschinsky et al. einen Einfluss des Status-Quo Bias (Oschinsky et al. 2020). Allerdings beschränkt sich die zugrundeliegende Untersuchung zum einen lediglich auf diesen einen Bias. Zum anderen werden Technologien im Allgemeinen, nicht jedoch RPA-spezifische Aspekte, untersucht.

3.3 Klassifikation

Mittels Literaturanalyse fand eine Klassifikation der Ausprägungen von Robotic Process Automation statt.

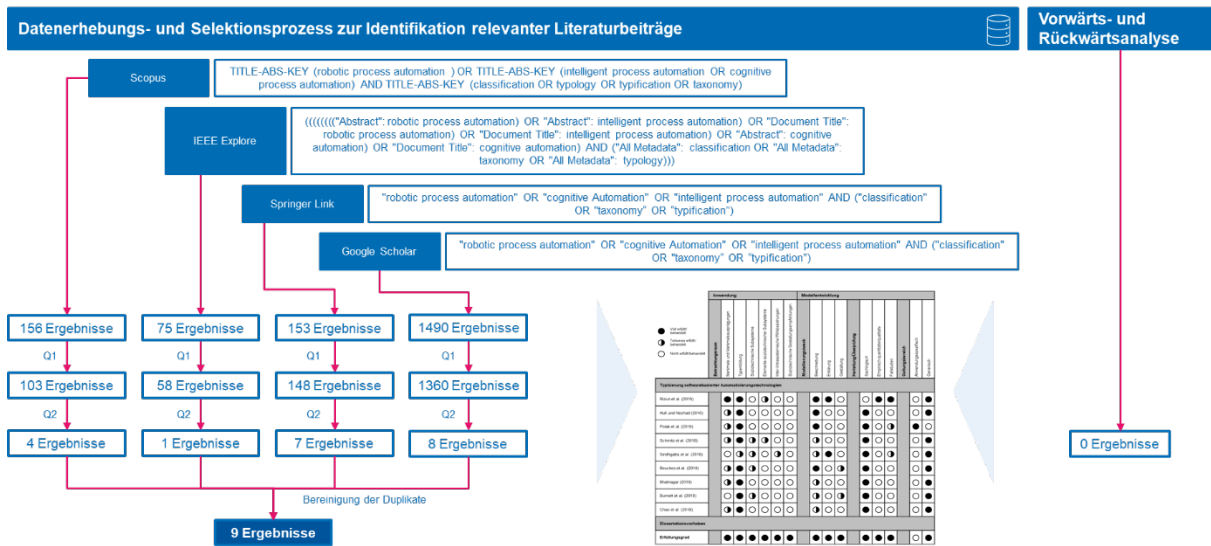


Abbildung 3-1: Datenerhebungs- und Selektionsprozess von Literatur (eigene Darstellung)

Dabei konnten verschiedene relevante Ausprägungen identifiziert werden. Im Rahmen von Experteninterviews und eines Workshops innerhalb eines Projekttreffen konnten die Merkmale validiert werden.

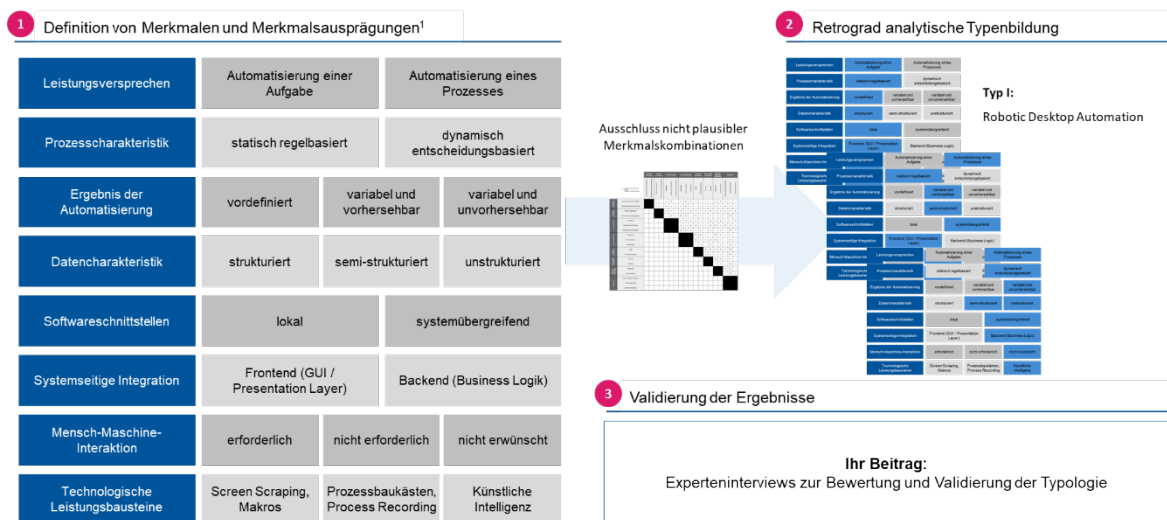


Abbildung 3-2: Übersicht Merkmale und Merkmalsausprägungen von RPA (eigene Darstellung)

Insgesamt wurden neun Paper auf deren Ausprägungen untersucht. Folgende Abbildung zeigt deren Klassifikation im Überblick.

1 Auszug wissenschaftlicher Lösungsansätze

- Verschiedene Quellen unterteilen RPA-Technologien in **unterschiedliche Stufen**
- Die **Anzahl** der unterschiedenen **Typen** ist **nicht einheitlich definiert**
- Die **Merkmale** zur Ausgestaltung der einzelnen Typen **variieren stark**
- Der Einfluss Künstlicher Intelligenz wird in jedem Literaturbeitrag anders bewertet
- Es existiert eine **Forschungslücke** bei der Abgrenzung technologischer Leistungsmerkmale unterschiedlicher RPA-Technologien



2 Vergleich bestehender Ansätze zur Typisierung

Autoren	Rizun et al. (2019)	Hull u. Motahari Nezhad (2016)	Polak et al. (2019)	Schmitz et al. (2019)	Sindhgatta et al. (2020)	Beuckes et al. (2019)	Bhatnagar (2018)	Burnett et al. (2018)	Chao (2018)
Desktop-Einsatz mittels Scripting, Screen Scraping, Makros und Workflows			Stufe 1	Stufe 1				Stufe 1	
Entscheidungsunterstützung		Stufe 1			Stufe 1		Stufe 1		Stufe 1
Mitarbeit- oder Systemsteuerung mit regelbasierter, strukturierter Datenverarbeitung	Stufe 1		Stufe 2	Stufe 2	Stufe 2 / Stufe 3	Stufe 1		Stufe 2	
Teilaufgabenbearbeitung ohne vordefinierte Regeln	Stufe 2								
Intelligente Entscheidungsfindung	Stufe 3							Stufe 3	
Unstrukturierte Datenverarbeitung mittels OCR			Stufe 3		Stufe 3				
Unstrukturierte Datenverarbeitung mittels ML						Stufe 2		Stufe 4	Stufe 2
Unstrukturierte Datenverarbeitung mittels NLP			Stufe 4		Stufe 4	Stufe 3 / Stufe 4	Stufe 2		
Multimodale Mensch-Computer-Interaktion		Stufe 2							
Prozesslernen mittels Deep Learning		Stufe 3	Stufe 5				Stufe 3		
Ereignisspezifische Prozesssteuerung		Stufe 4							Stufe 3

Abbildung 3-3: Typisierung von RPA (eigene Darstellung)

3.4 Einflüsse auf die Akzeptanz von RPA

Hinsichtlich der Akzeptanz von RPA werden nachfolgend relevante Faktoren erläutert und im Kontext des Algorithmus-Akzeptanzmodells von (Jussupow et al. 2020) betrachtet. Das Akzeptanzmodell beschreibt, inwieweit die Charakteristiken eines Algorithmus sowie die Charakteristiken eines alternativen Menschen, der die entsprechende Arbeit ausführen würde, Einfluss auf die Nutzung des Algorithmus haben. Folgende Charakteristiken kommen dabei zum Tragen: Algorithmus-Autonomie, Algorithmus-Leistung, Fähigkeiten des Algorithmus, Menschliche Mitwirkung betreffend des Algorithmus, Expertise des alternativen Menschen und persönliche Distanz zum alternativen Menschen. Details zu den einzelnen Charakteristiken des Modells und deren Wirkungsweisen werden unter Gliederungspunkt 5 näher erläutert.

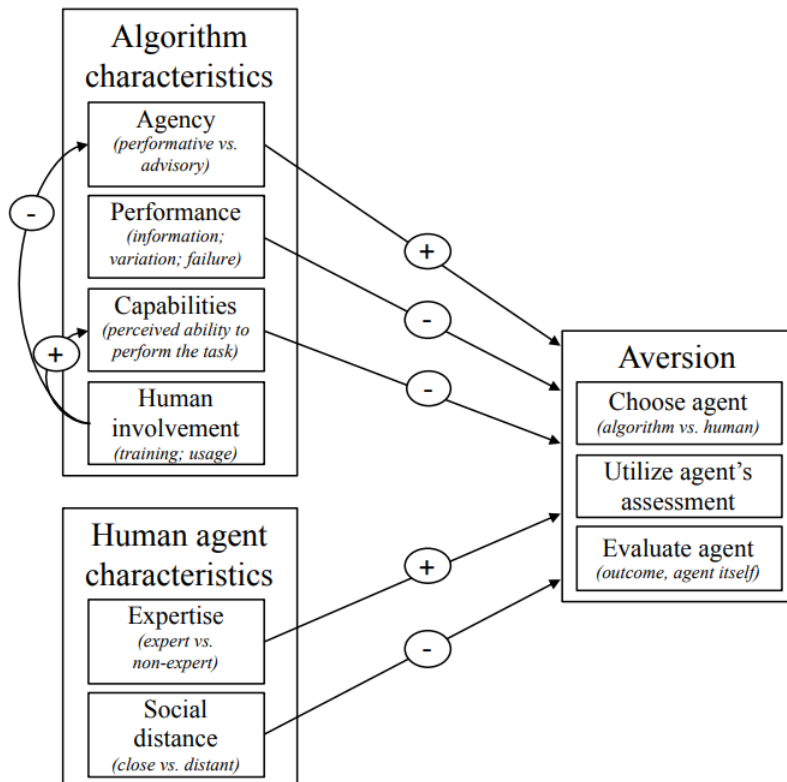


Abbildung 3-4: Basis-Akzeptanzmodell (aus Jussupow et al. 2020)

Nachdem wichtige grundlegende Punkte bezüglich RPA vorgestellt wurden und ein theoretisches Rahmenmodell eingeführt wurde, werden im Folgenden weitere relevanter Faktoren hinsichtlich der Akzeptanz von RPA eingeführt. Dies erfolgt auf der Grundlage von Erkenntnissen aus der Literatur. Hierzu wird zunächst der Nutzer, der vor der Entscheidung steht RPA in seinen Arbeitsalltag zu integrieren, und dessen Umfeld beleuchtet. Anschließend werden weitere Faktoren in Abhängigkeit ihres zeitlichen Bezugs in zwei Kategorien unterteilt und beschrieben: solche Faktoren, die vor der Implementierung relevant sind, und solche, die nach der Implementierung relevant sind. Dabei werden jeweils zuerst die Faktoren im Zusammenhang mit der RPA-Anwendung erläutert und daraufhin die Faktoren in Bezug auf den alternativen Menschen behandelt. Nachfolgend findet sich eine Übersicht der verschiedenen Faktoren im Kontext der Sphären des Akzeptanzmodells von Jussupow et al. (2020).

Algorithmus-Aversion							
Algorithmus				Alternativer Mensch		Nutzer	
Algorithmus-Autonomie	Algorithmus-Leistung	Fähigkeiten des Algorithmus	Menschliche Mitwirkung	Expertise	Persönliche Distanz	Demografische Daten	Soziales Umfeld
<ul style="list-style-type: none"> • Veränderung der Tätigkeit im Unternehmen • Jobrelevanz • Ängste und Bedrohungen • Sensibilisierung 	<ul style="list-style-type: none"> • Erfahrungen mit konkreter RPA-Anwendung • Output-qualität und Vertrauen 	<ul style="list-style-type: none"> • Menschliche Eigenschaften 	<ul style="list-style-type: none"> • Ängste und Bedrohungen • Sensibilisierung • Human-Robot-Interaktion 		<ul style="list-style-type: none"> • Ängste und Bedrohungen • Sensibilisierung 	<ul style="list-style-type: none"> • Alter • Bildungsabschluss • Geschlecht • Generelle Erfahrung mit RPA 	<ul style="list-style-type: none"> • Einfluss höherrangiger Kollegen • Support Top-Management und IT-Abteilung

Abbildung 3-5: Faktoren Algorithmusaversion (eigene Darstellung in Anlehnung an Jussupow et al. 2020)

Nutzer und soziales Umfeld

Einfluss demografischer Daten

Nachfolgend wird auf den Einfluss von demografischen Daten, nämlich Geschlecht, Alter und Bildung, auf die Akzeptanz von RPA eingegangen. Diese betreffen hierbei weder das im Akzeptanzmodell dargestellt RPA-Programm noch den alternativen Menschen, sondern befassen sich mit den Eigenschaften des Nutzers.

Alter der RPA-Nutzer

Forscher haben herausgefunden, dass besonders das Alter und die Bildung der Nutzer, einen gewissen Einfluss auf die Verwendung von neuen Informationssystemen haben. Ein höherer Bildungsabschluss sowie ein jüngeres Alter haben einen positiven Einfluss auf die Nutzung von RPA. Diese Wirkungszusammenhänge sind jedoch nicht sehr stark. Werden diese Zusammenhänge der demografischen Daten und der Nutzung von Informationssystemen mit spezifischem Kontextwissen der Nutzer verbunden, wird die Verbindung stark verbessert (Dillon 2001). Jüngere Manager übernehmen dabei auch öfter Innovationen, was daran liegt, dass jüngere Menschen bessere kognitive Ressourcen mitbringen, da diese Ressourcen mit dem Alter immer mehr abnehmen und jüngere Menschen darüber hinaus mehr bereit sind ein gewisses Risiko einzugehen, welches Innovationen wie RPA meistens mit sich bringen. Ältere Menschen haben auch eine größere psychologische Bindung an bestehende organisatorische Bedingungen und sind demnach weniger bereit, Veränderungen anzunehmen (Damanpour und Schneider 2006).

Bildungsabschluss

Bei der Implementierung von RPA ist Wissen und Expertise notwendig, um die Prozesse richtig und erfolgreich umsetzen zu können. Gebildete Nutzer sind demnach eher in der Lage mit RPA umzugehen und es kann somit eine gewisse Unsicherheit, welche oftmals mit Innovationen in Verbindung gesetzt wird, reduziert werden (Damanpour und Schneider 2006).

Geschlecht

Auch das Geschlecht der Nutzer hat einen Einfluss auf die Verwendung von RPA. Männer nehmen meistens bei der Einführung neuer Technologien ein geringeres Risiko bezüglich des Systems wahr als Frauen. Diese Erkenntnis kann jedoch nicht pauschal angenommen werden, was I. Im und seine Kollegen in ihrer Studie herausgefunden haben (Im et al. 2008). Darüber hinaus hat die wahrgenommene Nutzen bei Männern einen höheren Einfluss auf die Absichten RPA zu nutzen. Bei Frauen hingegen hat die Benutzerfreundlichkeit des Informationssystems einen höheren Stellenwert (Venkatesh und Morris 2000). Zusätzlich beeinflussen Frauen eine Implementierung von RPA stärker als Männer, weil Frauen zu einem partizipativeren und sozialeren Führungsstil neigen als Männer. Es gibt demnach einige Unterschiede zwischen Frauen und Männern, diese sind jedoch sehr uneinheitlich (Damanpour und Schneider 2006).

Soziale Einflüsse

Unter sozialem Einfluss wird in diesem Zusammenhang das Ausmaß verstanden, welches ein Nutzer von RPA wahrnimmt, dass wichtige Stakeholder des Unternehmens der Überzeugung sind, dass die jeweilige Person RPA nutzen sollte oder ggf. nicht nutzen sollte. In einigen Akzeptanzmodellen ist dabei auch von der subjektiven Norm eines Nutzers die Rede (Venkatesh et al. 2003). Durch die Nutzung und Akzeptanz kann somit das persönliche Image gegenüber Führungskräften und anderen Stakeholdern gestärkt werden, wenn diese der Meinung sind, dass RPA nützlich ist, auch wenn man selbst eine andere Auffassung hat (Venkatesh und Davis 2000). Gerade das Engagement der oberen Führungsetagen und des Managements, welche oftmals die Möglichkeit haben, das gewünschte Verhalten zu belohnen oder ggf. zu bestrafen, sind dabei meistens extrem wichtig bei der Implementierung von RPA. Wenn wichtige Personen im Unternehmen von RPA überzeugt sind und die Implementierung vorantreiben, kann dies positive Auswirkungen auf andere Nutzer im Unternehmen haben. Nicht nur höherrangige Mitarbeiter im Unternehmen haben dabei einen Einfluss, sondern auch gleichrangige Kollegen. Die Nützlichkeit sowie die Produktivität nimmt dabei zu, wenn auch Arbeitskollegen RPA als nützlich ansehen (Wewerka et al. 2020). Diese Beeinflussung kann auch dadurch entstehen, dass sich die Menschen von den höherrangigen Mitarbeitern oder anderen Stakeholdern so unter sozialen Druck gesetzt fühlen, dass sie ihr eigenes Verhalten an das gewünschte Verhalten der Stakeholder anpassen (Hameed et al. 2012). Diese Erkenntnisse treffen dabei eher auf Frauen als auf Männer zu, da Frauen ein größeres Bewusstsein für Gefühle haben und demnach zwischenmenschliche Beziehungen eine größere Bedeutung haben. Frauen lassen sich darüber hinaus auch eher von anderen beeinflussen, da sie sich immer regelkonform verhalten möchten. Im Gegensatz dazu tendieren Männer öfter Befehle nicht direkt zu befolgen (Venkatesh und Morris 2000).

Während der Implementierung

Veränderungen durch RPA im Unternehmen

Durch die Implementierung von RPA kann es zu einigen weitreichenden Veränderungen im Unternehmen kommen. Die Rolle des Menschen wird durch die Einführung von RPA stark verändert. Die Veränderungen stehen hierbei in engem Zusammenhang mit dem Grad der Charakteristik *Algorithmus-Autonomie*. Es entstehen neuen Arbeitsinhalten sowie neue Beschäftigungsformen für die Beteiligten, in Abhängigkeit davon, wie eigenständig der Algorithmus arbeitet oder ob menschliches

Handeln beziehungsweise Entscheiden notwendig ist. Folgen hiervon sind, dass es zu neuen, qualitativ höherwertigen Aufgaben kommt und alte Prozesse und Aufgaben für den Mitarbeiter komplett wegfallen können. Bisherige Spezialisten in ihren Bereichen werden neuen Unternehmensbereichen zugeordnet und es sind neue Spezialisten notwendig für Aufgaben, welche RPA nicht erledigen kann. Zusätzlich müssen Entscheidungsregeln und -verhalten ggf. angepasst werden, da die Prozesskontrolle nicht mehr ausschließlich beim Menschen liegt und die bisherige Hierarchie bei Entscheidungen somit abgelöst wird. Allgemein ändert sich mithin der komplette Ablauf und die Organisation im Unternehmen (Gronau und Ullrich 2019). Je komplexer und schwieriger die zu automatisierenden Prozesse sind, desto aufwendiger sind auch die dadurch resultierenden Veränderungen im Unternehmen. Entscheidende Bestandteile eines guten Managements sind in dieser Zeit klare und effektive Kommunikation untereinander mit allen Beteiligten, Leadership und die Unterstützung des Top-Managements (Barnett 2015). Die Veränderung der Entscheidungsmacht und der damit in Verbindung stehenden Verantwortung und Qualität der Arbeit innerhalb des Unternehmens spielt eine sehr große Rolle. Durch RPA soll dabei die Qualität der bisherigen Arbeit gesteigert werden hin zu lohnenderer bzw. kritischerer Arbeit (Lacity et al. 2016). Inwiefern die Nutzer von RPA dabei jedoch die zunehmende Verantwortung wollen, hängt von Person zu Person ab. Die Funktionsweise und Autonomie des einzuführenden Algorithmus bestimmt somit zum Teil, welche alternativen Aufgabenfelder ein Nutzer künftig übernimmt. Wenn das hierdurch neu zu übernehmende Aufgabenfeld dem Nutzer attraktiver erscheint, wie beispielsweise aufgrund von höherer Verantwortung, wäre die Akzeptanz von RPA höher.

Jobrelevanz

Die Jobrelevanz wird definiert als "die Wahrnehmung der Person hinsichtlich des Grades, in dem das Zielsystem auf ihre Arbeit anwendbar ist" (Venkatesh und Davis 2000). Bei der Relevanz von RPA geht es um die Zuverlässigkeit und die Funktionalität, ob RPA wirklich richtig eingesetzt wird, indem lästige und sich wiederholende Aufgaben bewältigt werden. Dieser Faktor ist ebenfalls mit der Charakteristik *Algorithmus-Autonomie* verknüpft, da die Funktionsweise und Eigenständigkeit einer Anwendung darüber bestimmt, inwieweit ein Mitarbeiter hinsichtlich der Aufgabe entlastet wird. Dies hängt von Aufgabe zu Aufgabe ab und ist oftmals sehr subjektiv. Dabei muss beachtet werden, ob die RPA-Software wirklich die Aufgaben bewältigt, für die es vorgesehen ist oder der Mitarbeiter keine wirkliche Hilfe durch die Software hat und mit dem vorherigen Zustand zufriedener war. Jede Automatisierung muss demnach einen Nutzen für den Mitarbeiter bringen, sodass es sich lohnt RPA zu verwenden (Wewerka et al. 2020). Wichtig ist, dass der Nutzer auch wirklich überzeugt ist, dass die Verwendung von RPA seinen Arbeitsalltag eindeutig verbessert. Innovationen werden demnach eher akzeptiert, wenn sie dem Nutzer einen Vorteil bieten und komfortabel anzuwenden sind (Thompson et al. 1991). Um die Funktionalität zu maximieren ist es daher von großem Vorteil, die Nutzer mit in den Implementierungsprozess einzubinden, da diese das größte Fachwissen bezüglich des zu automatisierenden Prozesses vorweisen können und somit alle relevanten Aufgaben, welche die RPA-Software erledigen soll, berücksichtigt werden. Wenn die Bedürfnisse der Nutzer nun durch die Einführung von RPA nicht befriedigt werden, ist die tatsächliche Verwendung sehr gering (Nickerson 1999). Die Funktionsweise und Autonomie des einzuführenden Algorithmus bestimmt somit zu großen Teilen die Relevanz und damit auch die Akzeptanz.

Ängste und Bedrohungen durch RPA

Ängste und Bedrohungsgefühle treten meist zu Beginn auf, noch vor der Implementierung und der Sensibilisierung durch das Unternehmen. Die größte Bedrohung sehen Nutzer von RPA dabei in dem Verlust ihres Arbeitsplatzes an die Automatisierungstechnologie, da sie RPA oftmals als direkten Konkurrenten ansehen. Dadurch kann es zu Spannungen im Unternehmen kommen, was zu

einer schlechteren Arbeitsmoral führen würde (Asatiani und Penttinen 2016). Dies geschieht unter anderem durch die Despezialisierung. Hierbei werden Aufgaben, die bisher von einem Menschen durchgeführt wurden, nun von RPA durchgeführt. Durch die Implementierung von RPA können zwar neue Arbeitsplätze entstehen bzw. die Mitarbeiter könnten neuen Aufgaben zugeordnet werden, dies wird aber oftmals zu Beginn schlecht kommuniziert und ist demnach sehr unklar für die Mitarbeiter (Gronau und Ullrich 2019). Die Nutzer überschätzen auch sehr oft die negativen Aspekte bei der Implementierung einer neuen Innovation, wodurch Menschen meist vom für sie persönlich schlechtesten Szenario ausgehen und in Panik geraten oder die Implementierung probieren zu sabotieren (Lacity und Willcocks 2016). Darüber hinaus wollen Menschen sehr oft bisherige Zustände, sofern diese einigermaßen erfolgreich waren, bewahren und fühlen sich von neuen Techniken und Innovationen zu Beginn teilweise bedroht. Die Nutzer haben dann von Anfang an eine schlechte Sichtweise auf RPA, was zu Barrieren und Resistenzen führt. Eine weitere Angst der Nutzer von RPA könnte die zu Beginn fehlende Qualifikation und die damit in Verbindung stehenden Weiterbildungsmaßnahmen sein. Diese stehen in Zusammenhang mit viel Aufwand und eventuellen Fähigkeiten, denen die Nutzer nicht gewachsen sind und sich demnach bedroht fühlen, wie oben erwähnt, ersetzt zu werden (Gronau und Ullrich 2019). Im Zusammenhang neben der fehlenden Qualifikation stehen noch Ängste oder Befürchtungen vor der fehlenden Fähigkeit bezüglich des Umgangs mit Computern oder in diesem Falle mit Automatisierungstechnologien wie RPA. Dabei geht es um die allgemeine Einstellung gegenüber Innovationen und Technologien und die damit verbundenen persönlichen Ängste, wie z.B. der Verlust des Arbeitsplatzes (Venkatesh 2000). Ähnlich zu den Ängsten tritt bei der Implementierung von RPA auch eine gewisse Unsicherheit bzw. ein wahrgenommenes Risiko bei den Nutzern auf. Diese Unsicherheiten können u.a. durch Diskrepanzen in der persönlichen Einschätzung von der aufzubringenden Leistung und dem letztendlich tatsächlich aufzubringenden Aufwand entstehen. Ängste können derweil einfacher reduziert werden als das persönlich wahrgenommene Risiko der Nutzer (Im et al. 2008). Die potenziellen im Zusammenhang mit RPA vorliegenden Ängste stehen im Zusammenhang mit mehreren Charakteristiken des Akzeptanzmodells. Beispielsweise die Angst des Jobverlusts kann einerseits mit dem Charakteristikum *Algorithmus-Autonomie* zusammenhängen, da je autonomer ein Algorithmus arbeitet desto weniger menschliche Arbeitskraft für die entsprechende Aufgabe benötigt wird. Andererseits ist ein Zusammenhang zwischen der Angst des Jobverlusts und dem Charakteristikum der *Menschlichen Mitwirkung* nicht abwegig, da bei nötiger Mitwirkung, in beispielsweise dem Training und der Verbesserung, der Mitarbeiter weiterhin wichtig für die auszuführende Aufgabe ist. Selbige Gedanken sind auch auf den Aspekt der *persönlichen Distanz zum alternativen Menschen*, falls die RPA-Anwendung nicht die Aufgabe des benutzenden Mitarbeiters selbst, sondern die eines Kollegen betrifft. Bei größerer sozialer Bindung zu jenem Kollegen kann die Sorge vor dem Jobverlust des Kollegen schwerer wiegen. Ängste beeinflussen somit mehrere Aspekte des Akzeptanzmodells und spielen daher eine große Rolle hinsichtlich der Akzeptanz. Eine Reduzierung der Ängste ist daher ratsam. Die praktische Beteiligung an der Implementierung kann hierbei viele Ängste und Unsicherheiten bezüglich des Umgangs mit RPA größtenteils reduzieren, da die Nutzer ein umfangreiches und besseres Verständnis für das System haben (Venkatesh und Bala 2008). Genauer zur Reduzierung der Ängste und Unsicherheiten wird im nachfolgenden Unterpunkt erläutert.

Sensibilisierung der Nutzer

Die Sensibilisierung der Mitarbeiter, Nutzer und anderer Stakeholder vor und während der Implementierung ist grundlegend für den Erfolg von RPA. Besonders bei den Mitarbeitern des Unternehmens, welche sich oftmals von RPA bedroht fühlen und in direktem Zusammenhang mit RPA stehen, müssen wichtige Werte und Vorteile, welche eine Implementierung von RPA mit sich bringen würde, offen und ehrlich kommuniziert werden, um Vertrauen zwischen den Nutzern und RPA herzustellen.

Dies kann unter anderem auch z.B. das Aufzeigen einer Erfolgsgeschichte eines anderen Unternehmens sein, welches RPA eingesetzt hat (Syed et al. 2020). Das Gefühl der Bedrohung bzw. Ängste können durch unterschiedliche Faktoren hervorgerufen werden. Die Mitarbeiter müssen mit den neu definierten Rahmenbedingungen klarkommen. Es kommt zu neuen Arbeitsinhalten und Beschäftigungsformen sowie zu teilweise deutlich komplexeren Prozessabläufen. Die größte Befürchtung der Mitarbeiter besteht zu Beginn jedoch oftmals darin, ihren Arbeitsplatz durch die Implementierung von RPA zu verlieren, weshalb genau in diese Richtung überzeugende Argumente des Unternehmens gebracht werden sollten (Gronau und Ullrich 2019). Sobald eine Sensibilisierung der Mitarbeiter stattgefunden hat, in welcher Art auch immer, sind die meisten Nutzer von RPA überzeugt und fühlen sich dadurch nicht mehr so bedroht wie zu Beginn, da der Nutzen und die Vorteile überwiegen. Im Nachhinein waren einige Mitarbeiter sogar erfreut, dass ihnen lästige Arbeit durch RPA abgenommen wurde (Lacity und Willcocks 2016). Eine Möglichkeit, welche z.B. das Unternehmen OpusCapita angewendet hat, war die Namensgebung von RPA, sodass RPA als Assistent mit einem menschlichen Namen angesehen wurde. (Hallikainen et al. 2018). Weitere Einflüsse menschlicher Eigenschaften der RPA-Anwendung, die zur Sensibilisierung genutzt werden, werden im Abschnitt zu den Einflüssen *nach der Implementierung* nochmals genauer untersucht. Darüber hinaus sollten nicht nur die eigenen Mitarbeiter sensibilisiert werden, sondern auch auf die Erwartungen der Kunden eingegangen werden, insofern diese von der Implementierung von RPA betroffen sind (Lacity und Willcocks 2018). Diese Sensibilisierung kann durchaus schon vor der eigentlichen Implementierung ablaufen, indem zum Beispiel die Automatisierung durch einen "bottom-up" und nicht durch einen "top-down" Ansatz eingeführt wird. Hierbei wird die Idee der Automatisierung somit von einzelnen Mitarbeitern eingebracht, die demnach von der Implementierung überzeugt sind und von Anfang an dabei mit eingebunden werden. Beim "top-down" Ansatz dagegen geht der Impuls meist vom Management aus, bei dem die einzelnen Mitarbeiter oftmals gar nicht mit involviert sind. Eine größere Zufriedenheit der Nutzer von RPA ist folglich beim "bottom-up" Ansatz gegeben (Langmann und Turi 2020). Eine höhere Akzeptanz von RPA kann dabei durch verschiedene Arten der Sensibilisierung erreicht werden: Informieren, Involvierem, Verhandeln sowie Einbinden der Mitarbeiter in den Implementierungsprozess. Das Informieren findet hierbei im Vorhinein statt, welche Veränderungen und Anforderungen zu erwarten sind. Die Nutzer zu involvieren bedeutet, dass ihre Einstellung abgefragt und ernsthaft mit einbezogen wird. Die Mitarbeiter können auch direkt mit beteiligt sein, indem mit allen Beteiligten untereinander verhandelt wird oder die Mitarbeiter konkrete Aufgaben bekommen und dadurch aktiv bei der Implementierung mitwirken (Gronau und Ullrich 2019). Die Sensibilisierung von Nutzern sollte nicht nur vor der Implementierung stattfinden, sondern zusätzlich während und nach der Implementierung durch z.B. Fortbildungen oder Training zum Umgang mit RPA (Venkatesh und Bala 2008). Das Miteinbeziehen der Stakeholder steht indessen oftmals in Verbindung mit zusätzlicher Zeit und zusätzlichen Kosten, welche sich jedoch auf jeden Fall lohnen, wenn die Nutzung und Akzeptanz der Nutzer dadurch höher ist als ohne eine Sensibilisierung (Baroudi et al. 1986). Je früher und regelmäßiger die Mitarbeiter dabei von RPA überzeugt werden, desto besser ist es, da anfangs sehr oft die negativen Auswirkungen bei den Mitarbeitern überschätzt werden (Lacity und Willcocks 2016). Die Sensibilisierung nimmt somit Einfluss auf den oben erläuterten Aspekt der Ängste und Bedrohungen, der wiederum in Verbindung mit den Charakteristika *Algorithmus-Autonomie, Menschlichen Mitwirkung und persönlichen Distanz zum alternativen Menschen steht*.

Top-Management Support

Auch wenn wie oben erwähnt es von Vorteil ist RPA als "bottom-up" Ansatz einzuführen, ist es grundlegend wichtig von Beginn an das Top-Management im Unternehmen (C-Suite) in die Imple-

mentierung mit einzubeziehen. Wenn diese von RPA überzeugt sind, ist es möglich, dass letztendlich auch mehr Nutzer, z.B. durch den sozialen Druck, von RPA überzeugt werden (Lacity und Willcocks 2018). Top-Management-Support bezieht sich "auf den Grad, in dem eine Person glaubt, dass das Management sich für die erfolgreiche Implementierung und Nutzung eines Systems einsetzt" (Venkatesh und Bala 2008). Dies kann entweder direkt, durch beispielsweise der Nutzung der Anwendung, oder auch indirekt, durch beispielsweise der Bereitstellung von Ressourcen, geschehen (Venkatesh und Bala 2008). Wenn in einem Unternehmen die Unterstützung des Top-Managements nicht gegeben ist und die Implementierung demnach nur abteilungsintern stattfindet, fehlt es an Einfluss und an der Breite der Anwendung, da Mitarbeiter anderer Abteilungen RPA als Kuriosität ansehen und so Komponenten bei der Skalierung von RPA nicht wiederverwendet werden können (Lacity und Willcocks 2016). Um die Chefetagen von RPA zu überzeugen ist oftmals lediglich nur der Vergleich der Kosten und der Produktivität von der RPA-Software zum jetzigen Zustand mit menschlichen Vollzeitbeschäftigten notwendig (Fersht und Slaby 2012). Zusätzliche wichtige Vorteile von RPA sollten jedoch nicht unberücksichtigt gelassen werden und dem Top-Management aufgeführt werden, wie z.B. auch der Nutzen für die Kunden und die Transformation des Unternehmens (Syed et al. 2020). In einem kleineren Unternehmen hat z.B. der CEO einen größeren Einfluss und kann RPA somit nutzbar machen, da er stärkere Beziehungen zu den Mitarbeitern pflegt als in großen Unternehmen. Demnach ist dort die Überzeugung des Top-Managements von noch größerer Bedeutung (Igbaria et al. 1997).

Darüber hinaus sollte auch die IT-Abteilung mit involviert sein, auch wenn es sich nicht um ein IT-Projekt handelt (Lacity und Willcocks 2018). Die IT kann wichtige Aufgaben übernehmen, welche neben dem Fachwissen auch sehr grundlegend sind. Es ist durchaus wichtig die RPA-Software vor bzw. während der Implementierung auf Sicherheit zu überprüfen, gewisse Zugriffsregeln zu entwickeln, sodass keine sensiblen Daten preisgegeben werden und eine regelmäßige Wartung der RPA-Software intern durchzuführen (Lacity und Willcocks 2016). Die Überzeugung der IT-Abteilung bei RPA mitzuwirken ist oftmals eine größere Herausforderung, da RPA diese aufgrund der kostengünstigeren und effektiveren Arbeitsweise in ein schlechtes Licht rücken könnte (Fersht und Slaby 2012). Die Einbindung der IT-Abteilung sowie eine Unterstützung des Top-Managements haben somit das Potenzial zu mehr RPA-Akzeptanz beizutragen.

Nach der Implementierung

Erfahrung

In der Literatur wurde herausgefunden, dass die Erfahrung Auswirkungen auf die Nutzung und die Sichtweise von Automatisierungstechnologien haben könnten. Mit zunehmender Erfahrung nimmt die Zufriedenheit und Nutzung von RPA zu und der geschätzte zu erbringende Aufwand zur Nutzung und zum Erlernen von RPA wird immer geringer. Es kann somit mehr Aufmerksamkeit auf die tatsächliche Nutzung von RPA gelegt werden (Taylor und Todd 1995). Nicht nur die Erfahrung an sich, sondern zudem auch die allgemeine Reife der Nutzer von RPA und des Unternehmens spielen dabei eine Rolle. Reifere Mitarbeiter weisen eine höhere Zufriedenheit von RPA auf. Es ist demnach von großem Vorteil, wenn ein Unternehmen durch grundlegende Ressourcen und finanzielle Mittel eine Reife im Betrieb entwickelt. Wenn die Nutzer dadurch ein Verständnis für neue Technologien und Innovationen entwickeln, sind die Zufriedenheit und dadurch auch die Ergebnisse diesbezüglich besser (Syed et al. 2020). Positive Erfahrungen mit ähnlichen Innovationen und Technologien fördern demzufolge den Lernprozess neuer, ähnlicher Innovationen. Dadurch ist die Bereitschaft größer eine Technologie, wie z.B. RPA, zu akzeptieren, wenn im Unternehmen schon ähnliche Projekte, mit optimalerweise positiven Erinnerungen, durchgeführt wurden. Diese Erfahrungen und Assoziationen können jedoch von Mitarbeiter zu Mitarbeiter individuell variieren (Agarwal und Prasad 1999).

Darüber hinaus kann durch Erfahrung angeeignetes Wissen, welches eventuell bei der Nutzung von RPA wiederverwendet werden kann, einfacher zugänglich sein. Zusätzlich kommt es zu einer stärkeren Beziehung zwischen den Absichten sich zu verhalten und dem tatsächlichen Verhalten (Taylor und Todd 1995). Dies hängt damit zusammen, dass mit zunehmender Erfahrung die sozialen Abhängigkeiten und Einflüsse geringer werden, was bedeutet, dass die Nutzer sich nicht mehr so einfach von anderen Personen beeinflussen lassen, da sie mit der Zeit immer mehr Wissen über die Innovation selbst aneignen und nicht auf Wissen und Meinungen anderer hören (Venkatesh und Davis 2000). Erfahrung im Bereich der IT und Automatisierungstechnologien sind allerdings nicht zwingend notwendig, da der Umgang mit RPA schnell und einfach durch z.B. Fortbildungen und Training beigebracht werden kann (Willcocks et al. 2015b). Darüber hinaus ist es nicht nur von Vorteil, wenn die Nutzer Erfahrungen mit RPA haben, sondern auch der Anbieter oder Manager des Unternehmens. Je mehr Erfahrung ein Anbieter von RPA mit seinen Produkten vorweisen kann, desto geringer ist die Unsicherheit und die Zusammenarbeit kann somit gestärkt werden (Lacity et al. 2016). Zudem kann ein erfahrener Manager mit herausfordernden Situationen, wie z.B. der Implementierung von RPA, besser umgehen als ein unerfahrener Manager (Damanpour und Schneider 2006).

Neben der allgemeinen Erfahrung mit RPA ist zudem auch die Erfahrung mit der konkret zu verwendenden RPA von Interesse. Es ist möglich, dass sich die Zufriedenheit und die Nutzung von RPA im Laufe der Verwendung verändern. Diesem Ansatz zufolge geht es nicht um die Erfahrung zu Beginn, sondern die Erfahrung, welche während der Nutzung von RPA gesammelt wird. Dabei kann es sein, dass je länger RPA genutzt wird, die Akzeptanz zu- oder auch abnimmt. Dies liegt daran, dass die Nutzer nun eine eigene Meinung und mehr eigene Informationen über die implementierte Technologie haben und ihre Sichtweise nicht mehr von anderen Stakeholdern abhängig ist (Venkatesh und Morris 2000). Darüber hinaus gehen durch das angeeignete persönliche Wissen im Laufe der Nutzung die Ängste und Bedrohungsgefühle zurück und werden von positiven Assoziationen überboten (Venkatesh und Bala 2008). Die gesammelte Erfahrung mit einer RPA wird im Akzeptanzmodell anhand des Charakteristikums *Algorithmus-Leistung* abgebildet. Abhängig davon, ob die Leistung des Algorithmus sehr fehleranfällig ist oder weitgehend fehlerlos ist, können Erfahrungen hiermit als positiv oder negativ aufgefasst werden und die Akzeptanz entsprechend beeinflussen. Je mehr Beobachtungen vom Mitarbeiter gemacht werden, desto fundierter kann dieser sich ein eigenes Bild über die RPA-Anwendung machen.

Outputqualität und Vertrauen

In diesem Kapitel geht es um die Qualität des Outputs von RPA, inwiefern dieser überhaupt beobachtbar ist und welche Auswirkungen dies auf das Vertrauen der Nutzer von RPA hat. Die Qualität von RPA ist ebenfalls teil des Charakteristikums *Algorithmus-Leistung*. Technologien, bei denen das Ergebnis deutlich beobachtbar ist, werden von den Nutzern mehr akzeptiert als Innovationen, bei denen keinen Output bemerkbar ist (Dillon 2001). Wenn es um die Qualität der Daten geht, ist für die Software die Qualität der Eingabedaten zu Beginn von größerer Bedeutung, welche gewisse Voraussetzungen erfüllen müssen, um damit erfolgreich arbeiten zu können. Für die Nutzer ist jedoch die Qualität des Outputs von größerer Bedeutung. Diesbezüglich gilt: Je besser die Eingabedaten sind, desto höher ist letztendlich auch die Qualität des Outputs (Syed et al. 2020). Wenn es um die Qualität der Ergebnisse von RPA geht, muss ein Gleichgewicht zwischen den Ressourcen, der Zeit und der Qualität gefunden werden. Je schneller die Implementierung gehen soll, desto kostspieliger ist es und die Qualität wird darunter leiden. Ähnlich ist dies auch bei den aufzubringenden Ressourcen. Wenn hierbei gespart wird, kann dies negative Auswirkungen auf die Qualität und die

Kosten haben. Deshalb muss ein Gleichgewicht gefunden werden, bei dem alle Komponenten maximiert werden (Willcocks et al. 2015b). Den Nutzern ist es darüber hinaus meist wichtig zu sehen und zu verstehen, was vor sich geht und dass die Ergebnisse und Arbeitsschritte der RPA-Software spürbar sind. Die Nachweisbarkeit und Spürbarkeit der Ergebnisse bezieht sich demnach auf das Ausmaß, in dem die Ergebnisse durch die Verwendung von RPA beobachtbar und kommunizierbar sind (Yi et al. 2006). Wenn die Nutzer zwar mit dem Ergebnis zufrieden sind, jedoch nicht wissen, wie dieses zustande kommt, sehen die Nutzer nicht den vollen Wert, welcher RPA letztendlich mit sich bringt (Venkatesh und Davis 2000). Dabei geht es auch um Vertrauen, dass RPA die richtigen, auf den eigenen Arbeitsplatz bezogenen, Aufgaben bewältigt. Dieses Vertrauen ist höher, wenn die Nutzer verstehen, was RPA macht und die Mitarbeiter etwas mit den Ergebnissen anfangen können (Nickerson 1999). Bei geringem Vertrauen hat RPA auch nicht den Einfluss, den es sonst haben könnte, da die Nutzer alle Schritte und Ergebnisse der Software nochmals überprüfen, was einen enormen zeitlichen Aufwand bedeutet. Das Vertrauen kann dadurch sichergestellt werden, dass es integrierte Kontrollen und Prüfpunkte gibt, welche durch Updates immer auf dem aktuellen Stand sind, sodass alle Aufgaben und Prozesse korrekt ausgeführt werden. Wenn die Nutzer von RPA eine höhere Effizienz oder Produktivität nicht mit der Implementierung von RPA in Verbindung bringen, ist die Akzeptanz von RPA nicht sehr hoch, da kein Nutzen wahrgenommen wird. Die Nachvollziehbarkeit und Spürbarkeit der Ergebnisse von RPA sind folglich von außerordentlicher Bedeutung für die Akzeptanz unter den Nutzern (Wewerka et al. 2020). Nachvollziehbare und qualitativ hochwertige Ergebnisse einer RPA tragen somit zu Vertrauen und folglich auch der Akzeptanz bei.

Human-Robot-Interaction und menschliche Eigenschaften

Es gibt verschiedene Arten der Interaktion zwischen Menschen und Softwarerobotern. In diesem Kapitel wird darauf eingegangen, ob eine Interaktion mit RPA erwünscht ist, welche Art von Interaktion von den Nutzern bevorzugt wird und welche Auswirkungen dabei menschliche Eigenschaften der RPA-Anwendung haben.

Oftmals gibt es eine spürbare Interaktion, welche bei erfolgreicher Implementierung von RPA zu qualitativ hochwertigen Mensch-Roboter Teams führen kann. Der Mensch und die RPA-Software ergänzen sich gegenseitig und sind somit zusammen leistungsfähiger (Madakam et al. 2019). Das Ziel ist es jedoch, die Automatisierung so weit voranzubringen, dass der Mensch nur noch selten eingreift und mit der RPA-Software interagiert. In Indien sollen z.B. bei der "State Bank of India" bis zu diesem Jahr 85% der Beziehungen der Kunden zum Unternehmen automatisiert und ohne eine Interaktion mit einem Menschen innerhalb des Unternehmens durchgeführt werden (Madakam et al. 2019). Wenn es zu einer Interaktion zwischen dem Nutzer und RPA kommt, sollte diese klar verständlich und deutlich sein. Der Nutzer hat eine geringere Akzeptanz, wenn die Kommunikation mit der Software von hohem Aufwand und darüber hinaus nicht verständlich ist (Davis 1989). Die Zufriedenheit der Interaktion ist maßgeblich für den Erfolg der Anwendung. Wichtige Merkmale können u.a. die Geschwindigkeit und Genauigkeit der RPA-Software sein. Hat der Nutzer eine subjektive Abneigung, wird dies auch die Akzeptanz von RPA negativ beeinflussen (Chin et al. 1988). Um die Kommunikation mit der RPA-Software erfolgreich zu gestalten, muss darüber hinaus sichergestellt werden, dass alles richtig verstanden wird. Das heißt, die Kommandos und Befehle für RPA müssen richtig aufgefasst und umgesetzt werden. Dies kann oft beispielsweise bei der Eingabe von Daten zur Bearbeitung für RPA zu Herausforderungen führen, die im Vornherein klar geregelt sein sollten. Die RPA-Software sollte z.B. direkt eine Fehlermeldung angeben, bevor es zur falschen Bearbeitung der Prozesse kommt (Nickerson 1999). Oftmals, um den Nachteilen und Herausforderungen der Interaktion entgegen zu treten, werden demnach Jobs bzw. Prozesse automatisiert, welche im Hintergrund laufen. Somit sind keine Interaktionen zwischen Menschen und RPA notwendig (Nickerson

1999). Falls jedoch eine Interaktion stattfindet, sollten die in diesem Kapitel dargestellten Kriterien eingehalten werden. Die Interaktion mit RPA kann - neben dem oben beschriebenen Einfluss hinsichtlich der Ängste und Unsicherheiten in Bezug auf den Arbeitsplatz - somit auch zur Akzeptanzverringerung beitragen, wenn beispielsweise die Interaktion für den Benutzer unverständlich und frustrierend ist. Bei geringerer Interaktion besteht weniger Gefahr, dass eine solche negative Interaktion auftritt. Dieser Aspekt hängt somit ebenfalls mit dem Charakteristikum *Menschlichen Mitwirkung* zusammen. Eine hohe Verständlichkeit und Klarheit im Rahmen der Interaktion ist hier wichtig hinsichtlich der Akzeptanz.

Zudem muss beachtet werden, welche Eigenschaften die RPA-Software annimmt. Dabei geht es darum, ob Menschen wollen, dass die Charakteristika der Software mit denen eines menschlichen Nutzers übereinstimmen oder, dass diese Eigenschaften unterschiedlich sein sollten. Allgemein lässt sich dabei sagen, dass die meisten Nutzer ihre persönlichen Eigenschaften denen eines Roboters nicht ähnlich ansehen, sondern die eigenen, menschlichen Charakteristika eindeutig stärker einzuschätzen sind. Zu erwähnen ist, dass hierbei oftmals Studien mit physischen Robotern durchgeführt wurden und nicht mit Softwarerobotern und die Auffassungen der Nutzer auch sehr situationsabhängig waren, d.h. in welchem Umfeld die Roboter eingesetzt wurden (Woods et al. 2005). Darüber hinaus statten Menschen teilweise Automatisierungstechnologien, in diesem Falle RPA-Softwares, unbeabsichtigt und automatisch mit Persönlichkeiten aus, obwohl dies so gar nicht beabsichtigt ist. Ohne große Vorüberlegungen ist es dann somit theoretisch möglich, dass Menschen sich von der Software bedroht und angegriffen fühlen, wenn diese zu starke menschliche Charakteristika aufweist (Dryer 1999). Dieses Phänomen nennt sich "Uncanny Valley" und wurde schon in einigen Forschungen genauer untersucht. Es beinhaltet die Aussage, dass sich die Reaktion eines Menschen bezüglich des Roboters abrupt zum Negativen ändert, wenn dieser zu menschenähnlich ist (Mori et al. 2012). Die Eigenschaft einer RPA-Anwendung menschenähnlich zu sein, beziehungsweise zu wirken, kann dem Charakteristikum der *Fähigkeiten des Algorithmus* zugeordnet werden. Diese Eigenschaft kann als Fähigkeit interpretiert werden, da es in bestimmten Szenarien sogar vorteilhaft beziehungsweise sogar gewünscht ist, wenn RPA menschenähnlich auftreten kann. Ein Beispiel hierzu könnte ein Chatbot sein. In einigen Studien wurde sogar gezeigt, dass Menschen einem Algorithmus bestimmte Aufgaben eher zutrauen, wenn dieser menschenähnliche Eigenschaften hat (Castelo et al. 2019). Menschenähnlichkeit kann daher kontextabhängig wirken.

4 AP2: Interaktion zwischen Menschen und RPA

Die relevanten Schnittstellen und Interaktionen zwischen Mitarbeitern und Software werden, anhand von Experten-Interviews identifiziert. Des Weiteren werden bei der Mitarbeiter-Software-Interaktion Anforderungen an die Schnittstelle untersucht und Ergebnisse in einem interaktiven Bewertungswerkzeug ergänzt. Es existiert bereits eine große Anzahl an Tools und Technologien, die in Verbindung mit RPA nutzbar sind. Es ist aber auch zu erwähnen, dass sich diese Technologien zum Teil überschneiden oder auf denselben grundlegenden Techniken aufbauen. Die Arbeit soll sich allerdings mit dem Einsatz von Algorithmen in Verbindung mit RPA beschäftigen. Deshalb ist, bevor weiter auf die Technologien eingegangen werden kann, wichtig zu klären, um was es sich bei Algorithmen handelt. Unter einem Algorithmus versteht man:

1. ...eine präzise [...] endliche Beschreibung eines allgemeinen Verfahrens unter Verwendung elementarer Verarbeitungsschritte zur Lösung einer gegebenen Aufgabe.
2. ...Lösungsverfahren in Form einer Verfahrensanweisung, die in einer wohldefinierten Abfolge von Schritten zur Problemlösung führt.“ (Gabler Wirtschaftslexikon 2018). Algorithmen, die anwendungsbezogen sind, sind komplexe Aufgaben, wie zum Beispiel die Suche nach Wegen oder das Filtern von Daten. Bei komplexen Algorithmen werden u.a. Programme zur Erkennung von Mustern entwickelt. (Gabler Wirtschaftslexikon 2018).

Mit Hilfe dieser Definition wird schnell klar, dass es sich bei den Technologien, die in den folgenden Unterkapiteln erläutert werden, entweder bereits um eine Technik handelt, die als Algorithmus beschrieben werden kann oder auf mehrere Algorithmen zurückgreift, um die Problemstellung lösen zu können. Jede dieser Technologie folgt verschiedenen Arbeitsschritten, die abgearbeitet werden. Um besser verstehen zu können, was die zusätzlichen Technologien für den Einsatz in Verbindung mit RPA an Vorteilen liefern, werden die Technologien in den nachfolgenden Kapiteln erklärt. Dabei werden die Gründe für deren Nutzung und auch die Funktionsweisen erklärt. Am Ende des Kapitels wird nochmal auf einzelne Algorithmen eingegangen, die entweder häufig in verschiedenen Techniken zu finden sind oder die für den Einsatzgebiet von KI und Machine Learning wichtig sind, ohne dass auf sie in den vorherigen Unterkapiteln bereits eingegangen wurde. Um besser verstehen zu können, was die zusätzlichen Technologien für den Einsatz in Verbindung mit RPA an Vorteilen liefern, werden die Technologien in den nachfolgenden Kapiteln erklärt. Dabei werden die Gründe für deren Nutzung und auch die Funktionsweisen erklärt. Am Ende des Kapitels wird nochmal auf einzelne Algorithmen eingegangen, die entweder häufig in verschiedenen Techniken zu finden sind oder die für den Einsatzgebiet von KI und Machine Learning wichtig sind.

AP2: Geplante Ergebnisse lt. Antrag	Erzielte Ergebnisse
Systematische Kategorisierung von Schnittstellen und Interaktionen zwischen den Mitarbeitern und der RPA-Software, zur Auswahl einer geeigneten zu automatisierenden Mensch-Software-Interaktion	Systematische Kategorisierung von Schnittstellen und Interaktionen zwischen den Mitarbeitern und der RPA-Software, Überblick über technologische Anknüpfungspunkte

4.1 Informationsverarbeitung

Intelligente Dokumentenanalyse

Unternehmen müssen in ihrem alltäglichen Geschäft mit einer großen Menge an Korrespondenz umgehen. Korrespondenz kommt dabei sowohl in elektronischer (z.B. per E-Mail) als auch in physischer Form (z.B. als Brief) vor. Diese enthält oftmals verschiedene Arten von Dokumenten, die, nachdem sie sortiert wurde, später gegebenenfalls in ein EDV-System übertragen werden müssen. RPA ist grundsätzlich geeignet, Daten in interne EDV-Systeme zu übertragen. Allerdings stehen der RPA Anwendung in diesem Fall die Daten oftmals nicht in der notwendigen Form zur Verfügung. Wenn die Dokumente, z.B. Rechnungen, per Post kommen, besteht das erste Problem natürlich darin, dass die Daten nicht digital zu Verfügung stehen. Aber auch bei elektronischen Rechnungen steht die RPA Anwendung vor mehreren Problemen. Wenn PDF-Dateien beispielsweise per gescanntem PDF ankommen, kann RPA die notwendigen Daten nicht auslesen. Außerdem muss die Anwendung feststellen, welche die Bedeutung von Werten und Worten auf der Rechnung ist. Um diese Probleme zu lösen und die Bearbeitung von Korrespondenz zu beschleunigen, steht die Technologie Intelligente Dokumentenanalyse zu Verfügung, die mit Hilfe von Algorithmen in der Lage ist, Dokumente zu analysieren und die Daten in für herkömmliche RPA Anwendungen geeignete, strukturierte Daten zu verwandeln.

Falls die Daten nur in physischer Form zu Verfügung stehen, muss das Dokument natürlich eingescannt und digitalisiert werden, bevor der erste Schritt der Analyse vorgenommen werden kann. Der erste Schritt einer intelligenten Dokumentenanalyse ist der Einsatz von Computer Vision Technologie wie Optical Character Recognition. PA wird bereits in diesem Schritt genutzt, um die PDF-Datei als Bild für den Einsatz von OCR zu Verfügung zu stellen. Gegebenenfalls wird das Bild noch mit Hilfe von Rauschreduzierung und anderen Vorverarbeitungstechniken qualitativ verbessert, um die weitere Verarbeitung zu erleichtern. Ein Modul erkennt den Bereich im Bild, in dem Text vorhanden ist, indem es ein Texterkennungsmodell einsetzt. Die erhaltenen Bereiche werden dann weiter analysiert. Mit Hilfe von Methoden der Merkmalsextraktion werden die einzelnen Textzeichen erkannt und ausgelesen. Dies kann zum Beispiel durch Wahrscheinlichkeiten in Verbindung mit einer Prognosematrix erreicht werden. Nachdem man das Ergebnis der Texterkennung erhalten hat, werden die Schlüsselinformation extrahiert. Diese werden noch Schritt formatiert und gespeichert (Ling et al. 2020).

Optical Character Recognition

Bei optischer Zeichenerkennung, meistens als Optical Character Recognition (kurz: OCR) bezeichnet, handelt es sich um eine Methode beziehungsweise einen Prozess mit Hilfe dessen Texte (z.B. handschriftlich) in einen Text verwandelt wird, der von Computern weiter genutzt werden können. Es ermöglicht dem Computer durch optische Mechanismen Textzeichen zu erkennen (Singh 2013; Chaudhuri et al. 2017). Im Nachfolgenden werden die einzelnen Schritte kurz erläutert:

- *Scannen des Bildes und Vorverarbeitung*

Natürlich ist auch für OCR als eigene Technologie eine digitale Datei / ein digitales Bild notwendig. Dies kann auch hier einen Scan als ersten Schritt notwendig machen. Nach dem Scannen wird das Bild, wenn nötig, noch qualitativ verbessert. Zur qualitativen Verbesserung können verschiedene Filter sowie Methoden zur Glättung und Normalisierung eingesetzt werden. Die Qualität des Bildes ist sehr wichtig, um eine gute Zeichenerkennung erreichen zu können (Singh 2013).

- *Zeichensegmentierung*

Bei der Segmentierung der Zeichen werden die Bereiche auf dem Bild, in denen Textzeichen enthalten sind, von den Bereichen getrennt, auf denen andere Objekte wie zum Beispiel Grafiken abgebildet sind.

- *Merkmalsextraktion*

In der Phase der Merkmalsextraktion wird versucht, die Merkmale eines erkannten Objektes zu extrahieren. Zu den Merkmalen können Charakteristiken wie Kurven, Lücken und Linien zählen. Es wird versucht irrelevante Merkmale zu ignorieren (Chaudhuri et al. 2017).

- *Klassifizierung*

Der Prozess ist definiert als die Einordnung eines Zeichens in seine entsprechende Kategorie. Der strukturelle Ansatz zur Klassifizierung basiert auf den Beziehungen, die im Bild vorhanden sind. Einige der Klassifizierungsansätze sind Bayes Klassifikator, der Entscheidungsbaum, die Methode der k-nächsten Nachbarn oder auch neuronale Netzwerke (Mithe et al. 2013).

Singh (2013) nennt verschiedene Algorithmen bzw. Methoden, mit Hilfe derer die Textzeichen erkannt und ausgelesen werden können. Im Folgenden ist eine Auswahl dieser Techniken mit einer kurzen Erklärung aufgelistet (Singh 2013):

- **Matrix Matching**

Bei Matrix Matching wird jedes Zeichen in ein Muster innerhalb einer Matrix umgewandelt. Dann wird das Muster mit bereits bekannten Zeichen verglichen (Singh 2013).

- **Merkmalsextraktion**

Bei der Methode der Merkmalsextraktion wird ein Zeichen durch das Vorhandensein (oder auch das Nichtvorhandensein) von Schlüsselmerkmalen, wie Breite, Höhe, Linien etc. bestimmt. Diese Methode ist besonders für hochwertige Bilder und Zeitschriften geeignet (Singh 2013).

- **Neuronale Netzwerke**

Neuronale Netzwerke simulieren die Art und Weise wie auch das menschliche Handeln funktioniert. Dabei werden verschiedene Schichten an Neuronen genutzt, die miteinander verbunden sind, um ein Textzeichen zu erkennen. Dieser Algorithmus ist besonders gut für das Aufarbeiten von Faxen oder von Bildern mit beschädigtem Text geeignet (Acig 2001).

- **Fuzzy Logic**

Bei Fuzzy Logic (auch Vage Logik) handelt es sich um eine Technik, die es ermöglicht Aussagen zu interpretieren, wenn Aussagen nicht eindeutig in Falsch oder Wahr eingeteilt werden können. Statt Werten wie 1 oder 0 werden die Werte durch Werte aus einem Intervall ausgetauscht. Für diese Werte werden dann Aussagen definiert (Gabler Wirtschaftslexikon 2018).

Machine Learning

Ein Problem, das durch die bisher aufgeführten Technologien nicht gelöst wird, ist, dass die RPA Anwendungen kaum bis gar nicht in der Lage sind Entscheidungen zu treffen. Die einzige Möglichkeit bei RPA eine Art von Entscheidung zu treffen, ist durch regelbasiertes Handeln. Diese Art stößt allerdings sehr schnell an die Grenzen, dessen was mit herkömmlichem RPA möglich ist. Eine Hilfe,

die RPA Anwendungen die Fähigkeit komplexere Entscheidungen zu treffen ermöglicht, ist das sogenannte Maschinelle Lernen oder Machine Learning (ML). Mit Machine Learning kann die grundsätzliche RPA Anwendung verbessert werden.

Aber auch in anderen Technologien bieten RPA Algorithmen grundsätzlich die Möglichkeit, die Technologie zu ermöglichen und weiterzuentwickeln. Im Gebiet des maschinellen Lernens kommt eine Vielzahl an verschiedenen Algorithmen zum Einsatz. Da Maschinelles Lernen ein großes Gebiet ist, sind mit den Algorithmen auch eine große Anzahl an unterschiedlichen Einsatzmöglichkeiten denkbar. Grundsätzlich kann man maschinelles Lernen in beaufsichtigtes und unbeaufsichtigtes Lernen unterteilen. Unter beaufsichtigtem Lernen versteht man das Lernen eines Algorithmus mit Trainingsdaten, bei denen die richtigen Antworten bekannt sind. Bei unbeaufsichtigtem Lernen wird im Rahmen des Lernprozesses versucht automatisch Muster zu finden. Probleme bei beiden Lernarten können entstehen, wenn der Prozess „überangepasst“ wurde. Das heißt, dass das Model in der Lage ist einen spezifischen Fall sehr gut zu lösen, aber durch die zu genaue Anpassung auf das eine Problem, nicht in der Lage ist andere Fälle zu lösen. Das Risiko für das Problem kann mit dem Ansatz von Kreuzvalidierung vermieden werden. Der Ansatz beschreibt, dass die Beispieldaten per Zufall in Trainings- und Testdaten aufgeteilt werden. Das Trainieren und Validieren wird dann mehrfach mit zufällig verteilten Trainings- und Testdaten wiederholt. Auf diese Weise kann das Risiko für „over-fitting“ deutlich vermindert werden (Nadkarni et al. 2011).

(Alzubi et al. 2018) besprechen in der Arbeit die Probleme, die mit verschiedenen Algorithmen aus dem Bereich des maschinellen Lernens lösbar sind. Sie zählen die folgenden fünf Problemkategorien auf:

- **Klassifizierungsprobleme**
Um ein Klassifizierungsproblem handelt es sich, wenn etwas in bestimmte, vordefinierte Klassen eingeteilt werden soll.
- **Problem der Anomalie Erkennung**
Ein Problem der Anomalien besteht, wenn erkannt werden soll, ob es Änderungen in verschiedenen Mustern gibt.
- **Regressionsprobleme**
Bei Regressionsproblemen versuchen Algorithmen mit Problemen aus numerischem Output umzugehen.
- **Clustering Probleme**
Clustering Algorithmen versuchen Daten in Cluster einzuteilen. Die Daten innerhalb eines Clusters sollen möglichst ähnlich sein und die Cluster untereinander möglichst unterschiedlich.
- **Problem des verstärkenden Lernens**
Bei dieser Art Problem versuchen Algorithmen Entscheidungen auf Basis von vergangenheitsbezogenen Daten zu treffen. Durch bereits begangene Fehler wird versucht beim nächsten Mal bessere Entscheidungen zu treffen.

Eine Unterkategorie von Machine Learning die immer mehr an Relevanz gewinnt, ist das sogenannte Deep Learning. Deep Learning ist sowohl im Bereich des überwachten als auch im Bereich des unüberwachten Lernens einsetzbar. Dafür werden bei Deep Learning Neuronale Netze genutzt, die aus mehreren Neuronen Schichten bestehen (Wick 2017). (Ray 2019) bietet in einer Ausarbeitung eine Übersicht über verschiedene wichtige Algorithmen im Gebiet des Maschinellen Lernens. Es

werden die folgenden Algorithmen aufgezählt: das Gradient Verfahren, der lineare Regressionsalgorithmus, die Multiplen Regressionsanalysen, die Logistische Regression, die Entscheidungsbäume, die Support Vector Machine, das Bayesianische Lernen, Naives Bayer, K-nächste-Nachbarn-Algorithmus, K-Means-Algorithmus und Backpropagation-Algorithmen (Ray 2019). Einige dieser Algorithmen werden im Verlauf der Arbeit erklärt.

Natural Language Processing

In Betrieben wird es immer wichtiger menschliche Sprache mit Hilfe von Computern verstehen zu können. So müssen unter anderem die Technologien Intelligentes Dokumentenverständnis und Chatbots in der Lage sein, Text oder Sprache zu analysieren. Die als Natural Language Processing (kurz: NLP) oder im Deutschen auch als Computerlinguistik bezeichnete Technologie ist ein wichtiger Teil der Computerwissenschaften. Sie bezeichnet eine Technik, bei der eine Maschine lernt, die Bedeutung und Syntax von menschlicher Sprache, in Text- und Sprachform, zu verstehen und gegebenenfalls weiterzuverarbeiten (Jain et al. 2018).

Bei der Sprachanalyse mit Hilfe von NLP werden verschiedene Schritte durchlaufen (Chopra et al. 2013):

- **Morphologische und lexikalische Analyse**
Dieser Schritt beinhaltet die Unterteilung des Textes in Paragraphen, Sätze und Wörter.
- **Syntaktische Analyse**
Bei der syntaktischen Analyse wird die Satzstruktur analysiert. Das bedeutet, dass der Satz nach der Syntax, also der Grammatik der jeweiligen Sprache, betrachtet wird.
- **Semantische Analyse**
Dieser Teil der Analyse beschäftigt sich mit der Semantik. Das heißt, dass die Analyse sich mit der Bedeutung der jeweiligen Zeichen bzw. der Wörter und Sätze beschäftigt. Der Struktur aus der syntaktischen Analyse wird damit eine Bedeutung zugeordnet.
- **Diskursintegration**
Die Bedeutung von einzelnen Sätzen verändert sich häufig, wenn der vorherige oder der folgende Satz in Verbindung mit dem analysierten Satz betrachtet wird. Ein Beispiel könnte sein: "Er wollte sie zur Feier mitbringen". Je nach vorherigem Satz kann „sie“ hier eine einzelne Person oder eine Personengruppe sein. Deshalb ist es sehr wichtig den Satz im Kontext zu betrachten.
- **Pragmatische Analyse**
Dieser Schritt beinhaltet die Abstraktion des zielgerichteten Sprachgebrauchs insbesondere auf die Aspekte der Sprache, die Weltwissen benötigen. Das Gesagte wird so interpretiert was das Gesagte eigentlich aussagen soll.

In modernen NLP Systemen wird vermehrt auf den Einsatz von Algorithmen aus dem Bereich des maschinellen Lernens gesetzt, um Texte oder Sprache verstehen zu können. Beispiele für solche Algorithmen sind Support Vector Machines (SVM) und Hidden Markov Models (HMM) (Nadkarni et al. 2011).

Chatbots

Es wird von Unternehmen, die im B2C-Bereich handeln, wie beispielsweise Versicherungen, erwartet, dass sie einen Kundensupport anbieten, der wenn möglich immer erreichbar ist. Das ist einerseits schwer umzusetzen, da man Personal braucht, welches bereit ist nachts zu arbeiten und an-

dererseits sind die Kosten hierfür hoch. Deshalb werden in Unternehmen vermehrt Systeme eingesetzt, die selbständig in der Lage sind mit menschlichen Nutzern zu kommunizieren. Eine der Möglichkeiten dafür ist eine Technologie, die als Chatbot bekannt ist. Ein Chatbot ist ein Beispiel für ein System aus der Künstlichen Intelligenz und für Human- Computer Interaction (HCI). Es handelt sich um ein Computer System, welches mit menschlichen Nutzern in Form von Text oder Sprache durch den Einsatz von Natural Language Processing kommunizieren kann. Der Chatbot kann eine menschlich wirkende Konversation mit einem Nutzer führen. Zum Einsatz kommen können Chatbots unter anderem in den Bereichen Kundensupport, Bildung oder auch im E-Commerce (Adamopoulou und Moussiades 2020). Nach Rahman gibt es eine mögliche Architektur für ein Chatbot-System. Im ersten Schritt wird einerseits die Absicht der Nachricht klassifiziert und andererseits die Entitätserkennung vorgenommen, um strukturierte Informationen aus der Nachricht zu generieren. Im ersten Antwortgenerator werden Kandidaten für die Rückmeldung auf Basis des Kontexts und einer Antworten Datenbank vorgeschlagen. Im zweiten Antwortgenerator werden die verschiedenen Möglichkeiten bewertet und die beste Antwort ausgewählt, die dann an den menschlichen Nutzer gesendet wird (Rahman et al. 2017). Grundlegende Konzepte, die bei der Nutzung von Chatbots von Relevanz sind, sind unter anderem Pattern Matching, Artificial Intelligence Markup Language (AIML), Latent Semantic Analysis (LSA), sowie Natural Language Processing und Natural Language Understanding: (Adamopoulou und Moussiades 2020)

- **Pattern Matching**
Pattern Matching (oder auch Musterabgleich) bezeichnet ein Verfahren, das den gegebenen Text auf das Vorhandensein von Mustern untersucht. Es wird ein Satz als Input genutzt, um eine Antwort als Output zu erhalten.
- **Artificial Intelligence Markup Language**
Artificial Intelligence Markup Language (AIML) baut auf Musterabgleich-Ansätzen auf. Es wird bei der Sprachmodellierung eingesetzt, um den Dialog zwischen Menschen und Chatbots zu modellieren. Dafür werden Tags genutzt, die auf der Dateiformatierung XML basieren. AIML ist eine Open-Source Software.
- **Latent Semantic Analysis**
Latent Semantic Analysis (LSA) wird in Kombination mit der oben genannten AIML genutzt. Mit Hilfe von LSA können Ähnlichkeiten zwischen den verschiedenen Wörtern analysiert werden.
- **Natural Language Processing und Natural Language Understanding**
Auf Natural Language Processing wird bereits in Kapitel 3.5 genauer eingegangen. Natural Language Understanding (NLU) ist ein wichtiger Teil von NLP. Unter NLU versteht man Techniken, die genutzt werden, um ein User Interface für die Kommunikation zu erstellen. Das Ziel ist es, Kontext und Bedeutung aus verschiedenen Nachrichten zu extrahieren.

Kognitive Agenten

Neben dem Chatbot kann auch ein Kognitiver Agent von Unternehmen eingesetzt werden, um automatisiert mit Kunden oder auch intern zu kommunizieren. Der folgende Bereich erläutert die Bedeutung des Begriffs Kognitive Agenten. Unter dem Begriff Kognitive Agenten werden Technologien zusammengefasst, die maschinelles Lernen und Natural Language Generation kombinieren, um einen virtuellen Agenten zu erstellen. Diese Agenten sind in der Lage Aufgaben zu erledigen, zu kommunizieren, Entscheidungen zu treffen und aus Vergangenheitsdaten zu lernen. Ein Beispiel für Einsatzmöglichkeiten ist in Service-Centern, indem die Agenten per (Sprach-) Chat mit einem Kunden kommunizieren (Berruti et al. 2017).

Ein Kognitiver Agent ist in der Lage kognitiv zu agieren. Das bedeutet, dass er die folgenden Handlungen durchführen kann (Lawniczak und Di Stefano 2010).

1. Aus der Umgebung Informationen wahrnehmen
2. Aus den Informationen vernünftig urteilen (mit Hilfe von existierendem Wissen)
3. Die Informationen bewerten (mit Hilfe von existierendem Wissen)
4. In der Lage sein mit anderen Agenten oder menschlichen Nutzern zu interagieren
5. Aus den dazugewonnenen Informationen lernen

Damit der Kognitive Agent in der Lage ist kognitiv zu agieren, wird von Lawniczak und Di Stefano eine Architektur mit fünf Stufen vorgeschlagen. Die Ausrichtung der Stufen orientiert sich an der Reihenfolge, in der die Aktionen der Agenten stattfindet. Es werden die folgenden fünf Ebenen vorgeschlagen: Wahrnehmungsebene, Argumentationsebene, Beurteilungsebene, Reaktionsebene und eine Lernebene (Lawniczak und Di Stefano 2010).

- **Wahrnehmungsebene**

Die Wahrnehmungsebene ist für die Informationsgewinnung von anderen Agenten und aus der Umwelt verantwortlich (Lawniczak und Di Stefano 2010).

- **Argumentationsebene**

Diese Ebene soll den Zweck erfüllen, die Informationen mit Hilfe von existierenden Informationen zu beurteilen. Die Informationen kommen von der Wahrnehmungsebene. Die weiterverarbeiteten Informationen werden dann an die Beurteilungsebene weitergegeben. In der Arbeit wird vor allem auf die Fuzzy-Inferenz als Methode zur Entscheidungsfindung gesetzt. Dabei wird das menschliche Handeln nachgeahmt. Es wird aber auch erwähnt, dass es möglich ist, andere Methode zu nutzen (Lawniczak und Di Stefano 2010).

- **Beurteilungsebene**

In der Beurteilungsebene werden den übertragenen Informationen Werte zugewiesen. Diese Ebene sendet nicht nur Informationen an die nächste Ebene, sondern sendet auch gegebenenfalls Informationen an die vorherige Ebene zurück. In dieser Ebene sind Schritte, die abgearbeitet werden, die Merkmalsextraktion, die Identifikation und die Abschätzung. Es können u. a. die Algorithmen Neuronale Netzwerke, Fuzzy Logic und Merkmalsextraktion genutzt werden, welche auch bereits in anderen Technologien zum Einsatz kommen (Lawniczak und Di Stefano 2010).

- **Reaktionsebene**

Die von der Beurteilungsebene erhaltenen Informationen werden in dieser Ebene mit Regeln weiterbearbeitet, die für diese Situation passend sind. Die Informationen werden schlussendlich an die Wahrnehmungsebene übergeben, damit diese dann eine Antwort versenden kann. Die Entscheidungen können einfache Wenn-Dann Entscheidungen sein. Manche Kognitive Agenten müssen allerdings in der Lage sein, aufwändigere Entscheidungen zu treffen. Dafür ist dann der Einsatz von Künstlicher Intelligenz notwendig (Lawniczak und Di Stefano 2010).

- **Lernebene**

Wie der Name bereits aussagt, ist die Aufgabe dieser Ebene, aus den vorherigen Entscheidungen zu lernen, um in Zukunft in der Lage zu sein, bessere Rückmeldungen zu generieren (Lawniczak und Di Stefano 2010).

4.2 Visualisierung und Datenanalyse

Computer Vision

Im Büroalltag nutzen Mitarbeiter verschiedene Programme. Jedes dieser Programme hat eine eigene Oberfläche mit verschiedenen Funktionen, Buttons und anderen Feldern. Mit Programmaktualisierung kann sich die Position eines Buttons o.ä. immer ändern. Herkömmliche RPA Anwendungen nutzen oftmals Positionen auf dem Bildschirm, auf die der Bot in einem Arbeitsschritt klicken muss. Wenn sich jetzt allerdings diese Position ändert, muss auch die RPA Anwendung angepasst werden. Mit Hilfe von Computer Vision Technologie kann die Anwendung intelligenter werden und ist nicht mehr abhängig von bestimmten Positionen auf dem Bildschirm. Stattdessen ist die Anwendung dann in der Lage, die Position von Buttons zu erkennen und zu nutzen. Andere Anwendungsfelder sind in der generellen Analyse von Bildern zu finden. Computer Vision (oder auch Machine Vision) bezeichnet Fähigkeiten, die es einem Computer ermöglichen Objekt und Aktivitäten in einem Bild zu identifizieren. Bei der Computer Vision Technologie werden verschiedene Techniken verwendet, um die Bildanalyse in kleinere Teile zu zerlegen. So gibt es z. B. Techniken zur Erkennung von Kanten und Texturen der Objekte in einem Bild. Klassifizierungstechniken können verwendet werden, um zu bestimmen, ob die in einem Bild identifizierten Merkmale dem System bereits bekannt sind. Auch außerhalb von Prozessautomatisierung finden Technologien aus diesem Bereich Einsatz. Gesichtserkennung ist ein Beispiel für den Einsatz in verschiedenen Gebieten. Auch Banken nutzen beispielsweise Computer Vision, um Falschgeld zu erkennen (Laurent et al. 2015).

Bildgenerierung

Der Schritt der Bildgenerierung beschreibt den Vorgang mit Hilfe dessen ein auswertbares Bild gewonnen wird. Dies kann auf verschiedene Art und Weise erreicht werden, zum Beispiel durch eine Kamera oder einen Scanner. Nach diesem Schritt erhält man das grundlegende Bild (Mendoza und Lu 2015).

Vorverarbeitung

Der Schritt der Vorverarbeitung eines generierten Bildes kann eine Vielzahl an Techniken enthalten, die nötig sind, um eine Bildqualität zu erreichen, die die weitere Auswertung ermöglicht. Ein Beispiel dafür kann das Nutzen von verschiedenen Filtern sein. Genauere Informationen zu Techniken, die in Frage kommen, Bilder vorzuvorbereiten, sind in der Arbeit von Mendoza und Lu (2015) zu finden (Mendoza und Lu 2015).

Segmentierung

Dieser Schritt ist einer der wichtigsten Schritte eines Computer Vision Systems, da die weiteren Schritte stark davon abhängen, wie genau und richtig der Schritt der Segmentierung durchgeführt werden kann. Grundsätzlich existieren drei Methoden für die Segmentierung. Die kantenbasierte Segmentierung, die Schwellenwert-Segmentierung und die Regionsbasierte-Segmentierung. Bei der Schwellenwert-Segmentierung werden Regionen in Bildern erkannt, indem die Reflektion und die Lichtabsorption gemessen wird. Kantenbasierte Segmentierung nutzt die Erkennung von Kanten. Dabei werden die Kanten durch Unterschiede in Farbe, Textur, Graulevel u. ä. erkannt. Die

dritte Technik, die Regionsbasierte-Segmentierung, nutzt Gruppen von ähnlichen Pixeln, um einzelne Objekte zu erkennen. Nach diesem Schritt erhält man verschiedene Objekte oder Regionen, die weiter analysiert werden können (Mendoza und Lu 2015).

Merkmalsextraktion

Nach den verschiedenen vorangegangenen Schritten müssen die unterschiedlichen Merkmale erkannt und beschrieben werden. Häufig genutzte Merkmale sind Merkmale, die messbar sind, unter anderem Farben und Texturen. Dafür werden die Techniken der Farberkennung, der Texturanalyse und die der morphologischen Analyse angewendet. Nachdem die einzelnen Analysen durchlaufen sind, erhält man eine Matrix mit den verschiedenen Merkmalen eines Objekts wie die Farbe, die Textur und geometrische Eigenschaften (Mendoza und Lu 2015).

Klassifizierung

Im letzten Schritt, der Klassifizierung, werden die Objekte dann anhand dieser Merkmale einzelnen, bereits bekannten, Klassen zugeordnet. Ein Beispiel für eine Klassifizierungsmethode ist der Entscheidungsbaum.

Process Mining

Unter Process Mining versteht man das Entdecken, das Überwachen und die Verbesserung von Geschäftsprozessen auf Basis von Event-Logs. Die Events Logs können durch die Informationssysteme eines Unternehmens generiert werden. Diese Event Logs, die auf Aktivitäten (einem Schritt im Prozess) basieren, sind auch der Beginn von Prozess Mining (van der Aalst 2012). Process Mining besteht grundsätzlich aus drei verschiedenen Aufgaben: Dem Finden von Prozessen, der Überprüfung der Konformität eines Prozesses und drittens der Verbesserung von Prozessen. Wenn Process Mining genutzt wird, um Prozesse zu finden, werden Event Logs genommen und anhand der enthaltenen beispielhaften Abläufe ein Prozess modelliert. Bei der Überprüfung der Konformität werden vorhandene Prozessmodelle mit den Daten aus dem Event Log abgeglichen. Ziel ist es, diese Modelle zu überprüfen und zu bestätigen. Bei der Verbesserung eines Prozesses wird versucht, die Abweichungen zwischen dem Model und dem realen Prozess zu messen. Damit können dann zum Beispiel Schwachstellen wie Engpässe im Prozess entdeckt und wenn möglich beseitigt werden (van der Aalst 2012).

Prozessentdeckung

Für die Prozessentdeckung existiert eine große Anzahl an Algorithmen, die genutzt werden können, um aus Eventlogs ein Prozessmodell zu erstellen. Beispiele für solche Algorithmen sind der Alpha Miner, der Heuristische Miner, der Alpha++ Miner, der Duplicates Genetic Miner, Genetic Miner und der Petrify Miner. V(van der Aalst et al. 2007) zeigen in ihrer Arbeit die erstellten Prozessmodelle der verschiedenen Algorithmen auf. Jeder dieser Algorithmen erstellt auf Basis desselben Event Logs allerdings ein unterschiedliches Model (Mehr Informationen zu dem Vergleich dieser Algorithmen sind in der Arbeit von Van der Aalst zu finden) (van der Aalst et al. 2007).

Konformität

Bei der Überprüfung der Konformität eines Prozessmodells werden vier Qualitätskriterien überprüft: Fitness, Einfachheit, Präzision und Generalisierung. Wenn ein Modell das Kriterium Fitness aufweist, können mit dem Modell die meisten Prozessabläufe dargestellt werden. Grundsätzlich sollte ein möglichst simples Modell gewählt werden. Ein Modell ist präzise, wenn es nicht möglich ist, viele andere Prozessabläufe in dem Modell wiederzugeben. Man kann auch sagen, dass das Modell nicht zu übergeneralisiert werden soll. Andererseits soll ein Modell auch nicht auf die Prozessabläufe begrenzt sein (Kriterium Generalisierung). Das beschreibt das Problem von „overfitting“ vs. „underfitting“. Also das Gegenüberstellen von einem sehr generellen Modell zu einem sehr genauen Modell. Auch bei der automatisierten Überprüfung eines Prozesses auf die Konformität können verschiedene Algorithmen zum Einsatz kommen (van der Aalst 2012).

Verbesserung

Die dritte Aufgabe von Process Mining ist die Verbesserung von Prozessen, indem Event Logs betrachtet werden. Event Logs können zusätzliche Informationen enthalten, die dann genutzt werden können, um problematische Stellen im Prozess aufzudecken. Ein Beispiel dafür können Zeitstempel sein, die zeigen, ob an einer bestimmten Zeit eine lange Wartezeit anfällt (van der Aalst 2012).

4.3 Entwicklung eines Smart Workflow Tools

Unternehmen sind nicht immer in der Lage, einen kompletten Prozess zu automatisieren. In einigen Prozessen arbeiten Menschen mit Bots oder verschiedene Roboter zusammen, um einen Prozess zu erledigen. Damit dies effizienter möglich ist, können Unternehmen ihre RPA Anwendungen mit einem Smart Workflow Tool in Kombination nutzen. Ein Smart Workflow Tool ist ein Software-Tool für das Prozessmanagement, das Aufgaben integriert, die von Menschen und Maschinen ausgeführt werden. Damit können Benutzer den Status eines End-to-End-Prozesses in Echtzeit verfolgen. Die Software verwaltet Übergaben zwischen verschiedenen Gruppen, auch zwischen Robotern und menschlichen Benutzern und liefert statistische Daten zu möglichen Engpässen. Die Software sitzt damit auf den RPA Anwendungen auf und steuert diese (Berruti et al. 2017). (Smeets et al. 2019) beschreibt die Integration von RPA in (bestehende) Workflow-Management-Systeme als eine weitere Möglichkeit, RPA mit weiterer Technologie zu kombinieren. Durch das System können an bestimmten Stellen weiterführende Prozesse gestartet werden. Dort können dann wiederum Aufgaben von RPA-Bots erledigt werden (Smeets et al. 2019). Herkömmliche Workflow-Management-Systeme sind sehr hilfreich, wenn kaum Ausnahmen im Prozess vorhanden sind. Möchte man diese Systeme in Verbindung mit Prozessen einsetzen, die sich verändern und nicht sehr voraussehbar sind, ist es wichtig ein intelligenteres System zu implementieren. In herkömmlichen Systemen müsste das Workflow Tool ständig angepasst werden (Abbasi und Shaikh 2009). Das von Abbasi und Shaikh vorgeschlagene System ist ein Smart Workflow Tool. Der große Unterschied zu herkömmlichen Systemen ist, dass diese Architektur die Nutzung von kontextbasierten Informationen möglich macht. Als Folge dessen muss das System nicht ständig verändert werden. Die Hauptpunkte solch eines Systems sind die Gewinnung von Informationen und eine intelligente Workflow-Beschreibung. Mit Hilfe dieser Informationen trifft das System die nötigen Entscheidungen (Abbasi und Shaikh 2009).

Im Folgenden wurde ein Tool in Microsoft Excel erstellt, das dabei helfen soll, die richtige Technologie für den jeweiligen Prozess zu finden. Außerdem soll das Tool eine kurze Bewertung liefern, ob der Prozess generell für die Automatisierung mit RPA, in Kombination mit diesen Technologien, geeignet ist.

RPA ist grundsätzlich eine immer wichtiger werdende Technologie. In Zukunft wird aber auch die Kombination mit Künstlicher Intelligenz immer wichtiger. Da es sich um vergleichsweise neue Technologien handelt, haben viele Unternehmen diese Techniken noch nicht umgesetzt oder sind noch in der Umsetzungsphase. Wie in den vorherigen Kapiteln gezeigt steht den Firmen bereits heute eine große Zahl an Technologien zu Verfügung. Dies erschwert die Auswahl der richtigen Technik stark. Deshalb ist es besonders für Unternehmen, die bisher noch keine RPA Anwendungen in ihre Systeme integriert haben, wichtig einen Überblick über die verfügbaren Technologien zu erhalten. Das Tool soll sich vor allem an Nutzer richten, die bisher keine zusätzlichen Technologien nutzen und einen Überblick über die Technologien erreichen möchten, die für ihre Prozesse und Problemstellung in Frage kommen könnten.

Aufbau des Tools

Das Tool besteht aus vier Teilen. Im ersten Teil sind die relevanten Technologien mit kurzen Beschreibungen aufgeführt. Dies soll den Nutzern eine Übersicht über die Technologien bieten, die ihnen zur Verfügung stehen könnte. Als zweiter Teil ist eine Definitionsseite vorhanden, auf der wichtige Begriffe beschrieben sind und einige Fragestellungen genauer erläutert werden. Der dritte und vermutlich wichtigste Teil ist der Fragenkatalog, der ausgefüllt werden muss, um ein Ergebnis zu erhalten. Der letzte Abschnitt des Tools gibt dem Nutzer als Ergebnis eine mögliche Technologie sowie eine kurze Bewertung des Prozesses aus.

Auswahl der Technologie

Es wurden die verschiedenen Technologien aufgezählt, die als Möglichkeiten für die Kombination mit RPA in Frage kommen. Diese wurden auch als Grundlage für die Auswahl der aufgeführten Technologien verwendet. Die hier aufgeführte Liste ist bereits durch die Experteninterviews validiert und zum Teil ergänzt worden. Für jede Kategorie steht dem Nutzer eine kurze Erklärung zur Verfügung.

Die Liste der Technologien, die schlussendlich für das Tool als Auswahlmöglichkeiten genutzt werden, umfasst die folgenden:

- Computer Vision
- Intelligentes Dokumentenverständnis
- Natural Language Processing + Natural Language Generation (inklusive Chatbots und Kognitive Agenten)
- Smart Workflow Tool
- Machine Learning
- Process Mining
- Big Data / Datenanalyse

Definitionsbereich

Im Definitionsbereich werden einige Begriffe erklärt, die notwendig sind, um die Fragen zu beantworten. Dazu gehören zum Beispiel die Erklärungen für die strukturierten, unstrukturierten und semi-strukturierten Daten. Außerdem werden zu einigen Fragen zusätzliche Erklärungen und Beispiele aufgezeigt.

Auswahl der Fragen

Wie bereits beschrieben ist die Auswahl der Fragen für den Fragenkatalog ein wichtiger Teil des Excel-Tools. Dabei steht einerseits im Mittelpunkt, die Fragen (oder Kriterien) auszuwählen, die benötigt werden, um eine Technologie sowie eine Bewertung liefern zu können. Andererseits ist es wichtig, die Fragen so zu gestalten, dass diese von dem Nutzer beantwortet werden können. Außerdem müssen die Fragestellungen so formuliert sein, dass die Beantwortung auch für einen eher unerfahrenen Nutzer möglich ist. Die Fragestellungen basieren alle auf den im vorherigen Kapitel ausgearbeiteten Kriterien. Als erstes wird auf die Frage eingegangen, ob der zu automatisierende Prozess vorgelagert oder nachgelagert ist oder ob der Prozess die RPA Anwendung betrifft. Die zweite Frage beschäftigt sich mit der Aufgabe, die durch die Automatisierungstechnik übernommen werden soll. Dem Nutzer stehen verschiedene Auswahlmöglichkeiten wie z.B. „Daten auswerten“ oder „Kommunikation ermöglichen“ zur Auswahl. Der dritte Fragenblock behandelt die Daten, die Teil des Prozesses sind. Hier muss der Nutzer einerseits den Datentyp aus einer Liste auswählen und andererseits bestimmen, ob die Daten in unstrukturierter, strukturierter oder semistrukturierter Form zur Verfügung stehen. Die kommenden Fragen nutzen alle eine Skala als Antwortmöglichkeit. Bei der Skala handelt es sich um eine Skala mit fünf verschiedenen Auswahlmöglichkeiten. Die vierte Frage beschäftigt sich mit den Entscheidungen, die im Prozessverlauf getroffen werden. Als nächstes wird abgefragt, ob menschliche Interaktion Teil des Prozesses ist. Der sechste Fragenblock handelt von der Flexibilität des Prozesses und der siebte Teil von dem Ergebnis des Prozesses. Die beiden letzten Fragen behandeln einmal die Wirtschaftlichkeit (bzw. die Skalierbarkeit) und andererseits die zur Verfügung stehenden Test- und Trainingsdaten. Wenn all diese Fragen beantwortet werden und ein Button betätigt wird, erhält der Nutzer einen Technologievorschlag sowie eine Bewertung des Prozesses.

Ergebnisausgabe

Wie bereits erwähnt soll das Tool in der Lage sein, dem Nutzer eine Technologie vorzuschlagen, die für die Problemstellung zum Einsatz kommen kann. In manchen Fällen gibt das Tool auch eine Alternativtechnologie aus, wenn zwei Techniken in der Lage sein könnten die Aufgabe zu erledigen. Es kann aber auch vorkommen, dass das Tool für die getätigte Auswahl kein Ergebnis ausgeben kann. Der zweite Block der Ergebnisausgabe gibt mit Hilfe von drei Ampeln eine erste Bewertung für den ausgewählten Prozess ab. Die erste Ampel zeigt die Bewertung für die Komplexität an, die zweite für die Wirtschaftlichkeit und die Dritte für die Umsetzbarkeit (Testdaten). Außerdem wird jede Ampel mit einem kurzen Text ergänzt. Für die Ausgabe der nötigen Technologien sind die Fragen, die sich mit der Problemstellung und mit dem Datentyp beschäftigen, am wichtigsten. Mit Hilfe dieser Kriterien lässt sich in den meisten Fällen die Toolauswahl bereits stark eingrenzen. Für die Wirtschaftlichkeit und die Test- und Trainingsdaten ist die Bewertung relativ simpel. Wenn der Nutzer in der Skala die Werte „1“ oder „2“ auswählt ist die Ampel rot, bei „3“ gelb und bei „4“ und „5“ grün. Die Bewertung der Komplexität ist hingegen etwas aufwendiger. Hierfür werden die Werte der Kriterien der Komplexität sowie der Wert für den Datentyp zusammenaddiert. Auf Basis dieser Summe färbt sich die Ampel dann grün, gelb oder rot. Wenn allerdings die Ampel gelb oder rot anzeigt, obwohl „unstrukturierte Daten“ ausgewählt wird oder eines der Kriterien mit „4“ oder „5“ bewertet wird, erhält der Nutzer einen Hinweis, dass auf Grund dieser Kriterien ein Technologieeinsatz vermutlich trotzdem notwendig ist. Die verschiedenen Bewertungen sollen aber keine eindeutige Bewertung da spiegeln, sondern nur zu einer ersten Einschätzung geben.

Ein Teil der Experteninterviews beinhaltet die Validierung und Überprüfung des Excel-Tools. In Folge der Befragungen wurden ein paar Änderungen an dem Tool vorgenommen. Genauere Informationen

zu den Experteninterviews sind im nächsten Kapitel zu finden. Screenshots des angepassten Tools sind im Anhang vorhanden. Im folgenden Abschnitt sind die wichtigsten Änderungen kurz aufgeführt:

Process Mining und Smart Work Flow Tool wurden als Toolmöglichkeiten ergänzt.

- Technologiemöglichkeiten wurde allgemein zusammengefasst und angepasst und um eine Spalte mit Prozessbeispielen ergänzt.
- Frage 1 des Fragenkatalogs wurde gestrichen.
- Formulierungen der Fragestellungen wurden überarbeitet.
- Im Definitionsbereich wurden außerdem Erläuterungen zu den einzelnen Fragen hinzugefügt.
- Das Wort „Algorithmus“ wurde durch den Begriff „Technologie“ ersetzt.

5 AP3: Entwicklung des Akzeptanzmodells zwischen Menschen und RPA

Die Einflussfaktoren, die die Einführung von RPA bestimmen, werden identifiziert und kategorisiert mit Hilfe von Literaturrecherchen und Implementierungsbeispielen. Ein Akzeptanzmodell wird mit den identifizierten Einflussfaktoren entwickelt und validiert. Im Anschluss werden der Einfluss von kognitiven Verzerrungen auf das Modell überprüft.

AP3: Geplante Ergebnisse lt. Antrag	Erzielte Ergebnisse
Entwicklung eines Akzeptanzmodell zur Abbildungen der Wirkbeziehungen	Identifizierung relevanter Einflussfaktoren hinsichtlich RPA-Akzeptanz sowie Darstellung der Faktoren anhand eines Wirkmodells, Validierung durch den Projektbegleitenden Ausschuss

Ob RPA erfolgreich eingeführt werden kann, hängt maßgeblich von der Einstellung der Arbeitnehmer und deren Nutzungsverhalten hinsichtlich der einzuführenden Algorithmen ab. Die Nutzung von Algorithmen und die genauen Einflussfaktoren, die das Nutzungsverhalten bestimmen, konnten bisher nicht allumfassend erforscht werden. Studien führten auch zu teilweise unterschiedlichen Ergebnissen, weshalb die Zusammenhänge noch nicht vollständig geklärt sind. Die verhältnismäßig stärkere Abneigung gegenüber Interaktionen mit Algorithmen im Vergleich zu Interaktionen mit Menschen wird im allgemeinen Algorithmusaversion genannt (Jussupow et al. 2020). Zur Entstehung von Algorithmus Aversion existieren diverse Hypothesen und Ansätze. Beispielsweise haben (Dietvorst et al. 2015) herausgefunden, dass Individuen weniger stark auf die Prognosen eines Algorithmus vertrauen, wenn sie Fehler seitens des Algorithmus beobachtet hatten. Dies wurde mittels eines Experiments, in dem die Teilnehmer die Aufgabe hatten, den Erfolg von MBA-Bewerbern einzuschätzen, festgestellt. Teilnehmer, die Fehler seitens des Algorithmus beobachten konnten, vertrauten seltener auf die Prognose des Algorithmus, selbst wenn Sie beobachten konnten, dass der Algorithmus trotz des Fehlers besser performte als der alternative menschliche Vorhersager. Dieser Effekt konnte jedoch nicht in der Kontrollgruppe beobachtet werden, in der die Teilnehmer den Algorithmus vorab nicht operieren sehen konnten. In einem Experiment von (Logg et al. 2019) konnte – ohne das Herausstellen der Fehlerhaftigkeit des Algorithmus – ein genau gegenteiliger Effekt festgestellt werden. Hier bevorzugten die Teilnehmer die Prognose des Algorithmus. Es ist jedoch anzuführen, dass die gegenübergestellten menschlichen Vorhersageberater in diesem Experiment keine Experten auf dem Gebiet der Prognostizierung waren. Unter Einsatz qualifizierterer menschlicher Vergleichsberater könnten daher gegebenenfalls abweichende Resultate beobachtet werden. Neben den Eigenschaften des Algorithmus kann auch die Wahrnehmung einen Einfluss auf die Algorithmusaversion haben.

Zusammenhänge hinsichtlich dieses Aspekts wurden beispielsweise von (Önkal et al. 2009) untersucht. Hierbei wurde Probanden die Aufgabe gestellt, Aktienkurse anhand von historischen Aktienkursen vorherzusagen, wobei sie Beratung seitens eines statistischen Vorhersagemodells oder eines menschlichen Experten erhalten haben. Im Versuch konnte festgestellt werden, dass eine Prognose durch die Klassifikation als „von einem Algorithmus stammend“ als weniger kredibel wahrgenommen wurde, als dieselbe Prognose, die als von einem Menschen stammend klassifiziert wurde. (Castelo et al. 2019) konnten einen Zusammenhang zwischen der Art der Aufgabenstellung und der Wahrscheinlichkeit einer Algorithmusaversion feststellen. Je höher die Studienteilnehmer den subjektiven Charakter einer Aufgabe einschätzten, desto weniger vertrauten die Probanden dem Algo-

rithmus hinsichtlich der Aufgabe. Selbige Studie zeigte jedoch auch, dass die wahrgenommene Objektivität einer Aufgabe bewusst gesteigert werden kann, was zu größerem Vertrauen beziehungsweise einer stärkeren Befolgung des Rates des Algorithmus führte.

5.1 Grundlegendes Akzeptanzmodell

In Kapitel 3.4 wurden bereits die Einflussfaktoren angesprochen, die in Studien bisher als relevant hinsichtlich Algorithmusversion identifiziert wurden. Die im Akzeptanzmodell von Jussupow et al. (2020) aufgeführten Charakteristiken betreffen hierbei einerseits die Ebene des Algorithmus sowie andererseits Charakteristiken auf Ebene des alternativen, dem Algorithmus gegenüberstehenden Menschen.

Charakteristiken Algorithmus

- **Algorithmus Autonomie:** Der Grad der Autonomie eines Algorithmus hängt davon ab, inwieweit er als beratend oder als ausführend klassifiziert werden kann (Nissen und Sengupta 2006). Ein beratender Algorithmus gibt Hinweise oder Empfehlungen, ohne selbst aktiv zu handeln und Entscheidungen zu treffen. Die letztendliche Entscheidungsgewalt liegt hier beim Benutzer. Ein ausführender Algorithmus handelt hingegen autonom auf Basis der Informationen, die ihm zur Verfügung stehen. Der Mensch tritt hier lediglich in der Rolle des Überwachers auf. Studien zeigen, dass Nutzern beider Algorithmusformen avers gegenüberstehen, wobei (Palmeira und Spassova 2015) zeigten, dass ausführende Algorithmen auf mehr Abneigung stoßen als beratende Algorithmen.
- **Algorithmus-Leistung:** Hinsichtlich der Leistung eines Algorithmus wurde in der Literatur der Einfluss der folgenden drei Aspekte untersucht: (1) Leistungsinformationen; (2) Varianz der Leistung; (3) Fehlerhaftigkeit. Der Einfluss von Informationen hinsichtlich der Leistung eines Algorithmus ist kontextabhängig. In einer Studie von (Castelo et al. 2019) wurde beispielsweise gezeigt, dass die Abneigung gegenüber Algorithmen bei objektiven Aufgaben wahrscheinlicher auftrat, wenn Informationen über den Algorithmus vorlagen, im Vergleich dazu, wenn keinerlei Informationen vorhanden waren. Für subjektive Aufgaben war dieser Effekt signifikant niedriger. Generell wirken Informationen zur Leistung jedoch eher Aversionsmildernd, besonders wenn hieraus ersichtlich ist, dass der Algorithmus dem alternativen Menschen überlegen ist (Yeomans et al. 2019; Bigman und Gray 2018). Ein weiterer getesteter Aspekt ist eine wiederholte Interaktion mit einem Algorithmus, bei dem die Verlässlichkeit des Algorithmus variiert. Studien hierzu konnten meist keine eindeutigen Ergebnisse hinsichtlich Algorithmusaversion erzielen oder konnten sogar eine Algorithmus-Bevorzugung messen (Madhavan und Wiegmann 2007; Goodyear et al. 2016; Williams et al. 2019). Die Herausstellung der Fehlerhaftigkeit von Algorithmen gegenüber Nutzern konnte in einigen Studien als aversionsfördernd nachgewiesen werden. Wenn Nutzer bemerken, dass Algorithmen Fehler begehen, wuchs der Unmut hierüber schneller als bei Fehlern vergleichbarer Menschen (Dietvorst et al. 2015, 2018; Leyer und Schneider 2019).
- **Fähigkeiten des Algorithmus:** Nutzer zweifeln häufig an der Fähigkeit eines Algorithmus einer Aufgabe gerecht zu werden, besonders wenn es sich um subjektive Aufgaben handelt. Subjektive Aufgaben bieten damit mehr Potenzial als objektive Aufgaben Algorithmusaversion hervorzurufen. Durch das Herausstellen der Fähigkeit eines Algorithmus, Situationen nach dem Vorbild des Denkmusters eines Menschen zu bewerten kann diesem jedoch entgegen gewirkt werden (Longoni et al. 2019; Castelo et al. 2019).

- Menschliche Mitwirkung: Ein Mensch kann auf zwei Arten an der Arbeit eines Algorithmus beteiligt sein: (1) Entwicklung und Training des Algorithmus; (2) Zusammenarbeit zwischen Algorithmus und Mensch. In Studien stellten sich beide Arten von Mitwirkung als aversions-reduzierend heraus, wobei jedoch unklar ist, ob ein Hybrid aus Algorithmus und Mensch bessere Leistungen erbringt als der Algorithmus für sich (Yeomans et al. 2019; Jago 2019; Palmeira und Spassova 2015).

Charakteristiken Mensch

- Expertise: Wenn der dem Algorithmus als Alternative gegenüberstehende Mensch als Experte auf dem entsprechenden Gebiet gekennzeichnet wird, steigt die Wahrscheinlichkeit für Algorithmusaversion. Menschliche Experten werden typischerweise den Experten-Algorithmen vorgezogen, wohingegen novizenhafte Algorithmen gegenüber menschlichen Novizen bevorzugt werden (Madhavan und Wiegmann 2007).
- Persönliche Distanz: Die persönliche Distanz beschreibt, wie nahe ein Nutzer dem dem Algorithmus gegenüberstehenden alternativen Menschen steht. Eine größere persönliche Bindung zum anderen Menschen resultiert üblicherweise in einer wohlwollenden Einstellung gegenüber dieser Person und würde damit auch die in diesem Fall vorhandene Algorithmusaversion verstärken. Dieser Effekt ist besonders ausgeprägt, wenn der Nutzer selbst die Alternative zum Algorithmus darstellt (Trope und Liberman 2010; Logg et al. 2019).

Die einzelnen Charakteristiken hängen oft mit kognitiven Biases zusammen. Ein kognitiver Bias entsteht, wenn Informationen aus der Umgebung verarbeitet werden, die im Vergleich zur Realität systematisch verzerrt sind (Haselton et al. 2015). Diese Verzerrungen in Verbindung mit dem daraus folgendem irrationalen Handeln ergibt sich häufig aus Heuristiken. Heuristiken werden umgangssprachlich auch Daumenregeln oder mentale Abkürzungen genannt. Sie finden häufig Anwendung, wenn nur begrenzte Informationen vorliegen oder wenn komplexe Situationen vereinfacht werden sollen (Dobelli 2014; Kahneman 2012). In der Kognitionsforschung sind diverse Biases erforscht worden, die personen- und kontextabhängig mehr oder weniger stark ausgeprägt sein können. Nachfolgend werden einige ausgewählte, hinsichtlich Algorithmusaversion relevante Biases erläutert:

- Status-Quo-Bias: Der sogenannte "Status-Quo-Bias" beschreibt die menschliche Tendenz, gegenwärtige Zustände (Status Quo) Veränderungen vorzuziehen. Diese Präferenz bleibt bestehen, auch wenn eine objektive Betrachtung zeigt, dass eine Neuerung vorteilhaft wäre (Samuelson und Zeckhauser 1988). Aufgrund dieses irrationalen Denkmusters neigen Individuen dazu, bestehende ökonomische, politische oder soziale Verhältnisse beizubehalten.
- Overconfidence-Bias: Der Begriff „Overconfidence-Bias“ beschreibt die Neigung von Menschen, die Qualität eigener Entschlüsse, Wissen und Fertigkeiten systematisch zu überschätzen. Durch fälschlicherweise bestehendes übermäßiges Vertrauen in die eigene Person ist es wahrscheinlicher, dass Einschätzungen von Dritten, wie beispielsweise einem Algorithmus, abgelehnt werden (Alpert und Raiffa 2013).
- Confirmation-Bias: Der als „Vater aller Denkfehler“ bezeichnete Confirmation-Bias, beschreibt die Tendenz des Menschen, Informationen so zu interpretieren, dass sie mit bestehenden Meinungen, Weltanschauungen und Überzeugungen übereinstimmen. Infolgedessen werden solchen Aspekten eine hohe Bedeutung beigemessen, während nicht-konforme Informationen abgeschwächt oder vollständig ignoriert werden (Dobelli 2014; Glaser 2019). Der Confirmation-Bias hat zur Konsequenz, dass Menschen ungern eigene bestehende Meinungen hinterfragen, was sich zuungunsten von bevorstehenden Veränderungsprozessen auswirkt (Lilienfeld et al. 2009).

- **Anchoring Bias:** Der Anchoring Bias (Verankerungseffekt) beschreibt den Einfluss bekannter Informationen auf die Entscheidungsfindung. Menschen neigen dazu, sich von der ersten Information, die sie erhalten, (zu stark) beeinflussen zu lassen. Dieser Bias ist eine Form der Urteilsheuristik und führt dazu, dass die individuelle Bewertung sich an einem gesetzten Anker orientiert, was zu einer systematischen Verzerrung bei nachfolgenden Wahrnehmungen, Argumenten, Beurteilungen und Schlussfolgerungen in Richtung des Ankers führt (Tversky und Kahneman 1974). Das Abwägen anderer relevanter Faktoren wird dadurch behindert, was zu Fehlentscheidungen führen kann (Glaser 2019).
- **Pro-Innovation-Bias:** Ein Pro-Innovation-Bias findet dadurch Ausdruck, dass Individuen die mit einer Innovation verbundenen Möglichkeiten tendenziell überschätzen und gleichzeitig die damit verbundenen Grenzen und Risiken unterschätzen (Palacios Fenech und Longford 2014).
- **Bandwagon-Effekt:** Der Bandwagon-Effekt beschreibt, dass Menschen dazu neigen, sich Meinungen und Ideen anzuschließen, die von anderen vertreten werden, unabhängig davon, ob diese der eigenen Meinung entsprechen. Es entsteht ein Konformitätsdruck, der durch die Mehrheit ausgeübt wird, mit der sich ein Individuum identifizieren möchte. Der Authority-Bias, eine Ausprägung des Bandwagon-Effekts, beschreibt, dass Äußerungen und Haltungen einer Autoritätsperson ungefiltert übernommen werden. Im unternehmerischen Kontext kann dies dazu führen, dass die scheinbare Überlegenheit von Führungskräften die Äußerung von Kritik und Verbesserungsvorschlägen hemmt, was sich negativ auf die Innovationsprozesse auswirken kann (Pinder 2020; Keum und See 2017).
- **Framing-Effekt:** Der Framing-Effekt besagt, dass die Art und Weise, wie Informationen präsentiert werden, deren Interpretation beeinflusst. Wenn eine Option mit positiven Konnotationen präsentiert wird, wird sie als Gewinn wahrgenommen, während Optionen mit negativem Frame als Verlust angesehen werden. Im letzteren Fall suchen Menschen eher nach Risiken, die mit der Wahl dieser Option verbunden sind (Stoche 2002; Kahneman und Tversky 2000).

5.2 Fortentwicklung des Akzeptanzmodells

Dem Großteil der bisher durchgeführten Studien hinsichtlich des Zustandekommens von Algorithmusaversion ist gemein, dass diese sich auf die (wahrgenommenen) Eigenschaften des Algorithmus oder der Aufgabe beziehen. Auch die Eigenschaften des Nutzers wurden bereits hinsichtlich Algorithmusaversion analysiert. Im Kapitel 3.4 wurden bereits mehrere bislang nicht im Akzeptanzmodell von Jussupow et al. (2020) berücksichtigte Einflussfaktoren erarbeitet. Setzt man diese in den Kontext des Akzeptanzmodell von Jussupow et al. (2020) ergibt sich folgendes Wirkmodell:

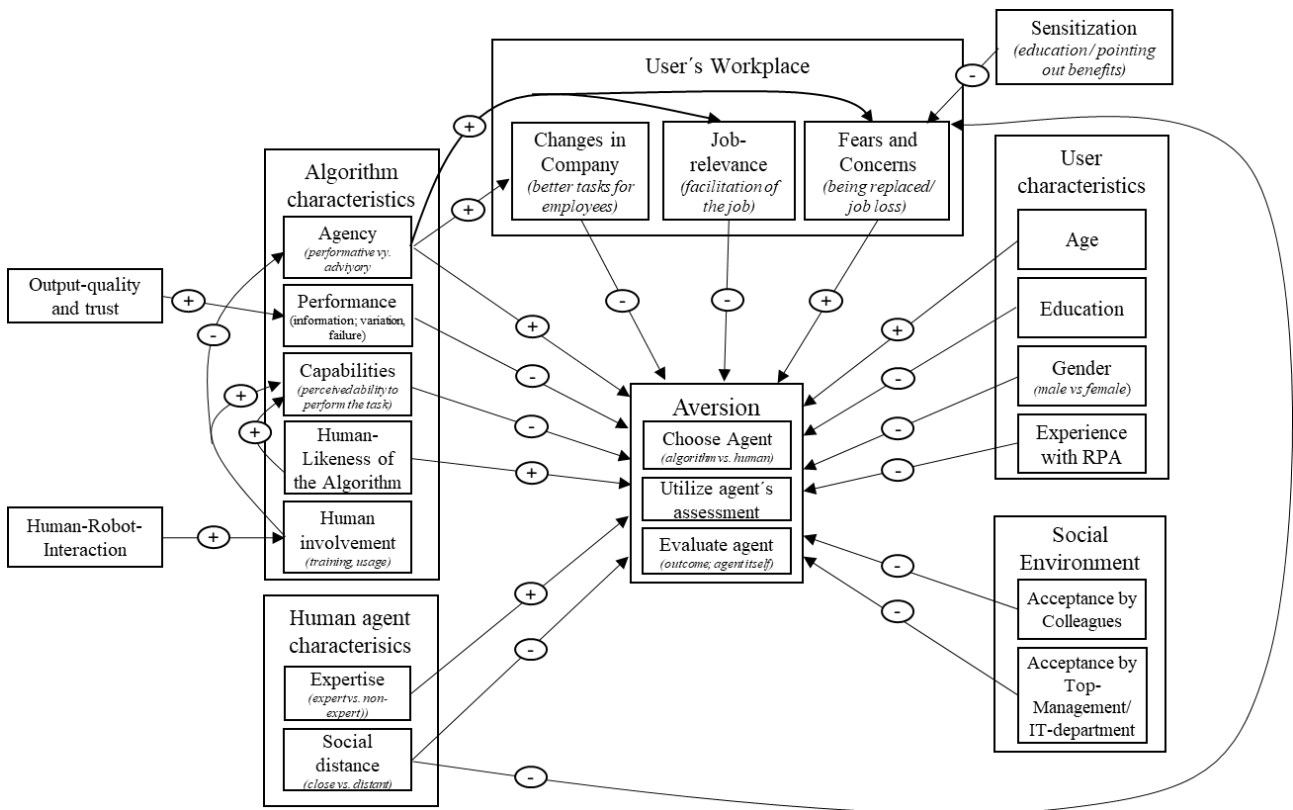


Abbildung 5-1: Erweitertes Akzeptanzmodell (eigene Darstellung Akzeptanzmodell in Anlehnung an Jussupow et al. 2020)

Die im Kontext von Unternehmen oft gegebene Rahmenbedingung einer Zielvorgabe oder einer persönlichen Präferenz wurde in Bezug auf Algorithmusaversion jedoch bisher wenig beachtet. Produzierende Unternehmen, die RPA implementieren wollen, haben oft unternehmensinterne Ziele, an denen Mitarbeiter gemessen werden. Beispielsweise könnten Manager anhand von Verkaufszahlen oder niedrigen Produktionskosten beurteilt werden, die auch deren jährliche Bonuszahlungen beeinflussen. Daher sind persönlichen Präferenzen ein wichtiger Aspekt, der den Erfolg der Implementierung von RPA mitbestimmt, deren Einfluss umfassende Untersuchung bedarf. Die Übereinstimmung einer erhaltenen Beratung mit den persönlichen Zielen wird hierbei als Beratungsalenz bezeichnet. Das von entwickelte Akzeptanzmodell soll daher um die bislang kaum untersuchte Facette „Beratungs-Valenz“ erweitert werden:

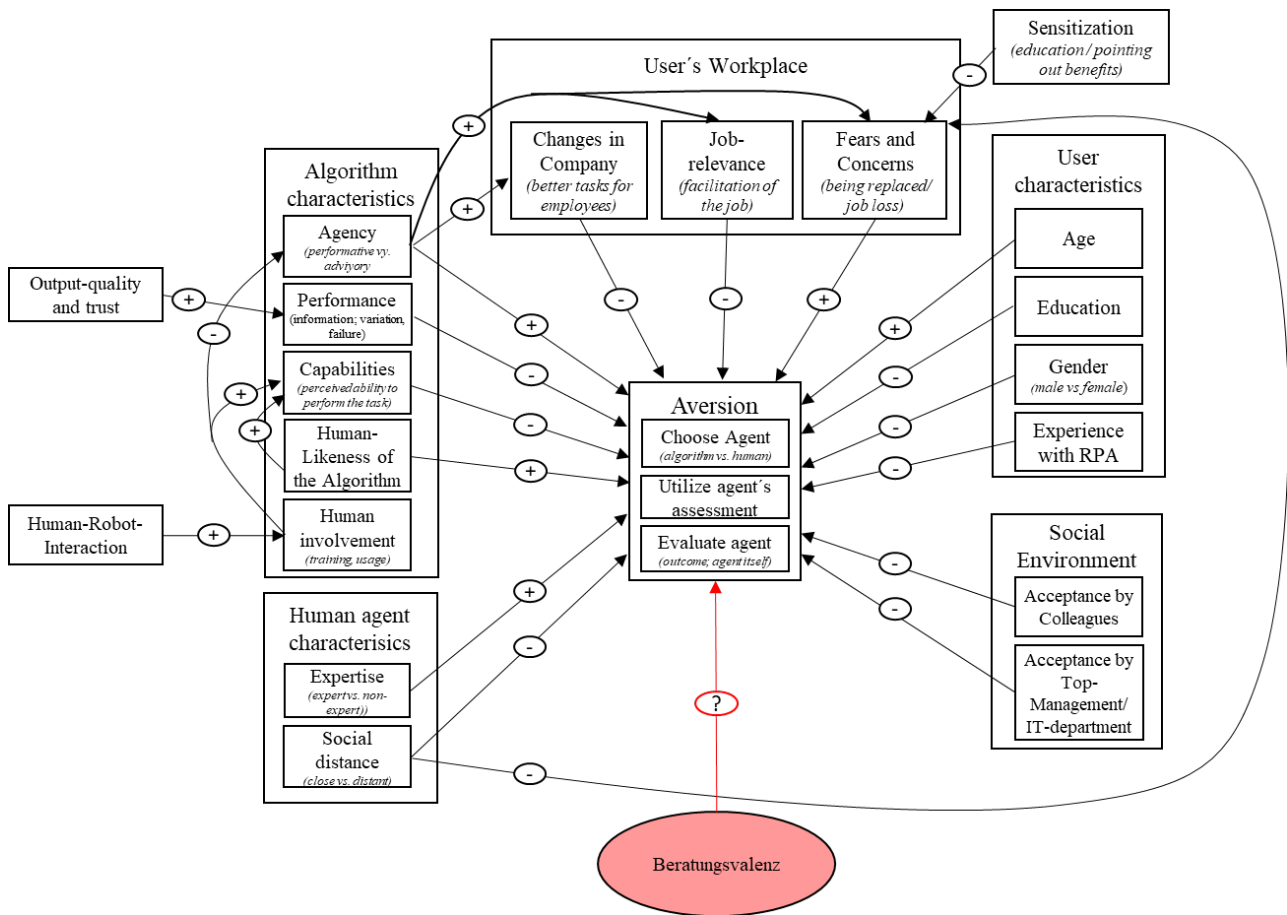


Abbildung 5-2: Modifikation erweitertes Akzeptanzmodell (eigene Darstellung Akzeptanzmodell in Anlehnung an Jussupow et al. 2020)

Zur Messung des Einflusses der Variable Beratungs-Valenz auf die Akzeptanz ist die wahrgenommene Kreditabilität der Informationsquelle ein Indikator. Wahrgenommene Kreditabilität ist ein wichtiger Faktor in Bezug auf die Überzeugungskraft einer Informationsquelle (Petty und Cacioppo 1986). Je höher die wahrgenommene Kreditabilität einer Informationsquelle ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass diese genutzt wird. Inwieweit RPA erfolgreich implementiert wird, hängt somit auch von der wahrgenommenen Kreditabilität ab. In einigen Studien wurde Hinweise darauf gefunden, dass die wahrgenommene Kreditabilität von Computermodellen maximal gleichwertig zur wahrgenommenen Kreditabilität von menschlichen Experten ist (Önkal et al. 2009; Fogg und Tseng 1999). Es ist jedoch unklar, ob die Studienergebnisse auch für komplexere Algorithmen und unter der Rahmenbedingung der persönlichen Präferenz gelten.

Die wahrgenommene Kreditabilität leitet sich im Allgemeinen aus der wahrgenommenen Kompetenz und der wahrgenommenen Vertrauenswürdigkeit ab (Fogg und Tseng 1999; Mercer 2005). Welcher von beiden Faktoren größeren Einfluss auf die wahrgenommene Kreditabilität hat, ist hierbei situationsabhängig (Pornpitakpan 2004). Es kann daher vermutet werden, dass die wahrgenommene Kompetenz und die wahrgenommene Vertrauenswürdigkeit mittelbar über die wahrgenommene Kreditabilität Einfluss auf Algorithmusaversion nehmen.

5.3 Theoretische Herleitung der Fortentwicklung des Akzeptanzmodell

Ein Zusammenhang zwischen persönlichen Präferenzen und Algorithmusaversion kann auf Basis des Konzepts des „Motivierten Denken“ vermutet werden. Motiviertes Denken beschreibt hierbei den

Einfluss von Präferenzen und Motivation auf die kognitive Fähigkeit, unbeeinflusst Schlussfolgerungen zu ziehen. Von (Kunda 1990) wurde dies wie folgt beschrieben: Menschen, die motiviert sind, zu einem bestimmten Schluss zu gelangen, werden versuchen, objektiv zu sein und eine Rechtfertigung zu finden, die es einem präferenzlosen Beobachter erlaubt, diesem bestimmten Schluss zu folgen. Es werden Annahmen und Einschätzungen getroffen, die aus der eigenen Sicht objektiv erscheinen, aus einer außenstehenden Perspektive jedoch zu erkennen ist, dass diese voreingenommen sind (Epley und Gilovich 2016; Pronin et al. 2004). Zudem führen präferenzkonsistente Informationen nicht zu einer Aktivierung von kognitiver Bemühungen, die Information zu bewerten, wohingegen präferenzinkonsistente Informationen diese kognitiven Prozesse anregen (Ditto und Lopez 1992). Hieraus abzuleiten ist, dass Menschen sensibler auf schlechte Nachrichten reagieren und diesen somit generell kritischer gegenüber stehen, als wenn Nachrichten mit ihren persönlichen Ansichten und Zielen übereinstimmt (Ditto et al. 1998). Von (Chen et al. 2015) wird zudem argumentiert, dass das Auftreten von Motiviertem Denken nur möglich ist, wenn sowohl die Motivation hierzu als auch ein Anlass hierzu gegeben ist. Im Unternehmenskontext findet die Motivation meist in einem Anreiz, wie beispielsweise einer Zielvorgabe, Ausdruck, wobei der Anlass eine durch eine Argumentationsgrundlage, wie beispielsweise die Eigenschaften einer Informationsquelle, verkörpert wird.

Die Hypothese eines Zusammenhangs zwischen Algorithmusaversion und Beratungs-Valenz wurde erstmals von (Chen et al. 2022) aufgestellt. Sie entwickelten ein Experiment, indem Unternehmens- und persönliche Präferenzen in eine Prognoseaufgabe integriert wurden und auf Korrelationen hinsichtlich des Berücksichtigens des Rates ein Algorithmus beziehungsweise eines Menschen untersucht wurde. Im Experiment wurde verglichen, wie viele Teilnehmer der Prognose eines Algorithmus beziehungsweise der Prognose eines Menschen folgen, wenn dieser Berater eine von einer ursprünglich vorhandenen Einschätzung abweichende Prognose abgibt. Dies sollte sowohl vor dem Hintergrund einer Prognose, die nicht mit der persönlichen Präferenz übereinstimmt, als auch vor dem Hintergrund einer Prognose, die mit der persönlichen Präferenz übereinstimmt, untersucht werden. Es konnte festgestellt werden, dass unerfreuliche Prognoseergebnisse die Wahrscheinlichkeit von Algorithmusaversion erhöhen. Im Experiment wurde jedoch unterstellt, dass nur diejenigen, die sich sehr nahe an der Prognose des Beraters orientiert haben, die Beratung genutzt haben. Ab einer festgelegten Abweichung zur erhaltenen Einschätzung wurde der Teilnehmer als gänzlich nicht beratungsberücksichtigend eingestuft. Zudem wurde im Experiment lediglich eine Valenzausprägung untersucht. Auswirkungen einer dahingehenden Differenzierung soll in einem auf das Experiment von (Chen et al. 2022) aufbauenden Experiment untersucht werden. Hierzu soll ein ähnlicher Versuch durchgeführt werden, bei dem das Vorliegen von Algorithmusaversion vor dem Hintergrund verschiedener Beratungsvalenzstufen überprüft wird. Die Valenzstufen sollen hierbei in jeweils drei präferenzinkonsistente Beratungsausprägungen und drei präferenzkonsistente Beratungsausprägungen unterteilt werden, die im Grad der Schwere ihrer Präferenzkonsistenz beziehungsweise Inkonsistenz variieren. Zudem soll keine feste Abweichungsgrenze bestehen, die darüber entscheidet, ob ein Teilnehmer der Prognose eines Beraters folgt. Vielmehr sollen die relativen Anpassungen (ausgehend von einer ersten eigenen Einschätzung aus Sicht der Teilnehmer) an die Berater verglichen werden. Durch dieses Folgeexperiment soll das oben gezeigte Akzeptanzmodell speziell in Bezug auf RPA in produzierenden Unternehmen erweitert werden, da hier die Rahmenbedingung einer Zielvorgabe häufig gegeben ist.

Auf Basis dieser Forschungsergebnisse vermuten wir, dass Menschen Algorithmen umso mehr infrage stellen, desto negativer die vom Algorithmus erhaltenen Informationen wahrgenommen werden. Die negativ aufgefasste Information stellt hierbei die für das Motivierte Denken benötigte Motivation dar, der Umstand des Algorithmus als Informationsquelle dient als Anlass. Bei präferenzkonsistenten Informationen, die von einem Menschen stammen, liegt ebenfalls Motivation vor. Wenn

der beratende Mensch nun ausreichend qualifiziert ist, liegt jedoch kein Anlass vor, der Motivierte Denken ermöglichen würde. Die Fähigkeit diesen Menschen im Wege des Motivierten Denkens „objektiv“ anzuzweifeln ist eingeschränkt. Im Gegensatz hierzu vermuten wir, dass die Kompetenz und Kreditibilität von Algorithmen umso weniger angezweifelt wird, je erfreulicher die vom Algorithmus übermittelten Nachrichten sind. Der Anlass zum Hinterfragen wäre in diesem Fall nach wie vor gegeben, jedoch besteht nun keine Motivation mehr. Beim Vorliegen von präferenzkonsistenten Informationen sollten daher die Kreditibilität von Algorithmen und Menschen als gleichwertig eingeschätzt werden, da keine Motivation besteht, die Informationsquelle zu hinterfragen. Da mit sinkender Präferenzkonsistenz die für das Motivierte Denken benötigte Motivation steigt, sollte der Effekt des Motivierten Denkens skalierbar sein.

Aufbauend auf diesen Überlegungen kommen wir zu folgender Hypothese:

Hypothese: *Je geringer die Übereinstimmung zwischen einer erhaltenen Beratung und den persönlichen Präferenzen, desto geringer wird die wahrgenommene Kreditibilität und die Nutzung eines beratenden Algorithmus im Vergleich zu einem menschlichen Experten sein. Im Gegensatz dazu wird sich die wahrgenommene Kreditibilität sowie die Beratungsnutzung umso stärker an die eines menschlichen Experten angleichen, je höher die Übereinstimmung zwischen der Beratung und den persönlichen Präferenzen (Valenz) ist.*

6 AP4: Empirische Überprüfung des Akzeptanzmodells

Es wird ein entsprechendes Laborexperiment entwickelt, um Aussagen bezüglich der Hypothesen zu bestätigen. Die Ergebnisse des Experiments werden nach bestimmten statistischen Methoden ausgewertet um die Hypothesen zu verifizieren oder zu falsifizieren. Anschließend wird eine Online-studie auf Fragebogenbasis erstellt und ausgewertet, welches die Basis für die Entwicklung von Schulungskonzepten zur Akzeptanzsteigerung dienen soll.

AP4: Geplante Ergebnisse lt. Antrag	Erzielte Ergebnisse
Umfassende Validierung des zuvor entwickelten Akzeptanzmodells anhand eines psychologischen Laborexperimentes sowie einer Online-studie auf Fragebogenbasis	Umfassende Validierung des zuvor entwickelten Akzeptanzmodells anhand eines psychologischen Online-Experiments und einer Online-studie

6.1 Beschreibung Experiment

Überblick

In einem Experiment soll, durch einen Vergleich der Nutzungsrate der Expertise eines Menschen und der Nutzungsrate der Expertise eines Algorithmus, die Akzeptanz von Algorithmen innerhalb von KMU untersucht werden. Die Nutzungsrate stellt hierbei dar, inwieweit ein Teilnehmer dem Beratungsergebnis folgt. Um die nachfolgende Hypothese diesbezüglich zu überprüfen, wurde eine Online-Studie auf Fragebogenbasis durchgeführt.

Hypothese: *Je geringer die Übereinstimmung zwischen der erhaltenen Beratung und den persönlichen Präferenzen, desto geringer wird die wahrgenommene Kreditabilität und die Nutzung eines beratenden Algorithmus im Vergleich zu einem menschlichen Experten sein. Im Gegensatz dazu wird sich die wahrgenommene Kreditabilität sowie die Beratungsnutzung umso stärker an die eines menschlichen Experten angleichen, je höher die Übereinstimmung zwischen der Beratung und den persönlichen Präferenzen (Valenz) ist.*

Zu diesem Zweck werden die Teilnehmer in zwölf Gruppen eingeteilt, wobei die Teilnehmergruppen 1–6 zur Kategorie „Algorithmusberatung“ zählen und Beratung von einem Algorithmus erhalten, der von einem internen Datenanalysten programmiert wurde, wohingegen die Teilnehmergruppen 7–12 der Kategorie „Menschenberatung“ zuzuordnen sind und Beratung von einem internen Produktmanager erhalten. Die verschiedenen Teilnehmergruppen erhalten Beratungen mit unterschiedlichen Valenzprägungen, womit insbesondere überprüft werden soll, inwieweit die Konformität des Beratungsausgangs mit den persönlichen Zielen Einfluss auf die Nutzungsraten hat.

Aufbau

Jeder Teilnehmer des Experiments übernimmt die Rolle eines Geschäftsführers und wird mit der Planung des Produktionsbedarfs eines Artikels beauftragt. Den Teilnehmern wird eine erste grundlegende Bedarfsvorhersage seitens des Verkaufsleiters in Höhe von 60.000 Einheiten basierend auf historischen Werten zur Verfügung gestellt. Um das Engagement der Teilnehmer zu steigern, wird betont, dass der Erfolg des neuen Produkts existenziell ist und an den Verkaufszahlen gemessen wird. Die jährlich anfallenden Bonus- und Sonderzahlungen für den Geschäftsführer werden am beschriebenen Erfolg des Produkts sowie an der Präzision der Bedarfsvorhersage gemessen, um eine Präferenz seitens des Geschäftsführers zu schaffen. Um sicherzustellen, dass die Teilnehmer die Prämisse verstehen, werden inhaltliche Details anhand von Aufmerksamkeitsprüfungen abgefragt.

Anschließend sollen die Teilnehmer eine erste eigene vorläufige Einschätzung hinsichtlich der benötigten Artikeleinheiten abgeben. Diese Einschätzung dient als individuelle Benchmark für die Berechnung der relativen Anpassung an die darauffolgende Beratung. Zusätzlich werden – zwecks Datenauswertung – die Teilnehmer nach der vorläufigen Einschätzung befragt, ob die Bedarfseinschätzung als Attention-Check missverstanden wurde. In einem zweiten Schritt wird den Probanden mitgeteilt, dass aufgrund von unvorhergesehenen Umständen und zusätzlich vorhandenen Informationen, eine weitere Einschätzung eingeholt wurde. Die Teilnehmergruppe "Menschenberatung" erfährt, dass die Folgeeinschätzung vom Produktmanager auf der Grundlage zusätzlicher Informationen stammt. Im Gegensatz hierzu wird der Teilnehmergruppe „Algorithmusberatung“ mitgeteilt, dass jene Folgeeinschätzung von einem Datenanalyseprogramm stammt. Das Datenanalyseprogramm wurde hierbei von einem internen Datenanalysespezialisten entwickelt. Beide Teilgruppen werden nochmals jeweils in eine „Good-News“-Gruppe sowie eine „Bad-News“-Gruppe mit verschiedenen starken Ausprägungen unterteilt. Die Good-News-Gruppen erhalten Bedarfsvorhersage-Ausprägungen in Höhe von 62.000, 70.000 oder 85.000 Einheiten, wohingegen die Bad-News-Gruppen Vorhersagen in Höhe von 58.000, 50.000 oder 35.000 Einheiten erhalten. In nachfolgender Tabelle sind die jeweiligen Ausprägungen zusammenfassend dargestellt.

<i>Gruppennummer</i>	<i>Beratungsquelle</i>	<i>Valenz</i>	<i>Beratungsvorhersage</i>
1	Algorithmus	Good News	70.000
2	Algorithmus	(Very) Good News	85.000
3	Algorithmus	(Moderate) Good News	62.000
4	Algorithmus	Bad News	50.000
5	Algorithmus	(Very) Bad News	35.000
6	Algorithmus	(Moderate) Bad News	58.000
7	Mensch	Good News	70.000
8	Mensch	(Very) Good News	85.000
9	Mensch	(Moderate) Good News	62.000
10	Mensch	Bad News	50.000
11	Mensch	(Very) Bad News	35.000
12	Mensch	(Moderate) Bad News	58.000

Jeder Teilnehmer erhält eine Erläuterung des Kalkulationsprozesses, der den Folgeeinschätzungen zugrunde liegt. Es wird darauf geachtet, dass der erläuterte Gedankengang der Gruppe "Menschenberatung" möglichst konsistent mit der Beschreibung des Kalkulationsmodells ist, das die Gruppe "Algorithmusberatung" erhält, um eine bessere Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Außerdem erfahren die Teilnehmer, dass der Produktmanager bzw. der Datenanalyst auf Grundlage ihrer Prognosegenauigkeit vergütet werden. Im nächsten Schritt werden die Probanden gebeten, sich für eine finale Produktionsmenge zu entscheiden. Anschließend sollen die Teilnehmer die Kreditibilität der Quelle der Folgebeurteilung bewerten. Hierzu erfolgt eine Bewertung anhand einer ordinalen Skala, die von -3 bis +3 reicht, wobei -3 für keinerlei Kreditibilität steht, wohingegen +3 maximale Kreditibilität bedeutet. Mit derselben Methode werden zudem die Bewertung der Vertrauenswürdigkeit und der

Kompetenz der Beratungsquelle, die Eigenschaften der Prognoseaufgabe und gemessen. Den Probanden wird außerdem die Möglichkeit gegeben, ihren Entscheidungsprozess zu erläutern. Auch werden die Teilnehmer zu Ihrer Einschätzung der Kreditibilität der ursprünglichen Prognose, Ihrem eigenen Risikoempfinden, der Neigung zu konservativem Vorgehen und Ihrer Erfahrung bzw. Vertrauen in Technologie befragt. Bezüglich der Folgeeinschätzung wird zudem nach der empfundenen Komplexität des beschriebenen Prognosemodells gefragt, sowie inwieweit der Teilnehmer von seiner eigenen endgültigen Einschätzung überzeugt war und ob er das Gefühl hatte, vollständig für die Prognosegenauigkeit verantwortlich zu sein. Weiterhin wird gemessen, inwieweit die Teilnehmer den eigenen Erfolg und den Erfolg der Firma im Interesse hatten und wie verständlich die Umfrage war. Hierdurch soll bestimmt werden, in welchem Maße die Teilnehmer den Versuch mit Ernsthaftigkeit durchgeführt haben. Abschließend werden persönliche demografische Daten wie Alter, Bildungsstand und Arbeitserfahrung erhoben.

6.2 Theoretischer Hintergrund Experimentgestaltung

Die Aufgabenstellung der Prognostizierung wurde gewählt, um einerseits Unsicherheit und die Notwendigkeit des Hinzuziehens von Beratern zu forcieren und andererseits um die Möglichkeit zu schaffen, Präferenzen anhand von Zielvorgaben zu kreieren. Anhand verschiedener Prognosen sollen verschiedene Präferenzstufen abgebildet werden. Zudem ist das Festlegen von Prognosen eine gut vorstellbare, sehr praxisbezogene Aufgabenstellung, da diese Tätigkeit in vielen Unternehmen verbreitet ist.

Die Teilnehmer nehmen die Rolle eines Geschäftsführers ein, um so einem Overconfidence-Bias entgegenzuwirken, da der Geschäftsführer selbst kein Experte auf dem Gebiet der Produktplanung ist. Insofern soll die Notwendigkeit geschaffen werden, Beratung in Anspruch zu nehmen. Im Vergleich zu einem gewöhnlichen Angestellten birgt die Position des Geschäftsführers zudem größeres Potenzial, persönliches Interesse am Erfolg des Unternehmens zu vermitteln und damit die ernsthafte Herangehensweise in Bezug auf das Experiment zu steigern. Außerdem reduziert die Position des Geschäftsführers die Gefahr der Auswirkung eines möglichen Authority-Bias, da der Geschäftsführer, die höchste Position in der Hierarchie des Unternehmens darstellt. Einflüsse seitens des sozialen Umfelds werden somit reduziert. Ein weiterer Vorteil, den die Rolle des Geschäftsführers birgt, ist, dass kein Bedrohungsgefühl seitens des Algorithmus ausgelöst werden kann. Da das Prognostizieren nicht zu den Kompetenzen und Zuständigkeiten eines Geschäftsführers gehört, besteht zudem kein Grund, sich durch den Algorithmus in Bezug auf seinen Arbeitsplatz bedroht zu fühlen. Diese Bedrohung könnte sich jedoch bei Positionen wie der des Verkaufsleiters ergeben, wo das Prognostizieren eine wichtige Rolle spielt.

Um den Fokus der Untersuchung auf die Variable „Beratungsform“ zu legen und alternative Einflussfaktoren auf die Teilnehmerentscheidung zu reduzieren, werden sowohl die Qualifikationen, die der Produktmanager und der Datenanalyst auf ihren jeweiligen Gebieten haben, sowie der Kalkulationsprozess der Beratungsquellen möglichst identisch gehalten. Auch wurden die Genauigkeitsraten der Kalkulationsmodelle gleichgesetzt, sodass die Qualität der Beratungsquellen für die Teilnehmer objektiv keine Unterschiede aufweist. Die Tatsache, dass es leichte Abweichungen zwischen beiden Quellen geben muss, die der Natur der Berufe bzw. der Beratungsquelle geschuldet sind, wie bspw. das technische Know-how des Datenanalyst oder die aus Erfahrungen stammende Intuition des Produktmanagers, lässt sich hier nicht vermeiden und stellen Grenzen für den Aspekt der Vergleichbarkeit dar.

Eine mögliche geringere Nutzung des Rates des Algorithmus könnte auch darauf zurückzuführen sein, dass bei möglichen Fehlern weniger Raum für Schuldzuweisungen bleibt. Eine Studie von Promberger und Baron (Promberger und Baron 2006) hat gezeigt, dass Menschen die Möglichkeit einer Schuldzuweisung bei Algorithmen als weniger gegeben sehen als bei anderen Menschen. Um diesen Effekt abzuschwächen, wird im Experiment ein interner Mitarbeiter (Datenanalyst) in Verbindung mit dem Algorithmus gebracht. Zudem findet keine direkte Interaktion zwischen dem Algorithmus und dem Teilnehmer statt, sodass die in Kapitel 3.4.3 erläuterten Einflüsse hinsichtlich dem Aspekt Human-Robot-Interaction umgangen werden.

Die Bonuszahlung des Geschäftsführers wurde an die Verkaufszahlen gekoppelt, um beim Teilnehmer eine Präferenz für höhere Verkaufszahlen zu schaffen. Dadurch soll erreicht werden, dass die prognostizierten Zahlen von 85.000 / 70.000 / 62.000 bzw. 58.000 / 50.000 / 35.000 im Vergleich zur Grundprognose in Höhe von 60.000 als wünschenswert bzw. als ungünstig wahrgenommen werden. Dadurch kann untersucht werden, ob Good-News und insbesondere ihre Ausprägung einen anderen Einfluss auf die Nutzung von Algorithmen haben als Bad-News. Der Aspekt der Prognosepräzision wurde als zusätzliche Bonusbemessungsgrundlage implementiert, um den Anreiz von exzessiven Überschätzungen zu verringern.

Die vorläufige Einschätzung des Produktionsbedarfs (Benchmark) auf Basis der ursprünglichen Prognose in Höhe von 60.000 Einheiten wird erhoben, um die finale Prognose im Hinblick auf die Beratungsnutzungsrate richtig einzuordnen. Somit kann bestimmt werden, inwieweit der Rat eines Beraters tatsächlich in der Entscheidungsfindung berücksichtigt wurde. Hierbei wird die Differenzen zwischen der vorläufigen Prognose des Teilnehmers und der Folgeprognose des Algorithmus bzw. des Produktmanagers berechnet und mit der Differenz zwischen der finalen Prognose des Teilnehmers und der Folgeprognose des Algorithmus bzw. des Produktmanagers verglichen. Die Nutzungsrate stellt hierbei – ausgehend von der individuellen Benchmark – dar, inwieweit ein Proband seine Prognose an die Prognose der Beratungsquelle angepasst hat. Angenommen, die Benchmark beträgt 60.000 Einheiten und die Beratungsquelle schätzt den Bedarf auf 70.000 Einheiten, bedeutet dies, dass eine maximale Anpassung von 10.000 Einheiten möglich ist. Wenn ein Teilnehmer eine finale Prognose von 66.000 Einheiten angibt, hat er seine Prognose um 6.000 Einheiten angepasst, was einer Nutzungsrate von 60 % entspricht.

$$\text{Nutzungsrate} = 1 - \left| \frac{\text{finale eigene Prognose} - \text{Prognose Folgeberatung}}{\text{vorläufige eigene Prognose} - \text{Prognose Folgeberatung}} \right|$$

Zudem kann durch eine Benchmark auch die Validität einzelner Messungen überprüft werden. Wenn zum Beispiel die eigene vorläufige Prognose für den Absatz bei 65.000 Einheiten liegt und die endgültige Prognose ebenfalls auf 65.000 Einheiten geschätzt wird, kann man – im Gegensatz zu einer Situation ohne vorläufige Einschätzung – davon ausgehen, dass die Beratung nicht genutzt wurde.

Um eine generelle Berücksichtigung der Folgeberatung zu gewährleisten soll der Eindruck erweckt werden, dass die Folgeberatung notwendig ist, da dem Algorithmus oder Produktmanager mehr Informationen zur Verfügung stehen. Durch die Integration von aktuelleren, verkaufsrelevanten Daten und der Informationen des Verkaufsleiters in die zweite Beratungsquelle soll ihre Überlegenheit betont werden, um Anreize für ihre Verwendung sowohl bei positiven als auch negativen Nachrichten zu schaffen. Zudem soll durch die Verknüpfung der Vergütung des Produktmanagers bzw. des Datenanalysts an deren Prognosegenauigkeit vermittelt werden, dass diese ebenfalls ein Interesse

an einer möglichst genauen Vorhersage haben. Hierdurch soll ein Anreiz geschaffen werden die Folgequelle zu berücksichtigen, indem die wahrgenommene Kreditibilität gesteigert werden soll.

Im an das Experiment anschließenden Fragebogen soll durch Fragen in Bezug auf das eigene Interesse am Erfolg der Firma gemessen werden, inwieweit die Teilnehmer den Versuch mit ausreichender Ernsthaftigkeit durchgeführt haben. Der Fragebogen dient einerseits zur Erfassung weiterer Einflussfaktoren die innerhalb des Experiments eine Rolle gespielt haben könnten, sowie andererseits zur weiteren Akzeptanzmessung. Es gibt grundsätzlich zwei verschiedene Arten der Akzeptanz: die Einstellungsakzeptanz, welche lediglich über Befragungen ermittelt werden kann und demnach nicht beobachtbar ist, und die Verhaltensakzeptanz, welche zu sehen ist, indem ein Nutzer die Technologie letztendlich wirklich verwendet oder nicht. Die Verhaltensakzeptanz soll mittels der innerhalb des Experiments getätigten Teilnehmerprognose gemessen werden, wohingegen die Einstellungsakzeptanz über den Fragebogen erfasst werden muss. Durch das simultane Messen von Einstellungs- und Verhaltensakzeptanz soll die Aussagekraft der Messungen gesteigert werden. Um alternative Einflussfaktoren, die in den Charakteristiken des Teilnehmers liegen, auf die Akzeptanz entsprechend zu berücksichtigen wurde beispielsweise abgefragt, ob und gegebenenfalls welche Art von Erfahrenen ein Teilnehmer bislang mit Algorithmen gemacht hat. Ein anderes Beispiel hierzu sind die erhobenen demografischen Daten und ein gegebenfalls – wie in Kapitel 3.4.1 beschriebener – vorliegender Zusammenhang. Des Weiteren wird im Fragebogen überprüft, ob eine Präferenz hinsichtlich höherer Verkaufszahlen erfolgreich implementiert wurde und ob damit statistische Untersuchungen im Bereich Zielkonformität aussagekräftig sind.

6.3 Auswertung des Experiments

Die vorliegende Studie wurde mit einer Stichprobe von insgesamt 310 Teilnehmern durchgeführt. Um die Validität unserer Ergebnisse sicherzustellen, wurde zudem einen Attention Check in das Experiment integriert, um sicherzustellen, dass die Teilnehmer aktiv an der Studie teilgenommen und die gestellten Aufgaben aufmerksam bearbeitet haben.

Die Ergebnisse dieser Studie liefern wertvolle Einblicke in die Akzeptanz von Algorithmen innerhalb von kleinen und mittleren Unternehmen (KMU). Unsere Analysen deuten darauf hin, dass in beiden Fällen, ob es sich um gute oder schlechte Nachrichten handelt, der Mensch gegenüber dem Algorithmus bevorzugt wird. Dieser Effekt konnte zwar nicht signifikant nachgewiesen werden, ist aber Basis für ein spezifischeres Experiment, das im zweiten Schritt weniger Gruppen zur Verfügung stellt. Dies legt nahe, dass die traditionelle menschliche Expertise in KMU nach wie vor einen höheren Stellenwert genießt als die Empfehlungen von Algorithmen, selbst in Situationen, in denen positive Informationen vorliegen. Wie vermutet zeigte sich dieser Effekt noch stärker, wenn es um die Übermittlung von schlechten Nachrichten ging. Die Ergebnisse legen nahe, dass die Teilnehmer weniger bereit waren, die Empfehlungen des Algorithmus anzunehmen, wenn sie mit negativen Informationen konfrontiert wurden. Dies könnte auf eine geringere wahrgenommene Kreditibilität des Algorithmus in solchen Situationen zurückzuführen sein.

Des Weiteren wurde festgestellt, dass die wahrgenommene Kreditibilität sowie die Bereitschaft zur Nutzung von Beratung umso stärker an die eines menschlichen Experten heranreichen, je höher die Übereinstimmung zwischen der Beratung und den persönlichen Präferenzen (Valenz) ist. Auch diese Hypothese wurde in unseren Analysen weitgehend bestätigt. In den Teilnehmergruppen, in denen die Beratung von einem menschlichen Experten kam und mit positiven Informationen einherging, war die Nutzungsrate hoch. Dies legt nahe, dass die Teilnehmer eher bereit waren, den Empfehlungen eines menschlichen Experten zu folgen, wenn diese mit positiven Informationen verbunden waren.

Die Ergebnisse zeigen unabhängig von der Valenz der Nachrichten, dass Algorithmen immer noch weniger akzeptiert werden als menschliche Experten. Selbst wenn die Nachrichten positiv sind, bleibt die Präferenz für menschliche Beratung bestehen. Dies unterstreicht die Herausforderung, die mit der Einführung von Algorithmen in KMU einhergeht, da die Bereitschaft zur Nutzung von Algorithmen nach wie vor hinter der menschlichen Expertise zurückbleibt.

Zusätzlich zur Art der Beratung und der Valenz der Nachrichten erwies sich die Rolle des Geschäftsführers, die die Teilnehmer im Experiment spielten, als effektiv, um einen möglichen Overconfidence-Bias zu minimieren und die Bereitschaft zur Inanspruchnahme von Beratung zu erhöhen. Die Kopplung der Bonuszahlung an die Verkaufszahlen und die Prognosepräzision hatte ebenfalls Einfluss auf die Entscheidungsfindung der Teilnehmer.

Eine Darstellung der Ergebnisse und statistischen Analysen finden sich im Anhang des Berichtes. Diese Erkenntnisse sind von großer Bedeutung für Unternehmen, die Algorithmen in ihre Entscheidungsprozesse integrieren möchten. Sie verdeutlichen, dass die Akzeptanz und Nutzung von Algorithmen weiterhin von menschlichen Faktoren abhängt und sorgfältig gestaltet werden muss, um erfolgreich zu sein. Basierend darauf wurde ein akzeptanzsteigerndes Schulungskonzept entwickelt.

7 AP5: Entwicklung eines Schulungskonzeptes zur Akzeptanzsteigerung von RPA

Aus der Basis des entwickelten Akzeptanzmodells wird ein akzeptanzförderendes Schulungskonzept für Mitarbeiter erarbeitet. Es werden konkrete Handlungsempfehlungen für KMU entwickelt, mit dem Schwerpunkt auf Kompetenzentwicklung von Mitarbeitern. Verschiedene Kompetenzanforderungen werden klassifiziert und Qualifizierungsmaßnahmen werden hieraus abgeleitet. Im Anschluss werden die entsprechenden Maßnahmen in ein Change-Management-Konzept integriert in Verbindung mit einem Self-Assessment, um die Validierung des Konzepts zu gewährleisten.

AP5: Geplante Ergebnisse lt. Antrag	Erzielte Ergebnisse
Entwicklung eines Schulungskonzeptes für Mitarbeiter basierend auf dem Akzeptanzmodell, um die Kompetenzen der Mitarbeiter so zu entwickeln, dass die dauerhafte Verstetigung der positiven Effekte von RPA im Unternehmen sichergestellt wird	Erstellung eines Spektrums von Kompetenzbereichen und Teilkompetenzen mit zugehörigem Self-Assessment-Fragbogen, Entwicklung Kompetenzrader als Orientierungspunkt hinsichtlich Mitarbeiter-Schulungen, Bewertung diverser Schulungsangebote

7.1 Definition des Kompetenzbegriffs

Der Begriff der Kompetenz kann auf zwei Arten betrachtet werden: in einem pädagogischen bzw. psychologischen Kontext und in einem juristischen. In der Rechtswissenschaft wird Kompetenz als Zuständigkeit definiert. Die Betrachtung der Zuständigkeit in Bezug auf Kompetenz ist darauf zurückzuführen, dass die Personen, denen eine Zuständigkeit zugesprochen wird, sich dieser Zuständigkeit verantwortlich fühlen und sachlich sowie moralisch fähig sind, die Zuständigkeit wahrzunehmen (Nieke 2002). In dem pädagogischen respektive psychologischen Kontext gibt es viele Autoren, die den Begriff unterschiedlich definieren. Um ein Verständnis des Begriffes aufzubauen, werden aufgrund der Masse von unterschiedlichen Definitionen an dieser Stelle ausgewählte Begriffserklärungen aufgezeigt. Eine viel zitierte Definition ist die folgende von WEINERT:

"Kompetenzen sind die bei Individuen verfügbaren oder durch sie erlernbaren kognitiven Fähigkeiten und Fertigkeiten, um bestimmte Probleme zu lösen, sowie die damit verbundenen motivationalen, volitionalen (Anm. d. Verf. das heißt absichts- und willensbezogenen) und sozialen Bereitschaften und Fähigkeiten, um die Problemlösungen in variablen Situationen erfolgreich und verantwortungsvoll nutzen zu können" (Weinert 2001).

Bei dieser Definition ist der erste Teil hervorzuheben. Kompetenzen sind kognitiv vorhandene oder erlernbare Fähigkeiten und Fertigkeiten, um eine Situation erfolgreich zu meistern. SARGES versteht unter Kompetenz eine komplexe Konstellation von Komponenten wie Persönlichkeitsmerkmale, Werte, Motive, Verhaltensweisen, Einstellungen, Leistungsvariablen, Fertigkeiten und Wissensbeständen (Sarges 2002). Kompetenz kann auch als Zusammenspiel aus individuellen Eigenschaften und persönlichen, organisatorischen sowie Umweltressourcen verstanden werden, um verschiedene Situationen zu bewältigen. Zu den Eigenschaften zählen Fähigkeiten, Wissen und Merkmale eines Menschen. Ressourcen können Tools, Räumlichkeiten, Kontakte, die Organisation oder auch die gesamte Umwelt sein (Capaldo et al. 2006).

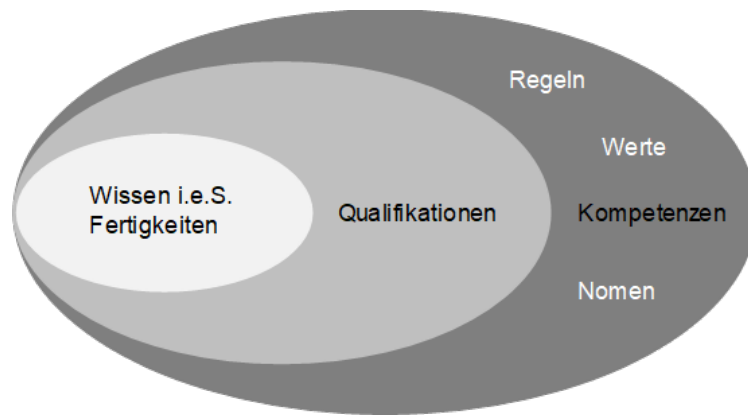


Abbildung 7-1: Zusammenhang zwischen Wissen, Qualifikationen und Kompetenzen (eigene Darstellung i. A. a. (Sauter und Staudt 2016))

Nach dem Verständnis von Heyse und Erpenbeck sind Kompetenzen Selbstorganisationsfähigkeiten. Sie sind erforderlich, um das Handeln an Situationen anzupassen, Verhaltensstrategien zu entwickeln oder anzugleichen. Angeeignete Regeln, Werte und Normen beeinflussen Handlungen und Erfahrungen und diese sind Bestandteile von Kompetenz. Die Begriffe Wissen und Qualifikationen sind deutlich von Kompetenzen abzugrenzen. Der Begriff „Wissen“ kann als Informationsmanagement verstanden werden, somit bildet es das reine Fachwissen ab (Heyse und Erpenbeck 2011). Qualifikationen sind unmittelbar auf die Tätigkeit bezogen und umfassen Wissen sowie Fertigkeiten. Kompetenzen hingegen sind nicht nur tätigkeitsbezogen, sondern beziehen sich auf die ganze Person, also haben einen ganzheitlichen Anspruch. Demzufolge sind Qualifikationen zur Erfüllung konkreter Anforderungen objektbezogen und Kompetenzen sind subjektbezogen. Qualifikationen sind Bestandteile von Kompetenzen (Erpenbeck et al. 2017). Die Abbildung 1 veranschaulicht den Zusammenhang der drei Begriffe. Die Größe der Kreise steht für den Grad der Ausprägung und ist folgend exemplarisch gewählt. Weiterführend unterscheiden Heyse und Erpenbeck zwei Richtungen der Kompetenzauffassung: die Kognitionsrichtung und die Performanzrichtung. Die Kognitionsrichtung beschränkt sich auf eine gut messbare, aber weniger praxisrelevante Wissensvermittlung. Dagegen betrachtet die Performanzrichtung Kompetenz als spezifische Handlungsfähigkeit. Kompetenz ist Voraussetzung, um in unbekanntem Situationen erfolgreich und kreativ zu handeln. Um dies einleuchtender zu verstehen, wird ein Beispiel bezüglich eines neuen, individuellen Kundenauftrages vorgestellt. Es wird angenommen, dass ein Kunde einen Auftrag erteilt, bei dem er keine Vorstellungen oder Wünsche hat - nur der zeitliche Rahmen wird vorgegeben. Der Prozess, diesen Auftrag zu erfüllen, kann mit Selbstorganisation beschrieben werden. Wissen, und fachliche Qualifikationen sind notwendig, aber die zuständigen Mitarbeiter benötigen vor allem Selbstorganisationsfähigkeiten, wie beispielsweise Eigenverantwortung und Kooperationsfähigkeit. Diese Selbstorganisationsfähigkeiten bilden Kompetenzen ab und der Bearbeiter des Auftrages wird nach Erfüllung des Auftrages als kompetent angesehen (Heyse und Erpenbeck 2011). Wunderer & Bruch stellen heraus, dass die Gemeinsamkeit der Begriffserklärungen darin besteht, dass Kompetenz aus verschiedenen Verhaltensmerkmalen besteht. Diese umfassen Grundorientierung, Motive, Werte, Wissen, Fertigkeiten und Fähigkeiten (Krummacker 2007).



Abbildung 7-2: Kompetenzfelder (eigene Darstellung)

Es wird sich auf die pädagogische und psychologische Betrachtungsweise fokussiert und Kompetenz als Handlungsfähigkeit verstanden, um eine Situation erfolgreich zu meistern. Diese Handlungsfähigkeit umfasst das reine Wissen, die Qualifikationen, das Bearbeiten tätigkeitsbezogener Aufgaben sowie persönliche Ausprägungen wie Regeln, Werte und Normen. Somit wird sich an dem Kompetenzbegriff von HEYSE UND ERPENBECK orientiert. Wichtig ist dabei, dass Kompetenzen erlernt werden können (Hartig und Klieme 2006). Bemerkenswert ist, dass sich in der Kompetenzforschung vier Kompetenzgruppen herauskristallisiert haben.

Die Abkürzung hierfür ist PASF. Unter der Abkürzung werden die Kompetenzfelder personale Kompetenz, Aktivitäts- und Handlungskompetenz, sozial-kommunikative Kompetenz und zuletzt Fach- und Methodenkompetenz verstanden. Es ist ein wissenschaftlich vielfach abgesicherter Kompetenzatlas unter dem Namen KODE® (Heyse und Erpenbeck 2007).

Wie schon beschrieben, umfasst das Kompetenzmodell die Bereiche personale Kompetenz, Aktivitäts- und Handlungskompetenz, sozial- und kommunikative Kompetenz sowie Fach- und Methodenkompetenz.

7.2 Die Kompetenzbereiche und die dazugehörigen Teilkompetenzen

Der KODE® Kompetenzatlas definiert die vier Kompetenzbereiche und teilt diese in insgesamt 64 Teilkompetenzen auf, siehe folgende Abbildung 3.

Basis des Kompetenzatlas ist eine umfangreiche, empirische Untersuchung. 120 Teilkompetenzen wurden aus Beurteilungssystemen, Anforderungsbeschreibungen sowie der Literatur entnommen und unabhängig voneinander wurden Führungskräfte, Personalentwickler, Sozialwissenschaftler, Trainer, Berater und Studenten aufgefordert, diese Teilkompetenzen zu den vier Basiskompetenzen zuzuordnen. Im Anschluss wurden 64 Teilkompetenzen, die am genauesten auf eine oder zwei Basiskompetenz bezogen werden konnten, selektiert (Heyse und Erpenbeck 2007). Im Folgenden werden die Synonyme der vier Kompetenzfelder aufgeführt, da die Synonyme nochmal eine gute Erklärung sind, was genau unter den 64 Teilkompetenzen zu verstehen ist.

P Personale Kompetenz				A Aktivitäts- und Handlungskompetenz			
Loyalität	Werteorientierung	Einsatzbereitschaft	Selbstmanagement	Entscheidungsfähigkeit	Gestaltungsfähigkeit	Tatkraft	Mobilität
Glaubwürdigkeit	Eigenverantwortung	Schöpferische Fähigkeit	Offenheit für Veränderung	Innovationsfähigkeit	Belastbarkeit	Ausführungsbereitschaft	Initiative
Humor	Hilfsbereitschaft	Lernfähigkeit	Ganzheitliches Denken	Optimismus	Soziales Engagement	Ergebnisorientiertes Handeln	Zielorientiertes Führen
Mitarbeiterförderung	Delegieren	Disziplin	Zuverlässigkeit	Impulsgeben	Schlagfertigkeit	Beharrlichkeit	Konsequenz
Konfliktlösungsfähigkeit	Integrationsfähigkeit	Akquisitionsstärke	Problemlösungsfähigkeit	Wissensorientierung	Analytische Fähigkeiten	Konzeptstärke	Organisationsfähigkeit
Teamfähigkeit	Dialogfähigkeit Kundenorientiert	Experimentierfreude	Beratungsfähigkeit	Sachlichkeit	Beurteilungsvermögen	Fließ	Systematisch methodisches Vorgehen
Kommunikationsfähigkeit	Kooperationsfähigkeit	Sprachgewandtheit	Verständnisfähigkeit	Projektmanagement	Folgebewusstsein	Expertise	Marktorientierung
Beziehungsmanagement	Anpassungsfähigkeit	Pflichtbewusstsein	Gewissenhaftigkeit	Lehrfähigkeit	Fachliche Anerkennung	Planungsfähigkeit	Fachübergreifendes Verständnis
S Sozial-kommunikative Kompetenz				F Fach- und Methodenkompetenz			

Abbildung 7-3: Übersicht Teilkompetenzen (aus KODE® Kompetenzatlas)

Aktivitäts- und Handlungskompetenzen sind Tatkraft, Mobilität, Initiative, Ausführungsbereitschaft, zielorientiertes Führen, Konsequenz, Beharrlichkeit, ergebnisorientiertes Handeln, soziales Engagement, Schlagfertigkeit, Impuls geben, Optimismus, Entscheidungsfähigkeit, Gestaltungsfähigkeit, Belastbarkeit und Innovationsfähigkeiten.

A Aktivitäts- und Handlungskompetenz			
Entscheidungsfähigkeit <i>Risikobereitschaft</i> <i>Durchsetzungsfähigkeit</i> <i>Konsequenzen</i>	Gestaltungswille <i>Engagement</i> <i>Leistungswille</i> <i>Willensstärke</i>	Tatkraft <i>Aktivität</i> <i>Durchsetzungsfähigkeit</i> <i>Energie</i>	Mobilität <i>Flexibilität</i> <i>Improvisationsvermögen</i> <i>Beweglichkeit</i>
Innovationsfreudigkeit <i>Ideenreichtum</i> <i>Veränderungswille</i> <i>Neuerungsinteresse</i>	Belastbarkeit <i>Ausdauer</i> <i>Kondition</i> <i>Eigene Fitness</i> <i>Stressbewältigung</i>	Ausführungsbereitschaft <i>Arbeitswilligkeit</i> <i>Arbeitsseifer</i> <i>Schaffenslust</i>	Initiative <i>Dynamik</i> <i>entschiedenes Handeln</i> <i>Engagement</i>
Optimismus <i>Begeisterungsfähigkeit</i> <i>Zuversicht</i> <i>Hoffnungsfreude</i>	Soziales Engagement <i>Identifikationsbereitschaft</i> <i>Anteilnahme</i>	Ergebnisorientiertes Handeln <i>Handlungswirksamkeit</i> <i>Erfolgsorientierung</i> <i>Outputorientierung</i>	Zielorientiertes Führen <i>Zielorientierung</i> <i>Zielstrebig</i> <i>Zielvereinbarung</i>
Impuls geben <i>Handlungsanregung</i> <i>Denkanstoß</i> <i>Ansporn</i>	Schlagfertigkeit <i>Sicheres Auftreten</i> <i>geistreiches Erwidern</i> <i>Redegewandtheit</i>	Beharrlichkeit <i>Ausdauer</i> <i>Stetigkeit</i> <i>Geduld</i> <i>Zähigkeit</i>	Konsequenz <i>Durchsetzungskraft</i> <i>Folgerichtigkeit</i> <i>Unbeirrbarkeit</i>

Abbildung 7-4: Aktivitäts- und Handlungskompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Die Begriffe Beziehungsmanagement, Kommunikationsfähigkeit, Kooperationsfähigkeit, Anpassungsfähigkeit, Teamfähigkeit, Konfliktlösefähigkeit, Integrationsfähigkeit, Dialogfähigkeit, Akquisitionsstärke, Problemlösungsfähigkeit, Beratungsfähigkeit, Experimentierfreude, Verständnisfähigkeit,

Gewissenhaftigkeit, Pflichtbewusstsein sowie Sprachgewandtheit zählen zur sozial-kommunikativer Kompetenz.

P Personale Kompetenz			
Loyalität <i>Fairness Toleranz Duldsamkeit</i>	Werteorientierung <i>Anstand Verantwortungsbewusstsein</i>	Einsatzbereitschaft <i>Hilfsbereitschaft Motiviertheit Eigenmotivation</i>	Selbstmanagement <i>Selbstsicherheit Selbstvertrauen Selbstverantwortung</i>
Glaubwürdigkeit <i>Authenzität Ehrlichkeit Vertrauenswürdigkeit</i>	Eigenverantwortung <i>Eigenständigkeit Selbstbewusstsein Souveränität</i>	Schöpferische Fähigkeit <i>Einfallsreichtum Kreativität Zukunftsgestaltung</i>	Offenheit für Veränderung <i>Handlungsspielraum Handlungsfreiheit Aufgeschlossenheit</i>
Humor <i>Freundlichkeit Fröhlichkeit innere Gelassenheit</i>	Hilfsbereitschaft <i>Einsatzbereitschaft Entgegenkommen Solidarisch</i>	Lernbereitschaft <i>Offenheit für Erfahrungen Wissensdrang</i>	Ganzheitliches Denken <i>Integratives Denken Komplexes Denken</i>
Mitarbeiterförderung <i>Menschenkenntnis Mitarbeiterauswahl MA-unterstützung</i>	Delegieren <i>Aufgaben- und Befugnisübertragung Vertrauen</i>	Disziplin <i>Ordentlichkeit Selbstbeherrschung Korrektheit</i>	Zuverlässigkeit <i>Akkuratesse Pünktlichkeit Verlässlichkeit</i>

Abbildung 7-5: Personale Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Expertise, Marktorientierung, fachübergreifendes Verständnis, Planungsfähigkeit, Folgebewusstsein, fachliche Anerkennung, Lehrfähigkeit, Projektmanagement, Folgebewusstsein, Wissensorientierung, analytische Fähigkeiten, Beurteilungsvermögen, Sachlichkeit, Konzeptionsstärke, Organisationsfähigkeit, systematisch-methodisches Vorgehen und Fleiß sind Fach- und Methodenkompetenzen.

F Fach- und Methodenkompetenz			
Wissensorientierung <i>Allgemeinbildung Lerneifer Kenntnis</i>	Analytische Fähigkeiten <i>Exaktheit Präzision Genauigkeit</i>	Konzeptionsstärke <i>Entwurfsvermögen Programmgestaltung Projektierungsvermögen</i>	Organisationsfähigkeit <i>Organisationstalent Durchführungsstärke</i>
Sachlichkeit <i>Faktenorientierung Sachverstand Objektivität</i>	Beurteilungsvermögen <i>Erfahrung Urteilkraft Urteilsfähigkeit</i>	Fleiß <i>Arbeitsseifer Arbeitsbereitschaft Schaffensdrang</i>	Systematisch-methodisches Vorgehen <i>Beurteilungsfähigkeit Strukturiertes Denken</i>
Projektmanagement <i>Koordinationsfähigkeit Projektorganisation Lenkungs-fähigkeit</i>	Folgebewusstsein <i>Problemkenntnis Praktisch-technische Intelligenz</i>	Expertise <i>Berufserfahrung / Sachkunde Kenntnisse</i>	Marktorientierung <i>Absatzkenntnisse Beschaffungskenntnisse Marketingkenntnisse</i>
Lehrfähigkeit <i>Lehrberechtigung Präsentationsfähigkeit Verständlichkeit</i>	Fachliche Anerkennung <i>Akzeptanz Fachliche Wertschätzung, Zustimmung</i>	Planungsverhalten <i>Ausführungskenntnisse know-how-Orientierung</i>	Fachübergreifende Kenntnisse <i>Fachliche Neugier Komplexitätsverständnis soziales Wissen</i>

Abbildung 7-6: Fach- und Methodenkompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

In der Praxis haben sich weitere Begriffe zu den vier Basiskompetenzen herausgestellt. Daher wurde der Kompetenzatlas um Synonyme ergänzt. Demnach besteht der Synonymatlas aus 211 Begriffen, die aber auf die wesentlichen 64 Teilkompetenzen reduziert werden können (Heyse und Erpenbeck 2007).

S Sozial-kommunikative Kompetenz			
Konfliktlösungs-fähigkeit <i>Diplomatie</i> <i>Vermittlungs-fähigkeit</i> <i>Kompromissfähigkeit</i>	Integrations-fähigkeit <i>Aufgeschlossenheit</i> <i>Interkulturelle Sensibilität</i> <i>Verträglichkeit</i>	Akquisitionsstärke <i>Beschaffungsfähigkeit</i> <i>Kundenwerbungsstärke</i>	Problemlösungs-fähigkeit <i>Flexibles Denken</i> <i>Interdisziplinäres Denken</i> <i>Selbstkritikfähigkeit</i>
Teamfähigkeit <i>Beziehungsorientierung</i> <i>Kollegialität</i> <i>Teamgeist</i>	Dialogfähigkeit & Kundenorientierung <i>Partnerorientierung</i> <i>Kundenfreundlichkeit</i> <i>Akzeptanz anderer</i>	Experimentierfreude <i>Courage</i> <i>Wagemut</i> <i>Neugier</i> <i>Forscherdrang</i>	Beratungsfähigkeit <i>Fähigkeit zur Personalführung</i> <i>Überzeugungskraft</i> <i>Begeisterung</i>
Kommunikations-fähigkeit <i>Kontaktfähigkeit</i> <i>Soziale Neugier</i> <i>Umgangsformen</i>	Kooperations-fähigkeit <i>Arbeitsteilung</i> <i>Partnerschaftlichkeit</i> <i>Interaktionsfähigkeit</i>	Sprachgewandtheit <i>Argumentationsstärke</i> <i>Darstellungsfähigkeit</i> <i>Beredsamkeit</i> <i>Eloquenz</i>	Verständnis-bereitschaft <i>Kompromissbereitschaft</i> <i>Einfühlungsfähigkeit</i> <i>Zugänglichkeit</i>
Beziehungsmanagement <i>Kontaktfreudigkeit</i> <i>Menschenfreundlichkeit</i> <i>Geselligkeit</i>	Anpassungs-fähigkeit <i>Einfühlsamkeit</i> <i>Einordnungswille</i> <i>Abstimmungsbereitschaft</i>	Pflichtbewusstsein <i>Pflichteifer</i> <i>Pflichttreue</i>	Gewissenhaftigkeit <i>Solidität</i> <i>Sorgfalt</i> <i>Gründlichkeit</i>

Abbildung 7-7: Sozial-kommunikative Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Im Folgenden werden die aufgeführten Kompetenzbereiche und die dazu gehörigen Teilkompetenzen dahingehend analysiert, ob diese für die Einführung von der RPA-Software relevant sind. Zurzeit gibt es keine umfangreichen wissenschaftlichen Erkenntnisse darüber, welche Mitarbeiterkompetenzen für die Einführung von RPA erforderlich sind.

Im Folgenden werden die Teilkompetenzen des Kompetenzatlas in Bezug auf die Relevanz für eine Einführung der RPA-Software im Unternehmen bewertet.

Dafür werden zunächst die 16 Teilbereiche der personalen Kompetenz betrachtet: Loyalität, Wertorientierung, Glaubwürdigkeit. Eigenverantwortung, Einsatzbereitschaft, Selbstmanagement, Schöpferische Fähigkeit, Offenheit für Veränderung, Humor, Hilfsbereitschaft, Teamfähigkeit, Delegieren, Lernfähigkeit, Ganzheitliches Denken, Disziplin und Zuverlässigkeit.

Loyalität, also die Fähigkeit, redlich zu handeln, ist wichtig, um treu gegenüber dem Unternehmen und den Mitarbeitern zu sein (Edmaier). Die Werteorientierung bedeutet, dass sich die Mitarbeiter nach den im Unternehmen erarbeiteten Normen verhält. Die Fähigkeit, glaubwürdig zu handeln, ist für das Vertrauen der Mitarbeiter gegenüber der Führungskraft und auch umgekehrt erforderlich. Eigenverantwortung ist die Fähigkeit, verantwortlich zu handeln. Die Einsatzbereitschaft ist eine personale Grundhaltung und beschreibt den Willen, sich selbstlos und verantwortungsbewusst einzubeziehen. Selbstmanagement, d. h. das eigene Handeln zu gestalten, ist für Mitarbeitende allgemein wichtig (Püttjer-Schnierda, 2021). Dabei spielt auch die Offenheit für Veränderungen eine große Bedeutung. Humor ist in unsicheren oder auch widersprüchlichen Situationen von Vorteil, um die

Bereitschaft des Handels zu ermöglichen. Hilfsbereitschaft ist eine wichtige Kompetenz, da die Mitarbeiter auch eine helfende Rolle füreinander einnehmen sollten. Davon gepaart ist die Mitarbeiterförderung ebenso von zentraler Bedeutung, da Mitarbeiter kontinuierlich zur Weiterentwicklung angeregt werden sollten. Delegieren, also die Fähigkeit, Aufgaben sinnvoll zu verteilen, ist eine allgemeingültige Kompetenz und ermöglicht den Mitarbeitern, Verantwortung übertragen zu bekommen (Fleig 2022). Die Lernbereitschaft ist für die Mitarbeiter fundamental, da sich das Unternehmen durch den Einsatz der Mitarbeiter immer weiterentwickelt. Das ganzheitliche Denken ist ebenso bedeutsam, da der Unternehmenserfolg im Ganzen betrachtet werden sollte. Disziplin und Zuverlässigkeit sind allgemeingültige Kompetenzen eines Mitarbeiters.

Dabei werden die etwas unbedeutenderen Bereiche nicht weiter kategorisiert, sondern im mittleren Feld der Abbildung angeordnet.

Eigenverantwortung, Offenheit für Veränderung, Teamfähigkeit und Lernfähigkeit sind bedeutender als die zuvor genannten Kompetenzen, da diese eine erfolgreiche Einführung der RPA-Software ermöglichen.

7.3 Die Kompetenzbewertung

Bewertung von A Aktivität- und Handlungskompetenzen



Abbildung 7-8: Bewertungsübersicht Aktivität- und Handlungskompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Von den personalen Kompetenzen gefolgt, werden nun die Aktivitäts- und Handlungskompetenzen erörtert.

Tatkräftig ist jemand, der mit starkem Antrieb handelt und auch lieber handelt, anstatt lange nachzudenken. Dies ist für die Einführung einer neuen Software von Bedeutung, da der Mitarbeiter als Unterstützer auftritt. Die Fähigkeit, geistig und körperlich beweglich zu handeln, wird als Mobilität

bezeichnet. Der Arbeitsplatz wird ohne Bedenken gewechselt, sofern es erforderlich ist. Mobilität ist in Zeiten der Digitalisierung wichtig, aber muss für die Software nicht stark ausgeprägt sein. Ausführungsbereitschaft ist die Fähigkeit, Handlungen gut und gern auszuführen und ist eine Kompetenz, die bei jedem Mitarbeiter vorhanden sein sollte (Edmaier). Initiative zu zeigen ist wichtig und ist im Prozess wichtige. Die Fähigkeit, Entscheidungen unverzüglich zu treffen ist demnach auch eine wichtige Kompetenz, da die Mitarbeiter auch viel Verantwortung übertragen bekommen sollten. Gestaltungswille, also die Fähigkeit, etwas willensstark zu gestalten, ist notwendig, um etwas im Unternehmen zu verändern und neu zu gestalten. Die Innovationsfreudigkeit, sprich die Fähigkeit, Neuerungen gern zu etablieren, ist für das Unternehmen sehr ausschlaggebend.

Unter Belastbarkeit wird die Vermeidung von Fehlreaktionen bei Anspannungen verstanden. Da der Mitarbeiter recht flexibel agieren muss, kann die neue Situation eine hohe Belastbarkeit erfordern. Die Fähigkeit, zuversichtlich zu handeln, wird Optimismus genannt und die Führungskräfte, wie die Mitarbeiter sollten eine positive und optimistische Einstellung haben.

Sich sozial zu engagieren ist ebenfalls eine Kompetenz, die für die Einführung der neuen Software nicht besonders ausgeprägt sein muss. Impulse zu geben, sprich andere zu Handlungsanstößen zu ermutigen, ist allerdings sehr wichtig. Diese Kompetenz sollte die Mitarbeiter zum Denken anregen, da dies auch die Mitarbeiter zum Weiterdenken und Mitdenken anregt. Die Teilkompetenz Schlagfertigkeit ist nützlich, um beim Gesprächspartner kompetent aufzutreten. Allerdings ist sie nicht von hoher Bedeutung, da der Mitarbeitende sich nicht durch Schlagfertigkeit behaupten muss. Ergebnisorientiertes Handeln ist die Fähigkeit mit einem fachlich-methodischem Wissen, die Erreichung vorgegebener oder selbst gesetzter geistiger oder praktischer Ziele zu erreichen. Nicht immer zählt nur das Ergebnis, sondern auch der Weg dorthin. Somit ist Ergebnisorientierung gewisser Bedeutung einzuschätzen. Zielorientiert zu führen ist sehr relevant, da die Unternehmens- und Bereichsziele kommuniziert werden sollten und die Mitarbeiter so motiviert werden. Beharrlichkeit bedeutet, Widersprüche zu analysieren und eigene Handlungsmöglichkeiten zu erkunden. Widerstände werden standhaft überwunden und die Ziele verfolgt, dies ist für die Einführung der neuen Software notwendig. Konsequenz ist die Fähigkeit, folgerichtig zu handeln. Aus Fehlern wird gelernt und richtig Erkanntes wird schnell durchgesetzt. Zusammenfassend sind also Ausführungsbereitschaft, Innovationsfähigkeit, Ergebnisorientiertes Handeln und zielorientiertes Führen wichtig.

Bewertung von S Sozial-kommunikative Kompetenz

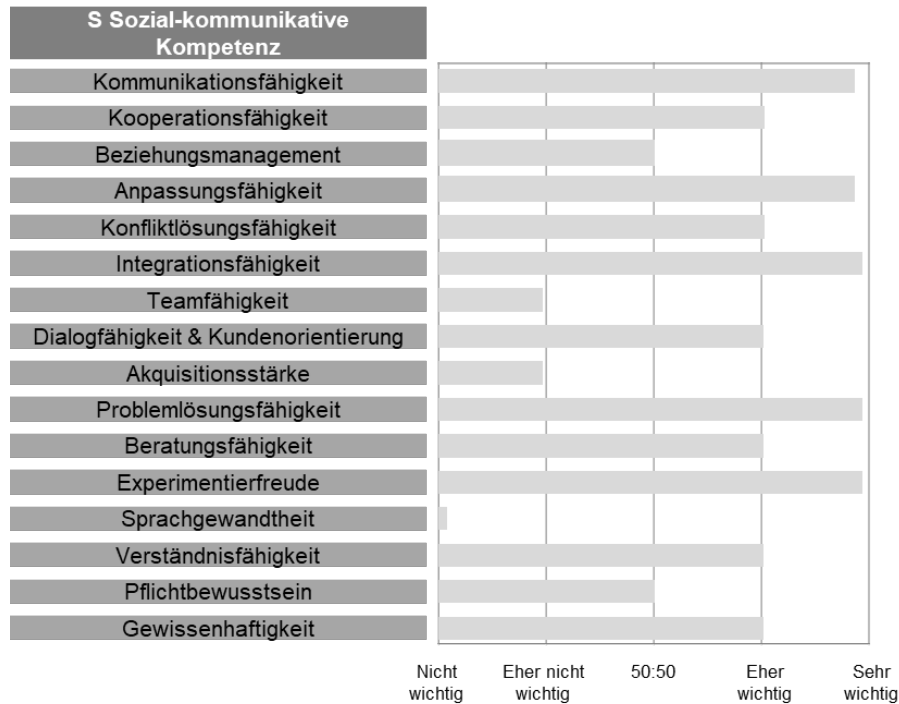


Abbildung 7-9: Bewertungsübersicht Sozial-kommunikative Kompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Nun werden die sozial- und kommunikativen Kompetenzen betrachtet.

Kommunikationsfähigkeit ist die Fähigkeit, mit anderen Mitarbeitern erfolgreich eine Verständigung untereinander führen zu können. Eine neue technische Einführung in einem Unternehmen kann nur gelingen, wenn darüber gesprochen wird und alle Beteiligten Kenntnis darüber haben, ist diese Kompetenz elementar. Kooperationsfähigkeit ist die Fähigkeit, mit anderen gemeinsam erfolgreich zu handeln.

Das Beziehungsmanagement ist ein Bereich, bei dem es darum geht, persönliche und arbeitsbezogene Beziehungen zu gestalten. Für die Software muss diese Kompetenz nicht stark ausgeprägt sein, sollte aber wie bei jeder anderen Teilkompetenz auch in Teilen verankert sein. Vor allem heutzutage legen die Mitarbeiter Wert auch auf persönlichen Austausch, dies ist aber kein Muss (Kretz, 2018). Viel wichtiger ist die Teilkompetenz Anpassungsfähigkeit. Diese beschreibt die Fähigkeit, sich Menschen und Verhältnissen anzupassen. Der Mitarbeiter muss sich immer wieder anpassen und sich einerseits an die neue Software und andererseits an die neue Situation anpassen. Dies ist eine Grundvoraussetzung für die Umsetzung eines neuen Systems im Unternehmen. Konfliktlösungsfähigkeit ist die Fähigkeit, Konflikte zu lösen und sich auch unter Konflikten erfolgreich zu handeln (Edmaier). Dies ist eine Teilkompetenz, die wichtig, jedoch sehr allgemein ist. Diese hilft zunächst nicht, die Ziele umzusetzen. Integrationsfähigkeit ist die Fähigkeit, mit anderen Personen zusammenzuarbeiten, dies ist eine elementare Kompetenz für den Mitarbeiter, damit er die Software in seinen Arbeitsalltag optimal integrieren kann. Das gleiche gilt für die Teamfähigkeit (Noack et al. 2022). Kundenorientierung hingegen ist wichtig, da der Kundennutzen in den Vordergrund rückt und sich Geschäftsmodelle sowie Weiterentwicklungen am Kunden orientieren. Akquisitionsstärke ist die Fähigkeit, andere für Aufgaben und Produkte zu werben. Demnach eher unwichtig für die Implantierung der RPA-Software. Problemlösungsfähigkeit ist für die Mitarbeiter sehr wichtig, da auftretende

Probleme gelöst werden sollten. Beratungsfähigkeit ist die Fähigkeit, Personen oder Organisationen zu beraten. Die Mitarbeiter sollten im Rahmen der Einführung der neuen Software experimentierfreudig sein, um sich in neuen Situationen zu probieren und neuartig zu handeln. Sprachgewandtheit, ist keine sonderlich wichtige Kompetenz, um mit einer Computersoftware zu arbeiten, aus diesem Grund ist sie als nicht wichtig eingestuft wurden. Verständnisfähigkeit, also die Fähigkeit das inhaltliche eines Sachverhalts zu begreifen ist eher wichtig für die Mitarbeiter und das Unternehmen. Das Pflichtbewusstsein des Mitarbeiters gegenüber seinem Arbeitgeber und seiner Aufgabe ist als 50:50 zu bewerten. Sie dient dazu, dass der Mitarbeiter seine Arbeitspflicht erfüllt entweder aus moralischen oder aus gesetzlichen Gründen (Noack et al. 2022). Zum Schluss der Kompetenzbewertung folgt die Gewissenhaftigkeit, sie ist die Genauigkeit und die Zielstrebigkeit eine Aufgabe zu lösen, demnach eine wichtige Kompetenz.

Die vorangegangene Abbildung veranschaulicht die vorangegangene Analyse der sozial-kommunikativen Kompetenzen und ordnet die Teilkompetenzen nach ihrer Relevanz für die Einführung einer neuen Software in ein Unternehmen ein. Auch hier gilt, dass nicht ausschlaggebende Kompetenzen im Mittelfeld angeordnet sind und die Schlüsselkompetenzen herausgearbeitet wurden. Die sehr wichtigen Kompetenzen sind demnach: Kommunikationsfähigkeit, Anpassungsfähigkeit, Integrationsfähigkeit, Problemlösungsfähigkeit, Experimentierfreudigkeit, Verständnisfähigkeit und Gewissenhaftigkeit.

Bewertung von F Fach- und Methodenkompetenz

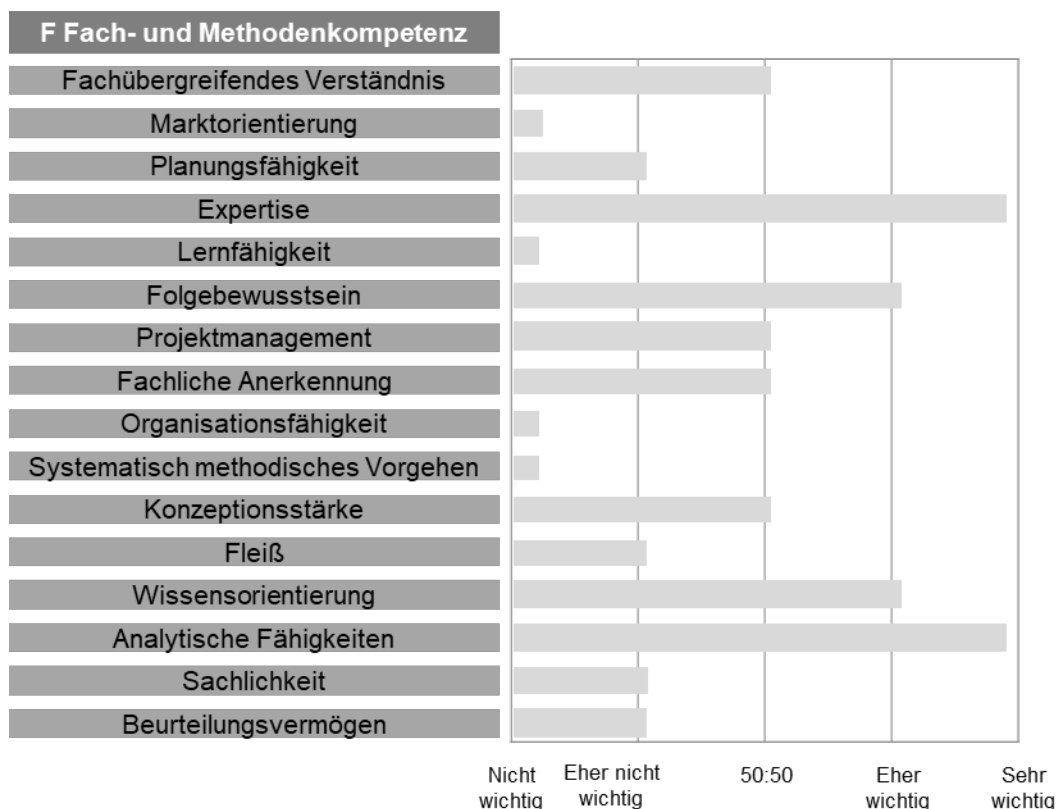


Abbildung 7-10: Bewertungsübersicht Fach- und Methodenkompetenz (aus KODE® Kompetenzatlas)

Schließlich wird der Bereich Fach- und Methodenkompetenz analysiert. Fachübergreifende Kenntnisse in das Handeln einzubeziehen ist wichtig, aber nicht hervorzuheben. Dies ist eine allgemeingültige Teilkompetenz, die nicht besonders stark ausgeprägt sein muss. Das gleiche gilt für die Marktorientierung und die Planungsfähigkeit der Mitarbeiter. Über ein Fachwissen zu verfügen oder auch die Expertise über ein bestimmtes Thema zu erlangen ist von großer Bedeutung, da es den Mitarbeiter stärkt und befähigt eigenständig Aufgaben erledigen zu können (Lüdemann 2006).

Die Lehrfähigkeit, also die Fähigkeit, das Wissen und die Erfahrungen anderen zu vermitteln sollte für die Software vorhanden sein, da die Führungskräfte, sowie Mitarbeiter ein Team bilden (Edmaier). Zudem sollte das Folgebewusstsein gut ausgeprägt sein, da die Folgen der Entscheidungen im Voraus erkannt werden sollten, um Gefahren oder Probleme einschätzen zu können. Die Teilkompetenz Projektmanagement sollte im Rahmen der der Einführung der neuen Software ausgeprägt sein, da Mitarbeiter in einer höheren Position einzelnen Projekte koordinieren und systematisch bearbeiten sollen. Organisationsfähig ist jemand, wenn er organisatorische Aufgaben aktiv und erfolgreich bewältigt. Der Mitarbeiter muss gut organisieren sein, da es im Wesentlichen auf die Organisation ankommt, wenn man ein neues System im Unternehmen einführen möchte. Systematisch-methodisches Vorgehen ist von Wichtigkeit, da Handlungsziele systematisch-methodisch bewältigen sollten. Aufgaben oder Probleme sollten systematisch und methodisch gelöst werden und das fachliche und methodische Wissen, welches bereits im Unternehmen verankert ist, einbezogen werden. Die Konzeptionsstärke ist eine Fähigkeit, etwas Neues zu entwerfen und entgegen Problemen oder Widerstände zu realisieren. Da bei der Software etwas Neues geschaffen wird, ist eine gewisse Konzeptionsstärke von Vorteil. Fleiß ist die Fähigkeit, Aufgaben konzentriert und unermüdlich zu erledigen. Dies ist für die Software nicht in hohem Maße erforderlich, da der Mitarbeiter auch ohne ein hohes Maß an Fleiß es schaffen wird die Software anwenden zu können. Die Fähigkeit, kontinuierlich das Wissen zu erweitern und von dessen Standpunkt aus zu handeln, wird als Wissensorientierung verstanden. Dies ist eine Kompetenz, die für die Mitarbeiter recht stark ausgeprägt sein muss, da sie ein Erfolgsfaktor ist. Hohe analytische Fähigkeiten sollte die Mitarbeiter haben, da Sachverhalte und Probleme durchdringt werden sollten (Lüdemann 2006). Sachlichkeit ist wichtig, um mit den Mitarbeitern auf einer Sachebene zu kommunizieren. Dies muss für die Software aber nicht besonders stark ausgeprägt sein.

Das Beurteilungsvermögen, also die Fähigkeit, Sachverhalte zu beurteilen, ist bei den Mitarbeitern im Zuge der Software nicht von hoher Bedeutung, da die Mitarbeiter mit der Software umgehen lernen sollten und anwenden und nicht beurteilen. Somit kann festgehalten werden, dass Expertise, Lernfähigkeit, sowie Analytische Fähigkeiten für die Einführung der neuen Software im Bereich der Fach- und Methodenkompetenz wichtig sind.

7.4 Fragen für die Erstellung der Kompetenzen

Personale Kompetenz

Eigenverantwortung	Offenheit für Veränderungen	Teamfähigkeit	Lernbereitschaft
Der/Die Mitarbeiter/in ist dazu in der Lage, die Verantwortung für die Durchführung von Aufgaben eigenständig zu übernehmen.	Der/Die Mitarbeiter/in ist gegenüber der Einführung neuer Technologien aufgeschlossen und zeigt Neugier.	Der/Die Mitarbeiter/in vertraut auf andere und unterstützt sie, wenn es darum geht, mit ihnen zusammen wichtige Ziele zu erreichen und entsprechende Leistungen zu vollbringen.	Der/Die Mitarbeiter/in gibt Fehler und Schwächen offen zu, korrigiert die eigene Sicht beim Auftreten neuer Fakten und zeigt eine hohe Lernkurve.

Aktivität- und Handlungskompetenz

Innovationsfähigkeit	Zielorientiertes Handeln	Kommunikationsfähigkeit
Der/Die Mitarbeiter/in zeigt ein hohes Bestreben, innovative Lösungen und Ansätze im Unternehmen voranzutreiben.	Der/Die Mitarbeiter/in verfolgt eigenständig und andauernd die eigenen Aufgaben, bis das Ziel erreicht ist und lässt sich auch nicht durch Rückschläge davon abbringen.	Der/Die Mitarbeiter/in kann sich gegenüber anderen Mitarbeitenden und Vorgesetzten klar ausdrücken und seine/ihre Bedürfnisse eindeutig formulieren.

Sozial-kommunikative Kompetenz

Kommunikationsfähigkeit	Anpassungsfähigkeit	Integrationsfähigkeit	Problemlösefähigkeit	Experimentierfreude
Der/Die Mitarbeiter/in kann sich gegenüber anderen Mitarbeitenden und Vorgesetzten klar ausdrücken und seine/ihre Bedürfnisse eindeutig formulieren.	Der/Die Mitarbeiter/in kann sich gegenüber anderen Mitarbeitenden und Vorgesetzten klar ausdrücken und seine/ihre Bedürfnisse eindeutig formulieren.	Der/Die Mitarbeiter/in ist in der Lage, mit anderen Personen, auch aus fremden Abteilungen, zu kooperieren und gemeinsam Ergebnisse zu produzieren.	Der/Die Mitarbeiter/in identifiziert Herausforderungen eigenständig und versucht, diese gemeinsam mit einzelnen Personen oder Abteilungen zu lösen.	Der/Die Mitarbeiter/in setzt sich selbst gern neuen, offenen, auch konflikträchtigen Problem-situationen aus.

Fach- und Methodenkompetenz

Expertise	Analytische Fähigkeit
Der/Die Mitarbeiter/in besitzt umfassendes Fachwissen im Umgang mit der RPA-Software und ist in der Lage, dieses erfolgreich einzusetzen.	Der/Die Mitarbeiter/in kann ein komplexes System gedanklich in seine Elemente klassifizieren und Zusammenhänge herstellen.

7.5 Kompetenzradar für die RPA-Software

Das abgebildete Kompetenzradar bildet die wichtigsten Eigenschaften der einzelnen Kompetenzen dar. Es ist die Grundlage für das Self-Assessment für den Umgang mit der RPA-Software im Unternehmen.

Kompetenzradar RPA

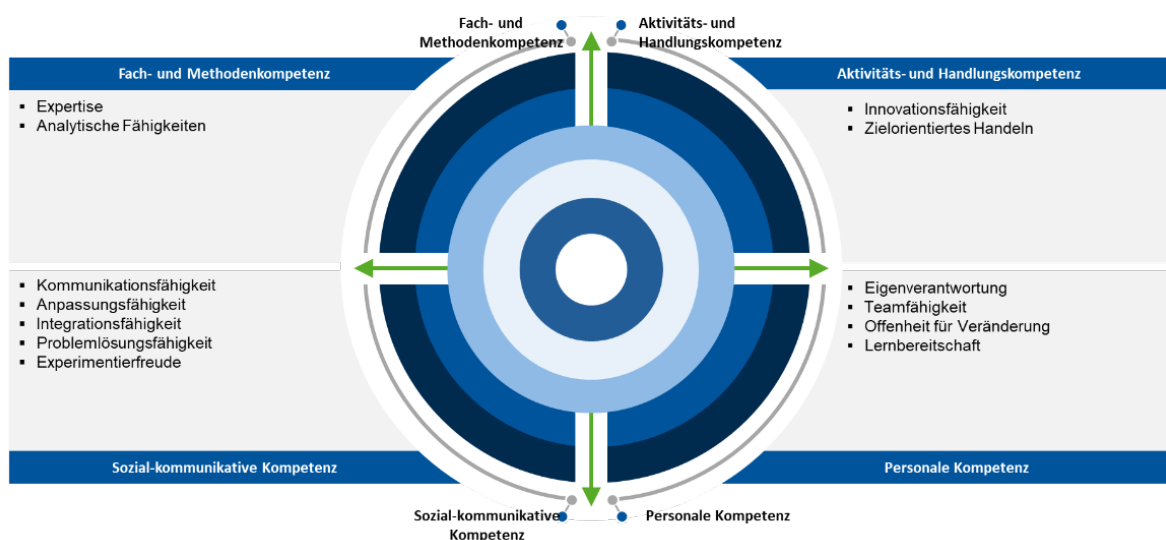


Abbildung 7-11: Kompetenzradar (eigene Darstellung)

7.6 Schulungskonzepte im Vergleich

Eine weitere Herausforderung bei der RPA-Implementierung im Unternehmen ist die fehlende Akzeptanz der Mitarbeiter, da sie sich durch die Automatisierung verschiedener Prozesse unsicher fühlen. Damit die Akzeptanz gefördert werden kann und die Projekte mit RPA effizient zum Erfolg zu führen sind Schulungskonzepte wichtig, um die beteiligten Mitarbeiter in die neue Situation einzuführen.

	Theoretische Einführung in RPA			Dauer und Kosten von RPA			Angebotene Sprachen	
	RPA-Entwicklung	RPA-Implementierung (z.B. Organisationsmodelle)	Jobbasierte Schulungskonzepte	Die angebotenen Leistungen sind kostenlos	Es gibt einen Dauerhaften Zugriff auf die Kurse	Die Dauer der Kurse/Seminare ist angemessen	Deutsch	Englisch
Online Plattformen								
Native Digital - RPA Quick Wins	●	○	●	●	○	●	●	○
Native Digital - RPA Assessment	●	○	●	●	○	●	●	○
DR. Langmann Consulting & Training (BASIC)	●	●	●	○	●	●	●	○
DR. Langmann Consulting & Training (Complete)	●	●	●	○	●	●	●	○
Udemy	●	●	●	○	●	●	●	○
Weissenberg	●	●	●	○	○	●	○	●

Abbildung 7-12: Vergleich RPA-Schulungen (eigene Darstellung)

Die Übersicht und Vergleich zu Schulungskonzepten ist unterteilt in Online Plattformen und Softwareanbieter. Kategorisiert wurden verschiedene Themenbereiche, die mit der RPA-Software beschäftigen. Eine Kategorie ist die theoretische Einführung in RPA, welche noch einmal unterteilt ist in RPA-Entwicklung, RPA-Implementierung und Jobbasierte Schulungskonzepte. Ein weiterer Bereich ist die Dauer und Kosten von RPA, die sich mit den angebotenen Leistungen und der Dauer der Kurse beschäftigt. Die letzte Kategorie ist die angebotene Sprache, welche die Auswahl zwischen deutsch und englisch beinhaltet. Die verschiedenen Anbieter wurden anhand diesen Kriterien bewertet mit „voll erfüllt“, „teilweise erfüllt“, und „nicht erfüllt“.

Die Übersicht und Vergleich zu Schulungskonzepten ist unterteilt in Online Plattformen und Softwareanbieter. Kategorisiert wurden verschiedene Themenbereiche, die mit der RPA-Software beschäftigen. Eine Kategorie ist die theoretische Einführung in RPA, welche noch einmal unterteilt ist in RPA-Entwicklung, RPA-Implementierung und Jobbasierte Schulungskonzepte. Ein weiterer Bereich ist die Dauer und Kosten von RPA, die sich mit den angebotenen Leistungen und der Dauer der Kurse beschäftigt. Die letzte Kategorie ist die angebotene Sprache, welche die Auswahl zwischen deutsch und englisch beinhaltet. Die verschiedenen Anbieter wurden anhand diesen Kriterien bewertet mit „voll erfüllt“, „teilweise erfüllt“, und „nicht erfüllt“.

Übersicht und Vergleich zu Schulungskonzepten - Softwareanbieter



	Theoretische Einführung in RPA	RPA-Entwicklung	RPA-Implementierung (z.B. Organisationsmodelle)	Jobbasierte Schulungskonzepte	Dauer und Kosten von RPA	Die angebotenen Leistungen sind kostenlos	Es gibt einen Dauerhaften Zugriff auf die Kurse	Die Dauer der Kurse/Seminare ist angemessen	Angeborene Sprachen	Deutsch	Englisch
Softwareanbieter											
UIPATH	●	●	●	●	●	○	●		●	●	
Service Trace	○	○	○	○	○	○	○		○	○	
Roboyo	●	●	●	●	●	○	●		●	●	
BluePrism	●	●	●	●	●	○	●		●	●	
Automation Anywhere	●	●	●	●	●	●	●		●	●	

Abbildung 7-13: Vergleich RPA-Softwareanbieter (eigene Abbildung)

Die Softwareanbieter und Online Plattformen wurden mit einer Internetrecherche herausgesucht. Es wurde auf die Seriosität und den Internetauftritt der Anbieter geachtet.

Aufgefallen bei der Recherche ist, dass es eine große Menge an Online Plattformen im Internet gibt, die eine Schulung im RPA-Kontext für Mitarbeiter anbieten. Bei den direkten Softwareanbietern ist das Angebot geringer. Außerdem arbeiten die Online Plattformen gerne mit Schritt-für Schritt Anleitungen und zeigen dem Mitarbeiter, die Grundkenntnisse von der Robot Process Automation Software. Jedoch zeigt sich auch, dass die meisten Angebote von Online Plattformen nicht kostenlos sind und das Unternehmen noch einmal in die Implementierung der Software und der Mitarbeiter investieren müsste.

Die Recherche zeigt, dass es ein hohes Angebot an Schulungen für Mitarbeiter gibt und dementsprechend auch eine hohe Nachfrage, um die Mitarbeiter im Change-Prozess im Unternehmen mitzunehmen.

7.7 Erklärung des Self-Assessment

Durch das entwickelte Self-Assessment kann der Prozess zur Auswahl geeigneter Mitarbeitender systematisch strukturiert werden. Es können so wichtige Kompetenzen von dem ausgewählten Mitarbeiter für den Prozess genutzt werden, auch kann mit dem geringen Aufwand der richtigen Personalauswahl Zeit gespart werden.

Die Vorteile für das Unternehmen sind, dass sich die Suche und die Einarbeitung des Mitarbeitenden drastisch verkürzt, folglich führt dies zu einer Kosteneinsparungen im Human Ressources. Außerdem fördert das Self-Assessment eine standarisierten Auswahlprozess für alle Bereiche. Desweiteren sorgt das Assessment für eine produktivere und effizientere Arbeits des Mitarbeitenden.

Daneben profitiert der Mitarbeiter von dem Tool, er fühlt sich wertgeschätzt und akzeptiert durch die neue Verantwortung und Auswahl. Hiermit wird eine Verbundenheit gegenüber der Arbeitsstelle gefördert. Auch kann eine zeitnahe Einarbeitung stattfinden, ohne das eine lange Vorlaufzeit benötigt wird.

Start				Erfassung							Auswertung	
Personale Kompetenz				Aktivität- und Handlungskompetenz			Sozial-kommunikative Kompetenz				Fach- und Methodenkompetenz	
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Personale Kompetenz												
4:Lernbereitschaft												
Der/Die Mitarbeiter/in gibt Fehler und Schwächen offen zu, korrigiert die eigene Sicht beim Auftreten neuer Fakten und zeigt eine hohe Lernkurve.												
<div style="background-color: #e91e63; color: white; padding: 5px; margin-bottom: 5px;">trifft voll und ganz zu</div> <div style="background-color: #4682b4; color: white; padding: 5px; margin-bottom: 5px;">trifft voll zu</div> <div style="background-color: #4682b4; color: white; padding: 5px; margin-bottom: 5px;">50 : 50</div> <div style="background-color: #4682b4; color: white; padding: 5px; margin-bottom: 5px;">trifft nicht zu</div> <div style="background-color: #4682b4; color: white; padding: 5px;">trifft überhaupt nicht zu</div>												

Abbildung 7-14: Beispiel Self-Assessment (eigene Darstellung)

Bevor der Anwender das Self-Assessment nutzen kann muss er in einem ersten Schritt potenziell geeignete Mitarbeitende aussuchen. Mitarbeiter sollten ausgewählt werden, die schon gewisse Fähigkeiten oder Kompetenzen ersichtlich aufweisen. In einem zweiten Schritt werden dann die konstruierten Fragen gestellt. (siehe Abbildung 7-14) Fragen zu den Kompetenzen: Fach- und Methodenkompetenz, Aktivitäts- und Handlungskompetenz, Sozial-kommunikative Kompetenz und Personale Kompetenz. Zu jedem dieser Kompetenzen sind verschiedene Fragen zu beantworten. Die Fragen lassen sich beantworten mit: „trifft voll und ganz zu“, „trifft voll zu“, „50:50“, „Trifft nicht zu“, „trifft überhaupt nicht zu“.

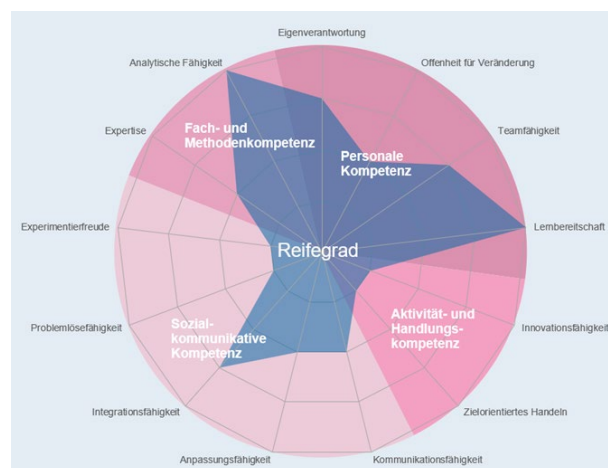


Abbildung 7-15: Reifegrad Kompetenzen

In dem letzten Schritt kann der Anwender die Auswertung seiner Antworten sehen. (siehe Abbildung 7-15: Reifegrad Kompetenzen) Die Auswertung wird in einem Netzdiagramm abgebildet. Es beschreibt sehr anschaulich, in welchen Bereichen der Mitarbeiter noch potenzial vorweist und in welchen Kompetenzen er schon sehr gut qualifiziert ist für den Prozess im Umgang mit der Robotic Process Automation Software.

8 AP6: Transfer und Projektmanagement

Das Ziel des Arbeitspakets bestand darin, den Wissenstransfer der aus dem Forschungsprojekt gewonnenen Erkenntnisse in die Wirtschaft effektiv zu gestalten und optimal auszurichten. Der Transfer wurde dabei sowohl projektbegleitend als auch abschließend sichergestellt. Dies geschah durch die folgenden Kanäle:

- Regelmäßige Treffen mit den Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses
- Veröffentlichung der Ergebnisse auf internationalen Konferenzen
- Veröffentlichung der Ergebnisse in populärwissenschaftlichen Zeitschriften
- Präsentation auf Fachtagungen und Messen
- Übertrag der Erkenntnisse in die Lehre und Seminare der RWTH Aachen, der Universität Ulm und der Hamburg Media School

Für eine detaillierte Aufführung des Übertrags sei an dieser Stelle auf Kap. 9.5 verwiesen.

Zudem bestand das Ziel dieses Arbeitspakets darin, die kontinuierliche Steuerung und die Erreichung der erwarteten Projektergebnisse sicherzustellen. Die enge Abstimmung der Forschungseinrichtungen wurde über regelmäßige wöchentliche Abstimmungstermine erreicht. Dies ermöglichte eine nahtlose Zusammenarbeit und stellte sicher, dass die aufeinander aufbauenden Arbeitspakete erfolgreich abgeschlossen wurden. Die initialen Besuche der Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses und fünf Ausschusstreffen halfen die Praxisrelevanz des Projekts sicherzustellen.

9 Bearbeitung des Forschungsprojekts RPAsset durch die Forschungseinrichtungen

9.1 Verwendung der Zuwendung in den Forschungseinrichtungen

Für die durchgeführten Recherchen und Untersuchungen wurden wissenschaftliche Mitarbeiter der beteiligten Institute beschäftigt. Dabei wurden die wissenschaftlichen Mitarbeiter partiell durch studentische Hilfskräfte unterstützt. Die geleistete Arbeit entspricht dem begutachteten sowie bewilligten Antrag und war daher für die Durchführung des Vorhabens notwendig und angemessen. In beiden Forschungsstellen wurden keine Geräte (Einzelansatz B des Finanzierungsplans) angeschafft. Von Forschungseinrichtung 2 wurden Leistungen Dritter in Anspruch genommen, die für das im Forschungsantrag geplante Laborexperiment vorgesehen waren (Einzelansatz C des Finanzierungsplans). Aufgrund des Ausbruchs der COVID-19-Pandemie im März 2020 musste von einem psychologischen Laborexperiment abgesehen werden, da das ULESS der Universität Ulm geschlossen war. Daher wurde ein Online-Experiment mit anschließendem Online-Fragebogen entwickelt, das die entworfenen Wirkungszusammenhänge und Hypothesen berücksichtigt. Das Experiment und die Online-Fragebogenstudie wurden auf der Plattform Prolific durchgeführt. Hierbei wurden insgesamt 3.685,65 EUR an Aufwandentschädigung für die Teilnehmer zur Verfügung gestellt. Dabei waren die Aufwände für die Leistungen Dritter angemessen und notwendig, da diese die Durchführung des Online-Experiments und der Fragebogenstudie sichergestellt haben. Das wissenschaftlich-technische Personal der beiden Forschungsinstitute wurde im Projektverlauf wie folgt eingesetzt:

Arbeitspaket	Personal nach A1 Forschungsstelle 1 (FIR) (WiMi)	Personal nach A1 Forschungsstelle 2 (IPRI) (WiMi)
2020	0,75	0,20
2021	14,41	10,62
2022	9,22	11,93
2023	3,36	2,99
Gesamt	27,74	25,74

9.2 Erläuterung der Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Das Forschungsprojekt *RPAcceptance - Dauerhafte Nutzung der Effizienzpotenziale von Robotic Process Automation (RPA) in KMU durch die Förderung der Akzeptanz* orientierte sich an einem geordneten zeitlichen Projektablauf. Dabei wurde besonderer Wert auf eine ganzheitliche Abarbeitung der Inhalte der Arbeitspakete gelegt. Die erarbeiteten Ergebnisse sind dem Projektziel angemessen und können der Initialisierung weiterer Forschungsprojekte dienen.

Die im Forschungsprojekt *RPAcceptance* geleistete Arbeit entspricht in vollem Umfang dem bewilligten Antrag und war daher für die Durchführung des Vorhabens notwendig und angemessen. Durch die erarbeiteten Ergebnisse, insbesondere die interaktiven Demonstratoren, konnte ein deutlicher Mehrwert für KMU generiert werden, von dem die betroffenen Unternehmen in der betrieblichen Praxis profitieren können. Der Arbeitsplan konnte entsprechend der geplanten Pakete und Tätigkei-

ten in den dafür vorgesehenen Zeiträumen bearbeitet werden. Etwaige Änderungen der Inhalte wurden durch aktuelle Entwicklungen und Erkenntnisse zum jeweiligen Zeitpunkt begründet und stets mit dem projektbegleitenden Ausschuss abgestimmt. Im Rahmen der vier COVID-19-bedingten virtuellen Sitzungen des projektbegleitenden Ausschusses wurden die erreichten Zwischenergebnisse präsentiert und zur Diskussion gestellt. Expertengespräche dienten dazu, wichtige Informationen über praktische Rahmenbedingungen und unternehmensspezifische Anforderungen zu erheben.

9.3 Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse

Ziel des Forschungsprojekts RPAcceptance war es, die Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA) nachhaltig in Unternehmen zu fördern, wobei sowohl organisatorische und prozessuale als auch menschliche Aspekte angemessen berücksichtigt wurden. Unsere Forschungsergebnisse sollen Unternehmen dabei unterstützen, die Akzeptanzbarrieren zu überwinden und RPA erfolgreich in ihren Betriebsabläufen zu implementieren.

Um den aktuellen Stand der Akzeptanz in Unternehmen zu ermitteln, haben wir zunächst eine Umfrage durchgeführt. Die erarbeiteten Ergebnisse sollen den Entscheidungsträgern in den Unternehmen als Leitfaden dienen, wie sie die Akzeptanzbarrieren angehen können, um einen erheblichen betriebswirtschaftlichen und effizienzsteigernden Nutzen zu erzielen. Des Weiteren wurde ein Experimentaldesign entwickelt, das die Akzeptanz von RPA untersucht.

Im letzten Arbeitspaket wurde ein Schulungskonzept entwickelt und in der unternehmerischen Praxis validiert, um die erfolgreiche Anwendung der entwickelten Methoden und Tools sicherzustellen. Die Ergebnisse unserer Forschung ermöglichen es Unternehmen jeder Branche und Größe, insbesondere jedoch KMU, ihre Verwaltungsprozesse zu überprüfen und durch den Einsatz von RPA zu optimieren. Dank der Einbeziehung von Praxispartnern aus verschiedenen Branchen sind unsere Forschungsergebnisse äußerst relevant und nützlich. Die entwickelten Methoden und Tools werden daher direkt in die operative Planung von Unternehmen einfließen. Langfristig tragen die Ergebnisse unseres Forschungsprojekts dazu bei, Arbeitsplätze zu sichern und zu schaffen, und somit die Wettbewerbsfähigkeit des Produktions- und Dienstleistungsstandorts Deutschland zu stärken.

9.4 Einschätzung der Realisierbarkeit des mit dem Antrag vorgelegten Plans zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft

Die während der Projektlaufzeit geplanten Maßnahmen zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft konnten im Projektverlauf zum Großteil umgesetzt werden. Die Akquise neuer Unternehmen für den projektbegleitenden Ausschuss gestaltete sich jedoch herausfordernd. Einige Unternehmen waren aufgrund der Umstände gezwungen, den Ausschuss zu verlassen, da keine Kapazitäten für Effizienzprogramme in nicht wertschöpfenden Tätigkeiten vorhanden waren. Dennoch konnte die Möglichkeit zur Teilnahme an Onlineveranstaltungen im Projektverlauf dazu beitragen, neue Unternehmen für das Projekt zu gewinnen. Wie sich herausstellte, wurden die PA-Treffen in einem Online-Format sehr gut angenommen, da aufwändige Reiseplanungen und ganztägige Dienstaussfälle reduziert werden konnten. Die Projektpartner erachteten die umgesetzten Transfermaßnahmen als erfolgreich.

9.5 Fortschreibung des mit dem Antrag vorgelegten Plans zum Ergebnistransfer in die Wirtschaft und Einschätzung der Realisierbarkeit des Transferkonzeptes

Der Wissenstransfer der aus dem Forschungsprojekt gewonnenen Erkenntnisse in die Wirtschaft wurde sowohl projektbegleitend als auch abschließend durchgeführt.

Der Transfer wurde zum einen durch regelmäßige Treffen mit den Unternehmen des projektbegleitenden Ausschusses sichergestellt. So fanden insgesamt vier Treffen unter der Beteiligung der Unternehmen statt, bei denen die neusten Erkenntnisse und Ergebnisse vorgestellt und diskutiert wurden. Ferner fanden ebenfalls bilaterale Treffen zwischen dem IPRI bzw. dem FIR und den teilnehmenden Unternehmen statt. Dies stellte einen engen Austausch sowie die möglichst genaue Berücksichtigung der realen Rahmenbedingungen sicher. Besonders in der Validierungsphase hatten die Unternehmen die Möglichkeit, unter der Anleitung des IPRI und des FIR die entwickelten Demonstratoren (z.B. Mitarbeiter-Self-Assessment, AP5) selbst auszuprobieren. Somit sind die Unternehmen befähigt, die Nutzenpotenziale von RPA durch die Förderung der Akzeptanz unmittelbar nach dem Forschungsprojekt selbst zu heben. Alle Ergebnisse werden ebenfalls für alle weiteren interessierten Unternehmen bereitgestellt. Interessenten können auf Anfrage die entsprechenden Tools sowie eine Anleitung zum Bedienen ebendieser erhalten. Ferner wurden die Ergebnisse des Projektes in bestehende Fortbildungsformate der beteiligten Institute eingebunden. Dies schließt einerseits die Lehre für die Studentinnen und Studenten der RWTH Aachen ein, andererseits die auf Unternehmen ausgerichteten Seminare, Zertifikatskurse und Fachtagungen auf dem RWTH Aachen Campus. Durch die Veröffentlichung auf Konferenzen und in Zeitschriften wurde das Projekt einem breiten wissenschaftlichen sowie industriellen Publikum bekannt gemacht. Abweichend vom Antrag konnten einige wissenschaftliche Medien, wie die Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung (ZfbF) oder die VDMA-Nachrichten, und Veranstaltungen, wie die Betriebsratstage in München, nicht erreicht werden, da die Inhalte keine Übereinstimmung mit den jeweiligen Themen aufwiesen. Jedoch konnten abweichende Veranstaltungen (z.B. RPA-Tag, Veranstaltungen bei QEASAR, Frankfurt School of Finance) in das Transferportfolio aufgenommen werden, um dennoch eine Verbreitung der Ergebnisse und eine zielgruppengerechtere Adressierung zu gewährleisten.

Eine genaue Übersicht der durchgeführten Transfermaßnahmen ist in Tabelle 11-1 dargestellt.

Tabelle 11-1 Während der Projektlaufzeit durchgeführte Transfermaßnahmen (eigene Darstellung)

Legende:

√: fertig

Maßnahme	Ziel	Ort / Rahmen	Zeitraum	Status
PA-Treffen 1	Vorstellung, Erwartung, Diskussion und Workshop (AP1)	<ul style="list-style-type: none"> • Online-Veranstaltung: Teams 	27.04.2021	√
PA-Treffen 2	Vorstellung Ergebnisse, Diskussion und Workshop AP2 und AP3	<ul style="list-style-type: none"> • Online-Veranstaltung: Teams 	02.03.2022	√

PA-Treffen 3	Validierung der Ergebnisse aus AP4 und Workshop	<ul style="list-style-type: none"> • Online-Veranstaltung: Teams 	27.07.2022	√
PA-Treffen 4	Abschlussveranstaltung und Validierung der Ergebnisse und Feedback	<ul style="list-style-type: none"> • Online-Veranstaltung: Teams 	30.03.2023	√
Vorstellung des Projekts auf den Münchner Betriebsrats-Tagen	Verbreitung der Projektinhalte und kritische Diskussion über Befürchtungen der Mitarbeiter	<ul style="list-style-type: none"> • Betriebsrats-Tage 2022 (München) • Stattdessen: RPA-Tag zur kritischen Diskussion über Befürchtungen (Teams-Meeting) 	Q4/2022 08.12.2022	
Verbreitung in Social Media	Kontinuierliche Bewerbung des Projekts	<ul style="list-style-type: none"> • LinkedIn-Beiträge 	fortlaufend	√
Wissenschaftliche und praxisorientierte Veranstaltungen	Sicherstellung der Umsetzbarkeit durch Praxisdiskussionen „Tandem-Vorträge“ (Forschung/Unternehmen)	<ul style="list-style-type: none"> • RPA Akzeptanz im Einkauf (QESAR) • RPA-Webinar RPAacceptance (Frankfurt School) • RPA-Vortrag Akzeptanz und Potenziale (Voith Turbo) 	25.11.2020 16.03.2021 05.11.2021	√
Vorstellung auf Konferenzen	Verbreitung und Diskussion der Forschungsergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • 2021 IEEE International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC) • 2022 23rd IFIP WG 5.5 Working Conference on Virtual Enterprises, PRO-VE, Lisbon 	21.- 23.06.2021 19.- 21.09.2022	√ LINK √ LINK
Webpräsenz und Blogs	Fortlaufende Information über das Forschungsprojekt und die (Teil-) Ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • IPRI-Homepage: https://ipri-institute.com/forschungsprojekte/rpaceptance/ • FIR-Homepage: https://www.fir.rwth-aachen.de/forschung/forschungsprojekte/detail/rpaceptance-21512-n/ • Institut für Business Analytics (Universität Ulm) 	Q1/2021	√ √

		https://www.uni-ulm.de/mawi/iba/forschung/forschungsthemen-der-professur-fuer-wertschoepfungs-und-netzwerkmanagement/akzeptanz-intelligenter-systeme/rpacceptance/		√
Presse-/ Öffentlichkeitsarbeit	Bekanntmachung des Projekts und weitere Verbreitung der Projekthalte und -ergebnisse	<ul style="list-style-type: none"> • Informationsdienst der Wissenschaft, Presseverteiler des FIR 	Während der gesamten Projektlaufzeit	√
Veröffentlichung von Ergebnissen in wissenschaftlichen Medien	Bekanntmachung und Diskussion der Ergebnisse in der Wissenschaft	<ul style="list-style-type: none"> • HMD Praxis für Wirtschaftsinformatik (eingereicht 12/2021, Veröffentlichung in 03/2022) • Vorbereitung eines Papers für JOMAC mit den Ergebnissen aus AP5 		√ LINK √ LINK
Veröffentlichung der Projektergebnisse mit Fokus auf die Praxis	Bekanntmachung der Ergebnisse in der Praxis, Aufzeigen von Anwendungsfällen	<ul style="list-style-type: none"> • IPRI Jahresbericht 2020 • FIR-Fachzeitschrift UdZ Forschung (02-2021) • IPRI Journal (08/2021) 		√ √ LINK √ LINK
Integration in die universitäre Lehre	<p>Vorlesung Grundlagen Business Analytics (SAPS Studiengang an der Universität Ulm)</p> <p>Integration in Seminarprogramme Business Analytics/Plattformen</p> <p>Studienarbeiten</p>	<ul style="list-style-type: none"> • RWTH Aachen <ul style="list-style-type: none"> ◦ Business Transformation Manager (Q3/2021) • Universität Ulm <ul style="list-style-type: none"> ◦ Vorlesungen Business Analytics (Q1/2021, Q1/2022, Q1/2023) • Hochschule der Medien Hamburg <ul style="list-style-type: none"> ◦ Vorlesungen Controlling und Management (Q1/2021, Q1/2022, Q1/2023) 	fortlaufend	√

Zusätzlich zu den durchgeführten Transfermaßnahmen sind noch einige Transfermaßnahmen im Anschluss an das Forschungsprojekt geplant. Die geplanten Transfermaßnahmen sind in Tabelle 11-2 dargestellt.

Tabelle 11-2 Nach Laufzeitende geplante Transfermaßnahmen (eigene Darstellung)

Maßnahme	Ziel	Ort/Rahmen	Zeitraum
Fortbildungsangebote im Rahmen verschiedener FIR-Zertifikatkurse und IPRI-Seminarreihe „Business Model Manager“	Überführung der Projektergebnisse in das Schulungskonzept zur Qualifizierung von Mitarbeitern aus KMU	Aachen, FIR Stuttgart, IPRI	Ab Q4/2023
Veranstaltung von „Lessons Learned Days“	Bei Unternehmen des PA werden im Rahmen des Projekts erarbeitete Erfolgsbeispiele interessierten Unternehmen, die nicht am Projekt beteiligt waren, vorgestellt.	Unternehmen des PA	Ab Q4/2023
Arbeitskreis „Industrie 4.0 – Betriebswirtschaftliche Fragestellungen im Fokus“ (AK4.0)	Verbreitung der Ergebnisse und deren Überführung in die praktische Anwendung	Stuttgart, IPRI	Ab Q4/2023
Vorstellung der Ergebnisse in einem öffentlichen IPRI-Fachworkshop	Qualifizierung von Mitarbeitern aus KMU und Erläuterung der Methodik	Online / Stuttgart, IPRI	Ab Q4/2023
Webinar	Qualifizierung von Mitarbeitern aus KMU	Internet, FIR und IPRI	Ab Q4/2022
Angebot von Beratungsprojekten	Unterstützung von KMU bei individuellen Problemstellungen durch Beratungsmandate	FIR, IPRI; vor Ort bei den jeweiligen Unternehmen	Ab Q4/2022
Integration der Ergebnisse in das Service Science Innovation Lab des FIR	Bereitstellen des Methodenwissens in einer strukturierten Form für den branchenübergreifenden Transfer	Aachen, FIR	Ab Q3/2022
Teilnahme an Veranstaltung des Smart Service Centers	Übertragung der Forschungsergebnisse in die Praxis	Aachen, FIR Smart Service Center der EICe GmbH	Ab Q3/2022

10 Anhang

10.1 Fragebogen zur Untersuchung der Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA)

Seite 01

Liebe Teilnehmerin, lieber Teilnehmer,

im Rahmen des Forschungsprojekts RPAacceptance untersuchen wir mit Hilfe dieser Fragebogenstudie die Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA).

Die Teilnahme an der Studie dauert circa 10-20 Minuten.

Alle Angaben werden streng vertraulich sowie anonym behandelt und ausschließlich zu wissenschaftlichen Forschungszwecken ausgewertet.

Bei Fragen können Sie mir jederzeit eine E-Mail schreiben: philipp.nussbaumer@uni-ulm.de

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Förderhinweis: Das IGF-Vorhaben 21512 N (RPAacceptance) der Forschungsvereinigung FIR e.V. an der RWTH Aachen Forschungsinstitut für Rationalisierung, Campus-Boulevard 55, 52074 Aachen wurde über die AiF im Rahmen des Programms zur Förderung der industriellen Gemeinschaftsforschung (IGF) vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages gefördert.

Seite 02

Einleitung

1. Welches Geschlecht haben Sie?

weiblich

männlich

divers

2. Wie alt sind Sie?

Bitte geben Sie Ihr Alter in vollen Jahren an.

3. Was ist Ihr höchster Bildungsabschluss?

Hauptschulabschluss, Realschulabschluss, Abitur, fachgebundene Hochschulreife, Fachhochschulreife

abgeschlossene Berufsausbildung

Fachhochschule Bachelor

Fachhochschule Master

Universität Bachelor

Universität Master

Promotion

Andere:

4. Nutzen Sie aktuell Robotic Process Automation (RPA) ?

ja

nein

2 aktive(r) Filter

Filter NU01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text EN01 später im Fragebogen ausblenden

Filter NU01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text NU02 später im Fragebogen ausblenden

5. Haben Sie schon einmal RPA genutzt?

Wenn bei vorheriger Frage Antwort nein (aktuelle Nutzung) und bei dieser Frage ja: wie lange haben Sie RPA genutzt? (in Jahren mit einer Nachkommastelle)

- ja:
- nein

2 aktive(r) Filter**Filter NU02/F1**

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **2**
Dann nach dem Klick auf "Weiter" den Text **EN01** anzeigen und das Interview beenden

Filter NU02/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **EN01** später im Fragebogen ausblenden

Seite 04

Allgemein

6. Wie häufig nutzen Sie RPA bzw. haben Sie es damals benutzt?

- täglich
- mehrmals in der Woche, jedoch nicht täglich
- 1-2 Mal pro Woche
- <4 Mal im Monat
- noch seltener

7. Wie nützlich finden Sie RPA?

- sehr nützlich nützlich mittel unnützlich sehr unnützlich nicht beurteilbar

8. Wie gerne arbeiten Sie mit RPA zusammen?

- sehr gerne gerne mittel ungerne sehr ungerne nicht beurteilbar

Seite 05

Erfahrung

9. Wie lange nutzen Sie schon RPA (bzw. wie lange haben Sie es genutzt)?

in Jahren mit max. einer Nachkommastelle

10. Hat sich die Nützlichkeit bezüglich RPA im Laufe der Zeit verändert?

Die Nützlichkeit hat/ist ...

- zugenommen weder noch abgenommen

11. Warum?

Gründe für die Veränderung. Überspringen bei keiner Veränderung.

Seite 06

Verantwortung1

12. Haben Sie durch die Einführung von RPA mehr Verantwortung als zuvor?

wichtigere Entscheidungen, verantwortungsvollere Aufgaben, usw.

größere Verantwortung

gleichbleibende Verantwortung

geringere Verantwortung

2 aktive(r) Filter**Filter VE01/F1**

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **VE02** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter VE01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **2, 3**
Dann Frage/Text **VE03** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Seite 07

Verantwortung2

13. Wie finden Sie die größere Verantwortung in Ihrem Unternehmen?

positiv

neutral

negativ

14. Wie finden Sie die gleichbleibende/geringere Verantwortung in Ihrem Unternehmen?

positiv

neutral

negativ

Seite 08

Sensibilisierung1

15. Sind die Mitarbeiter in Ihrem Unternehmen bei der Einführung von RPA sensibilisiert worden und in den Implementierungsprozess miteinbezogen worden?

ja

nein

6 aktive(r) Filter**Filter SE01/F1**

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **SE02** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter SE01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **SE03** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter SE01/F3

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **2**
Dann Frage/Text **SE04** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter SE01/F4

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **SE05** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter SE01/F5

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **SE06** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter SE01/F6

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **2**
Dann Frage/Text **SE07** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Seite 09

Sensibilisierung2

16. War die Nützlichkeit nach der Sensibilisierung höher als zuvor?

z.B. häufigere/geringere Verwendung

höhere Nützlichkeit

gleiche Nützlichkeit

geringere Nützlichkeit

17. Hätten Sie eine Sensibilisierung bezüglich RPA für gut empfunden?

Bei ja: welche Art der Sensibilisierung? (Schulungen, Präsentationen, usw.)

- ja:
- neutral
- nein

18. Welche Art von Sensibilisierung fand in Ihrem Unternehmen statt?

Mehrfachnennungen möglich

- Miteinbeziehen (Partizipation) in Entscheidungen
- Aufzeigen von wesentlichen Informationen und Vorteilen
- Training bzw. Fortbildungen
- interne Kommunikation durch z.B. Newsletter, Live-Demonstrationen, Präsentationen
- Sonstiges:

19. Zu welchem Zeitpunkt fand die Sensibilisierung in Ihrem Unternehmen statt?

Bitte im Textfeld ergänzen, welche Art von Sensibilisierung (s. vorherige Frage) dort stattfand.

Mehrfachnennungen möglich.

- vor der Implementierung:
- während der Implementierung:
- nach der Implementierung:
- anderer Zeitpunkt:

Seite 10
Bedrohung1

20. Inwiefern haben Sie sich bei der Einführung von RPA bedroht gefühlt und RPA als direkten Konkurrenten angesehen?

sehr bedroht

ein wenig bedroht

überhaupt nicht bedroht

1 aktive(r) Filter

Filter BE01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1, 2
Dann Frage/Text BE03 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

21. Sind in Ihrem Unternehmen Jobs durch die Einführung von RPA weggefallen?

ja

nein

ungewiss

Seite 11
Bedrohung2

22. Fühlen Sie sich mehr bedroht, wenn RPA dabei menschliche Charakteristika aufweist?

ja

nein

23. Hat sich die Häufigkeit der Verwendung durch das Gefühl der Bedrohung verändert?

häufigere Verwendung

unverändert

geringere Verwendung

Seite 12
Stakeholder1

24. Gab es Unterstützung vom Top-Management während der Einführung von RPA in Ihrem Unternehmen?

große Unterstützung

ein wenig Unterstützung

keine Unterstützung

2 aktive(r) Filter

Filter ST01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1, 2
Dann Frage/Text ST05 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter ST01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 3
Dann Frage/Text ST06 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

25. Gibt es Stakeholder (Management, Kunden,...), die Ihre eigene Akzeptanz beeinflussen?

Bei Antwort „ja“, nennen Sie bitte die Stakeholder.

ja:

nein

Seite 13
Stakeholder2

26. Welche Auswirkungen hatte für Sie die Unterstützung des Top-Managements in Ihrem Unternehmen?

Nützlichkeit/Verwendung nimmt zu

keinen Einfluss

Nützlichkeit/Verwendung nimmt ab

27. Welche Auswirkungen hatte für Sie die fehlende Unterstützung des Top-Managements in Ihrem Unternehmen?

Nützlichkeit/Verwendung nimmt zu

keinen Einfluss

Nützlichkeit/Verwendung nimmt ab

Seite 14
Output1

28. Ist der RPA-Output in Ihrem Unternehmen messbar bzw. beobachtbar?

ja, komplett

ja, zu einem gewissen Teil

nein

2 aktive(r) Filter

Filter OU01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1, 2**
Dann Frage/Text **OU02** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter OU01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **3**
Dann Frage/Text **OU03** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Seite 15
Output2

29. Inwiefern sind Sie mit der Qualität des Outputs von RPA zufrieden ?

zufrieden

indifferent gegenüber Output

unzufrieden

30. Besteht trotzdem Vertrauen in den Output und somit in die Funktionsweise von RPA?

großes Vertrauen

mittleres Vertrauen

geringes Vertrauen

kein Vertrauen

31. Wie relevant ist der Einsatz von RPA bezüglich Ihres individuellen Jobs?

Die Relevanz ist ...

gering

mittel

hoch

32. Haben die folgenden Faktoren dabei Auswirkungen auf die Häufigkeit der Nutzung von RPA?

Beispiel: positive Auswirkungen (z.B. gute Messbarkeit) = häufigere Nutzung

negative Auswirkungen (z.B. gute Messbarkeit) = geringere Nutzung

	häufigere Nutzung	unverändert	geringere Nutzung	nicht beurteilbar
Messbarkeit (Beobachtbarkeit) des Outputs	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Qualität des Outputs	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Vertrauen in RPA	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Relevanz von RPA	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Seite 16

DOI

33. Hat sich die Situation in Ihrem Unternehmen durch die Einführung von RPA verändert?

Bei ja, bitte geben Sie eine konkrete Veränderung an.

ja, relativer Vorteil:

ja, relativer Nachteil:

nein

2 aktive(r) Filter

Filter DO01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1, 2
Dann Frage/Text DO08 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter DO01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 3
Dann Frage/Text DO10 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

34. Wie wichtig sind Ihnen Werte und Normen in Ihrem Unternehmen, sowohl von unternehmerischer als auch persönlicher Seite?

Kompatibilität

wichtig

neutral

unwichtig

35. Inwiefern wurden Unternehmenswerte dabei durch die Implementierung von RPA verändert?

Kompatibilität

große Veränderung

geringe Veränderung

keine Veränderung

36. Wurde RPA in Ihrem Unternehmen getestet bevor es final eingesetzt wurde?

Testbarkeit

ja

nein

37. Wie komplex ist das Erlernen und das Benutzen von RPA?

Komplexität

komplex
mittel
einfach

38. Haben die oben genannten Faktoren dabei bei Ihnen eine Auswirkung auf die Zufriedenheit von RPA gehabt?

	höhere Zufriedenheit	keinen Einfluss	geringere Zufriedenheit	nicht beurteilbar
Veränderung der Situation durch RPA	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Unternehmenswerte (Kompatibilität)	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Testbarkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Komplexität	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Seite 17

39. Finden Sie die Veränderung der Situation durch RPA positiv oder negativ?

positiv
neutral
negativ

40. Hätte sich die Situation durch RPA verändern sollen oder finden Sie es gut ohne Veränderung?

z.B. andere Aufgaben nach Implementierung

Veränderung der Situation durch RPA
keine Veränderung der Situation

Seite 18

TAM1

41. Gibt es für Sie einen Nutzen durch die Implementierung von RPA und können Sie somit Ihren Job besser ausüben?

Wenn nein, Folgefrage nicht beachten.

ja
nein**2 aktive(r) Filter****Filter TA01/F1**Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **1**
Dann Frage/Text **TA05** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)**Filter TA01/F2**Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: **2**
Dann Frage/Text **TA06** später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

42. Welche Art von Nutzen haben Sie durch RPA?

z.B. höhere Produktivität, Zeitersparnis, usw.

43. Wie sehen Sie das Verhältnis von Aufwand bezüglich des Erlernens und des Benutzens zum Ertrag und den Vorteilen durch RPA?

wahrgenommener Aufwand

höherer Aufwand

ausgeglichen

höherer Ertrag

Seite 19

TAM2

44. Arbeiten Sie durch den Nutzen lieber mit RPA zusammen als wenn Sie keinen Nutzen wahrnehmen würden?

höhere Zufriedenheit

Nutzen irrelevant

geringere Zufriedenheit

45. Arbeiten Sie durch den nicht vorhandenen Nutzen lieber mit RPA zusammen als wenn Sie einen Nutzen wahrnehmen würden?

höhere Zufriedenheit

Nutzen irrelevant

geringere Zufriedenheit

46. Hat der zu erbringende Aufwand dabei einen Einfluss auf die Häufigkeit der Nutzung von RPA?

z.B. ein höherer Aufwand hat bei Ihnen eine ... Nutzung zur Folge bzw. keinen Einfluss.

häufigere Nutzung

keinen Einfluss

geringere Nutzung

Seite 20

Extens

47. Welche der bisher genannten Faktoren unterstützen Ihren Nutzen und/oder den Aufwand?

Übersicht externer Faktoren

Faktoren:	Nutzen	Aufwand	beides	keines
Erfahrung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verantwortung im Unternehmen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Sensibilisierung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Training und Fortbildungen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ängste/Bedrohungen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
soziale Einflüsse von Stakeholder	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

47. Welche der bisher genannten Faktoren unterstützen Ihren Nutzen und/oder den Aufwand?

Übersicht externer Faktoren

Faktoren:	Nutzen	Aufwand	beides	keines
Erfahrung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Verantwortung im Unternehmen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Sensibilisierung	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Training und Fortbildungen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ängste/Bedrohungen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
soziale Einflüsse von Stakeholder	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Top-Management Support	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Sichtbarkeit des Outputs	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Qualität des Outputs	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Jobrelevanz	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Vertrauen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
relativer Vorteil	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Komplexität	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Kompatibilität	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Testbarkeit	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Interaktion mit RPA	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Ähnlichkeit zum Menschen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

48. Beeinflussen der Nutzen und/oder der Aufwand ihre Absicht RPA zu verwenden? Oder gibt es sonstige Faktoren, welche ihre Verhaltens- und Nutzungsabsichten gegenüber RPA beeinflussen?

Nutzen

Aufwand

Beides

Keines

Sonstiges:

49. Gibt es in Ihrem Unternehmen eine regelmäßige Interaktion zwischen Mensch und RPA?

ja

nein

5 aktive(r) Filter

Filter IN01/F1

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text IN03 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter IN01/F2

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text IN04 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter IN01/F3

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text IN06 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter IN01/F4

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text IN07 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

Filter IN01/F5

Wenn eine der folgenden Antwortoption(en) ausgewählt wurde: 1
Dann Frage/Text IN08 später im Fragebogen anzeigen (sonst ausblenden)

50. Was ist für Sie persönlich die beste Lösung bzw. welche Art der Interaktion finden Sie am nützlichsten?

regelmäßige Interaktion mit RPA

gleichgültig

RPA im Hintergrund

51. Um welche Art von Zusammenarbeit bzw. Interaktion handelt es sich dabei?

z.B. Datenlieferant, Abnahme kompletter Arbeitsschritte, ...

52. Wie zufrieden sind Sie mit der Interaktion zwischen Ihnen und RPA?

Verständlichkeit, Klarheit, Deutlichkeit, usw.

zufrieden

mittel

unzufrieden

53. Wie wird RPA dabei behandelt?

wie ein normaler Mitarbeiter/Mensch

wie eine Mischung aus Mensch und Software

wie eine normale Software

Sonstiges:

54. Wie wichtig ist es Ihnen, dass RPA menschliche Charakteristika aufweist?

sehr wichtig

wichtig

unwichtig

55. Bis zu welchem Maße darf RPA für Sie persönlich menschliche Eigenschaften aufweisen?

Im Vergleich zu einem persönlich ...

stärkere menschliche Eigenschaften

gleiche menschliche Eigenschaften

geringere menschliche Eigenschaften

Seite 24

Resume

56. Würden Sie RPA nutzen, wenn Sie die Möglichkeit hätten freiwillig zu entscheiden?

ja

nein

57. Würden Sie RPA auch für weitere Prozesse verwenden?

Wenn ja: Fallen Ihnen dabei bestimmte Prozesse ein?

ja:

nein

58. Würden Sie RPA weiterempfehlen?

ja

nein

Seite 25

Jump1

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Ich möchte mich ganz herzlich für Ihre Mithilfe bedanken.

Bei Fragen können Sie sich an philipp.nussbaumer@uni-ulm.de wenden.

Ihre Antworten wurden gespeichert, Sie können das Browser-Fenster nun schließen.

Letzte Seite

Vielen Dank für Ihre Teilnahme!

Wir möchten uns ganz herzlich für Ihre Mithilfe bedanken.

Bei Fragen können Sie gerne eine E-Mail an "philipp.nussbaumer@uni-ulm.de" schreiben.

Ihre Antworten wurden gespeichert, Sie können das Browser-Fenster nun schließen.

10.2 Fragebogen zur Untersuchung des Einflusses von Valenz hinsichtlich der Akzeptanz von Robotic Process Automation (RPA)

Page 01

Dear participant,

as part of a study conducted by the International Performance Research Institute, we are conducting a survey that deals with various counselling formats. We are pleased that you are willing to take approximately 10 minutes to participate in the survey. For the study, it is important that you answer the questions spontaneously and select the answer that best applies to you personally. There are no right or wrong answers. The information you provide during the survey will be used exclusively in aggregated and anonymized form. It is never possible or intended to draw conclusions about your identity, so your anonymity is always guaranteed.

If you have any questions or comments about the survey, please feel free to contact skuenkele@ipri-institute.com.

Thank you for your support!

Best regards
Sebastian Künkele

Funding Note: The IGF project 21512 N of the Research Association Forschungsinstitut für Rationalisierung FIR e. V. at RWTH Aachen, Campus-Boulevard 55, 52074 Aachen was supported by the German Federal Ministry of Economic Affairs and Energy via the AiF as part of the program for promoting industrial collective research and development (IGF) based on a resolution of the German Bundestag.

Page 02

Below you will find a brief situation description. Please read the description carefully and try to immerse yourself as much as possible in the situation. Following that, there will be some questions, so please try to pay attention to **details**.

You are the CEO of "Toy Future GmbH", which has recently completed the development of a new children's toy. The developed "Talking Teddy" has now reached market maturity and is ready for production. As a lot of capital has been invested in the development of the toy, the success of the new toy is important for the company's survival. In order to commission production, a final determination of the number of units to be produced must be made.

As the CEO of Toy Future GmbH, you are responsible for this and must provide a demand forecast. According to your CEO contract, you receive additional bonus payments in addition to your basic salary, which are based on both the sales figures of Talking Teddy and the accuracy of your Talking Teddy demand forecast.

Page 03

1. What is the task of the CEO in this scenario?

- The CEO is asked to determine his bonus-payments.
- The CEO is asked to determine the production quantity of a new product.
- The CEO is asked to invent a new product.
- The CEO is asked to evaluate the sales manager.

1 Active Filter(s)

Filter A105/F1

If any of the following options is selected: 1, 3, 4

Then display the text X101 and finish the interview, after the next button was clicked

2. According to the description: How are the CEO's bonus-payments determined?

- The CEO's bonus-payments are measured by his annual working hours.
- The CEO's bonus-payments are measured by the accuracy of his production forecast as well as the sales figures of the Talking Teddy.
- The CEO's bonus-payments are measured only by the accuracy of his production forecast.
- The CEO's bonus-payments are measured by the quantity of defect Talking Teddys.

1 Active Filter(s)

Filter A106/F1

If any of the following options is selected: 1, 3, 4
Then display the text X101 and finish the interview, after the next button was clicked

Page 04

Below you will find additional information regarding the previous situation description. Following that, there will be some questions, so please try to pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

The sales manager has provided you with a demand forecast of 60,000 units. According to the sales manager, this forecast is based on internal data, information about competitor companies, and surveys. The internal data mainly includes sales data from previous comparable toys and general information about the company's approach. The information about competitor companies focuses mainly on potential competitor products to Talking Teddy. The surveys attempted to generate feedback from the target groups of the new toy regarding the general assessment of the new product, the intention to purchase, and the intention to recommend the product.

3. After learning about the sales manager's assessment of the production demand, you are asked by the production team to provide a forecast regarding the number of units to be produced.

Please enter the production quantity you have determined here:

Page 05

4. Did you perceive the task of entering a production quantity as an attention check?

- Yes
- No

text("B101")

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set.

In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 70,000 Talking Teddys was determined.

text("B102")

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set.

In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 85,000 Talking Teddys was determined.

text('B103')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set. In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 62,000 Talking Teddys was determined.

text('B201')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set. In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 50,000 Talking Teddys was determined.

text('B202')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set.

In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 35,000 Talking Teddys was determined.

text('B203')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the great importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain another assessment of the demand. To do this, you asked the company's own data analysis specialist to create an algorithm that would calculate the sales figures of the Talking Teddy. The data analysis specialist, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts he provides, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the development of forecasting algorithms, the data analysis specialist also has in-depth knowledge of the company Toy Future GmbH.

To develop the algorithm for the Talking Teddy, the data analyst used data from product sales over the past 10 years. The corresponding data set also includes the data collected by the sales manager (sales data from previous comparable toys, information about competitor companies, feedback from target groups). In addition, this data was expanded with external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the company Toy Future GmbH, and competitor companies. The algorithm processes text information by analyzing the text for text modules with possible positive or negative influence. These negatively or positively weighted text modules are subsequently weighted by the algorithm based on their reference to the data. For example, "high quality" is classified as positive, "too expensive" as negative. In terms of weighting, the negative "dangerous" is weighted higher than the text module "too expensive".

70% of the collected data set was used to train the algorithm, to recognize certain patterns and relationships between the data and to form weightings. The remaining 30% of the data set was used to test the algorithm's prediction model. The control predictions of the model matched very closely with the sales figures of the control data set.

In addition to the basic data mentioned above (historical data/sales manager data) that was fed into the algorithm, the algorithm was also programmed to search for further, more current data related to the Talking Teddy and to incorporate it into the prediction. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, reviews of competitor products, general news related to the toy industry, etc. The algorithm searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings for newly found data remained relatively constant.

This allowed the algorithm to generate a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 58,000 Talking Teddys was determined.

text('B301')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 70,000 Talking Teddys was determined.

text('B302')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 85,000 Talking Teddys was determined.

text('B303')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 62,000 Talking Teddys was determined.

text('B401')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 50,000 Talking Teddys was determined.

text('B402')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 35,000 Talking Teddys was determined.

text('B403')

Below you will find further information on the previous situation description. Please read the description carefully and try to put yourself in the situation as best as possible. Afterwards, there will be some questions, so please pay attention to **details** regarding the **sales figures** of the described product.

Due to the importance of demand forecasting and the fact that it is a completely new product, you have decided to obtain further assessment regarding the demand. For this purpose, you have asked the in-house product manager to create a forecast regarding the sales figures of the Talking Teddy. The product manager, whose internal evaluation is also based on the accuracy of the forecasts provided by him, has been with the company for many years. In addition to extensive experience and expertise in the field of demand and sales calculations, the product manager also has in-depth knowledge of the Toy Future GmbH company.

To create a demand forecast, the product manager relies on his ten years of experience with Toy Future GmbH products. To assess future sales figures, the product manager also used data collected by the sales manager (sales data from comparable toys in the past, information about competing companies, feedback from target groups). In addition, the product manager took into account external data from social media, websites, and newspaper articles that dealt with corresponding products, the Toy Future GmbH company, and competing companies. The product manager was aware of whether these external pieces of information were positive or negative. The product manager evaluated these positive or negative pieces of information based on his experience regarding their relevance to the sales figures of the Talking Teddy. For example, "high-quality" was rated as positive, "too expensive" as negative. Regarding relevance, the also negatively rated "dangerous" was weighted higher than the information "too expensive".

With the knowledge at his disposal, the product manager developed a mental sales forecast model. In doing so, the product manager attempted to recognize and weight patterns and connections between the data and the resulting sales figures. The predictions of the model, based on data from previous products, were very accurate in line with the sales figures of the previous products.

In addition to the above-described model, which is based on historical data and the sales manager's data, the product manager searched for even more current data related to the Talking Teddy toy to incorporate it into the forecast. This includes customer reviews, content from social media related to the Talking Teddy, ratings of competing products, general news related to the toy industry, etc. The product manager searched for new external data until the ratio of positive to negative weightings in newly found data remained relatively constant.

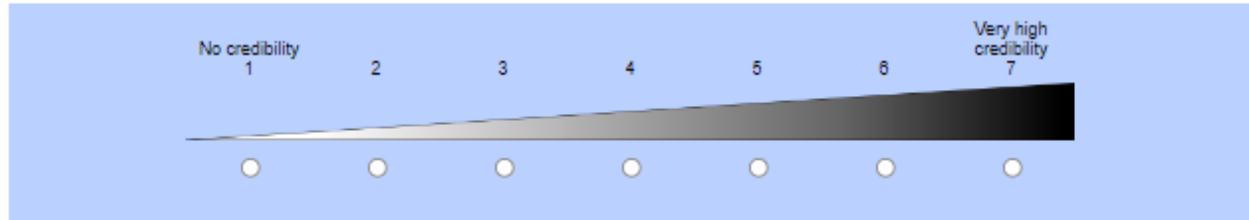
As a result, the product manager was able to collect a sufficiently large amount of data to generate an adjusted demand forecast for Talking Teddys for the next year. Based on the basic model, combined with further current data, a demand of 58,000 Talking Teddys was determined.

5. After learning about the follow-up assessment regarding production demand, it is up to you to determine a final quantity.

Please enter the final production quantity you have determined here:

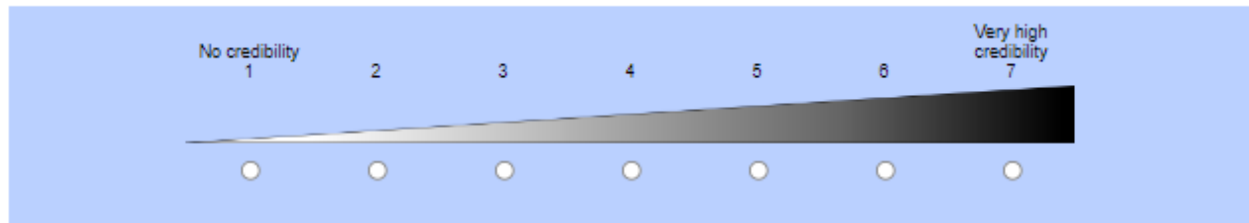
question('C101')

6. How do you evaluate the credibility of the algorithm with regard to creating a forecast for production demand?

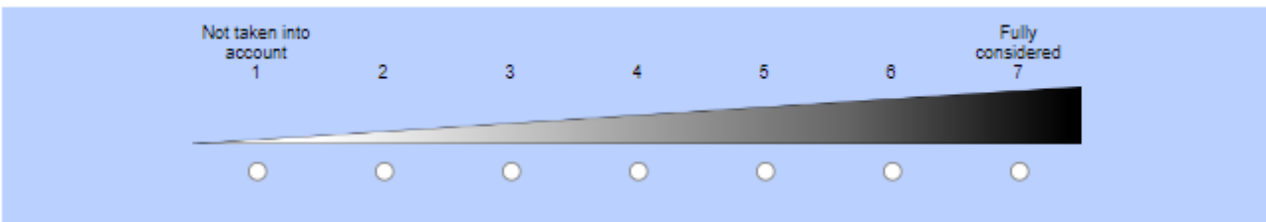


question('C201')

7. How do you evaluate the credibility of the product manager with regard to creating a forecast for production demand?



8. To what extent did you take into account the follow-up forecast when determining the final production quantity?
(The follow-up forecast refers to the assessment that was explained in the additional information)

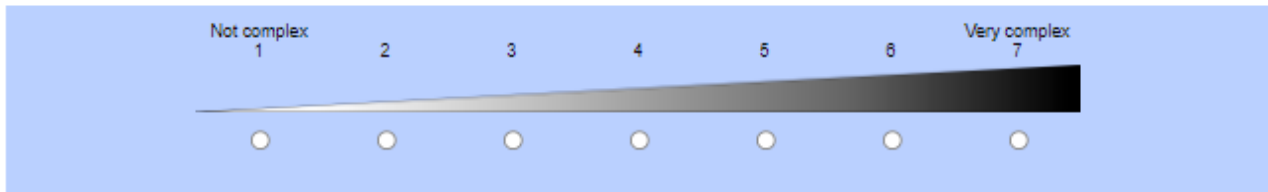
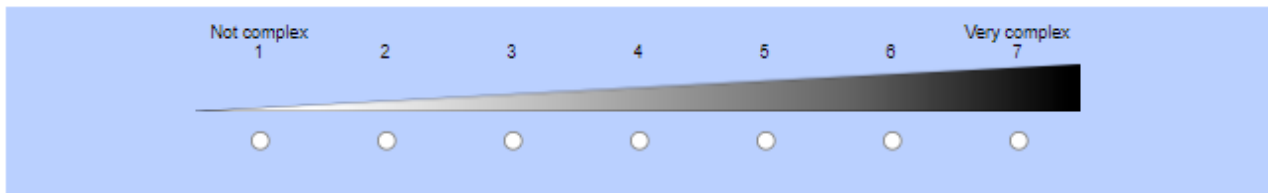


9. Please explain the reasoning behind the final production quantity that you have determined.

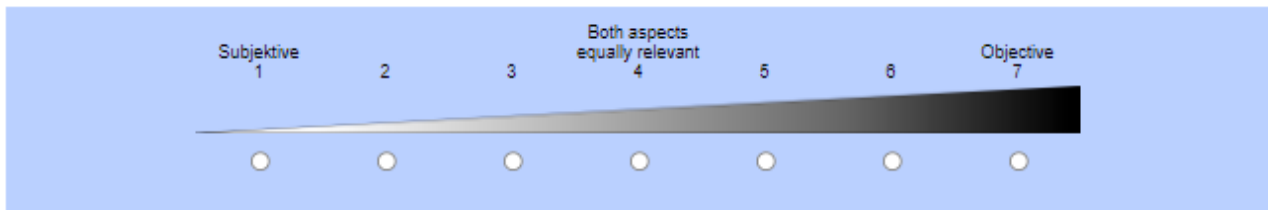
10. How do you evaluate the complexity of the forecasting model, that was used by the second advisory source?

(How understandable was the forecasting model for you)

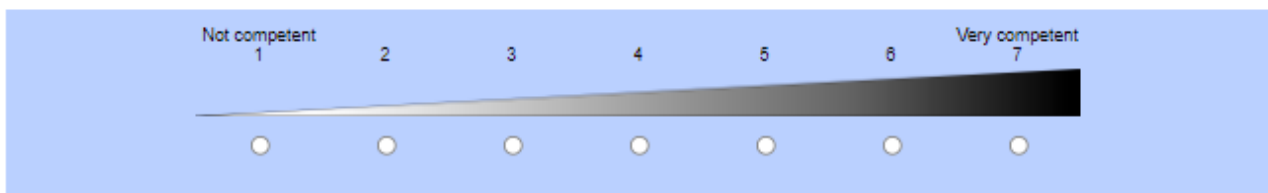
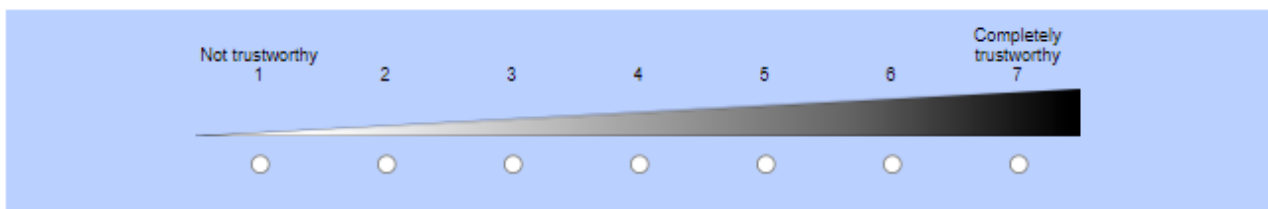
(The follow-up forecast refers to the assessment that was explained in the additional information)

**11. Do you consider the task of creating a demand forecast to be complex?****12. How would you classify the task of creating a demand forecast?**

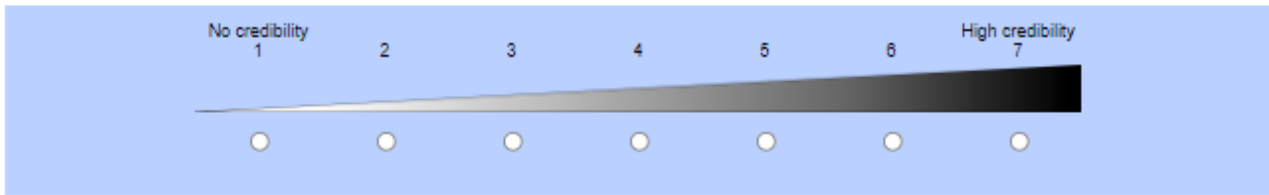
(Is it a task requiring subjective or objective abilities)

**13. How do you evaluate the competence of the second advisory source?**

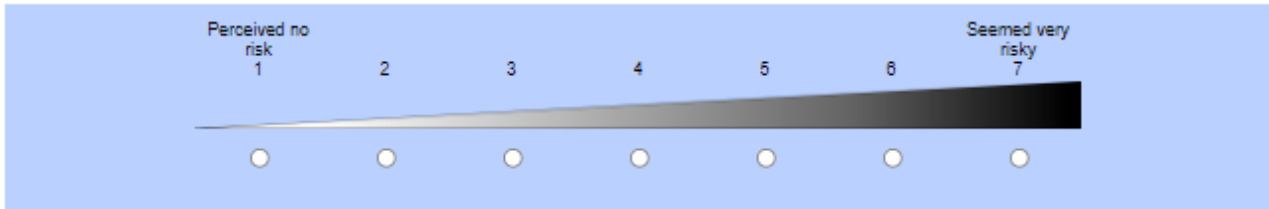
(The second advisory source refers to the source of the follow-up forecast)

**14. How do you evaluate the trustworthiness of the second advisory source?**

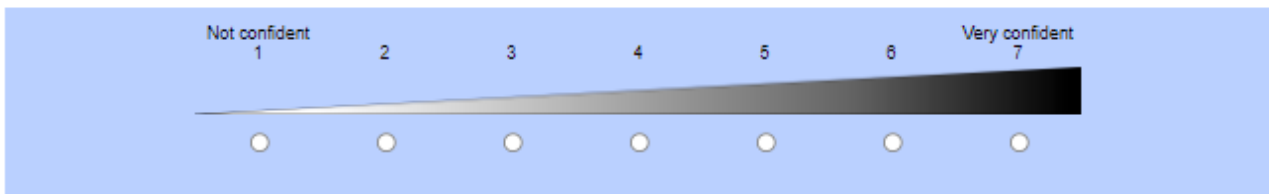
15. How do you rate the credibility of the original production demand assessment made by the sales manager?



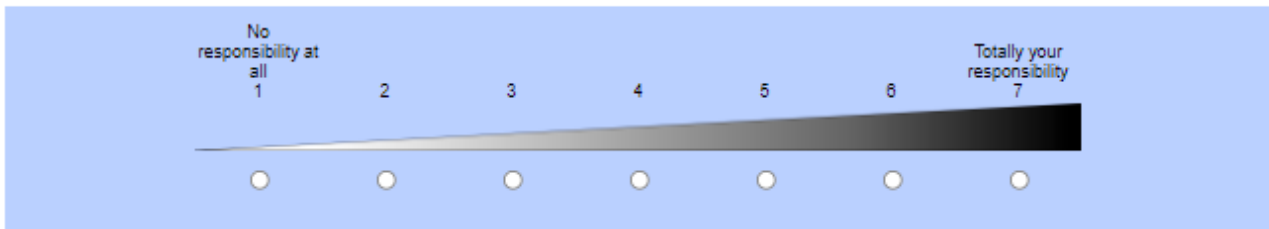
16. Did you feel like adapting your original forecast to the second advice posed a risk?



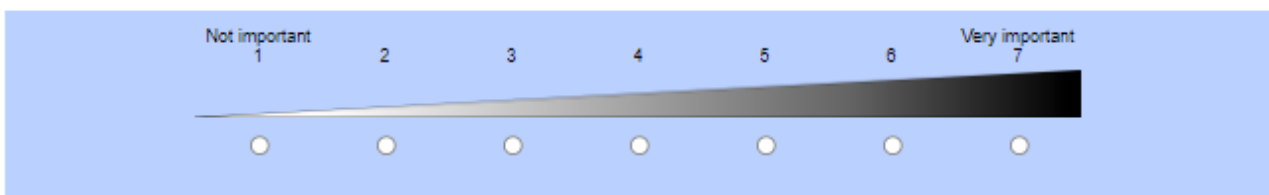
17. How confident are you in the final production quantity forecast you have determined?



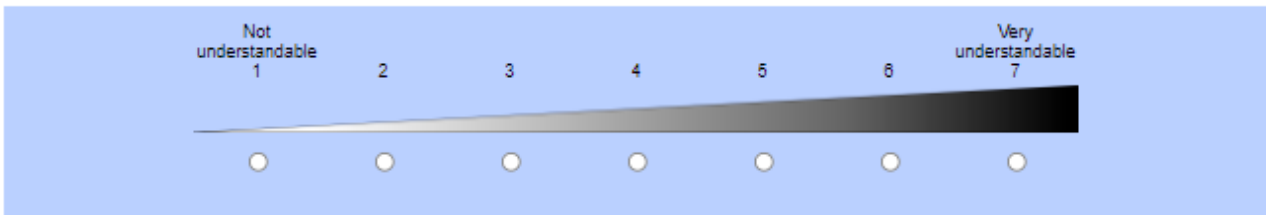
18. To what extent did you feel responsible for the success or the failure of the forecast?



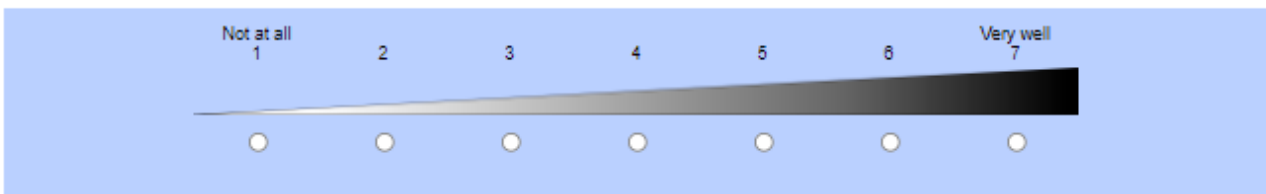
19. How important was it for you to make a conservative estimate when determining the demand?



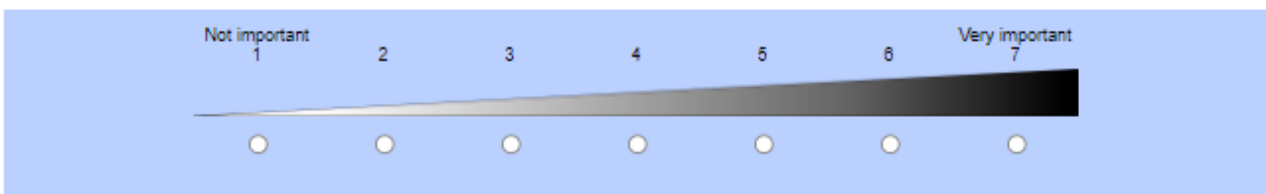
20. How understandable was the described situation for you?



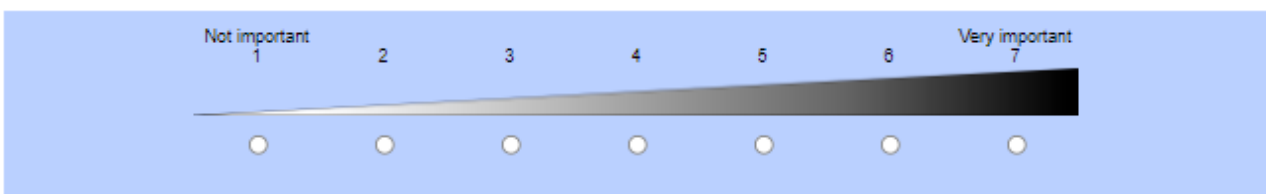
21. How well were you able to put yourself in the described situation with the role of the CEO?



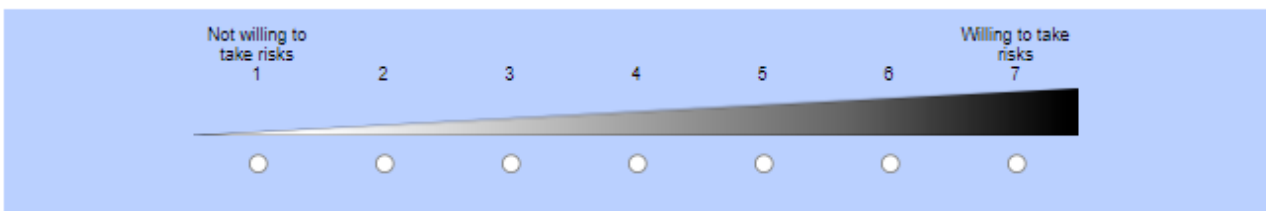
22. How important was it to you that the new product "Talking Teddy" is a success?



23. How important was it for you to achieve a good result in terms of the CEO's bonus payments?



24. How would you rate your willingness to take risks?



25. How much do you trust technology?

26. Do you have personal experiences with algorithms?

- No
- Yes, but very few
- Yes, some experience
- Yes, a lot of experience

27. If you have had personal experiences with algorithms, were they negative or positive?

(If not applicable, skip this Question)

28. How much do you trust human expertise?

29. From which source did you receive a follow-up assessment regarding the production needs of the Talking Teddy?

- Algorithm
- Human

Page 10

30. What is your gender?

- female
- male
- diverse
- do not wish to answer

1 Active Filter(s)

Filter SD01/F1

If any of the following options is selected: 1, 2, 3, 4

Then hide the questionnaire page(s) jump1 (otherwise display them)

31. Which is the country, you're currently living?

Country: No answer

32. What continent do you live on?

33. How old are you?

I am years old

34. What is your highest educational achievement?

Please select the highest level of qualification you have obtained.

- Finished school with no qualifications
- Still in school
- Secondary school-leaving certificate/Junior High Diploma
- High school diploma/Intermediate/General Certificate of Secondary Education, secondary school-leaving certificate or equivalent
- Completed apprenticeship
- Vocational baccalaureate diploma, vocational secondary certification
- A-levels/International Baccalaureate/Higher education entrance qualification
- Vocational university/university of applied sciences/university degree
- Other degree:

35. Do you have more than 3 years of professional experience?

36. Are you currently employed?

- Yes, I am employed.
- No, I am unemployed.
- No, I am retired.
- No, I am a homemaker.
- No, none of the above.

37. What do you do professionally?

- Pupil/in school
- Training/apprenticeship
- University student
- Employee
- Civil servant
- Self-employed
- Unemployed/seeking employment
- Other:

38. What are you working?

I am still in school or training

39. What is your monthly net income?

Net income is defined as your total income after tax and social security deductions.

40. Would you like to add information for us to better understand your answers?

Did you feel some question were unclear, or did you feel unpleasant answering specific questions? Please leave us notes.

41. Please comment this questionnaire to help us understand which questions or descriptions may seem misleading or unclear.

Do you think, this questionnaire needs improvement? Did you feel some question were unclear, or did you feel unpleasant answering specific questions? Please leave us notes.

42. What do you think is the goal of this study?

Thank You!

I'm sorry to inform you that you did not pass the Attention Check and therefore cannot participate in the study. Nevertheless, thank you very much.

Thank you for completing this questionnaire!

We would like to thank you very much for helping us.

Survey Code: Q288-NMT3-K7JH-19Q9

Your answers were transmitted, you may close the browser window or tab now.

10.3 Statistische Auswertungstabellen zum Experiment

Good News-Auswertung

Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen						
<i>relative Restabweichung</i>	<i>GN Alg</i>	<i>BN Hum</i>				
Mittelwert	0,402222222	0,444444444				
Varianz	0,368855967	0,402777778				
Beobachtungen	10	9				
Hypothetische Differenz d	0					
Freiheitsgrade (df)	17					
t-Statistik	-0,14777232					
P(T<=t) einseitig	0,442130491					
Kritischer t-Wert bei einse	1,739606726					
P(T<=t) zweiseitig	0,884260983					
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,109815578					
Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen						
<i>relative Restabweichung</i>	<i>Very GN Alg</i>	<i>Very GN Hum</i>				
Mittelwert	0,103968254	0,166558442				
Varianz	0,015856009	0,097763465				
Beobachtungen	9	10				
Hypothetische Differenz d	0					
Freiheitsgrade (df)	12					
t-Statistik	-0,582691427					
P(T<=t) einseitig	0,285444169					
Kritischer t-Wert bei einse	1,782287556					
P(T<=t) zweiseitig	0,570888338					
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,17881283					
Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen						
<i>relative Restabweichung</i>	<i>General GN Alg</i>	<i>General GN Hum</i>				
Mittelwert	0,249764844	0,259219176				
Varianz	0,184960357	0,184133811				
Beobachtungen	27	27				
Hypothetische Differenz d	0					
Freiheitsgrade (df)	52					
t-Statistik	-0,080861934					
P(T<=t) einseitig	0,467931089					
Kritischer t-Wert bei einse	1,674689154					
P(T<=t) zweiseitig	0,935862178					
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,006646805					
Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen						
<i>relative Restabweichung</i>	<i>moderate GN Alg</i>	<i>moderate GN Hum</i>				
Mittelwert	0,223214286	0,166666667				
Varianz	0,133290816	0,031746032				
Beobachtungen	8	8				
Hypothetische Differenz d	0					
Freiheitsgrade (df)	10					
t-Statistik	0,39370312					
P(T<=t) einseitig	0,351032086					
Kritischer t-Wert bei einse	1,812461123					
P(T<=t) zweiseitig	0,702064171					
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,228138852					

Bad News-Auswertung

Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen		
relative Restabweichung	<i>BN Alg</i>	<i>BN Hum</i>
Mittelwert	0,244318182	0,145833333
Varianz	0,139868654	0,05109127
Beobachtungen	8	8
Hypothetische Differenz d	0	
Freiheitsgrade (df)	12	
t-Statistik	0,63744585	
P(T<=t) einseitig	0,267903856	
Kritischer t-Wert bei einse	1,782287556	
P(T<=t) zweiseitig	0,535807712	
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,17881283	

Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen		
relative Restabweichung	<i>Very BN Alg</i>	<i>Very BN Hum</i>
Mittelwert	0,141269841	0,378730159
Varianz	0,029104308	0,194388847
Beobachtungen	9	10
Hypothetische Differenz d	0	
Freiheitsgrade (df)	12	
t-Statistik	-1,577028183	
P(T<=t) einseitig	0,070386348	
Kritischer t-Wert bei einse	1,782287556	
P(T<=t) zweiseitig	0,140772695	
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,17881283	

Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen		
relative Restabweichung	<i>General BN Alg</i>	<i>General BN Hum</i>
Mittelwert	0,172372294	0,19815873
Varianz	0,071522214	0,113748778
Beobachtungen	25	25
Hypothetische Differenz d	0	
Freiheitsgrade (df)	46	
t-Statistik	-0,29954192	
P(T<=t) einseitig	0,38293796	
Kritischer t-Wert bei einse	1,678660414	
P(T<=t) zweiseitig	0,765875919	
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,012895599	

Zweistichproben t-Test unter der Annahme unterschiedlicher Varianzen		
relative Restabweichung	<i>moderate BN Alg</i>	<i>moderate BN Hum</i>
Mittelwert	0,135416667	0
Varianz	0,063368056	0
Beobachtungen	8	7
Hypothetische Differenz d	0	
Freiheitsgrade (df)	7	
t-Statistik	1,521534914	
P(T<=t) einseitig	0,0859679	
Kritischer t-Wert bei einse	1,894578605	
P(T<=t) zweiseitig	0,171935801	
Kritischer t-Wert bei zwei:	2,364624252	

Literaturverzeichnis

- Abbasi, Abu Zafar; Shaikh, Zubair A. (2009): A Conceptual Framework for Smart Workflow Management. In: 2009 International Conference on Information Management and Engineering. 2009 International Conference on Information Management and Engineering. Kuala Lumpur, Malaysia, 03.04.2009 - 05.04.2009: IEEE, S. 574–578.
- Acig, Bülent (2001): Anwendungen Neuronaler Netze in der Finanzwirtschaft. Hg. v. Reinhold Hölscher. Kaiserslautern (Studien zum Finanz-, Bank- und Versicherungsmanagement, Band 6).
- Adamopoulou, Eleni; Moussiades, Lefteris (2020): An Overview of Chatbot Technology. In: Ilias Maglogiannis, Lazaros Iliadis und Elias Pimenidis (Hg.): Artificial Intelligence Applications and Innovations, Bd. 584. Cham: Springer International Publishing (IFIP Advances in Information and Communication Technology), S. 373–383.
- Adams, Dennis A.; Nelson, R. Ryan; Todd, Peter A. (1992): Perceived Usefulness, Ease of Use, and Usage of Information Technology: A Replication. In: *MIS Quarterly* 16 (2), S. 227. DOI: 10.2307/249577.
- Adobe (2016): Document Drain: How office admin is shredding productivity.
- Agarwal, Ritu; Prasad, Jayesh (1999): Are Individual Differences Germane to the Acceptance of New Information Technologies? In: *Decision Sciences* 30 (2), S. 361–391. DOI: 10.1111/j.1540-5915.1999.tb01614.x.
- Aguirre, Santiago; Rodriguez, Alejandro (2017): Automation of a Business Process Using Robotic Process Automation (RPA): A Case Study. In: Juan Carlos Figueroa-García, Eduyn Ramiro López-Santana, José Luis Villa-Ramírez und Roberto Ferro-Escobar (Hg.): Applied Computer Sciences in Engineering, Bd. 742. Cham: Springer International Publishing (Communications in Computer and Information Science), S. 65–71.
- Allied Market Research (2020): Robotic Process Automation Market Report.
- Allweyer, Thomas (2016): Robotic Process Automation – Neue Perspektiven für die Prozessautomatisierung. Hochschule Kaiserslautern. Online verfügbar unter <https://www.kurze-prozesse.de/blog/wp-content/uploads/2016/11/Neue-Perspektiven-durch-Robotic-Process-Automation.pdf>, zuletzt geprüft am 01.02.2023.
- Alpert, Marc; Raiffa, Howard (2013): A progress report on the training of probability assessors. In: Daniel Kahneman, Paul Slovic und Amos Tversky (Hg.): Judgment under Uncertainty: Cambridge University Press, S. 294–305.
- Al-Radhi, Mehdi; Diers, Sebastian (2012): Excellence in Service und Administration. Dienstleistungen optimieren, Kunden begeistern, Kosten reduzieren. München: Hanser (Business book summary).
- Alzubi, Jafar; Nayyar, Anand; Kumar, Akshi (2018): Machine Learning from Theory to Algorithms: An Overview. In: *J. Phys.: Conf. Ser.* 1142, S. 1–15. DOI: 10.1088/1742-6596/1142/1/012012.
- Ansari, Wasique Ali; Diya, Paritosh; Patil, Sahishnu; Patil, Sunita (2019): A Review on Robotic Process Automation - The Future of Business Organizations. In: *SSRN Journal*. DOI: 10.2139/ssrn.3372171.
- Asatiani, Aleksandre; Penttinen, Esko (2016): Turning robotic process automation into commercial success – Case OpusCapita. In: *Journal of Information Technology Teaching Cases* 6 (2), S. 67–74. DOI: 10.1057/jittc.2016.5.

- Axmann, Bernhard; Harmoko, Harmoko (2021): Herausforderungen bei der Einführung neuer digitaler Technologien bei KMU Teil 1: Am Beispiel der Künstlichen Intelligenz. In: *Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb* 116 (4), S. 269–271. DOI: 10.1515/zwf-2021-0040.
- BARC (2015): Marktübersicht Predictive Analytics Werkzeuge. Online verfügbar unter <http://barc.de/predictive>, zuletzt geprüft am 15.08.2019.
- Barnett, Gary (2015): Robotic Process Automation: Adding to the Process Transformation Toolkit. Online verfügbar unter <https://files.blueprism.com/uploads/resources/white-papers/RPA-Adding-to-the-process-automation-toolkit.pdf>.
- Baroudi, Jack J.; Olson, Margrethe H.; Ives, Blake (1986): An empirical study of the impact of user involvement on system usage and information satisfaction. In: *Commun. ACM* 29 (3), S. 232–238. DOI: 10.1145/5666.5669.
- Berg, Achim; Hedrich, Saskia; Lange, Tim; Magnus, Karl-Hendrik; Mathews, Ben (2017): The apparel sourcing caravan's next stop: Digitization. McKinsey & Company. Online verfügbar unter https://www.mckinsey.de/~ /media/McKinsey/Locations/Europe%20and%20Middle%20East/Deutschland/News/Presse/2017/2017-09-14/1709_the_apparel_sourcing_caravans_next_stop_digitization.ashx, zuletzt geprüft am 29.03.2023.
- Bergsmann, Stefan (2011): End-to-End-Geschäftsprozessmanagement. Vienna: Springer Vienna.
- Berruti, Federico; Nixon, Graeme; Taglioni, Giambattista; Whiteman, Rob (2017): Intelligent process automation: The engine at the core of the next-generation operating model. Hg. v. McKinsey & Company. Online verfügbar unter [https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/intelligent-process-automation-the-engine-at-the-core-of-the-next-generation-operating-model#/,](https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/intelligent-process-automation-the-engine-at-the-core-of-the-next-generation-operating-model#/) zuletzt geprüft am 08.03.2023.
- Beuckes, Tobias; Jung, Markus; Ostrowicz, Sebastian (2018): Enterprise Automation Concept – Integrierter Lösungsansatz für robotergesteuerte Prozessautomatisierung. Hg. v. Horváth & Partners.
- Bigman, Yochanan E.; Gray, Kurt (2018): People are averse to machines making moral decisions. In: *Cognition* 181, S. 21–34. DOI: 10.1016/j.cognition.2018.08.003.
- Blue Prism (2019): Anwendungsbeispiele RPA. Online verfügbar unter <https://www.blueprism.com/de/resources/case-studies>, zuletzt geprüft am 01.02.2023.
- Bokranz, Rainer; Kasten, Lars (2003): Organisations-Management in Dienstleistung und Verwaltung. Gestaltungsfelder, Instrumente und Konzepte. 4., überarbeitete Auflage. Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Brecher, Christian. (Hg.) (2012): Integrative Production Technology for High-Wage Countries. 1st ed. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; Imprint; Springer.
- Brenner, Jörg (2018): Lean Administration. Verschwendung erkennen, analysieren, beseitigen. München: Hanser (Business book summary).
- Buccowich, Brandon (2016): What is Robotic Process Automation? Online verfügbar unter <https://www.laserfiche.com/ecmblog/what-is-robotic-process-automation-rpa/>, zuletzt geprüft am 03.02.2023.
- Bygstad, Bendik (2015): The Coming of Lightweight IT.
- Capaldo, Guido; Iandoli, Luca; Zollo, Giuseppe (2006): A situationalist perspective to competency management. In: *Hum. Resour. Manage.* 45 (3), S. 429–448. DOI: 10.1002/hrm.20121.

- Castelo, Noah; Bos, Maarten W.; Lehmann, Donald R. (2019): Task-Dependent Algorithm Aversion. In: *Journal of Marketing Research* 56 (5), S. 809–825. DOI: 10.1177/0022243719851788.
- Chandler, Sache; Power, Clare; Fulton, Morven; van Nueten, Nathalie (2017): Who minds the bots? Why organisations need to consider risks related to Robotic Process Automation. Hg. v. PricewaterhouseCoopers.
- Chau, Patrick Y.K.; Hu, Paul Jen-Hwa (2002): Investigating healthcare professionals' decisions to accept telemedicine technology: an empirical test of competing theories. In: *Information & Management* 39 (4), S. 297–311. DOI: 10.1016/S0378-7206(01)00098-2.
- Chaudhuri, Arindam; Mandaviya, Krupa; Badelia, Pratixa; K Ghosh, Soumya (2017): Optical Character Recognition Systems for Different Languages with Soft Computing. Cham: Springer International Publishing (352).
- Chen, Clara Xiaoling; Hudgins, Ryan; Wright, William F. (2022): The Effect of Advice Valence on the Perceived Credibility of Data Analytics. In: *Journal of Management Accounting Research* 34 (2), S. 97–116. DOI: 10.2308/JMAR-2020-015.
- Chen, Clara Xiaoling; Rennekamp, Kristina M.; Zhou, Flora H. (2015): The effects of forecast type and performance-based incentives on the quality of management forecasts. In: *Accounting, Organizations and Society* 46, S. 8–18. DOI: 10.1016/j.aos.2015.03.002.
- Chin, J. P.; Diehl, V. A.; Norman, L. K. (1988): Development of an instrument measuring user satisfaction of the human-computer interface. In: J. J. O'Hare (Hg.): Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems - CHI '88. the SIGCHI conference. Washington, D.C., United States, 15.05.1988 - 19.05.1988. New York, New York, USA: ACM Press, S. 213–218.
- Chlupsa, Christian (2017): Der Einfluss unbewusster Motive auf den Entscheidungsprozess. Wie implizite Codes Managemententscheidungen steuern. 1. Aufl. 2017. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Chopra, Abhimanyu; Prashar, Abhinav; Sain, Chandresh (2013): Natural Language Processing. In: *International Journal of Technology Enhancements and emerging engineering Research* (4), S. 131–134.
- Czichos, Reiner; Neuburger, Rahild (2021): Digitaler Wandel: Die größten Stolpersteine für KMU. In: *Wissensmanag.* 3 (3), S. 28–31. DOI: 10.1007/s43443-021-0244-5.
- Damanpour, Fariborz; Schneider, Marguerite (2006): Phases of the Adoption of Innovation in Organizations: Effects of Environment, Organization and Top Managers1. In: *Br J Management* 17 (3), S. 215–236. DOI: 10.1111/j.1467-8551.2006.00498.x.
- Davis, Fred D. (1989): Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. In: *MIS Quarterly* 13 (3), S. 319. DOI: 10.2307/249008.
- Deloitte (2017): Die Roboter kommen – Die unsichtbare Revolution im Einkauf. Hg. v. Deloitte Center for Process Robotics.
- Deloitte (2020): Deloitte Global RPA Survey. Hg. v. Deloitte.
- Dietvorst, Berkeley J.; Simmons, Joseph P.; Massey, Cade (2015): Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. In: *Journal of experimental psychology. General* 144 (1), S. 114–126. DOI: 10.1037/xge0000033.

- Dietvorst, Berkeley J.; Simmons, Joseph P.; Massey, Cade (2018): Overcoming Algorithm Aversion: People Will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them. In: *Management Science* 64 (3), S. 1155–1170. DOI: 10.1287/mnsc.2016.2643.
- Dillon, Andrew (2001): User acceptance of information technology. In: Waldemar Karwowski (Hg.): International encyclopedia of ergonomics and human factors. London, New York: Taylor & Francis.
- Ditto, Peter H.; Lopez, David F. (1992): Motivated skepticism: Use of differential decision criteria for preferred and nonpreferred conclusions. In: *Journal of Personality and Social Psychology* 63 (4), S. 568–584. DOI: 10.1037/0022-3514.63.4.568.
- Ditto, Peter H.; Scepansky, James A.; Munro, Geoffrey D.; Apanovitch, Anne Marie; Lockhart, Lisa K. (1998): Motivated sensitivity to preference-inconsistent information. In: *Journal of Personality and Social Psychology* 75 (1), S. 53–69. DOI: 10.1037/0022-3514.75.1.53.
- Dobelli, Rolf (2014): Die Kunst des klaren Denkens. 52 Denkfehler, die Sie besser anderen überlassen. 43. Aufl. München: Hanser.
- Dryer, D. Christopher (1999): Getting personal with computers: How to design personalities for agents. In: *Applied Artificial Intelligence* 13 (3), S. 273–295. DOI: 10.1080/088395199117423.
- Edmaier, John F.: Interaktiver Kompetenzatlas. FHWien der WKW - Institut für Tourismus-Management. Online verfügbar unter https://kompetenzatlas.fh-wien.ac.at/?page_id=1096, zuletzt geprüft am 09.03.2023.
- Epley, Nicholas; Gilovich, Thomas (2016): The Mechanics of Motivated Reasoning. In: *Journal of Economic Perspectives* 30 (3), S. 133–140. DOI: 10.1257/jep.30.3.133.
- Erpenbeck, John; Rosenstiel, Lutz; Grote, Sven; Sauter, Werner (2017): Handbuch Kompetenzmessung. Erkennen, verstehen und bewerten von Kompetenzen in der betrieblichen, pädagogischen und psychologischen Praxis. 3rd ed. Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag für Wirtschaft Steuern Recht GmbH.
- Fersht, Phil; Slaby, James R. (2012): Robotic automation emerges as a threat to traditional low-cost outsourcing. HfS Research, Ltd.
- Flechsig, Christian; Lohmer, Jacob; Lasch, Rainer (2019): Realizing the Full Potential of Robotic Process Automation Through a Combination with BPM. In: Christian Bierwirth, Thomas Kirschstein und Dirk Sackmann (Hg.): Logistics Management. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Logistics), S. 104–119.
- Fleig, Jürgen (2022): Aufgaben delegieren. In: Jürgen Fleig und Werner Wallmeier (Hg.): Management-Handbuch, Kapitel 027. Online verfügbar unter <https://www.business-wissen.de/hb/aufgaben-delegieren-als-fuehrungskraft-worauf-es-ankommt/>, zuletzt geprüft am 09.03.2023.
- Fogg, B. J.; Tseng, Hsiang (1999): The elements of computer credibility. In: Marian G. Williams und Mark W. Altom (Hg.): Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems the CHI is the limit - CHI '99. the SIGCHI conference. Pittsburgh, Pennsylvania, United States, 15.05.1999 - 20.05.1999. New York, New York, USA: ACM Press, S. 80–87.
- Fraunhofer (2018): Maschinelles Lernen – Eine Analyse zu Kompetenzen, Forschung und Anwendung. Hg. v. Fraunhofer-Gesellschaft zur Förderung der angewandten Forschung e.V. München.

- Frese, Michael (1987): A Theory of control and complexity: Implications for software design and integration of computer systems into the work place. In: Michael Frese, Eberhard Ulich und Wolfgang Dzida (Hg.): Psychological issues of human-computer interaction in the work place. Amsterdam: Elsevir Science Publishers, S. 313–337.
- Frey, Carl Benedikt; Osborne, Michael A. (2017): The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation? In: *Technological Forecasting and Social Change* 114, S. 254–280. DOI: 10.1016/j.techfore.2016.08.019.
- Fröse, Marlies W.; Kaudela-Baum, Stephanie; Dievernich, Frank E.P (Hg.) (2015): Emotion und Intuition in Führung und Organisation. Wiesbaden: Springer Gabler (uniscop).
- Gabler Wirtschaftslexikon (2018). [Place of publication not identified]: GABLER.
- Gartner (2019): Magic Quadrant for Robotic Process Automation Software.
- Gerbert, Philipp; Grebe, Michael; Hecker, Martin; Rehse, Olaf; Roghé, Fabrice; Döschl, Sabine; Sebastian, Steinhäuser (2017): Powering the Service Economy with RPA and AI. Online verfügbar unter <https://www.bcg.com/publications/2017/technology-digital-operations-powering-the-service-economy-with-rpa-ai>.
- Gerboth, Thomas (2002): Statistische Prozessregelung bei administrativen Prozessen im Rahmen eines ganzheitlichen Prozesscontrollings. 1. Auflage. Hamburg: Diplom.de.
- Glaser, Christian (2019): Risiko im Management. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Gleißner, Werner; Piechota, Sven (2012): Psychologische und ethische Facetten von Managemententscheidungen: Ein Plädoyer für Evidenzbasiertes Management. In: *Controller Magazin*, S. 80–87.
- Goodyear, Kimberly; Parasuraman, Raja; Chernyak, Sergey; Madhavan, Poornima; Deshpande, Gopikrishna; Krueger, Frank (2016): Advice Taking from Humans and Machines: An fMRI and Effective Connectivity Study. In: *Frontiers in human neuroscience* 10, S. 542. DOI: 10.3389/fnhum.2016.00542.
- Grand View Research (2021): Robotic Process Automation Market Size, Share & Trends Report Robotic Process Automation Market Size, Share & Trends Analysis Report By Type, By Service, By Application, By Deployment, By Organization, By Region, And Segment Forecasts, 2022 - 2030.
- Gronau, Norbert; Ullrich, André (2019): Auswirkungen der Digitalisierung – Implikationen und Handlungsempfehlungen für Transformation und betriebliche Weiterbildung. In: Meike Schröder und Kirsten Wegner (Hg.): Logistik im Wandel der Zeit – Von der Produktionssteuerung zu vernetzten Supply Chains. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 471–493.
- Hallikainen, Petri; Bekkhus, Riitta; Pan, Shan (2018): How OpusCapita Used Internal RPA Capabilities to Offer Services to Clients. In: *MIS Quarterly Executive* (17), S. 41–52.
- Hameed, Mumtaz Abdul; Counsell, Steve; Swift, Stephen (2012): A conceptual model for the process of IT innovation adoption in organizations. In: *Journal of Engineering and Technology Management* 29 (3), S. 358–390. DOI: 10.1016/j.jengtecman.2012.03.007.
- Hartig, Johannes; Klieme, Eckhard (2006): Kompetenz und Kompetenzdiagnostik. In: Karl Schweizer (Hg.): Leistung und Leistungsdiagnostik. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, S. 127–143.
- Haselton, Martie G.; Nettle, Daniel; Murray, Damian R. (2015): The Evolution of Cognitive Bias. In: David M. Buss (Hg.): *The Handbook of Evolutionary Psychology*, Bd. 42: Wiley, S. 1–20.

- Hermann, Kathrin; Stoi, Roman; Wolf, Björn (2018): Robotic Process Automation im Finance & Controlling der MANN+HUMMEL Gruppe. In: *CONTROLLING - Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung* (3), S. 28–34.
- Heyse, Volker; Erpenbeck, John (2007): KompetenzManagement. Methoden, Vorgehen, KODE und LPDEX im Praxistest. Waxmann: Münster.
- Heyse, Volker; Erpenbeck, John (2011): Kompetenztraining. Informations- und Trainingsprogramme. 2nd ed. Stuttgart: Schäffer-Poeschel Verlag für Wirtschaft Steuern Recht.
- Hindle, John; Lacity, Mary; Willcocks, Leslie, Khan, Shaji (2018): Robotic process automation: Benchmarking the client experience. Knowledge Capital Partners.
- Hirschbach, Otto (2003): Optimierung der Fertigungstiefe und Wege zu Wertschöpfungspartnerschaften. In: Hans-Jörg Bullinger, Hans Jürgen Warnecke und Engelbert Westkämper (Hg.): *Neue Organisationsformen im Unternehmen*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 573–586.
- Hofmann, Peter; Samp, Caroline; Urbach, Nils (2020): Robotic process automation. In: *Electron Markets* 30 (1), S. 99–106. DOI: 10.1007/s12525-019-00365-8.
- Holzinger, Andreas (2016): Interactive machine learning for health informatics: when do we need the human-in-the-loop? In: *Brain informatics* 3 (2), S. 119–131. DOI: 10.1007/s40708-016-0042-6.
- Holzmann, Robert (2016): *Betrug und Korruption im Experiment - Ansätze für ein evidenzbasiertes Compliance-Management*. 1. Aufl. 2016. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden; Imprint: Springer Gabler.
- Hummert, Henning; Traum, Anne; Müller, Christoph; Nerdinger, Friedmann W. (2018): Digitalisierung–Auswirkungen auf das Individuum. Explorative Untersuchungen in Steuerberatungskanzleien (White Paper Series Nr. 2). Seniorprofessur Wirtschafts- und Organisationspsychologie. Universität Rostock, Rostock.
- Igbaria, Magid; Zinatelli, Nancy; Cragg, Paul; Cavaye, Angele L. M. (1997): Personal Computing Acceptance Factors in Small Firms: A Structural Equation Model. In: *MIS Quarterly* 21 (3), S. 279. DOI: 10.2307/249498.
- Im, Il; Kim, Yongbeom; Han, Hyo-Joo (2008): The effects of perceived risk and technology type on users' acceptance of technologies. In: *Information & Management* 45 (1), S. 1–9. DOI: 10.1016/j.im.2007.03.005.
- Information Services Group (2017): ISG Automation Index™, April 2017.
- Isensee, Johannes; Reuschenbach, Daniel (2018): RPA im Controlling – Steigerung der Effizienz im Reporting durch Robotic Process Automation. Hg. v. Horváth & Partners.
- Jago, Arthur S. (2019): Algorithms and Authenticity. In: *AMD* 5 (1), S. 38–56. DOI: 10.5465/amd.2017.0002.
- Jain, Aditya; Kulkarni, Gandhar; Shah, Vraj (2018): Natural Language Processing. In: *ijcse* 6 (1), S. 161–167. DOI: 10.26438/ijcse/v6i1.161167.
- Jussupow, Ekaterina; Benbasat, Izak; Heinzl, Armin (2020): Why are we averse towards algorithms? A Comprehensive Literatur Review on Algorithm Aversion. 28th European Conference on Information Systems (ECIS) (Online AIS Conference).
- Kahneman, Daniel (2012): *Schnelles Denken, langsames Denken*. München: Siedler (Business book summary).

- Kahneman, Daniel; Tversky, Amos (2000): *Choices, values, and frames*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Keum, Dongil D.; See, Kelly E. (2017): The Influence of Hierarchy on Idea Generation and Selection in the Innovation Process. In: *Organization Science* 28 (4), S. 653–669. DOI: 10.1287/orsc.2017.1142.
- Kirchmer, Mathias (2017): *High Performance Through Business Process Management. Strategy Execution in a Digital World*. 3rd ed. 2017. Cham: Springer International Publishing.
- Kloos, Stefan (2017): Das schlummernde Potenzial der administrativen Prozesse. In: *Controller Magazin* (4), S. 75–79.
- Koch, Christina; Fedtke, Stephen (2020): *Robotic Process Automation. Ein Leitfaden für Führungskräfte zur erfolgreichen Einführung und Betrieb von Software-Robots im Unternehmen*. Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg.
- Köffer, Sebastian (2015): Designing the digital workplace of the future. what scholars recommend to practitioners. Proceedings of the 36th International Conference on Information Systems (ICIS 2015). Fort Worth.
- Krummaker, Stefan (2007): *Wandlungskompetenz von Führungskräften. Konstrukterschleung, modellentwicklung und empirische Überprüfung*. [Place of publication not identified]: Deutscher Universitäts Ver.
- Kunda, Z. (1990): The case for motivated reasoning. In: *Psychological bulletin* 108 (3), S. 480–498. DOI: 10.1037/0033-2909.108.3.480.
- Lacity, Mary; Willcocks, Leslie; Craig, Andrew (2015a): *Robotic Process Automation at Telefónica O2*. In: *MIS Quarterly Executive* (15/02).
- Lacity, Mary; Willcocks, Leslie; Craig, Andrew (2015b): *Robotic process automation: mature capabilities in the energy sector*. The London School of Economics and Political Science.
- Lacity, Mary; Willcocks, Leslie; Craig, Andrew (2016): *Robotizing Global Financial Shared Services at Royal DSM*. The Outsourcing Unit Working Research Paper Series (16/02).
- Lacity, Mary C.; Willcocks, Leslie P. (2016): A new approach to automating services. In: *MIT Sloan Management Review* (58), S. 41–49.
- Lacity, Mary Cecelia; Willcocks, Leslie (2018): *Robotic process automation and cognitive automation. The next phase*. Stratford-upon-Avon: SB Publishing.
- Langmann, Christian; Turi, Daniel (2020): *Robotic Process Automation (RPA) - Digitalisierung und Automatisierung von Prozessen. Voraussetzungen, Funktionsweise und Implementierung am Beispiel des Controllings und Rechnungswesens*. Wiesbaden, Heidelberg: Springer Gabler.
- Laurent, Patrick; Chollet, Thibault; Herzberg, Elsa (2015): *Intelligent automation entering the business world*. Deloitte. Online verfügbar unter <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/pt/Documents/strategy/2lu-intelligent-automation-business-world.pdf>, zuletzt geprüft am 17.02.2023.
- Lawniczak, Anna T.; Di Stefano, Bruno N. (2010): Computational intelligence based architecture for cognitive agents. In: *Procedia Computer Science* 1 (1), S. 2227–2235. DOI: 10.1016/j.procs.2010.04.249.

Le Clair, Craig (2017): The Forrester Wave™: Robotic Process Automation, Q1 2017 - The 12 Providers That Matter Most And How They Stack Up. Hg. v. Forrester Research Inc.

Leitner-Hanetseder, Susanne; Baumeister, Theresa; Oberascher, Christina; Schaurhofer, Nicola (2020): Roboterinvasion im Rechnungswesen – Welche digitalen Technologien werden uns in naher Zukunft begleiten? In: *KoR (KoR Zeitschrift für kapitalmarktorientierte Rechnungslegung)* 2020 (12), S. 552–556.

Leyer, Michael; Schneider, Sabrina (2019): Me, you ar AI? How do we feel about delegation. 27th European Conference on Information Systems (ECIS). Stockholm & Uppsala, Sweden.

Lilienfeld, Scott O.; Ammirati, Rachel; Landfield, Kristin (2009): Giving Debiasing Away: Can Psychological Research on Correcting Cognitive Errors Promote Human Welfare? In: *Perspectives on psychological science : a journal of the Association for Psychological Science* 4 (4), S. 390–398. DOI: 10.1111/j.1745-6924.2009.01144.x.

Ling, Xufeng; Gao, Ming; Wang, Dong (2020): Intelligent document processing based on RPA and machine learning. In: 2020 Chinese Automation Congress (CAC). 2020 Chinese Automation Congress (CAC). Shanghai, China, 06.11.2020: IEEE, S. 1349–1353.

Logg, Jennifer M.; Minson, Julia A.; Moore, Don A. (2019): Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment. In: *Organizational Behavior and Human Decision Processes* 151, S. 90–103. DOI: 10.1016/j.obhdp.2018.12.005.

Longoni, Chiara; Bonezzi, Andrea; Morewedge, Carey K. (2019): Resistance to Medical Artificial Intelligence. In: *Journal of Consumer Research* 46 (4), S. 629–650. DOI: 10.1093/jcr/ucz013.

Lüdemann, Christian (2006): Kriminalitätsfurcht im urbanen raum. In: *Koelner Z. Soziol. u. Soz. Psychol* 58 (2), S. 285–306. DOI: 10.1007/s11575-006-0056-z.

Madakam, Somayya; Holmukhe, Rajesh M.; Kumar Jaiswal, Durgesh (2019): The Future Digital Work Force: Robotic Process Automation (RPA). In: *JISTEM* 16, S. 1–17. DOI: 10.4301/S1807-1775201916001.

Madhavan, Poornima; Wiegmann, Douglas A. (2007): Effects of information source, pedigree, and reliability on operator interaction with decision support systems. In: *Human factors* 49 (5), S. 773–785. DOI: 10.1518/001872007X230154.

Makridakis, Spyros (2017): The forthcoming Artificial Intelligence (AI) revolution: Its impact on society and firms. In: *Futures* 90, S. 46–60. DOI: 10.1016/j.futures.2017.03.006.

Manutiu, Sven (2018): Digitalisierung im Controlling – Mehrwert durch Robotic Process Automation. In: *CONTROLLING - Zeitschrift für erfolgsorientierte Unternehmenssteuerung* (3), S. 4–10.

Mendoza, Fernando; Lu, Renfu (2015): Basics of Image Analysis. In: Bosoan Park und Renfu Lu (Hg.): *Hyperspectral Imaging Technology in Food and Agriculture*. New York, NY: Springer New York (Food Engineering Series), S. 9–56.

Mercer, Molly (2005): The Fleeting Effects of Disclosure Forthcomingness on Management's Reporting Credibility. In: *The Accounting Review* 80 (2), S. 723–744. DOI: 10.2308/accr.2005.80.2.723.

Mitthe, Ravina; Indalkar, Supriya; Divekar, Nilam (2013): Optical character recognition. In: *International Journal of Recent Technology and Engineering* (1), S. 72–75.

- Moffitt, Kevin C.; Rozario, Andrea M.; Vasarhelyi, Miklos A. (2018): Robotic Process Automation for Auditing. In: *Journal of Emerging Technologies in Accounting* 15 (1), S. 1–10. DOI: 10.2308/jeta-10589.
- Mori, Masahiro; MacDorman, Karl; Kageki, Norri (2012): The Uncanny Valley [From the Field]. In: *IEEE Robot. Automat. Mag.* 19 (2), S. 98–100. DOI: 10.1109/MRA.2012.2192811.
- Nadkarni, Prakash M.; Ohno-Machado, Lucila; Chapman, Wendy W. (2011): Natural language processing: an introduction. In: *Journal of the American Medical Informatics Association : JAMIA* 18 (5), S. 544–551. DOI: 10.1136/amiajnl-2011-000464.
- Nickerson, Raymond (1999): Why interactive computer systems are sometimes not used by people who might benefit from them. In: *International Journal of Human-Computer Studies* 51 (2), S. 307–321. DOI: 10.1006/ijhc.1981.0311.
- Nieke, Wolfgang (2002): Kompetenz. In: Hans-Uwe Otto, Thomas Rauschenbach und Peter Vogel (Hg.): *Erziehungswissenschaft: Professionalität und Kompetenz*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 13–27.
- Nissen; Sengupta (2006): Incorporating Software Agents into Supply Chains: Experimental Investigation with a Procurement Task. In: *MIS Quarterly* 30 (1), S. 145. DOI: 10.2307/25148721.
- Noack, Martin; Ziegler, Matthias; Müller, Johannes (2022): Kompetenzwandel in Krisenzeiten.
- Önkal, Dilek; Goodwin, Paul; Thomson, Mary; Gönül, Sinan; Pollock, Andrew (2009): The relative influence of advice from human experts and statistical methods on forecast adjustments. In: *J. Behav. Decis. Making* 22 (4), S. 390–409. DOI: 10.1002/bdm.637.
- Oschinsky, Frederike Marie; Stelter, Aida; Kaping, Constantin; Niehaves, Bjoern (2020): To resist, or not to resist, that is the question: on the status quo bias of public sector employees when dealing with technology. Unter Mitarbeit von Universitätsbibliothek Siegen.
- Palacios Fenech, Javier; Longford, Nick Tibor (2014): The International Rate of Discontinuance of Some Old Products. In: *Journal of Global Marketing* 27 (2), S. 59–73. DOI: 10.1080/08911762.2013.850142.
- Palmeira, Mauricio; Spassova, Gerri (2015): Consumer reactions to professionals who use decision aids. In: *European Journal of Marketing* 49 (3/4), S. 302–326. DOI: 10.1108/EJM-07-2013-0390.
- Penttinen, Esko; Kasslin, Henje; Asatiani, Aleksandre (2018): How to Choose Between Robotic Process Automation and Back-End System Automation? European Conference on Information Systems. Portsmouth, United Kingdom.
- Peper, Ingo (2018): Effizienzsteigerungen im Controlling durch Robot Process Automation - Eine Analyse am Beispiel des Monatsabschlussprozesses der Kathrein Automotive Gruppe. In: *CON* 30 (3), S. 20–27. DOI: 10.15358/0935-0381-2018-3-20.
- Petersen, Jannick; Schröder, Hinrich (2020): Entwicklung einer Robotic Process Automation (RPA)-Governance. In: *HMD* 57 (6), S. 1130–1149. DOI: 10.1365/s40702-020-00659-y.
- Petty, Richard E.; Cacioppo, John T. (1986): The Elaboration Likelihood Model of Persuasion. In: Richard E. Petty und John T. Cacioppo (Hg.): *Communication and Persuasion*. New York, NY: Springer New York, S. 1–24.

- Pinder, Mike (2020): 16 cognitive biases that can kill your decision making. Board of Innovation. Online verfügbar unter <https://swodeam.com/docs/diagnosis/16-cognitive-biases-that-can-kill-your-decision-making-Board-of-Innovation.pdf>.
- Pornpitakpan, Chanthika (2004): The Persuasiveness of Source Credibility: A Critical Review of Five Decades' Evidence. In: *J Appl Social Psychol* 34 (2), S. 243–281. DOI: 10.1111/j.1559-1816.2004.tb02547.x.
- Promberger, Marianne; Baron, Jonathan (2006): Do patients trust computers? In: *J. Behav. Decis. Making* 19 (5), S. 455–468. DOI: 10.1002/bdm.542.
- Pronin, Emily; Gilovich, Thomas; Ross, Lee (2004): Objectivity in the eye of the beholder: divergent perceptions of bias in self versus others. In: *Psychological review* 111 (3), S. 781–799. DOI: 10.1037/0033-295X.111.3.781.
- Rahman, A. M.; Mamun, Abdullah Al; Islam, Alma (2017): Programming challenges of chatbot: Current and future prospective. In: 2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC). 2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC). Dhaka, 21.12.2017: IEEE, S. 75–78.
- Ray, Susmita (2019): A Quick Review of Machine Learning Algorithms. In: 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon). 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon). Faridabad, India, 14.02.2019: IEEE, S. 35–39.
- Renshon, Jonathan; Kahneman, Daniel (2017): Hawkish Biases and the Interdisciplinary Study of Conflict Decision-Making. In: Steve A. Yetiv und Patrick James (Hg.): *Advancing Interdisciplinary Approaches to International Relations*. Cham: Springer International Publishing, S. 51–81.
- Roland Berger (2018): The key to a successful RPA strategy. Online verfügbar unter <https://www.rolandberger.com/fr/Insights/Publications/Les-cl%C3%A9s-d'une-strat%C3%A9gie-RPA-r%C3%A9ussie-Un-d%C3%A9fi-organisationnel-et-humain.html>, zuletzt geprüft am 01.02.2023.
- Russom, Philip (2011): *Big Data Analytics*. Hg. v. TDWI.
- Samuelson, William; Zeckhauser, Richard (1988): Status quo bias in decision making. In: *J Risk Uncertainty* 1 (1), S. 7–59. DOI: 10.1007/BF00055564.
- Sarges, Werner (2002): Competencies statt Anforderungen — nur alter Wein in neuen Schläuchen? In: Hans-Christian Riekhof (Hg.): *Strategien der Personalentwicklung*. Wiesbaden: Gabler Verlag, S. 285–300.
- Sauter, Werner; Staudt, Anne-Kathrin (2016): *Kompetenzmessung in der Praxis. Mitarbeiterpotenziale erfassen und analysieren*. Wiesbaden: Springer Gabler (essentials). Online verfügbar unter <http://www.springer.com/>.
- Schuler, Juerg; Gehring, Florian (2018): Implementing Robust and Low-Maintenance Robotic Process Automation (RPA) Solutions in Large Organisations. In: *SSRN Journal*. DOI: 10.2139/ssrn.3298036.
- Seiter, Mischa (2017): *Business Analytics. Effektive Nutzung fortschrittlicher Algorithmen in der Unternehmenssteuerung*. München: Vahlen (Business book summary).
- Seiter, Mischa (2019): *Business analytics. Wie Sie Daten für die Steuerung von Unternehmen nutzen*. 2., komplett überarbeitete und erweiterte Auflage. München: Verlag Franz Vahlen.

- Singh, Maurizio (2018): Wenn Roboter zu Bankern werden. In: *Control Manag Rev* 62 (8), S. 38–47. DOI: 10.1007/s12176-018-0069-z.
- Singh, Sukhpreet (2013): Optical Character Recognition Techniques: A survey. In: *International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology* (6), S. 2009–2015.
- Smeets, Mario; Erhard, Ralph U.; Kaußler, Thomas (2019): Robotic Process Automation (RPA) in der Finanzwirtschaft. Technologie – Implementierung – Erfolgsfaktoren für Entscheider und Anwender. Wiesbaden, Heidelberg: Springer Gabler.
- Stoche, Volker (2002): Framing und Rationalität: OLDENBOURG WISSENSCHAFTSVERLAG.
- Stople, Annette; Steinsund, Heidi; Iden, Jon; Bygstad, Benedik (2017): Lightweight IT and the IT function: experiences from robotic process automation in a Norwegian bank. NOKOBIT 2017, vol. 25, no. 1. Oslo.
- Syed, Rehan; Suriadi, Suriadi; Adams, Michael; Bandara, Wasana; Leemans, Sander J.J.; Ouyang, Chun et al. (2020): Robotic Process Automation: Contemporary themes and challenges. In: *Computers in Industry* 115, S. 103162. DOI: 10.1016/j.compind.2019.103162.
- Tapping, Don; Shuker, Tom (2003): Value stream management for the lean office. Eight steps to planning, mapping, and sustaining lean improvements in administrative areas. New York: Productivity Press.
- Taylor, Shirley; Todd, Peter (1995): Assessing IT Usage: The Role of Prior Experience. In: *MIS Quarterly* 19 (4), S. 561. DOI: 10.2307/249633.
- Thiemann, Daniel; Kozica, Arjan (2019): Digitalisierung der Arbeitswelt: Eine empirische Analyse relevanter Handlungsfelder bei der digitalen Transformation von Geschäftsprozessen. In: *HMD* 56 (4), S. 721–734. DOI: 10.1365/s40702-019-00545-2.
- Thompson, Ronald L.; Higgins, Christopher A.; Howell, Jane M. (1991): Personal Computing: Toward a Conceptual Model of Utilization. In: *MIS Quarterly* 15 (1), S. 125. DOI: 10.2307/249443.
- Trope, Yaacov; Liberman, Nira (2010): Construal-level theory of psychological distance. In: *Psychological review* 117 (2), S. 440–463. DOI: 10.1037/a0018963.
- Tversky, A.; Kahneman, D. (1974): Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases. In: *Science (New York, N.Y.)* 185 (4157), S. 1124–1131. DOI: 10.1126/science.185.4157.1124.
- UiPath (2021). Online verfügbar unter <https://www.uipath.com/de>.
- van der Aalst, W.M.P.; Reijers, H. A.; Weijters, A.J.M.M.; van Dongen, B. F.; Alves de Medeiros, A. K.; Song, M.; Verbeek, H.M.W. (2007): Business process mining: An industrial application. In: *Information Systems* 32 (5), S. 713–732. DOI: 10.1016/j.is.2006.05.003.
- van der Aalst, Wil (2012): Process Mining. In: *ACM Trans. Manage. Inf. Syst.* 3 (2), S. 1–17. DOI: 10.1145/2229156.2229157.
- van der Aalst, Wil M. P.; Bichler, Martin; Heinzl, Armin (2018): Robotic Process Automation. In: *Bus Inf Syst Eng* 60 (4), S. 269–272. DOI: 10.1007/s12599-018-0542-4.
- Venkatesh; Morris; Davis (2003): User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. In: *MIS Quarterly* 27 (3), S. 425. DOI: 10.2307/30036540.
- Venkatesh; Thong; Xu (2012): Consumer Acceptance and Use of Information Technology: Extending the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology. In: *MIS Quarterly* 36 (1), S. 157. DOI: 10.2307/41410412.

- Venkatesh, Viswanath (2000): Determinants of Perceived Ease of Use: Integrating Control, Intrinsic Motivation, and Emotion into the Technology Acceptance Model. In: *Information Systems Research* 11 (4), S. 342–365. DOI: 10.1287/isre.11.4.342.11872.
- Venkatesh, Viswanath; Bala, Hillol (2008): Technology Acceptance Model 3 and a Research Agenda on Interventions. In: *Decision Sciences* 39 (2), S. 273–315. DOI: 10.1111/j.1540-5915.2008.00192.x.
- Venkatesh, Viswanath; Davis, Fred D. (2000): A Theoretical Extension of the Technology Acceptance Model: Four Longitudinal Field Studies. In: *Management Science* 46 (2), S. 186–204. DOI: 10.1287/mnsc.46.2.186.11926.
- Venkatesh, Viswanath; Morris, Michael G. (2000): Why Don't Men Ever Stop to Ask for Directions? Gender, Social Influence, and Their Role in Technology Acceptance and Usage Behavior. In: *MIS Quarterly* 24 (1), S. 115. DOI: 10.2307/3250981.
- Vysocky, Ales; Novak, Petr (2016): HUMAN – ROBOT COLLABORATION IN INDUSTRY. In: *MM SJ* 2016 (02), S. 903–906. DOI: 10.17973/MMSJ.2016_06_201611.
- Weinert, Franz E. (2001): Leistungsmessung in Schulen - Eine umstrittene Selbstverständlichkeit. In: Franz E. Weinert (Hg.): *Leistungsmessung in Schulen*. Weinheim und Basel: Beltz Verlag.
- Westkämper, Engelbert; Sihn, Wilfried (Hg.) (2011): *Lean Office 2010*. Studie. Stuttgart: Fraunhofer Verl.
- Wewerka, Judith; Dax, Sebastian; Reichert, Manfred (2020): A User Acceptance Model for Robotic Process Automation. In: 2020 IEEE 24th International Enterprise Distributed Object Computing Conference (EDOC). 2020 IEEE 24th International Enterprise Distributed Object Computing Conference (EDOC). Eindhoven, Netherlands, 05.10.2020: IEEE, S. 97–106.
- Wibbenmeyer, Kelly (2018): *The simple implementation guide to robotic process automation (RPA). How to best implement RPA in an organization*. Bloomington: iUniverse.
- Wick, Christoph (2017): Deep Learning. In: *Informatik Spektrum* 40 (1), S. 103–107. DOI: 10.1007/s00287-016-1013-2.
- Willcocks, Leslie; Lacity, Mary; Craig, Andrew (2015a): *Robotic process automation at Xchanging*. The London School of Economics and Political Science (15/5).
- Willcocks, Leslie; Lacity, Mary; Craig, Andrew (2015b): *The IT Function and Robotic Process Automation*. The Outsourcing Unit Working Research Paper Series.
- Williams, Anna; Sherman, Imani; Smarr, Simone; Posadas, Brianna; Gilbert, Juan E. (2019): Human Trust Factors in Image Analysis. In: Ronald L. Boring (Hg.): *Advances in Human Error, Reliability, Resilience, and Performance*, Bd. 778. Cham: Springer International Publishing (Advances in Intelligent Systems and Computing), S. 3–12.
- Woods, S.; Dautenhahn, K.; Kaouri, C.; Boekhorst, R.; Koay, Kheng Lee (2005): Is this robot like me? Links between human and robot personality traits. In: 5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2005. 5th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, 2005. San Diego, Cali, USA, Dec. 5, 2005: IEEE, S. 375–380.
- Yeomans, Michael; Shah, Anuj; Mullainathan, Sendhil; Kleinberg, Jon (2019): Making sense of recommendations. In: *J. Behav. Decis. Making* 32 (4), S. 403–414. DOI: 10.1002/bdm.2118.

Yi, Mun Y.; Jackson, Joyce D.; Park, Jae S.; Probst, Janice C. (2006): Understanding information technology acceptance by individual professionals: Toward an integrative view. In: *Information & Management* 43 (3), S. 350–363. DOI: 10.1016/j.im.2005.08.006.

Ziefle, Martina (2013): Ungewissheit und Unsicherheit bei der Einführung neuer Technologien. In: Sabina Jeschke, Eva-Maria Jakobs und Alicia Dröge (Hg.): *Exploring Uncertainty*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 83–104.