

# Systeme künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft: Ein theoriebasiertes, prototypisches Modell zur Einführung unter besonderer Beachtung einer kollaborativen Intelligenz

Christian Krams

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Wirtschafts- und Organisationswissenschaften der Universität der Bundeswehr München zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Wirtschafts- und Sozialwissenschaften (Dr. rer. pol.)

angenommenen Dissertation.

Gutachter:

1. Univ.-Prof. Dr. Thomas Hartung
2. Univ.-Prof. Dr. Stephan Kaiser
3. Univ.-Prof. Dr. Karl Morasch

Diese Dissertation wurde am 15.02.2024 bei der Universität der Bundeswehr München eingereicht und durch die Fakultät für Wirtschafts- und Organisationswissenschaften am 04.06.2024 angenommen. Die mündliche Prüfung fand am 04.07.2024 statt.

---

---

## Abstract

Mit der vorliegenden Arbeit wird ein theoriebasiertes, prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft unter besonderer Beachtung einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine entwickelt.

Im ersten Schritt werden verschiedene Definitionen des Begriffes der künstlichen Intelligenz beleuchtet und eine für diese Arbeit geeignete Definition ermittelt. Nach der Darstellung unterschiedlicher Typen und Techniken künstlicher Intelligenz wird zusätzlich der für die weitere Arbeit wichtige Begriff des Wissens definiert.

Im Anschluss daran wird zunächst eine Bestandsaufnahme zur Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft durchgeführt, indem der bisherige Stand des Einsatzes von KI-Systemen in verschiedenen Industrien im Vergleich zur Versicherungswirtschaft anhand mehrerer Studien dargestellt wird. Auf Basis eines Kriterienkatalogs für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung künstlicher Intelligenz aus der Literatur wird darauf aufbauend eine Analyse und Bewertung des aktuellen Stands der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bei den deutschen Top-Ten-Versicherern vorgenommen. Nach dieser Vorarbeit werden Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz aus der Literatur analysiert und eine Klassifikation der verschiedenen Stufen der versicherungswirtschaftlichen Wertschöpfungskette im Hinblick auf die Erfüllung dieser Voraussetzungen vorgenommen. Im Anschluss daran werden mit Hilfe eines ausgewählten Szenarios für eine KI-basierte Arbeitswelt künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die einzelnen Wertschöpfungsstufen der Versicherungswirtschaft abgeleitet.

Für die Erarbeitung eines Konzepts einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine in der Versicherungswirtschaft werden zunächst einerseits die Grenzen des Einsatzes künstlicher Intelligenz und andererseits die Stärken von Menschen im Vergleich zu Maschinen anhand verschiedener Studien dargelegt und das Konzept des sozio-technischen Systems erläutert. Nach einer Analyse der Veränderungen der Aufgaben von Menschen durch den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft wird darauf aufbauend das Konzept einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine anhand diverser Literaturquellen entwickelt und die dafür notwendigen veränderten und neuen Rollen sowie veränderten Kompetenzanforderungen an Menschen abgeleitet. Ergänzend wird das Konzept mit Hilfe eines Praxisbeispiels für die Umsetzung einer kollaborativen Intelligenz verdeutlicht.

Im letzten Teil der Arbeit fließen die vorangegangenen Vorarbeiten zusammen. Auf Basis mehrerer industrieübergreifender Vorgehensmodelle mit jeweils unterschiedlichen Schwerpunkten wird ein zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft unter Berücksichtigung der Kriterien für eine Vorreiterrolle bei der Einführung künstlicher Intelligenz, unter Bezugnahme auf die erarbeitete Klassifikation der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz und unter Beachtung des Konzepts der kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine hergeleitet.

---

This study develops a theory-based, prototypical model for the introduction of artificial intelligence in the insurance industry, with particular emphasis on collaborative intelligence between humans and machines.

In the first step, various definitions of the term artificial intelligence are examined, and a suitable definition for this study is determined. After presenting different types and techniques of artificial intelligence, the concept of knowledge, which is important for the further work, is also defined.

Subsequently, an initial survey of the use of artificial intelligence in the insurance industry is conducted by comparing the current state of AI system implementation in various industries with the insurance industry based on several studies. Based on a catalog of criteria for a pioneering role of companies in the introduction of artificial intelligence from the literature, an analysis and evaluation of the current state of introduction and use of artificial intelligence among the top ten German insurers is carried out. After this preliminary work, the prerequisites for the introduction of artificial intelligence from the literature are analyzed, and a classification of the different stages of the insurance industry's value chain is made in terms of fulfilling these prerequisites. Following this, future applications of artificial intelligence for the individual value creation stages of the insurance industry are derived using a selected scenario for an AI-based working environment.

To develop a concept of collaborative intelligence between humans and machines in the insurance industry, the limits of artificial intelligence deployment and the strengths of humans compared to machines are first presented based on various studies, and the concept of the socio-technical system is explained. After analyzing the changes in human tasks due to the use of artificial intelligence in the insurance industry, the concept of collaborative intelligence between humans and machines is developed based on various literature sources, and the necessary changed and new roles as well as changed competency requirements for humans are derived. Additionally, the concept is illustrated using a practical example for the implementation of collaborative intelligence.

In the last part of the study, the previous preliminary work is brought together. Based on several cross-industry implementation models, each with different focuses, a ten-step approach to introducing artificial intelligence for the insurance industry is derived, taking into account the criteria for a pioneering role in the introduction of artificial intelligence, referencing the developed classification of value creation stages regarding the fulfillment of prerequisites for the introduction of artificial intelligence, and considering the concept of collaborative intelligence between humans and machines.



---

---

# Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis.....	9
Tabellenverzeichnis.....	12
Abkürzungsverzeichnis.....	13
1 Einordnung der Arbeit.....	15
2 Definition und Abgrenzung künstlicher Intelligenz.....	20
2.1 Definition künstlicher Intelligenz.....	20
2.2 Klassifikation künstlicher Intelligenz.....	23
2.3 Techniken künstlicher Intelligenz.....	26
2.4 Begriff des Wissens und Erzeugung von neuem Wissen.....	29
3 Künstliche Intelligenz in der Versicherungswirtschaft.....	33
3.1 Nutzung künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien und industriübergreifender Kriterienkatalog.....	33
3.1.1 Veröffentlichungen zum Thema ‚künstliche Intelligenz‘.....	33
3.1.2 Industrieübergreifende Auswertung von Indizes zur Messung des Digitalisierungsgrades und des Grads der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz.....	36
3.1.3 Erhebung des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie zum Einsatz künstlicher Intelligenz.....	40
3.1.4 Weitere Studien zur Patentanmeldung und Investitionstätigkeit verschiedener Industrien in künstliche Intelligenz.....	42
3.1.5 Kriterienkatalog für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz.....	43
3.2 Erkenntnisse aus dem Kriterienkatalog zur Nutzung künstlicher Intelligenz für Versicherer.....	44
3.2.1 Kriterium 1: Digitaler Reifegrad.....	44
3.2.2 Kriterium 2: Unternehmensgröße.....	45
3.2.3 Kriterium 3: Unterschiedliche Technologieansätze.....	45
3.2.4 Kriterium 4: Gesamte Wertschöpfungskette und Fokus auf Kerngeschäft.....	50
3.2.5 Kriterium 5: Fokus auf Wachstumsstärkung anstatt auf Kostenreduktion.....	58
3.2.6 Kriterium 6: Unterstützung durch das Top-Management.....	61
3.3 Voraussetzungen für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft.....	64

---

3.4	Klassifikation der Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen für die Nutzung künstlicher Intelligenz .....	68
3.4.1	Nutzengenerierung .....	69
3.4.2	Daten-Ökosystem.....	74
3.4.3	Techniken, Tools und Know-How .....	78
3.4.4	Prozessintegration .....	78
3.4.5	Kultur und Organisation.....	84
3.4.6	Übergreifende Rangfolge der Wertschöpfungsstufen.....	86
3.5	Künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette .....	93
3.5.1	Methodik der Herleitung .....	94
3.5.2	Marketing.....	98
3.5.3	Produktentwicklung.....	102
3.5.4	Vertrieb .....	103
3.5.5	Underwriting und Pricing.....	105
3.5.6	Vertragsverwaltung und Kundenservice.....	107
3.5.7	Schadenmanagement .....	109
3.5.8	Risk- und Assetmanagement .....	111
3.5.9	Übergreifend.....	113
4	Kollaborative Intelligenz von Menschen und Maschinen.....	116
4.1	Grenzen von KI-Systemen und Potenziale des Menschen.....	116
4.2	Veränderte Aufgaben von Menschen bei der Mensch-Maschine-Interaktion im Kontext künstlicher Intelligenz.....	121
4.3	Veränderung der Kompetenzanforderungen bei Menschen durch das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen .....	136
4.4	Neue Rollen durch das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen beim Einsatz künstlicher Intelligenz.....	141
4.4.1	Qualifizierung.....	142
4.4.2	Qualitätssicherung .....	143
4.4.3	Training .....	145
4.4.4	Erläuterung.....	147
4.4.5	Compliance.....	149
4.5	Beispiel einer kollaborativen Intelligenz im Rahmen der Totalschaden-erkennung in der Kraftfahrzeugversicherung .....	152
4.5.1	Zielsetzung für die Schadenbearbeitung bei der BavariaDirekt Versicherung AG .....	152

---

4.5.2	Herausforderung beim Totalschadenprozess im Rahmen der Schadenbearbeitung in der Kraftfahrzeugversicherung.....	154
4.5.3	Kollaborative Intelligenz bei der Neugestaltung des Totalschadenprozesses.....	156
4.6	Konzept einer kollaborativen Intelligenz .....	158
4.6.1	Komplementarität als Gestaltungskonzept kollaborativer Intelligenz .....	159
4.6.2	Koordination .....	161
4.6.3	Arbeitsteilung.....	164
4.6.4	Lernen .....	167
4.6.5	Adaptivität.....	170
4.6.6	Empowerment .....	172
4.6.7	Zusammenfassung .....	174
5	Prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft .....	178
5.1	Methodisches Vorgehen zur Entwicklung des prototypischen Modells .....	179
5.1.1	Analyse und Identifikation von Wettbewerbsvorteilen .....	181
5.1.2	Definition der Initiierungsphase .....	187
5.1.3	Gestaltung des notwendigen Transformationsprozesses .....	189
5.1.4	Systematischer Aufbau von Kompetenzen .....	193
5.1.5	Entwicklung der Organisation.....	196
5.1.6	Systematische Bereitstellung von Daten .....	199
5.1.7	Entwicklung von Modellen und prozessuale Adaption .....	203
5.1.8	Evaluierung der Effektivität .....	209
5.1.9	Systematische Optimierung von Modellen und Prozessen .....	214
5.1.10	Generierung von Wettbewerbsvorteilen.....	217
5.2	Zusammenfassung .....	226
6	Ausblick .....	232
	Literaturverzeichnis.....	238
	Anlage A: Auswertung unterstützender Aussagen zur Nutzung künstlicher Intelligenz .....	257

## Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: Techniken künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung).....	26
Abb. 2: Anzahl jährlicher wissenschaftlicher Veröffentlichungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz .....	34
Abb. 3: Anteil der Unternehmen, die künstliche Intelligenz im Jahr 2022 nutzten.....	35
Abb. 4: Zusammenhang zwischen dem Grad der Digitalisierung und Nutzung künstlicher Intelligenz .....	37
Abb. 5: Jahr des erstmaligen Einsatzes künstlicher Intelligenz in Unternehmen der Deutschen Wirtschaft.....	41
Abb. 6: Bedeutung des Einsatzes künstlicher Intelligenz für die Geschäftstätigkeit der Deutschen Wirtschaft (in %).....	41
Abb. 7: Anzahl jährlicher Patentanmeldungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz .....	42
Abb. 8: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Rahlfs .....	50
Abb. 9: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Helten / Hartung.....	51
Abb. 10: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Köhne.....	51
Abb. 11: Anzahl unterstützender Aussagen zu künstlicher Intelligenz der deutschen Top-Ten-Versicherer (2017 bis Anfang 2022) (eigene Darstellung) .....	63
Abb. 12: Voraussetzungen für eine erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz .....	65
Abb. 13: Sensitivitätsanalyse für die Veränderung der Gewichtung (eigene Darstellung) .....	92
Abb. 14: Szenarien KI-basierter Arbeitswelten .....	95
Abb. 15: Kernprämissen des Transformations-Szenarios .....	96
Abb. 16: Kausale Zusammenhänge im Transformations-Szenario .....	97
Abb. 17: Sozio-technisches System .....	118
Abb. 18: Grenzen von KI-Systemen und Potenziale des Menschen .....	120
Abb. 19: Aufgabenveränderung bei Menschen durch Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung) .....	136
Abb. 20: Autonomiegrad von KI-Anwendungen .....	138
Abb. 21: Veränderung der Kompetenz-Anforderungen an Menschen.....	139
Abb. 22: Transversale Kompetenzen in der Versicherungswirtschaft.....	140

---

Abb. 23: Aufgabenveränderung bei Menschen und dadurch bedingte neue Rollen durch Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung).....	151
Abb. 24: Veränderung der Arbeitsteilung von Mensch und Maschine durch künstliche Intelligenz .....	152
Abb. 25: Entscheidungssituation Totalschaden Kraftfahrzeugversicherung (eigene Darstellung) .....	155
Abb. 26: Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion .....	161
Abb. 27: Modell der kollaborativen Intelligenz (eigene Darstellung) .....	176
Abb. 28: Prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz – Überblick (eigene Darstellung) .....	181
Abb. 29: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der ersten Stufe (eigene Darstellung) .....	186
Abb. 30: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zweiten Stufe (eigene Darstellung).....	189
Abb. 31: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der dritten Stufe (eigene Darstellung) .....	192
Abb. 32: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der vierten Stufe (eigene Darstellung).....	196
Abb. 33: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der fünften Stufe (eigene Darstellung) .....	199
Abb. 34: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der sechsten Stufe (eigene Darstellung) .....	203
Abb. 35: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der siebten Stufe (eigene Darstellung) .....	208
Abb. 36: Confusions-Matrix.....	210
Abb. 37: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der achten Stufe (eigene Darstellung) .....	214
Abb. 38: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der neunten Stufe (eigene Darstellung).....	217
Abb. 39: Vier Arten zur Generierung von Wettbewerbsvorteilen bei AI-First Unternehmen (eigene Darstellung) .....	218

Abb. 40: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zehnten Stufe (eigene Darstellung) .....	225
Abb. 41: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Zusammenfassung (eigene Darstellung) .....	231

---

## Tabellenverzeichnis

Tab. 1: Beispiele verschiedener Definitionen von künstlicher Intelligenz .....	21
Tab. 2: Anwendungsorientierte künstliche Intelligenz und ihr Implementierungsstatus in der Versicherungswirtschaft .....	48
Tab. 3: Einfluss künstlicher Intelligenz auf die versicherungsspezifische Wertschöpfungskette.....	57
Tab. 4: Nutzen für Versicherer durch künstliche Intelligenz entlang der Wertschöpfungskette.....	60
Tab. 5: Daten-Kategorien und Daten-Typen entlang der Wertschöpfungskette (eigene Darstellung) .....	76
Tab. 6: Bewertung der Prozessintegration entlang der Wertschöpfungskette (eigene Darstellung) .....	83
Tab. 7: Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung) .....	86
Tab. 8: Gewichtung der Voraussetzungen (eigene Darstellung).....	89
Tab. 9: Ergebnis der Nutzwertanalyse für die Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen (eigene Darstellung) .....	90
Tab. 10: Sensitivitätsanalyse für die Veränderung der Gewichtung (eigene Darstellung) .....	91
Tab. 11: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Erkennung von Text und Sprache.....	127
Tab. 12: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Analyse von Mustern und Trends.....	131
Tab. 13: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung .....	134
Tab. 14: Beispielhafte Ergebnisse des KI-Algorithmus Totalschaden Kraftfahrzeug- Haftpflicht.....	157



## Abkürzungsverzeichnis

Aufl. ....	<i>Auflage</i>
bzw. ....	<i>beziehungsweise</i>
ebd. ....	<i>ebenda</i>
engl. ....	<i>englisch</i>
et al. ....	<i>und andere</i>
ggf. ....	<i>gegebenenfalls</i>
<i>Hrsg.</i> ....	<i>Herausgeber</i>
i.A. ....	<i>im Allgemeinen</i>
iHv. ....	<i>in Höhe von</i>
Kap. ....	<i>Kapitel</i>
lat. ....	<i>lateinisch</i>
<i>Nr.</i> ....	<i>Nummer</i>
o.g. ....	<i>oben genannt</i>
S. ....	<i>Seite</i>
s.o. ....	<i>siehe oben</i>
s.u. ....	<i>siehe unten</i>
vgl. ....	<i>vergleiche</i>
z.B. ....	<i>zum Beispiel</i>



# 1 Einordnung der Arbeit

Künstliche Intelligenz ist ein bedeutendes und breit diskutiertes Thema in Wirtschaft und Gesellschaft auf nationaler und internationaler Ebene. Wie zahlreiche Studien zeigen, beschäftigen sich Politik, Sozialpartner, Unternehmen und Forschungseinrichtungen mit den möglichen Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf Gesellschaft, Märkte, Unternehmen, Wertschöpfungsketten und Produkte.<sup>1</sup> Im Gegensatz zu dieser breiten Auseinandersetzung verläuft die Einführung künstlicher Intelligenz in den Unternehmen bisher noch verhalten. Eine Erhebung des Fraunhofer Instituts für das Jahr 2019 kommt beispielsweise zu dem Ergebnis, dass bei nur 16% der Unternehmen mindestens eine konkrete Anwendung zur künstlichen Intelligenz im Einsatz ist.<sup>2</sup> Häufig ist dabei festzustellen, dass der Einsatz künstlicher Intelligenz in vielen Unternehmen bisher oft nur punktuell erfolgt oder noch nicht über einen Testbetrieb hinaus gekommen ist.<sup>3</sup>

Die vorliegende wissenschaftliche Arbeit widmet sich der Entwicklung eines prototypischen Modells zur Einführung von künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft unter besonderer Beachtung einer Kollaboration von Mensch und Maschine. Wie bei allen komplexen Vorhaben, so bietet ein Modell auch bei der Einführung künstlicher Intelligenz in eine gewachsene technische, prozessuale, organisationale und soziale Umgebung eines Versicherers die Möglichkeit, einen Überblick über das Vorhaben zu erhalten, die Umsetzung zu strukturieren, Risiken und Chancen frühzeitig zu erkennen und eine Basis für die Kommunikation über das Vorhaben zu schaffen. Ein derartiges Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft ist in der bisherigen Literatur noch nicht zu finden. Insofern soll mit dem hier vorgestellten Modell ein wissenschaftlich fundierter Beitrag zum Verständnis der komplexen Abhängigkeiten einer erfolgreichen Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft geleistet werden.

Im ersten Kapitel werden zunächst die wesentlichen definitorischen Grundlagen für die Arbeit gelegt, beginnend mit einer Einordnung verschiedener Definitionen des Begriffs der künstlichen Intelligenz und der Wahl einer für diese Arbeit geeigneten Definition. Wichtige Typen und Techniken künstlicher Intelligenz, die im weiteren Verlauf der Arbeit benötigt werden, werden im Folgenden erläutert. Als Basis für das zu entwickelnde Konzept der kollaborativen Intelligenz wird ebenso der Begriff des Wissens definiert.

Als Ausgangspunkt wird im zweiten Kapitel zunächst mit Hilfe verschiedener Studien ermittelt, ob und ggf. welche Unterschiede es für die Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft im Vergleich zu anderen Industrien gibt. Im Anschluss daran wird die Frage beantwortet, durch welche Kriterien sich industrieübergreifend Unternehmen auszeichnen, die eine Vorreiterrolle bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz einnehmen. Die aus der Literatur ermittelten industrieübergreifenden Kriterien werden daraufhin überprüft, ob und ggf. welche Aussagen sich daraus für Versicherungsunternehmen ableiten lassen. Dabei wird für die Überprüfung der einzelnen Kriterien auf verschiedene Literaturquellen Bezug

---

<sup>1</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021

<sup>2</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>3</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021

genommen. Eine wesentliche Quelle stellt dabei die Studie „The impact of artificial intelligence along the insurance value chain and on the insurability of risks“ von Eling et al.<sup>4</sup> dar. Das Ergebnis dieser Kriterien-Analyse fließt in das im weiteren Verlauf der Arbeit zu entwickelnde zehnstufige Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz ein.

Im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz in einem Versicherungsunternehmen stellt sich die Frage, ob es im Hinblick auf die Einführung Unterschiede für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette gibt und wie solche Unterschiede ggf. bei der Einführung zu berücksichtigen sind. Daher werden im nächsten Schritt die einzelnen versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen hinsichtlich ihrer Erfüllung von fünf notwendigen Voraussetzungen für eine erfolgreiche Einführung künstlicher Intelligenz, die aus Literaturrecherchen ermittelt werden, überprüft. Die Überprüfung der fünf Voraussetzungen erfolgt anhand der Auswertung zahlreicher Literaturquellen. Durch die Bewertung der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der fünf Voraussetzung ergibt sich eine Rangfolge der Wertschöpfungsstufen, die anschließend einer Sensitivitätsanalyse unterzogen wird. Die sich daraus ergebenden Aussagen zur Rangfolge der Wertschöpfungsstufen sind in der bisherigen Literatur noch nicht zu finden und werden – ebenso wie die o.g. Kriterien für eine Vorreiterrolle von Unternehmen – bei dem zu erarbeitenden zehnstufigen Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz berücksichtigt.

In der Praxis ist es darüber hinaus relevant, welche Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette künftig vorstellbar sind. Um diese Frage methodisch klar zu beantworten, werden sechs Szenarien künftiger Arbeitswelten unter maßgeblicher Einbeziehung möglicher Entwicklungen künstlicher Intelligenz aus der Literatur betrachtet, das eindeutig negative und das utopische Szenario an den Rändern des Möglichkeitsraumes werden unberücksichtigt belassen und von den verbleibenden Szenarien die Kernprämissen des am weitesten reichenden ‚Transformations-Szenarios‘ als Grundlage für die Ableitung grundsätzlich möglicher Einsatzfelder künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette herangezogen. Auch die daraus gewonnenen Erkenntnisse werden bei dem zehnstufigen Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz aufgegriffen.

Im vierten Kapitel werden ausgehend vom Modell des sozio-technischen Systems die Grenzen künstlicher Intelligenz und die Stärken von Menschen gegenüber Maschinen aus diversen Literaturquellen abgeleitet. Aufbauend auf einer Analyse der Veränderungen der Aufgaben von Menschen durch die Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft werden die im Zuge der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz neuen und veränderten Rollen und die veränderten Kompetenzanforderungen mit Hilfe mehrerer Literaturquellen erarbeitet. Das daraus ableitbare Konzept einer kollaborativen Intelligenz für die Versicherungswirtschaft zielt darauf ab, sowohl die Stärken von Menschen als auch die Stärken von Maschinen komplementär zu nutzen, um beispielsweise bessere und schnellere Entscheidungen zu treffen, Risiken genauer zu bewerten und Kundenbedürfnisse effektiver zu erfüllen. Am konkreten Beispiel der Erkennung und Bearbeitung von Totalschäden in der Kraftfahrzeugversicherung wird das Konzept der kollaborativen Intelligenz abschließend erläutert.

---

<sup>4</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

Schließlich wird im fünften Kapitel dieser Arbeit das zehnstufige prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft hergeleitet. Dazu werden verschiedene industrieübergreifende Modelle zur Einführung künstlicher Intelligenz, die jeweils einen unterschiedlichen Schwerpunkt haben, betrachtet und daraus ein Modell erarbeitet, bei dem alle Aspekte, die für die Versicherungswirtschaft relevant sind, Beachtung finden. Für die Ausgestaltung der einzelnen Stufen wird darüber hinaus auf zahlreiche Literaturquellen zurückgegriffen. Ebenso werden die in den vorangegangenen Kapiteln erarbeiteten Erkenntnisse, nämlich die Ergebnisse aus der Analyse der Kriterien für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung künstlicher Intelligenz, die Rangfolge der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz, die für die einzelnen Wertschöpfungsstufen künftig möglichen Einsatzfelder künstlicher Intelligenz und das Konzept der kollaborativen Intelligenz, bei dem zehnstufigen Modell berücksichtigt.

Methodisch sind zur Bearbeitung der Fragestellungen der vorliegenden Arbeit grundsätzlich mehrere Vorgehensweisen denkbar. Expertenbefragungen bieten eine Möglichkeit, um die Grundlagen dieser Arbeit, auf denen die wesentlichen Ergebnisse beruhen, zu erarbeiten. Beispielsweise die Bewertung der o.g. Kriterien für eine Vorreiterrolle bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft, die Klassifikation der einzelnen versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen für eine erfolgreiche Einführung künstlicher Intelligenz oder die Ableitung künftig möglicher Einsatzfelder künstlicher Intelligenz für die versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen ließen sich grundsätzlich durch Expertenbefragungen durchführen. Gemäß Grace et al.<sup>5</sup> sind Expertenbefragungen jedoch oft mit signifikanten Framing-Effekten behaftet. Logisch identische Fragen werden also selbst durch Experten in Abhängigkeit von der konkreten Formulierung der Fragen unterschiedlich beantwortet. Darüber hinaus sind Prognosen von Experten zu künftigen Entwicklungen in ihren jeweiligen Fachgebieten häufig nicht erfolgreich.<sup>6, 7, 8</sup> Dies liegt an mehreren Gründen, wie z.B. der Bestätigungsverzerrungen, das heißt einer verstärkten Beachtung von Informationen, die die eigenen Überzeugungen bestätigen, unzureichender Rückkoppelung zu den eigenen Prognosen, mangelnder Vergleichbarkeit im Hinblick auf Bedingungen, Wahrscheinlichkeiten und Zeithorizonten der Prognosen, übermäßiges Selbstvertrauen der Experten mit der Folge zu optimistischer Prognosen und Hedging, das heißt unpräzise Prognosen, die eine Bestätigung im Nachhinein erlauben.

Darüber hinaus spricht im Fall der vorliegenden Arbeit die Tatsache, dass der Autor seit vielen Jahren selbst Vorstandsmitglied eines deutschen Versicherers ist und zumindest einen Teil der für eine Expertenbefragung anzusprechenden Personen kennt, gegen Expertenbefragungen. Dadurch bestünde ein höheres Risiko, sozial erwünschte Antworten zu erhalten, vermutete ähnliche Ansichten oder Überzeugungen bestätigt zu bekommen sowie ungewollt auf die Antworten der Experten Einfluss zu nehmen.<sup>9</sup> Die Durchführung einer Expertenbefragung durch einen Dritten im Auftrag des Verfassers dieser Arbeit kann helfen, einige der dargestellten

---

<sup>5</sup> Vgl. Grace, Salvatier, Dafoe, Zhang, & Evans, 2018

<sup>6</sup> Vgl. Meller, Tetlock, & Arkes, 2019

<sup>7</sup> Vgl. Tetlock, 2017

<sup>8</sup> Vgl. Tetlock & Gardner, 2015

<sup>9</sup> Vgl. Tetlock, 2017

Einschränkungen zu reduzieren. Auch bei einer Expertenbefragungen durch einen Dritten ist jedoch damit zu rechnen, dass die o.g. Verzerrungen dadurch entstehen, dass den befragten Experten die Verbindung zwischen einem fragenden Dritten und dem Verfasser dieser Arbeit bekannt wäre und den befragten Experten klar ist, dass ihre Antworten an den Verfasser dieser Arbeit gegeben werden. Dadurch würden die befragten Experten ihre Antworten so geben, als seien die Fragen direkt durch den Verfasser dieser Arbeit gestellt worden. Bei Dritten besteht darüber hinaus möglicherweise die Gefahr, dass sie aufgrund eingeschränkter Kenntnisse oder Erfahrungen bei spontanen oder sehr spezifischen Aussagen der befragten Experten die Notwendigkeit von Folgefragen nicht erkennen oder diese Folgefragen nicht angemessen adressieren. Zusätzlich kann es zu Kommunikationsproblemen kommen, wenn komplexe oder sehr spezielle Sachverhalte im Rahmen von Folgefragen des fragenden Dritten auf erste Antworten der Experten thematisiert werden und diese Sachverhalte dann noch vom fragenden Dritten an den Verfasser dieser Arbeit übermittelt werden müssen. Ein Dritter kann zudem Schwierigkeiten haben, die Dynamiken oder politischen Aspekte im Kontext der Antworten der befragten Experten richtig einzuordnen.<sup>10</sup>

Als Alternative zu Expertenbefragungen kann zur Ableitung künftiger Entwicklungen auf die Methode der Trendanalysen zurückgegriffen werden. Bei Trendanalysen werden jedoch häufig aktuell erkennbare Entwicklungen in die Zukunft projiziert, Faktoren, die die Entwicklungen von Trends beeinflussen können, in ihrer Komplexität unterschätzt und Interdependenzen mit anderen Entwicklungen nicht oder zu wenig beachtet.<sup>11</sup> Darüber hinaus werden oft die Risiken und Herausforderungen, die die weitere Entwicklung eines Trends beeinflussen, unterschätzt.

Als weitere wissenschaftliche Methode bietet sich eine Analyse der zu einer spezifischen Fragestellung vorhandenen Literatur an. Laut Booth et al.<sup>12</sup> lässt sich aus einer solchen Literaturanalyse ein tiefes Verständnis des Forschungsobjekts entwickeln, indem bisheriges Wissen und Theorien untersucht werden, Lücken in dem vorhandenen Wissen identifiziert werden sowie die Relevanz und Bedeutung der eigenen Forschung begründet werden. Andererseits bedingt eine Literaturanalyse immer eine subjektive Auswahl der zu berücksichtigenden Arbeiten, bedeutet eine Literaturanalyse im Allgemeinen einen vergleichsweise hohe Aufwand und es ist eine mögliche Publikationsverzerrung zu berücksichtigen, das heißt eine Verzerrung der Ergebnisse von Literaturanalysen durch Veröffentlichung von Forschungsarbeiten mit tendenziell eher positiven Ergebnissen zur jeweiligen Forschungsfrage.<sup>13</sup>

Unter Berücksichtigung der Vor- und Nachteile der dargestellten wissenschaftlichen Methoden wird in der vorliegenden Arbeit im Wesentlichen auf die vorhandene Literatur zu den jeweils zu untersuchenden Aspekten zurückgegriffen. Das jeweils konkrete methodische Vorgehen wird zu Beginn eines jeden Kapitels genauer beschrieben.

Insgesamt zielt diese Arbeit darauf ab, wissenschaftlich fundiert, vertiefte Erkenntnisse zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in Versicherungsunternehmen zu gewinnen.

---

<sup>10</sup> Vgl. Tetlock, 2017

<sup>11</sup> Vgl. Gordon A. , 2022

<sup>12</sup> Vgl. Booth, Colomb, & Williams, 1995

<sup>13</sup> Vgl. Booth, Colomb, & Williams, 1995

Die Erarbeitung eines prototypischen Modells erfolgt aufbauend auf der Analyse von Erfolgsfaktoren für den Einsatz künstlicher Intelligenz systematisch und verfolgt einen holistischen Ansatz, der die ökonomischen, technologischen, prozessualen, organisatorischen und kulturellen Dimensionen umfasst. Dabei erhält die Untersuchung der Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine eine zentrale Bedeutung. Durch die eingehende Analyse dieser diversen Aspekte und deren Abhängigkeiten wird mit dieser Forschungsarbeit beabsichtigt, Erkenntnisse zu generieren, die einen substantiellen Beitrag zum fundierten Verständnis der komplexen Zusammenhänge einer erfolgreichen Implementierung künstlicher Intelligenz in Versicherungsunternehmen leisten können.

## 2 Definition und Abgrenzung künstlicher Intelligenz

In diesem Kapitel wird zunächst das wissenschaftlich theoretische Fundament für die vorliegende Arbeit gelegt. Zunächst erfolgt im Unterkapitel 2.1 eine Auseinandersetzung mit dem für diese Arbeit zentralen Begriff der künstlichen Intelligenz. Dabei werden verschiedene Definitionen des Begriffes der künstlichen Intelligenz betrachtet und eine für diese Arbeit geeignete Definition festgelegt. Darauf aufbauend erfolgen in den Unterkapiteln 2.2 und 2.3 als Grundlage für die im Kap. 3 dargelegte Analyse der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft eine Klassifikation unterschiedlicher Systeme künstlicher Intelligenz sowie eine Auseinandersetzung mit wesentlichen Techniken der künstlichen Intelligenz. Daran anschließend wird im Unterkapitel 2.4 der für das Kap. 4 grundlegende Begriff des Wissens definiert und wesentliche Methoden zur Wissensgenerierung dargestellt, um die Basis für die im Kap. 4 beschriebene Entwicklung eines Modells einer kollaborativen Intelligenz von Mensch und Maschinen und insbesondere die Beschreibung der Nutzung impliziten Wissens zu legen.

### 2.1 Definition künstlicher Intelligenz

Der Begriff der künstlichen Intelligenz (engl.: artificial intelligence) wurde 1955 von dem US-amerikanischen Informatiker John McCarthy im Rahmen eines Förderantrags für ein Forschungsprojekt<sup>14</sup> geprägt. Im Rahmen einer zweimonatigen Konferenz mit dem vollständigen Titel „Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence“ wollte sich eine Gruppe von Wissenschaftlern unter Führung von McCarthy vom 19. Juni bis zum 16. August 1956 am Dartmouth College in Hanover, New Hampshire, mit künstlicher Intelligenz auseinandersetzen. Dabei ging es um sehr grundsätzliche Fragen des Lernens, der computergestützten Lösung von Problemen, die bis dahin nur Menschen vorbehalten waren, und ob Computer in diesem Zusammenhang die erarbeiteten Ergebnisse selbst verbessern könnten.

Die ersten technischen Entwicklungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz erfolgten dann vor mehr als 60 Jahren mit der Konstruktion der ersten ‚denkenden Maschinen‘, die die ersten Ansätze zur Nachahmung menschlicher Intelligenz aufgriffen und für bestimmte, eng definierte Aufgabenstellungen menschliche Leistungsfähigkeit erreichten und für einzelne Aufgaben sogar übertrafen.<sup>15, 16</sup>

In der Literatur sind vielfältige Konzepte und sehr unterschiedliche Definitionen für den Begriff der künstlichen Intelligenz zu finden, die sich teilweise deutlich voneinander unterscheiden.

Beispielhaft sind in der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 1) einige Definitionen des Begriffes ‚künstliche Intelligenz‘ aufgeführt.

---

<sup>14</sup> Vgl. McCarthy, 1955

<sup>15</sup> Vgl. Baum, Goertzel, & Goertzel, 2011

<sup>16</sup> Vgl. Lake, Ullmann, Tenenbaum, & Gershman, 2016



Verfasser	Definition
Europäisches Patentamt <sup>17</sup>	Künstliche Intelligenz ist die Fähigkeit einer Maschine, menschliche Fähigkeiten wie logisches Denken, Lernen, Planen und Kreativität zu imitieren
Bitkom e.V. <sup>18</sup>	Künstliche Intelligenz ist die Eigenschaft eines IT-Systems, ‚menschensähnliche‘, intelligente Verhaltensweisen zu zeigen
BMWi <sup>19</sup>	Technik der Informationsverarbeitung zur eigenständigen Lösung von Problemen durch Computer
SAP AG <sup>20</sup>	Künstliche Intelligenz ist der Überbegriff für Anwendungen, bei denen Maschinen menschenähnliche Intelligenzleistungen erbringen. Darunter fallen das maschinelle Lernen oder Machine Learning, das Verarbeiten natürlicher Sprache (NLP – Natural Language Processing) und Deep Learning. Die Grundidee besteht darin, durch Maschinen eine Annäherung an wichtige Funktionen des menschlichen Gehirns zu schaffen – Lernen, Urteilen und Problemlösen
English Oxford Living Dictionary <sup>21</sup>	The theory and development of computer systems able to perform tasks normally requiring human intelligence, such as visual perception, speech recognition, decision-making, and translation between languages
Encyclopedia Britannica <sup>22</sup>	Artificial intelligence (AI) is the ability of a digital computer or computer-controlled robot to perform tasks commonly associated with intelligent beings
Alan M. Turing <sup>23</sup>	A machine has reached intelligent behavior once a human evaluator cannot tell whether or not he or she was engaged in natural conversation with another human or with a machine
Kelly et al. <sup>24</sup>	Unter künstlicher Intelligenz wird ein Computer-System verstanden, das seine Umgebung wahrnehmen kann, versteht, lernt und aus dem Gelernten Handlungen ableitet

Tab. 1: Beispiele verschiedener Definitionen von künstlicher Intelligenz

<sup>17</sup> Europäisches Patentamt, 2020

<sup>18</sup> Bitkom, 2017

<sup>19</sup> BMWi, 2020

<sup>20</sup> SAP, 2022

<sup>21</sup> Oxford Living Dictionary, 2022

<sup>22</sup> Britannia, 2022

<sup>23</sup> Turing, 1950

<sup>24</sup> Kelley, Fontanetta, Heintzmann, & Pereira, 2018

Die in Tab. 1 genannten Beispiele für verschiedene Definitionen künstlicher Intelligenz unterscheiden sich in vielfältiger Hinsicht. Beispielsweise bestehen Unterschiede darin, dass bei einigen Definitionen auf ‚menschenähnliches Verhalten‘ Bezug genommen wird, bei anderen Definitionen dieser Bezug jedoch fehlt. In einigen Definitionen werden die Fähigkeiten, die Maschinen im Kontext der künstlichen Intelligenz haben, näher beschrieben, in anderen Definitionen bleibt die Frage hinsichtlich der Fähigkeiten von Maschinen offen. Die Definition der SAP AG zählt zudem beispielhaft Techniken der künstlichen Intelligenz auf (vgl. Kap. 2.3). Die Definition des BMWi ist sehr kurz gehalten und formuliert als zentralen Begriff die ‚eigenständige Lösung von Problemen‘ durch einen Computer. Der Begriff der ‚eigenständigen Lösung‘ bleibt dabei jedoch unscharf.

Eine ausführliche Diskussion der Schwierigkeiten im Zusammenhang mit der Definition künstlicher Intelligenz findet sich zum Beispiel bei P. Wang<sup>25</sup>. Eine einheitliche Definition der künstlichen Intelligenz ist allein schon deshalb schwierig, da auch für den Begriff der (menschlichen) Intelligenz keine einheitlich akzeptierte Definition vorliegt.

McCarthy selbst beschreibt künstliche Intelligenz als „... die Wissenschaft und Technik der Schaffung intelligenter Maschinen, insbesondere intelligenter Computerprogramme.“<sup>26</sup>

Im Gegensatz zu den meisten anderen Definitionen liefert zum Beispiel Robert J. Gordon<sup>27</sup> einen sehr weit gefassten Ansatz für die Definition künstlicher Intelligenz. Gordon ordnet den Begriff der künstlichen Intelligenz wirtschaftsgeschichtlich ein und beschreibt die Entwicklung von künstlicher Intelligenz als die jüngste Welle der seit der Industrialisierung anhaltenden Automatisierung. Eine solch allgemeine Beschreibung von künstlicher Intelligenz erscheint für den Zweck dieser Arbeit nicht geeignet.

Eine der ältesten Definitionen von künstlicher Intelligenz basiert auf dem so genannten Turing-Test.<sup>28</sup> Nach diesem Test von Alan M. Turing ist einer Maschine dann künstliche Intelligenz zuzuschreiben, wenn ein Mensch in einer Unterhaltung nicht eindeutig identifizieren kann, ob sein Gesprächspartner ein Mensch oder eine Maschine ist. Diese Definition ist sehr eng gefasst und auf die direkte Mensch-Maschine-Interaktion ausgelegt. Die Definition ist damit für den Zweck dieser Arbeit zu eng gehalten.

Im Rahmen einer Studie haben Monett und Lewis<sup>29</sup> Experten zu deren Einschätzung zu hundert verschiedenen Definitionen von künstlicher Intelligenz befragt. Dabei war die Definition von Wang<sup>30</sup> die am meisten akzeptierte Definition: „Die Essenz der Intelligenz ist das Prinzip der Anpassung an die Umwelt, während man mit unzureichendem Wissen und Ressourcen arbeitet. Dementsprechend beruht ein intelligentes System auf beschränkter Verarbeitungskapazität, arbeitet in Echtzeit, ist offen für unerwartete Aufgaben und kann aus Erfahrungen lernen.“

---

<sup>25</sup> Vgl. Wang, 2019

<sup>26</sup> Vgl. McCarthy, 2007

<sup>27</sup> Vgl. Gordon R. J., 2016

<sup>28</sup> Vgl. Turing, 1950

<sup>29</sup> Vgl. Monett & Lewis, 2018

<sup>30</sup> Vgl. Wang, 2008

Im Rahmen dieser Arbeit geht es um den Einsatz und die Nutzung von künstlicher Intelligenz im Unternehmenskontext, speziell in der Versicherungswirtschaft. Daher wird eine Definition der künstlichen Intelligenz benötigt, die dem speziellen Fokus auf den Einsatz der künstlichen Intelligenz im Unternehmensumfeld gerecht wird.

Die Definition, die dieser Arbeit zu Grunde liegt, sollte daher hinreichend allgemein sein, damit möglichst alle oder zumindest viele Einsatzmöglichkeiten im unternehmerischen Kontext betrachtet werden können. Schließlich sollte die verwendete Definition der künstlichen Intelligenz als Abgrenzung zu anderen Methoden die Fähigkeit zu lernen beinhalten. Für den Einsatz im Unternehmensumfeld ist das in der Definition von Wang genannte Kriterium der Verarbeitung in Echtzeit zwar in vielen Fällen notwendig und sinnvoll, jedoch nicht in allen Konstellationen zwingend erforderlich.

Für die Zwecke dieser Arbeit erscheint daher die Definition von Kelley et al.<sup>31</sup> zweckmäßig. Die Autoren definieren künstliche Intelligenz wie folgt:

Unter künstlicher Intelligenz wird ein Computer-System verstanden, das seine Umgebung wahrnehmen kann, versteht, lernt und aus dem Gelernten Handlungen ableitet.

## 2.2 Klassifikation künstlicher Intelligenz

Das Grundprinzip von Systemen mit künstlicher Intelligenz ist dadurch gegeben, dass diese Systeme mit Hilfe großer Datenmengen darauf trainiert werden, bestimmte Muster in diesen Datenmengen zu erkennen und dass anschließend die erlernte Mustererkennung auf neue Datensätze angewandt wird. Systeme auf der Basis künstlicher Intelligenz können danach klassifiziert werden, mit welchem Grad an Intelligenz sie diese Aufgabe erfüllen.

In der Literatur wird zwischen drei verschiedenen Typen der künstlichen Intelligenz unterschieden:<sup>32</sup> Der so genannten schwachen künstlichen Intelligenz (engl.: weak AI oder narrow AI), der starken künstlichen Intelligenz (engl.: strong AI oder general AI) sowie der (selbst-)bewussten künstlichen Intelligenz (engl.: self-aware AI oder super AI).

### **Schwache künstliche Intelligenz**

Die schwache künstliche Intelligenz wird dadurch abgegrenzt, dass diese künstliche Intelligenz keine expliziten Fähigkeiten besitzt, selbständig im universellen Sinne zu lernen. Schwache künstliche Intelligenz kann demnach auch nicht kreativ sein. Schwache künstliche Intelligenz ist jedoch sehr wohl im spezifischen Sinne lernfähig. Die Lernfähigkeit der schwachen künstlichen Intelligenz besteht darin, dass mit Hilfe von Algorithmen für klar definierte Anwendungsfälle Muster trainiert und wiedererkannt werden können und diese Mustererkennung durch fortlaufende Anwendung immer präziser wird. Mit der schwachen künstlichen Intelligenz können definierte Aufgaben mit einer fest vorgegebenen Methodik gelöst werden. Schwache

---

<sup>31</sup> Kelley, Fontanetta, Heintzmann, & Pereira, 2018

<sup>32</sup> Vgl. Kaplan & Haenlein, 2019

künstliche Intelligenz bietet damit gegenüber der Analyse und Erkennung durch Menschen den Vorteil, dass durch Automatisierung sehr große Datenmengen in kürzester Zeit verarbeitet werden können. Jeder einzelne Algorithmus der schwachen künstlichen Intelligenz ist jedoch auf ein vergleichsweise eng umrissenes Aufgabenfeld ausgelegt.

Schwache künstliche Intelligenz findet sich z.B. bei der Text-, Bild- und Spracherkennung und übertrifft in diesen vorgegebenen Aufgabenfeldern die menschliche Leistungsfähigkeit in aller Regel deutlich. Heutige Systeme der künstlichen Intelligenz sind in den allermeisten Fällen aus der Kategorie der schwachen künstlichen Intelligenz.

### **Starke künstliche Intelligenz**

Starke künstliche Intelligenz ist dadurch abgegrenzt, dass diese künstliche Intelligenz deutlich breiter definierte Problemstellungen angehen und selbständig Probleme auch außerhalb der vorgegebenen Bereiche lösen kann als dies bei der schwachen künstlichen Intelligenz möglich ist. Starke künstliche Intelligenz kann dabei - in beschränktem Umfang - die Umgebung beurteilen und hat die Fähigkeit, menschliche Emotionen bei der Entscheidungsfindung mit zu berücksichtigen.

Derzeit gibt es erste Systeme, die versuchen, menschliche Emotionen über Kameras aufzunehmen und diese dann bei ihrer Entscheidungsfindung mit zu berücksichtigen. Derartige Systeme sind erste Ansätze, die der starken künstlichen Intelligenz zugerechnet werden. Starke künstliche Intelligenz befindet sich jedoch in ihrer Entwicklung noch ganz am Anfang.

### **Selbstbewusste künstliche Intelligenz**

Systeme der selbstbewussten künstlichen Intelligenz werden dadurch definiert, dass sie selbstständig Aufgaben und Problemstellungen erkennen können. Darüber hinaus wird beim Konzept der selbstbewussten künstlichen Intelligenz davon ausgegangen, dass sich diese Systeme selbstständig Wissen aus dem jeweiligen Aufgabenbereich erarbeiten und aufbauen können und diese Systeme ein gewisses Selbstbewusstsein haben. Mit Hilfe der selbstbewussten künstlichen Intelligenz können also nicht nur definierte Aufgaben mit einer vorgegebenen Methodik gelöst, sondern eigenständig Probleme erkannt und analysiert werden, um dann zu einer passenden Lösung zu kommen. Diese Lösung kann auch ganz neu und auch außerhalb des vorgegebenen Lösungsrahmens sein.<sup>33</sup> Beim Konzept der selbstbewussten künstlichen Intelligenz wird also eine gewisse Kreativität unterstellt. Das Konzept der selbstbewussten künstlichen Intelligenz ist heute noch nicht umgesetzt worden. Es ist auch umstritten, ob es überhaupt möglich ist, jemals eine selbstbewusste künstliche Intelligenz zu entwickeln.<sup>34</sup>

Neben diesen drei Typen künstlicher Intelligenz wird im Rahmen dieser Arbeit auch die Begriffe der generativen künstlichen Intelligenz und der erklärenden künstlichen Intelligenz benötigt.

---

<sup>33</sup> Vgl. Jajal, 2022

<sup>34</sup> Vgl. Kaplan & Haenlein, 2019

## **Generative künstliche Intelligenz**

Mit generativer künstlicher Intelligenz (engl.: Generative AI) werden Systeme künstlicher Intelligenz bezeichnet, die in der Lage sind, nicht nur vorhandene Daten zu analysieren und Muster in großen Datenmengen zu erkennen, sondern selbst Inhalte zu erzeugen, die nicht explizit in der Trainingsdaten enthalten sind.<sup>35</sup> Generative KI-Systeme haben ein breites Anwendungsspektrum und werden beispielsweise zur Erstellung von Texten, zur Komposition von Musik, zur Generierung von Bildern und auch zur Erzeugung von Videos eingesetzt. Generative künstliche Intelligenz wurde vor allen Dingen durch die Veröffentlichung von ChatGPT am 30.11.2022 bekannt. Obwohl generative künstliche Intelligenz neue Inhalte erzeugt, sind diese Inhalte im Kontext des Trainingsbereiches zu verorten. Generative künstliche Intelligenz kann also keine neuen Problemstellungen eigenständig angehen, so dass generative künstliche Intelligenz der schwachen künstlichen Intelligenz zugeordnet wird.

## **Erklärende künstliche Intelligenz**

Unter erklärender künstlicher Intelligenz (engl.: explainable AI oder XAI) wird eine Forschungsrichtung der künstlichen Intelligenz verstanden, die darauf abzielt, Entscheidungen und Vorhersagen von KI-Systemen für Menschen transparenter und nachvollziehbarer zu machen.<sup>36</sup> Mit zunehmendem Fortschritt bei der Entwicklung der künstlichen Intelligenz werden die Vorhersagen von KI-Systemen zwar oft genauer, jedoch sind diese aufgrund der zunehmenden Komplexität der Systeme für den Menschen oft schwer nachzuvollziehen. Insbesondere in Branchen, die einer starken Regulierung unterliegen, wie zum Beispiel der Versicherungswirtschaft, ist jedoch Transparenz im Hinblick auf das Zustandekommen von Entscheidungen (vgl. Kap. 3.2.1) notwendig und wird von nationalen und europäischen Aufsichtsbehörden gefordert. Erklärende künstliche Intelligenz ist als übergreifendes Konzept zu verstehen, das auf KI-Systeme aller drei o.g. Typen künstlicher Intelligenz angewandt werden kann. Erklärende künstliche Intelligenz wird daher weder der schwachen, noch der starken noch der selbstbewussten künstlichen Intelligenz zugeordnet.

In Abgrenzung zu Systemen auf der Basis von künstlicher Intelligenz sind Expertensysteme zu nennen. Expertensysteme sind Systeme, die von Menschen mit fest vorgegebenen Regeln programmiert werden. Gemäß der im Kapitel 2.1 formulierten Definition fehlt solchen Systemen die Fähigkeit, zu lernen. Aus diesem Grunde werden regelbasierte Expertensysteme nicht den Systemen der künstlichen Intelligenz zugerechnet. Regelbasierte Expertensysteme haben jedoch in den letzten Jahrzehnten wesentlich zur Entwicklung künstlicher Intelligenz beigetragen.

---

<sup>35</sup> Vgl. Taulli, 2023

<sup>36</sup> Vgl. Atakishiyev, et al., 2023

## 2.3 Techniken künstlicher Intelligenz

Im Hinblick auf die implementierten Techniken lassen sich Systeme auf Basis künstlicher Intelligenz abstufen. Aufgrund der in der Literatur zu findenden unterschiedlichen Definitionen künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 2.1) ist diese Abstufung von Systemen künstlicher Intelligenz im Hinblick auf die verwendete Technik in der Literatur ebenfalls nicht eindeutig. Die folgende Abstufung von Systemen künstlicher Intelligenz hinsichtlich der verwendeten Technik baut auf der oben dargestellten und dieser Arbeit zu Grunde liegenden Definition der künstlichen Intelligenz auf.

Mit der untenstehenden Abbildung (vgl. Abb. 1) wird ein Überblick über die implementierten Techniken bei Anwendungen künstlicher Intelligenz gegeben. Neben der Gruppe der Systeme allgemeiner künstlicher Intelligenz bildet die Gruppe von Systemen, die mit Hilfe von Machine Learning funktioniert, eine wichtige Untergruppe. Die Untergruppe der Machine Learning Systeme wiederum umfasst die Untergruppe der Systeme, die mit Hilfe von Deep Learning funktionieren.

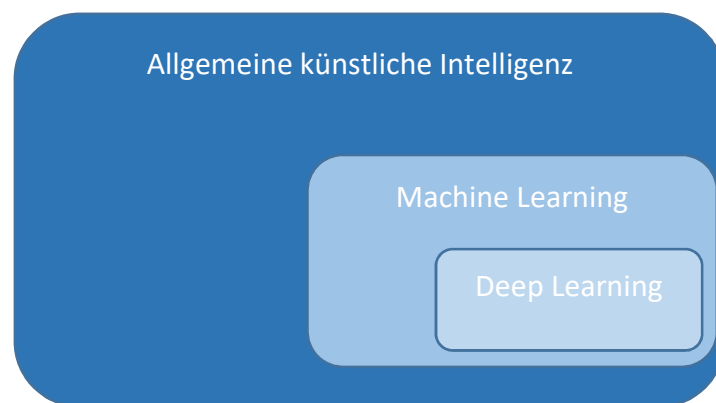


Abb. 1: Techniken künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung)

### Allgemeine künstliche Intelligenz

Systeme allgemeiner künstlicher Intelligenz beruhen auf festgelegten Programmier-Codes, die für die jeweils spezifische Aufgabenstellung entwickelt werden. Diese Aufgaben können schnell und beliebig oft gelöst werden. Das per Definition notwendige Kriterium des Lernens (vgl. Kap. 2.1) wird dabei auf unterschiedliche Weise erfüllt. Vielfach werden Parameter der zu Grunde liegenden Algorithmen auf Basis von Trainingsdaten optimiert und dann die so eingestellten Algorithmen auf neue Daten angewandt. Hierin besteht der Unterschied zu Expertensystemen, die ausschließlich auf Basis fester Regeln und ohne derartig zu verändernde Parameter funktionieren. Bis auf die Parameter bleiben die Algorithmen allgemeiner KI-Systeme jedoch in der Regel unverändert.

Beim berühmten Beispiel des IBM Schachcomputers Deep Blue<sup>37</sup>, der zu den allgemeinen Systemen künstlicher Intelligenz gehört, erfolgte das Lernen beispielsweise dadurch, dass das System mit tausenden von Meisterpartien trainiert wurde. Der Algorithmus legt dann zu vorgegebenen Parametern des Schachspiels (z.B. Sicherheit des Königs im Vergleich zu einem Vorteil hinsichtlich des Raumes im Zentrum des Spielfelds) die Gewichtung dieser Parameter selbst fest. Wird das System mit neuen Meisterpartien trainiert, so ergeben sich in der Regel Veränderungen der Gewichtungen der Parameter und dadurch eine ständige Optimierung des Systems.

## **Machine Learning**

Das Machine Learning stellt die nächste Stufe der Systeme künstlicher Intelligenz dar. Im Gegensatz zu Systemen allgemeiner künstlicher Intelligenz ist es Machine Learning Systemen möglich, die zu Grunde liegenden Algorithmen zu optimieren und anzupassen. Machine Learning nutzt mathematische Verfahren zur Mustererkennung. So werden Ähnlichkeiten zwischen Datensätzen z.B. dadurch ermittelt, dass Datenbestände im ersten Schritt in hierarchische Strukturen (z.B. Entscheidungsbäume) zerlegt oder Datensätze über mathematische Vektoren in Vektorräumen abgebildet werden. In diesen hierarchischen Strukturen oder Vektorräumen werden dann im zweiten Schritt mit mathematischen Verfahren nach Analogien gesucht. Durch dieses Verfahren werden die Algorithmen schrittweise trainiert.

Beim Machine Learning werden verschiedene Arten des Lernens unterschieden. Beim überwachten Lernen (engl.: supervised learning) werden dem Algorithmus im Vorfeld definierte und spezifizierte Beispielmuster für zu bildende Modellgruppen als Grundlage für die Auswertung großer Datenbestände mitgegeben. Das überwachte Lernen ist bisher die am häufigsten verwendete Methode beim Machine Learning und ein Großteil des Erfolges des Machine Learnings in den letzten Jahren ist dem überwachten Lernen zuzuordnen.<sup>38</sup> Im Gegensatz dazu sucht der Algorithmus beim unüberwachten Lernen (engl.: unsupervised learning) selbständig nach Mustern für eigenständig zu bildende Modellgruppen. Eine Mischung aus beiden Arten stellt das teilüberwachte Lernen (engl.: semi-supervised learning) dar, bei dem dem System sowohl spezifizierte Beispielmuster als auch unspezifizierte Beispiele als Grundlage vorgegeben werden. Beim bestärkenden Lernen (engl.: reinforcement learning) wiederum erhält der Algorithmus zur Optimierung der zu bildenden Modellgruppen laufend von einem Menschen - bestätigende oder aber ablehnende - Rückmeldungen. Beim aktiven Lernen (engl.: self learning) schließlich erfragt der Algorithmus mit Hilfe von Fragen mit hoher Ergebnisrelevanz für bestimmte Eingangsdaten die gewünschten Ergebnisse.<sup>39</sup>

Machine Learning unterscheidet sich damit grundlegend vom bisherigen Vorgehen bei der Programmierung eines Computers und bei der Software-Entwicklung auf Basis des Konzepts des Machine Learnings kommt ein vollkommen anderer Ansatz als bei der bisherigen Software-Entwicklung zur Anwendung. Während bisherige Programmierung darauf ausgerichtet ist, menschliches Wissen zu formalisieren, anhand von kodifizierten Regeln in eine für einen Computer lesbare und ausführbare Form zu bringen und dadurch ein bestimmtes Ergebnis zu

---

<sup>37</sup> Vgl. Feng-hsiung, 2002

<sup>38</sup> Vgl. Brynjolfsson & McAfee, 2022

<sup>39</sup> Vgl. Kaplan & Haenlein, 2019

erzielen, lernt die Maschine beim Machine Learning anhand von Beispielen. Durch dieses Lernen anhand von Beispielen ergeben sich völlig neue Möglichkeiten, denn menschliches Wissen ist oft nicht oder nicht einfach in Regeln zu fassen und zu kodifizieren. Beispielsweise ist es für Menschen kaum möglich, zu beschreiben, nach welchen Regeln ein menschliches Gesicht erkannt und von anderen menschlichen Gesichtern unterschieden wird (vgl. Kap. 2.1).<sup>40</sup>

### **Deep Learning**

Beim Deep Learning werden so genannte neuronale Netze und sehr große Datenmengen genutzt. Neuronale Netze stellen den Versuch dar, die Informationsverarbeitung und Speicherung im menschlichen Gehirn technisch nachzubilden.<sup>41</sup> Beim Deep Learning wird eine sehr hohe Zahl einfacher Prozessorelemente, die so genannten Neuronen, mit einer großen Zahl von anderen Neuronen durch so genannte Synapsen verbunden. In diesem Netz werden durch jeweils nur einfache Operationen Ergebnisse errechnet und Informationen gespeichert. Die Leistung eines solchen neuronalen Netzes besteht - ähnlich wie beim menschlichen Gehirn - nun darin, dass durch die hohe Vernetzung der Neuronen untereinander die jeweils nur einfachen Operationen insgesamt in sehr großer Zahl und mit sehr hoher Geschwindigkeit durchgeführt werden können und damit eine enorme Gesamtleistung erreicht wird. Bei künstlichen neuronalen Netzen werden in der Regel mehrere Schichten von Neuronen aufgebaut. Je höher die Anzahl der Neuronen und Schichten in einem künstlichen neuronalen Netz, umso komplexere Aufgabenstellungen lassen sich bearbeiten.

Beim Deep Learning werden nun aus vorhandenen Daten und Informationen Muster ermittelt und klassifiziert. Die so gewonnenen Erkenntnisse werden dann in weiteren Schritten mit weiteren Daten in Verbindung gebracht und mit weiteren Kontexten verknüpft. Durch ein derartiges kontinuierliches Hinterfragen bisheriger Entscheidungen erhalten Verknüpfungen von Informationen bestimmte Gewichte. Bestätigen sich bisherige Entscheidungen in späteren Schritten, so werden deren Gewichte erhöht. Müssen bisherige Entscheidungen in späteren Schritten revidiert werden, so verringern sich die Gewichte entsprechend. Auf diese Weise wird das einmal Erlernte immer wieder mit neuen Informationen im Zusammenhang gebracht und dadurch die Erkenntnisse schrittweise verbessert. Dadurch ist die Maschine in der Lage, Prognosen oder Entscheidungen zur ursprünglichen Aufgabenstellung zu treffen und diese in Folgeschritten immer weiter zu hinterfragen und zu optimieren.<sup>42</sup>

In der Regel greift der Mensch - im Gegensatz zu den meisten Varianten des Machine Learnings - während dieses Lernprozesses nicht ein. Der Mensch hat dadurch keinen Einfluss auf die Ergebnisse des Lernprozesses beim Deep Learning. Dies führt dazu, dass in der Praxis in der Regel nicht nachvollziehbar ist, warum genau und auf Basis welcher genauen Muster eine Entscheidung zu Stande gekommen ist.

Speziell die Entwicklung von Deep Learning hat aufgrund der deutlichen Steigerungen der Rechenleistung und der verbesserten Fähigkeiten in der Verarbeitung sehr großer Datenmengen in den letzten Jahren an Geschwindigkeit zugenommen.

---

<sup>40</sup> Vgl. Brynjolfsson & McAfee, 2022

<sup>41</sup> Vgl. LeCun, 2015

<sup>42</sup> Vgl. LeCun, 2015



## 2.4 Begriff des Wissens und Erzeugung von neuem Wissen

Als wesentliche Grundlage für die nachfolgenden Kapitel dieser Arbeit, insbesondere als Basis für das Kapitel 4, in dem ein Modell für eine kollaborative Intelligenz von Menschen und Maschinen beschrieben wird, wird im Folgenden der Begriff des Wissens definiert.

Das Wort Wissen leitet sich aus dem althochdeutschen Wort *wizzan* und dem mittelhochdeutschen Wort *wizzen*<sup>43</sup> ab. Zum Begriff des Wissens sind in der Literatur – ähnlich wie zum Begriff der Intelligenz und zum Begriff der künstlichen Intelligenz – zahlreiche verschiedene Definitionen zu finden. Zur Vielfalt der Definitionen in der betriebswirtschaftlichen Literatur sei z.B. auf Kogut und Zander<sup>44</sup>, Weick und Roberts<sup>45</sup>, Nevis et al.<sup>46</sup>, Machlup<sup>47</sup>, Nonaka<sup>48</sup>, Sackmann<sup>49</sup>, von Krogh et al.<sup>50</sup> und Romhardt<sup>51</sup> verwiesen. Im Zuge dieser Arbeit wird eine Definition des Begriffs ‚Wissen‘ und des darauf aufbauenden und ebenfalls im weiteren Verlauf der Arbeit zu verwendenden Begriffs ‚organisationale Wissensbasis‘ zu Grunde gelegt, die im Rahmen des im Folgenden zu betrachtendem unternehmerischem Kontext geeignet ist. Gemäß der Definition von Probst, Raub und Romhardt<sup>52</sup> gilt:

Wissen bezeichnet die Gesamtheit der Kenntnisse und Fähigkeiten, die Individuen zur Lösung von Problemen einsetzen. Dies umfasst sowohl theoretische Erkenntnisse als auch praktische Alltagsregeln und Handlungsweisen. Wissen stützt sich auf Daten und Informationen, ist im Gegensatz zu diesen jedoch immer an Personen gebunden. Es wird von Individuen konstruiert und repräsentiert deren Erwartungen über Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge.

Für den Begriff der ‚organisationalen Wissensbasis‘ gilt darauf aufbauend gemäß Probst, Raub und Romhardt<sup>53</sup>:

Die organisationale Wissensbasis setzt sich aus individuellen und kollektiven Wissensbeständen zusammen, auf die eine Organisation zur Lösung ihrer Aufgaben zurückgreifen kann. Sie umfasst darüber hinaus die Daten und Informationsbestände, auf welchen individuelles und organisationales Wissen aufbaut.

Die per Definition gegebene Gebundenheit von Wissen an eine Person und die daraus folgenden Herausforderungen im Hinblick auf die Entwicklung und Nutzung von Systemen auf Basis künstlicher Intelligenz wird im Kapitel 4 noch eingehend analysiert. Dann wird es um die Frage gehen, wie aus dem an eine Person gebundenen Wissen Informationen zu gewinnen sind, die für den weiteren Erkenntnisgewinn mit Hilfe von Systemen künstlicher Intelligenz genutzt

---

<sup>43</sup> Vgl. Pfeifer, 2022

<sup>44</sup> Vgl. Kogut & Zander, 1992

<sup>45</sup> Vgl. Weick & Roberts, 1993

<sup>46</sup> Vgl. Nevis, DiBella, & Gould, 2009

<sup>47</sup> Vgl. Machlup, 1962

<sup>48</sup> Vgl. Nonaka & Takeuchi, 1995

<sup>49</sup> Vgl. Sackmann, 1992

<sup>50</sup> Vgl. von Krogh, Roos, & Slocum, 1994

<sup>51</sup> Vgl. Romhardt, 1996

<sup>52</sup> Probst, Raub, & Romhardt, 2006

<sup>53</sup> Probst, Raub, & Romhardt, 2006

werden können und wie in diesem Sinne die organisationale Wissensbasis eines Unternehmens erweitert werden kann.

In Bezug auf die Nutzung des an Personen gebundenen Wissens tritt die Herausforderung auf, dass Menschen mehr wissen als sie zu erklären im Stande sind. Dieser Umstand ist unter dem Begriff Polanyi Paradox<sup>54</sup> bekannt. Nach dem britisch-ungarischen Philosophen Michael Polanyi ist das menschliche Wissen darüber wie die Welt funktioniert zu einem großen Teil außerhalb unseres expliziten Verständnisses und damit durch Menschen nicht zu erklären. Aufgrund des Polanyi Paradox sind Menschen nicht nur beschränkt in dem, was sie sich untereinander mitteilen können, sondern auch in dem, was sie in Regeln fassen und kodifizieren können. Durch den im vorangegangenen Unterkapitel 2.3 beschriebenen grundsätzlich neuen Ansatz bei der Programmierung eines Computers beim Machine Learning mit Hilfe von Beispielen anstatt mit explizit formulierten Regeln ergibt sich die Chance, dass bisherige Beschränkungen in der Software-Entwicklung überwunden werden und Probleme gelöst werden können, die bisher durch Software nicht zu lösen waren.

Für die in den nächsten Kapiteln vorzunehmende Betrachtung von Systemen künstlicher Intelligenz, deren Einsatz und Nutzung in Versicherungsunternehmen und der Entwicklung eines Systems kollaborativer Intelligenz erfolgt zunächst eine Auseinandersetzung damit, wie neues Wissen erzeugt wird. Neues Wissen kann auf vielfältige Art erzeugt werden. Im Kontext der folgenden Betrachtung von Systemen künstlicher Intelligenz werden nachfolgend zwei Grundmechanismen zur Erzeugung neuen Wissens, die Deduktion und die Induktion, näher beleuchtet.

### **Deduktion**

Die Deduktion (lat. *deducere*: abführen, fortführen, ableiten) bezeichnet den Prozess des logischen Schließens. Bei der Deduktion wird auf Basis von bereits bekanntem Vorwissen (Prämissen) und mit Hilfe von formalen Regeln (Ableitungen) neues Wissen generiert.<sup>55</sup> Vom Allgemeinen wird also auf das Besondere geschlossen oder, anders formuliert, Eigenschaften von Elementen einer Gruppe werden auf die Elemente von Teilgruppen oder auf einzelne Elemente übertragen.<sup>56</sup> Dabei entsteht das Problem, dass zu Beginn noch kein Vorwissen existiert. Ein aus Deduktion abgeleitetes Regelwerk muss also zu Beginn mit so genannten Axiomen, das heißt unbewiesenen, aber für richtig gehaltenen Grundannahmen starten. Durch Deduktion lassen sich komplizierte, in sich logische Regelwerke aufbauen. Das deduktive Schließen ist ein wesentliches Grundprinzip der Mathematik.

Algorithmen allgemeiner Systeme künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 2.2) beruhen in vielen Fällen auf der Methodik der Deduktion. Die in den Algorithmen hinterlegten Regeln werden auf neue Datensätze angewandt und Schlussfolgerungen gezogen. Auf deduktiven Methoden beruhende Systeme künstlicher Intelligenz gehörten zu den ersten KI-Systemen.<sup>57</sup>

---

<sup>54</sup> Vgl. Polanyi, 1966

<sup>55</sup> Vgl. Frederick, 2011

<sup>56</sup> Vgl. Johnson-Laird & Byrne, 1991

<sup>57</sup> Vgl. Otte, 2019

## **Induktion**

Die Induktion (lat. inducere: herbeiführen, veranlassen, einführen) bezeichnet den Prozess des abstrahierenden Schließens aus beobachteten Phänomenen auf eine allgemeinere Erkenntnis. Beim induktiven Schließen werden Beobachtungen, die man an einer begrenzten Zahl von Objekten vornimmt, verallgemeinert und die beobachteten Eigenschaften auf die Grundgesamtheit übertragen. Dadurch werden allgemeingültige Aussagen für die Grundgesamtheit formuliert.<sup>58</sup> Da die zu Grunde liegende Beobachtung aber immer nur an einer begrenzten Zahl von Objekten vorgenommen wurde, unterliegt die Richtigkeit der allgemeinen Schlussfolgerung immer nur bestimmten Wahrscheinlichkeiten. Durch Induktion können also Hypothesen formuliert werden und unter Verwendung statistischer Methoden können in der Regel Wahrscheinlichkeiten für die Wahrheit dieser Hypothesen ermittelt werden.<sup>59</sup>

Die Methode der Induktion reicht also nicht aus, um allgemeingültige Aussagen zu erzeugen. Vielmehr werden durch Induktion Hypothesen gewonnen, die immer deduktiv abgesichert werden müssen, um sie logisch korrekt in allgemeingültige Aussagen zu überführen. Nur so können durch Induktion ermittelte Aussagen ihren statistischen Charakter überwinden.

Wie in Unterkapitel 2.3 dargestellt, werden durch Systeme künstlicher Intelligenz - insbesondere beim Machine Learning - oft Muster in großen Datenmengen gesucht und dann aus gefundenen Mustern allgemeingültige Aussagen abgeleitet. Dabei wird also die Methode der Induktion angewandt.

## **Kombination von Deduktion und Induktion**

Deduktion und Induktion lassen sich miteinander kombinieren. In vielen heutigen Systemen künstlicher Intelligenz kommt neben der Deduktion auch das Lernen über Induktion zur Anwendung. In heutigen, komplexen Anwendungsfällen stellt sich oft die Herausforderung, dass zwar die Eingangs- und Ausgangsgrößen bekannt sind, aber der exakte analytische Zusammenhang zwischen diesen Größen unklar ist. In diesen Fällen können Systeme künstlicher Intelligenz auf Basis der Daten den Zusammenhang „erlernen“, das heißt beliebig genau approximieren

Zur Auswertung und Mustererkennung in großen Datenmengen wird dazu im ersten Schritt auf Basis implementierter Regeln aus der zu Grunde liegenden Ausgangsdatenmenge eine geeignete Teildatenmenge selektiert, also die geeignete Teildatenmenge deduktiv ermittelt. Im zweiten Schritt werden z.B. auf Basis statistischer Verfahren Muster in der zuvor ermittelten Teildatenmenge detektiert, um so mit Hilfe der Induktion Zusammenhänge zu erkennen.

Aufbauend auf den in diesem Kapitel entwickelten Grundlagen wird im nächsten Kapitel zunächst die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft im Vergleich zu anderen Industrien untersucht. Anhand von Kriterien für Unternehmen, die eine Vorreiterrolle hinsichtlich der Einführung künstlicher Intelligenz einnehmen, werden wichtige Erkenntnisse für die Versicherungswirtschaft abgeleitet. Anschließend wird eine Klassifikation

---

<sup>58</sup> Vgl. Bara & Bucciarelli, 2000

<sup>59</sup> Vgl. Johnson-Laird P. , 1992

der einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung von Voraussetzung für die Einführung künstlicher Intelligenz vorgenommen und schließlich werden künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette in Versicherungsunternehmen abgeleitet.

## 3 Künstliche Intelligenz in der Versicherungswirtschaft

In diesem Kapitel wird zunächst die Nutzung künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien anhand mehrerer Indizes und Studien untersucht, um daraus einen Vergleich zwischen dem bisherigen Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft und in anderen Industrien ableiten zu können. Neben diesem industrieübergreifenden Vergleich wird die Frage geklärt, welche industrieunabhängigen Kriterien es für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung und der Nutzung künstlicher Intelligenz gibt und welche Aussagen sich aus diesem Kriterienkatalog für Versicherungsunternehmen ableiten lassen. Die Ermittlung dieser Aussagen erfolgt methodisch dadurch, dass die Ergebnisse mehrerer Studien ausgewertet und zusammengeführt werden.

Aus der Analyse von industrieübergreifenden Voraussetzungen für den Einsatz künstlicher Intelligenz aus der Literatur lässt sich eine Klassifikation der einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung dieser Voraussetzungen ableiten. Methodisch erfolgt diese Ableitung für die einzelnen Voraussetzungen mit Hilfe verschiedener Literaturquellen und der Zusammenführung der Ergebnisse mehrerer Studien. Mit dieser Klassifikation der Wertschöpfungsstufen wird eine wichtige Grundlage für das im Kap. 5 beschriebene prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft gelegt.

Abschließend werden künftigen Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die Wertschöpfungsstufen von Versicherern abgeleitet. Methodisch wird dabei auf eine Szenarioanalyse künftiger KI-basierter Arbeitswelten zurückgegriffen und aus den Kernprämissen und den Einflussfaktoren des präferierten Szenarios für jede der versicherungswirtschaftlichen Wertschöpfungsstufen künftige Einsatzmöglichkeiten abgeleitet.

### 3.1 Nutzung künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien und industrieübergreifender Kriterienkatalog

In diesem Unterkapitel werden anhand verschiedener Studien zunächst der Stand der Nutzung künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien betrachtet und dabei Vergleiche zwischen ausgewählten Industrien und der Versicherungswirtschaft angestellt. Dabei werden mehrere Indizes untersucht, die den Grad der Digitalisierung und die Nutzung künstlicher Intelligenz industrieübergreifend bewerten. Schließlich wird ein industrieunabhängiger Katalog von Kriterien zur Nutzung künstlicher Intelligenz betrachtet.

#### 3.1.1 Veröffentlichungen zum Thema ‚künstliche Intelligenz‘

Wie in Kapitel 2.1 beschrieben, gab es bereits zur Mitte des letzten Jahrhunderts erste Ideen zur Entwicklung von künstlicher Intelligenz und zu deren Nutzung in Unternehmen. Seit diesem Zeitpunkt gab es immer wieder Phasen großer Erwartungen an den Einsatz und der Nutzung künstlicher Intelligenz. Diesen Hype-Phasen folgten bisher jedoch auch immer wieder

Phasen der Ernüchterung, in denen sich zeigte, dass in der Breite nutzbare Fortschritte zur künstlichen Intelligenz noch nicht vorhanden waren.<sup>60</sup> Etwa seit der Jahrtausendwende sind zunehmend sehr große Datenbestände vorhanden, die Rechenleistung zur Verarbeitung solcher großen Datenbestände konnte signifikant gesteigert werden, Algorithmen wurden deutlich weiterentwickelt und schließlich erhöhten sich die Investments in künstliche Intelligenz.<sup>61</sup>

Darüber hinaus hat das Interesse der Wissenschaft an künstlicher Intelligenz deutlich zugenommen. Dies zeigt sich beispielsweise an der Auswertung des Centers for Security and Emerging Technology für die im Zeitraum zwischen 2010 und 2021 in Englisch oder Chinesisch getätigten wissenschaftlichen Veröffentlichungen im Zusammenhang mit der Entwicklung und Nutzung von künstlicher Intelligenz basierend auf den Daten des Merged Academic Corpus.<sup>62</sup> Dabei ist etwa seit dem Jahr 2017 ein weltweit starker Anstieg der Anzahl der Veröffentlichungen zu beobachten, der vor allen Dingen durch China und die USA geprägt wird, während andere bedeutende Industrienationen, wie z.B. das Vereinigte Königreich oder Deutschland, nur einen etwa linearen Anstieg von Veröffentlichungen zu verzeichnen haben (vgl. Abb. 2).

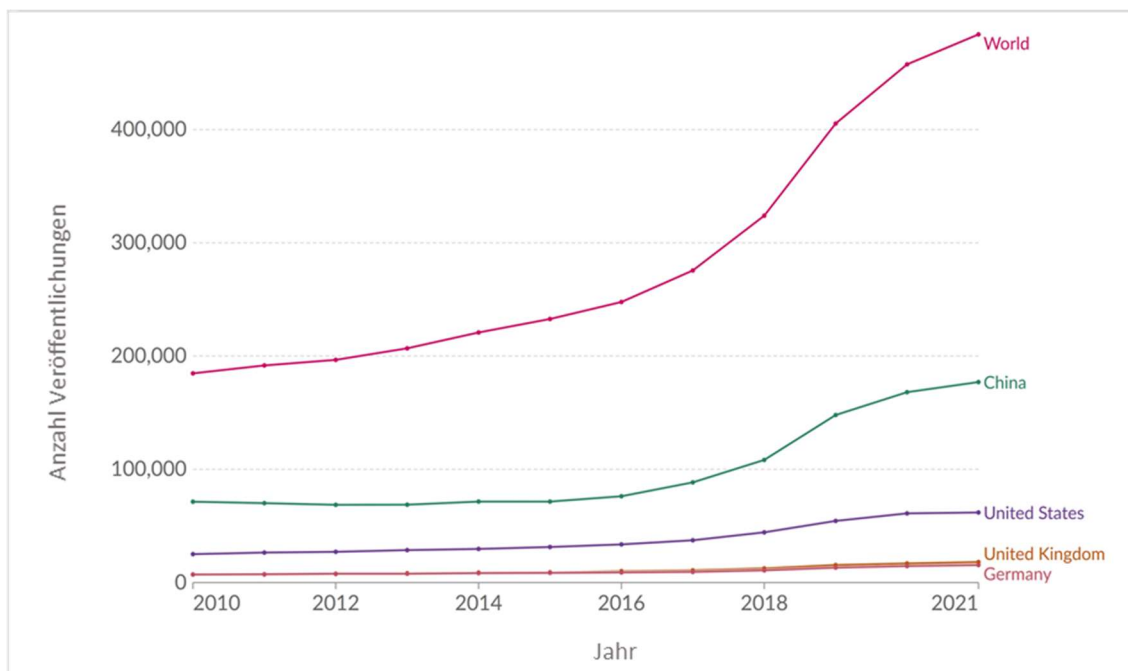


Abb. 2: Anzahl jährlicher wissenschaftlicher Veröffentlichungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz<sup>63</sup>

In der Folge wurden Systeme auf Basis künstlicher Intelligenz zunehmend in Unternehmen eingesetzt. So wurde im Jahr 2022 weltweit bereits in der Hälfte aller Unternehmen künstliche Intelligenz eingesetzt (vgl. Abb. 3). Beim Anteil der Unternehmen, die künstliche Intelligenz einsetzen, liegt Nordamerika mit ca. 59% im Vergleich zu anderen Regionen an der Spitze,

<sup>60</sup> Vgl. Buchanan, 2005

<sup>61</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>62</sup> Vgl. Center for Security and Emerging Technology, 2023

<sup>63</sup> In Anlehnung an Our World of Data, 2023

während Europa mit ca. 48% im Mittelfeld liegt und die Region China, Hong Kong und Taiwan mit ca. 41% am unteren Ende rangiert.

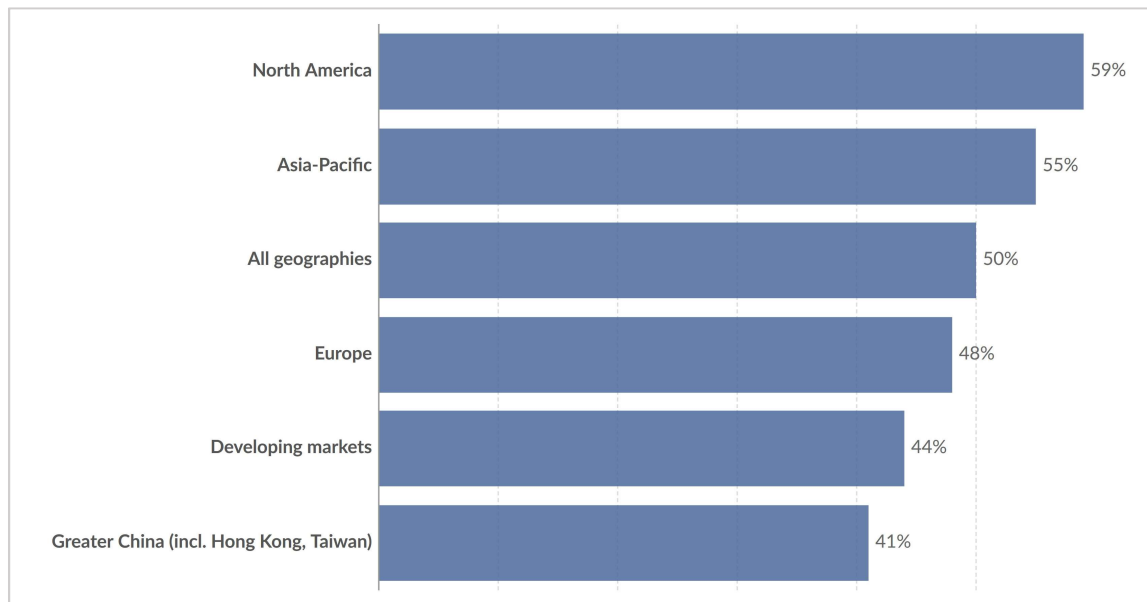


Abb. 3: Anteil der Unternehmen, die künstliche Intelligenz im Jahr 2022 nutzten<sup>64</sup>

Der Einsatz künstlicher Intelligenz zeigt sich jedoch nicht gleichartig über alle Industrien und Unternehmen hinweg. Künstliche Intelligenz wird in verschiedenen Industrien und auch in verschiedenen Unternehmen derselben Industrie bisher sehr unterschiedlich eingesetzt.<sup>65</sup> Im Folgenden wird der Einsatz künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien im Vergleich zur Versicherungswirtschaft näher analysiert.

Das Produkt der Versicherungswirtschaft ist rein immaterieller Natur. Die Versicherungswirtschaft verspricht eine – in der Regel finanzielle – Leistung gegenüber Kunden aus ganz unterschiedlichen Kundengruppen für den Fall, dass bestimmte, in Versicherungsbedingungen beschriebene Voraussetzungen und Konstellationen im Verlauf der Versicherungsperiode erfüllt sind.<sup>66</sup> Grundlage der Versicherungswirtschaft ist es dabei, Risiken zu modellieren, zu quantifizieren und zu steuern. Die Versicherungswirtschaft arbeitet also seit jeher intensiv mit Daten, die erzeugt, gespeichert, verändert und verarbeitet werden. Diese Daten werden zudem mit Kunden, Vertriebspartnern, Geschädigten und zahlreichen weiteren Beteiligten ausgetauscht. Im Vergleich zu anderen Industrien, in denen nicht nur immaterielle, sondern vornehmlich materielle Güter erzeugt werden, sollte die Versicherungswirtschaft also für die Digitalisierung der Prozesse und den Einsatz von künstlicher Intelligenz prädestiniert sein.

Trotz der oben erwähnten deutlich intensivierten wissenschaftlichen Arbeit zum Themenfeld der künstlichen Intelligenz in den letzten Jahren finden sich nur sehr wenig Studien zum ver-

<sup>64</sup> In Anlehnung an Our World in Data, 2023

<sup>65</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>66</sup> Vgl. Jannott, 1986

gleichenden Einsatz künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien. Bei den wenigen vorhandenen Studien wird die Versicherungswirtschaft oft nicht separat analysiert, sondern mit der Bankwirtschaft zur Finanzindustrie zusammengefasst, was die Aussagekraft für die Versicherungswirtschaft einschränkt.

### 3.1.2 Industrieübergreifende Auswertung von Indizes zur Messung des Digitalisierungsgrades und des Grads der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz

Bughin et al.<sup>67</sup> haben verschiedene, umfangreiche Studien zur Digitalisierung und zum Einsatz künstlicher Intelligenz durchgeführt und den Stand zu diesen Themen in verschiedenen Industrien miteinander verglichen. Dazu haben die Autoren verschiedene Indizes entwickelt. Als eine wesentliche Basis ihrer Studien messen sie den digitalen Reifegrad einer Industrie mit Hilfe des MGI-Digitization-Index<sup>68</sup>.

#### **MGI-Digitization-Index**

Der MGI-Digitization-Index misst in den drei Kategorien ‚Digitale Assets‘, ‚Digitale Nutzung‘ und ‚Digitale Arbeit‘ mit insgesamt 27 Sub-Indizes den digitalen Reifegrad einer Industrie oder eines Unternehmens.<sup>69</sup> Mit den Sub-Indizes der ersten der drei Kategorien ‚Digitale Assets‘ werden Investments in Hard-, Software und Telekommunikation sowie vorhandene Hard- und Software bewertet. Mit den Sub-Indizes der Kategorie ‚Digitale Nutzung‘ werden die Nutzung von Software für Geschäftsvorfälle im Bereich Back-Office und Customer-Relationship sowie digitale Bezahlverfahren, digitales Marketing und die Nutzung von Social Media bewertet. Zur dritten Kategorie ‚Digitale Arbeit‘ gehört die Identifizierung von Aufgaben, die mit Hilfe von digitalen Technologien bearbeitet werden, im Vergleich zur Gesamtmenge aller Aufgaben. Zusätzlich gehören zu dieser Kategorie eine Schätzung des Anteils der Technologie-relevanten Arbeitsplätze, die in einem Zeitraum von 25 Jahren entstanden sind, sowie eine Bewertung der Investitionen und Assets mit Bezug zur Digitalisierung je Arbeitsplatz. Aus einer Gewichtung der 27 Sub-Indies wird schließlich der MGI-Digitization-Index errechnet.

Bughin et al. haben in Ergänzung zum MGI-Digitization-Index einen Overall-AI-Index<sup>70</sup> kreiert. Mit Hilfe dieses Overall-AI-Indexes lässt sich der Stand der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz industriespezifisch messen und industrieübergreifend vergleichen.

#### **Overall-AI-Index**

Der Overall-AI-Index setzt sich aus 16 Sub-Indizes aus denselben drei Kategorien ‚Digitale Assets‘, ‚Digitale Nutzung‘ und ‚Digitale Arbeit‘ zusammen, die auch beim MGI-Digitization-Index zur Anwendung kommen. Mit den drei Sub-Indizes der ersten Kategorie ‚Digitale Assets‘ werden die durchschnittliche Anzahl verschiedener Technologien der künstlichen Intelligenz gezählt, die im Kerngeschäft der Unternehmen der jeweiligen Industrie zum Einsatz kommen, der durchschnittliche Anteil des Investments in künstliche Intelligenz am Gesamt-Investment

---

<sup>67</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>68</sup> Vgl. Bughin, et al., 2016

<sup>69</sup> Vgl. Manyika, et al., 2015

<sup>70</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017



gewertet sowie der Prozentsatz der Unternehmen einer Industrie, die Cloud- und Big-Data-Technologien nutzen, bewertet. Die elf Sub-Indizes der zweiten Kategorie ‚Digitale Nutzung‘ messen jeweils den Anteil der Unternehmen einer Industrie, die künstliche Intelligenz in einzelnen wesentlichen Funktionen der Wertschöpfungskette, wie z.B. Forschung und Entwicklung, Produkt-Management, Vertrieb und Marketing, Kundenservice, Operations, Personal, Finanzen und Risk-Management sowie in allgemeinen Management-Funktionen, nutzen. Schließlich werden mit den beiden Sub-Indizes der Kategorie ‚Digitale Arbeit‘ der Anteil der Mitarbeiter in den Unternehmen, die im Kerngeschäft der jeweiligen Unternehmen mit künstlicher Intelligenz beschäftigt sind, sowie das durchschnittliche Investment der Unternehmen je Mitarbeiter in künstliche Intelligenz gemessen. Auch beim Overall-AI-Index erfolgt eine Gewichtung der verwendeten 16 Sub-Indizes, die dann zu dem Gesamt-Index führt.

**AI adoption is occurring faster in more digitized sectors and across the value chain**

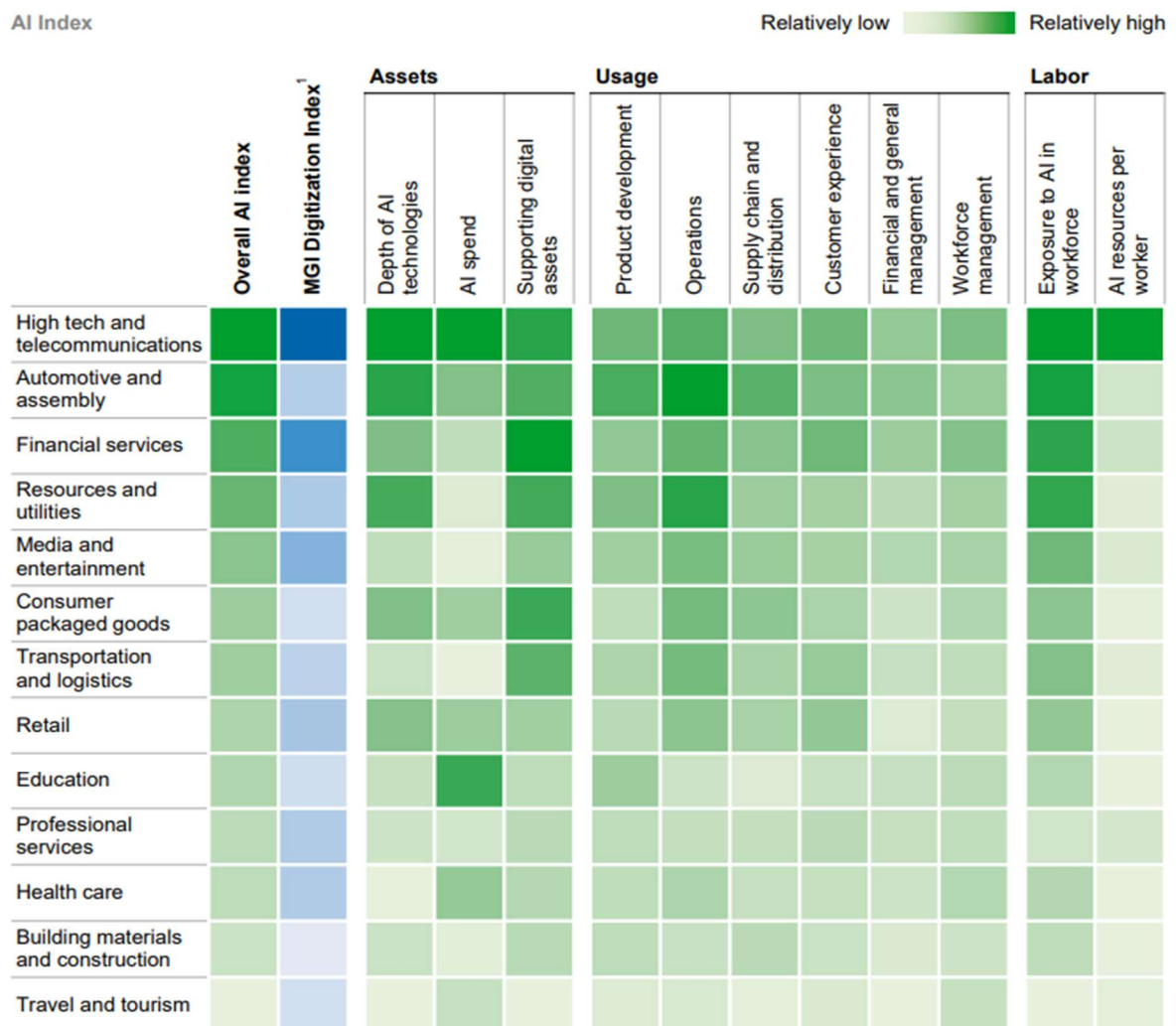


Abb. 4: Zusammenhang zwischen dem Grad der Digitalisierung und Nutzung künstlicher Intelligenz<sup>71</sup>

<sup>71</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

Eine umfangreiche Studie von Bughin et al.<sup>72</sup> offenbart unter Zuhilfenahme des MGI-Digitization-Indexes und Overall-AI-Indexes deutliche Unterschiede hinsichtlich der Nutzung künstlicher Intelligenz zwischen den Industrien (vgl. Abb. 4). Dabei ist bei der Nutzung künstlicher Intelligenz eine Abhängigkeit zum Grad der Digitalisierung in den jeweiligen Industrien zu erkennen. Techniken und Verfahren, aber auch Arbeitsweisen, die bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz notwendig und hilfreich sind, bauen oft auf Erfahrungen aus früheren Phasen der Digitalisierung auf. Industrien mit einer – gemessen am MGI-Digitization-Index – stärker ausgeprägten Digitalisierung, wie z.B. High-Tech, Telekommunikation und Financial Service Industrie, adaptieren künstliche Intelligenz generell schneller und hinsichtlich der Wertschöpfungskette vollständiger als Industrien, bei denen der MGI-Digitization-Index geringer ausgeprägt ist, wie z.B. die Bauwirtschaft und die Tourismuswirtschaft.

Die Financial Service Industrie, zu der die Banken und die Versicherungswirtschaft zusammengefasst werden, hat nach der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie die zweithöchste Ausprägung des MGI-Digitization-Indexes. Industrieübergreifend hat die Financial Service Industrie also einen relativ hohen digitalen Reifegrad. Der Overall-AI-Index für die Financial Service Industrie ist jedoch schwächer ausgeprägt als sich hinsichtlich des digitalen Reifegrades erwarten ließe. So zeigt die Automobilindustrie einen höheren Overall-AI-Index, obwohl die Financial Service Industrie einen stärker ausgeprägten MGI-Digitization-Index aufweist als die Automobilindustrie. Der Overall-AI-Index für die Financial Service Industrie liegt etwa gleichauf mit dem der Rohstoff- und Versorgungs-Industrie, die ebenfalls einen deutlich schwächer ausgeprägten MGI Digitization Index als die Financial Service Industrie hat. Es ist also für die Financial Service Industrie eine Diskrepanz zwischen dem digitalen Reifegrad auf Basis des MGI-Digitization-Index und der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz gemessen am Overall-AI-Index festzustellen. Es sind zwar auch noch in anderen Industrien Diskrepanzen zwischen diesen beiden Indizes zu erkennen, z.B. auch bei der Medien- und Entertainment-Industrie, die Diskrepanzen sind aber bei allen untersuchten Industrien kleiner als die für die Financial Service Industrie erkennbare Diskrepanz zwischen den beiden genannten Indizes.

Die gesamte Financial Service Industrie müsste also – gemessen an den beiden untersuchten Indizes – im Vergleich zu anderen Industrien bei der Einführung und Nutzung von künstlicher Intelligenz weiter fortgeschritten sein. Eine dezidierte Aussage für die Versicherungswirtschaft als Teil der Financial Service Industrie lässt sich aus dieser Studie jedoch noch nicht ableiten.

Die Sub-Indizes der vorliegenden Studie zeigen weitere interessante Details.

Beim Vergleich der Ergebnisse der Sub-Indizes ‚Nutzung von KI durch Mitarbeiter‘ und ‚KI-Ressourcen je Mitarbeiter‘ lässt sich eine Auffälligkeit feststellen: Im Vergleich zur High-Tech- und Telekommunikations-Industrie mit dem industrieübergreifend höchstem Overall-AI-Index und gleichzeitig höchstem MGI-Digitization-Index fällt besonders auf, dass der Sub-Index ‚KI-Ressourcen je Mitarbeiter‘ für die Financial Service Industrie relativ niedrig ausfällt. Per Definition des Sub-Indexes ‚KI-Ressourcen je Mitarbeiter‘ bedeutet dies zunächst, dass die durchschnittliche Investition je Mitarbeiter in der Financial Service Industrie deutlich geringer ist als in der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie. Dieses Bild zeigt sich auch in allen anderen un-

---

<sup>72</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

tersuchten Industrien. Die High-Tech- und Telekommunikations-Industrie fällt also industrieübergreifend durch ihre relativ hohen Investitionen in künstliche Intelligenz je Mitarbeiter auf, die Financial Service Industrie liegt bei diesem Sub-Index deutlich dahinter.

Gleichzeitig ist durch die Ausprägung des Sub-Indexes ‚Nutzung von KI durch Mitarbeiter‘ erkennbar, dass neben der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie auch noch die Automobilindustrie, die Financial Service Industrie und die Rohstoff- und Versorgungs-Industrie einen relativ hohen Anteil von Mitarbeitern haben, die künstliche Intelligenz bereits umfangreich bzw. im Kerngeschäft der jeweiligen Unternehmen nutzen, obwohl diese drei Industrien relativ geringe Investitionen je Mitarbeiter in künstliche Intelligenz tätigen.

Dies deutet darauf hin, dass künstliche Intelligenz in der Financial Service Industrie zwar bereits umfangreich genutzt wird, jedoch Investitionen für einen künftig weiteren Ausbau und für eine künftige Erschließung weiterer Einsatzmöglichkeiten verhalten betrieben werden und dadurch möglicherweise künftige Chancen nicht ausreichend erkannt und genutzt werden.<sup>73</sup>

Auch beim Sub-Index ‚KI-Investitionen‘, der den durchschnittlichen Anteil der Investitionen in künstliche Intelligenz an den Gesamt-Investitionen wiedergibt, zeigt sich, dass die High-Tech- und Telekommunikations-Industrien industrieübergreifend führend ist, also einen relativ hohen Anteil ihrer Investitionen in künstliche Intelligenz tätigt. Im Gegensatz dazu zeigt auch dieser Sub-Index, dass die Financial Service Industrie im Vergleich zu anderen Industrien deutlich unterdurchschnittlich in künstliche Intelligenz investiert. In der Financial Service Industrie werden also offensichtlich Investitionen in andere Bereiche als der künstlichen Intelligenz als notwendiger oder sinnvoller erachtet.

Schließlich zeigt der Sub-Index ‚Tiefe der KI-Technologien‘, der die durchschnittliche Anzahl der KI-Technologien, die umfangreich bzw. im Kerngeschäft genutzt werden, dass die High-Tech- und Telekommunikations-Industrie auch bei diesem Sub-Index industrieübergreifend führend ist und in den Unternehmen dieser Industrie durchschnittlich die meisten verschiedenen Technologien genutzt werden. Auch bei diesem Sub-Index zeigt sich, dass die Financial Service Industrie nicht nur hinter der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie, sondern auch hinter der Automobil-Industrie und der Rohstoff- und Versorgungs-Industrie liegt. Die Nutzung von verschiedenen Technologien kann als Indikator für die Breite der betriebswirtschaftlichen Einsatzfelder entlang der gesamten Wertschöpfungskette und als Indikator für die Innovationsbereitschaft herangezogen werden. Demgemäß zeigt sich auch hier eine eher verhaltene Ausrichtung der Financial Service Industrie im Hinblick auf die Nutzung der künstlichen Intelligenz.<sup>74</sup>

Der Sub-Index ‚Unterstützung digitaler Assets‘ ist jedoch bei der Financial Service Industrie industrieübergreifend am höchsten ausgeprägt. Dies bedeutet, dass in keiner anderen Industrie – auch nicht in der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie – der Anteil der Unternehmen, die Cloud- und Big-Data-Technologien nutzen, höher ist. Die Financial Service Industrie produziert und verarbeitet große Mengen an Daten und nutzt dazu offenbar moderne Ver-

---

<sup>73</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>74</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

fahren. Der darauf aufbauende nächste Schritt, nämlich die Einführung und Nutzung von Systemen künstlicher Intelligenz, bleibt jedoch nach dieser Studie im industrieübergreifenden Vergleich hinter dem Erwartbarem zurück.

Diese Beobachtungen lassen zusammenfassend den Schluss zu, dass in der Financial Service Industrie insbesondere im Vergleich zur High-Tech- und Telekommunikations-Industrie aber auch im Vergleich zu anderen Industrien mit einem relativ hohen digitalen Reifegrad, die Bereitschaft zu Investitionen und die Bereitschaft zur Nutzung unterschiedlicher Technologien relativ verhalten ist, während gleichzeitig die Nutzung von Daten essentieller Kern des Geschäftsmodells der Unternehmen der Financial Service Industrie ist und durch die bereits umgesetzte umfassende Nutzung von Cloud- und Big-Data-Technologien eine wichtige technische Grundlage gelegt ist.

### 3.1.3 Erhebung des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie zum Einsatz künstlicher Intelligenz

Aus der Erhebung des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie zum ‚Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Deutschen Wirtschaft‘<sup>75</sup> für das Jahr 2019 ergeben sich weitere Erkenntnisse, die die Beobachtungen aus der Studie von Bughin et al. unterstützen und zu einigen Aspekten vertiefen.

Nach der Studie des BMWi investierten Banken und Versicherer im Jahre 2019 ca. 0,04% ihres Umsatzes in künstliche Intelligenz. Andere bedeutende deutsche Industrien investiert teilweise deutlich mehr. So kamen die die Automobilindustrie (0,16%) und der Elektro- / Maschinenbau (0,17%) auf den vierfachen Wert, sonstige Dienstleistungsunternehmen, zu denen Verlagswesen, Filmherstellung, Rundfunk, Rechts- und Steuerberatung, Werbung, Marktforschung, usw. gezählt werden, mit 0,29% auf immerhin den siebenfachen Wert. Die Informations- und Kommunikations-Industrie kam mit Investitionen in Höhe von 0,56% ihres Umsatzes in künstliche Intelligenz sogar auf den 14fachen Wert im Vergleich zu Banken und Versicherern. Der Durchschnitt aller Industrien lag bei mehr als dem Doppelten, nämlich bei 0,09% des Umsatzes. Hier bestätigt sich also die bereits bei Bughin et al. nachgewiesene relativ geringe Investitionstätigkeit von Banken und Versicherern in künstliche Intelligenz.

Gemäß der Studie des BMWi ergibt sich darüber hinaus für die unter Finanzdienstleistungen zusammengefasste Bank- und Versicherungswirtschaft, dass 12,2% der Unternehmen künstliche Intelligenz einsetzen. Dies ist zwar mehr als das Doppelte im Vergleich zur Gesamtwirtschaft (5,8%), es fällt jedoch auf, dass Banken und Versicherer im Vergleich zu allen anderen untersuchten Industrien in Deutschland mit der Einführung von künstlicher Intelligenz als letzte Industrie gestartet waren (vgl. Abb. 5). Nur 6% aller Banken und Versicherer hatten vor 2010 erstmalig künstliche Intelligenz in ihren Unternehmen eingesetzt. Auch bis 2015 hatten nur 25% aller Banken und Versicherer erstmalig künstliche Intelligenz eingesetzt. Auch dies ist der industrieübergreifend niedrigste Wert. Mehr als ein Drittel aller Banken und Versicherer sind mit dem Einsatz von künstlicher Intelligenz erst in 2018 / 2019 gestartet.

---

<sup>75</sup> Vgl. BMWi, 2020

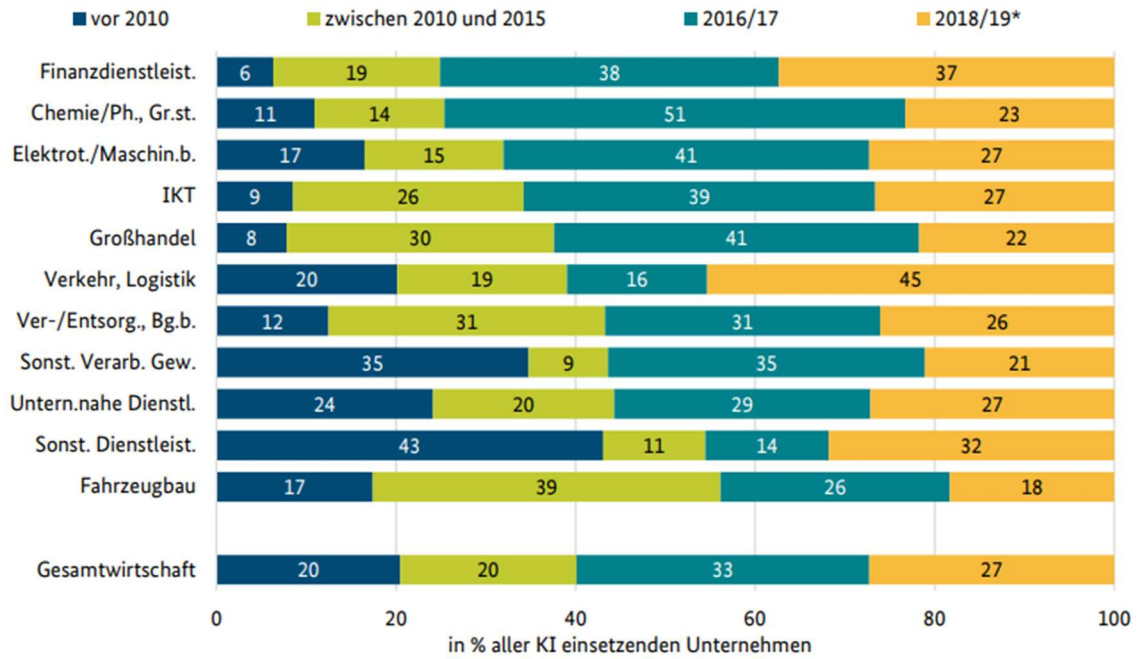


Abb. 5: Jahr des erstmaligen Einsatzes künstlicher Intelligenz in Unternehmen der Deutschen Wirtschaft<sup>76</sup>

Banken und Versicherer bewerteten gemäß dieser Studie die Bedeutung des Einsatzes von künstlicher Intelligenz am geringsten im Vergleich zu allen anderen untersuchten Industrien (vgl. Abb. 6).

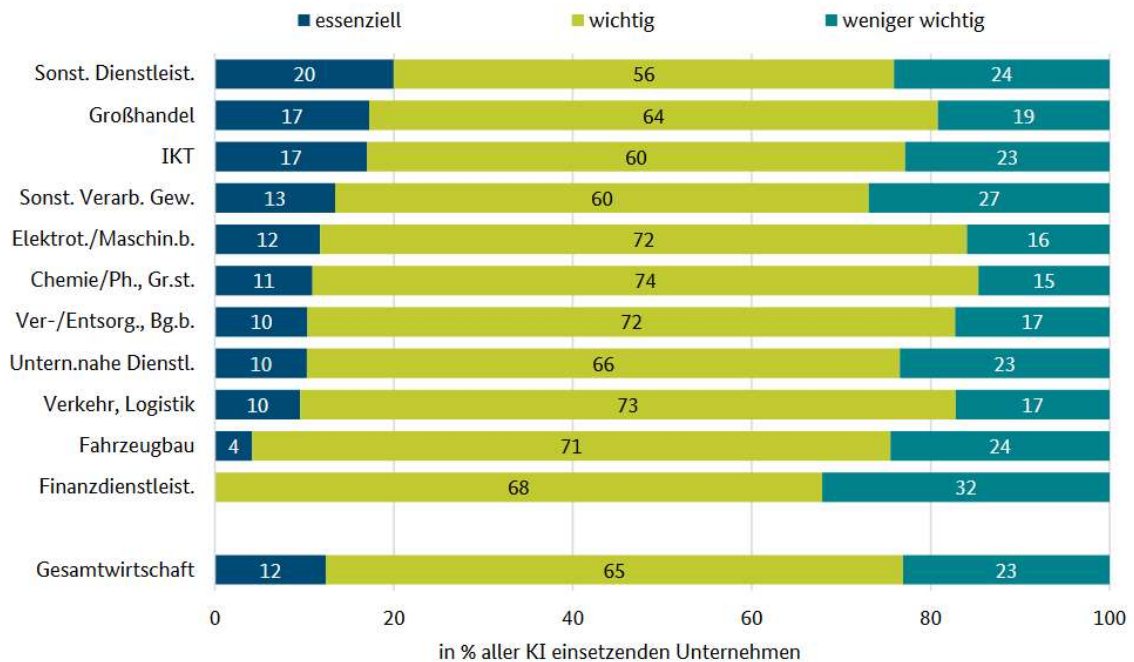


Abb. 6: Bedeutung des Einsatzes künstlicher Intelligenz für die Geschäftstätigkeit der Deutschen Wirtschaft (in %)<sup>77</sup>

<sup>76</sup> Vgl. BMWi, 2020

<sup>77</sup> Vgl. BMWi, 2020

Kein Unternehmen der Finanzdienstleistungs-Industrie bewertete den Einsatz als ‚essenziell‘, während immerhin 12% aller Unternehmen industrieübergreifend zu dieser Bewertung kamen. Immerhin 32% aller Banken und Versicherer betrachteten den Einsatz von künstlicher Intelligenz als ‚weniger wichtig‘. Dies ist industrieübergreifend der höchste Wert. Im Durchschnitt der Gesamtwirtschaft bewerteten deutlich weniger Unternehmen, nämlich 23%, den Einsatz von künstlicher Intelligenz als ‚weniger wichtig‘. Speziell diese Ergebnisse der Studie des BMWi überraschen, da Banken und Versicherer im Vergleich zu anderen Industrien keine materiellen Güter erzeugen oder verarbeiten, sondern ausschließlich mit Informationen und Daten arbeiten.

### 3.1.4 Weitere Studien zur Patentanmeldung und Investitionstätigkeit verschiedener Industrien in künstliche Intelligenz

Weitere Studien stützen die o.g. Beobachtung, dass Banken und Versicherungen relativ zu anderen Industrien verhalten im Hinblick auf die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz agieren. So zeigt eine Erhebung des Centers for Security and Emerging Technology<sup>78</sup> aus dem Jahr 2023, dass die zu Banking and Finance zusammengefasste Bank- und Versicherungswirtschaft im Vergleich zu allen anderen analysierten Industrien im gesamten Erhebungszeitraum die geringste Anzahl von Patentanmeldungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz aufweist (vgl. Abb. 7).

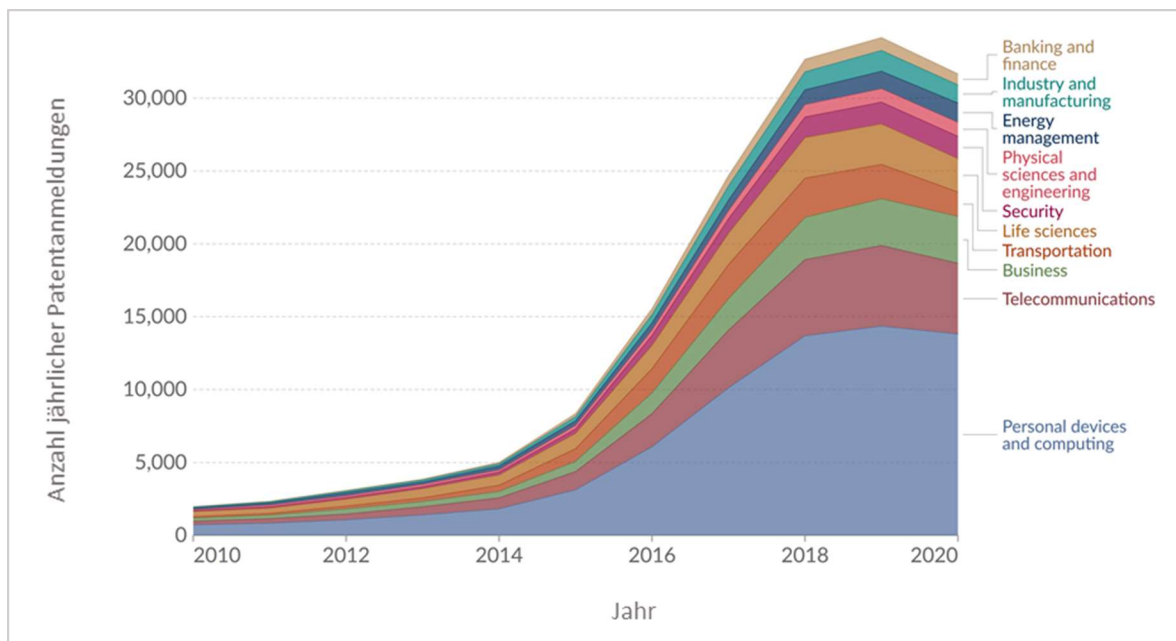


Abb. 7: Anzahl jährlicher Patentanmeldungen im Zusammenhang mit künstlicher Intelligenz<sup>79</sup>

<sup>78</sup> Vgl. Center for Security and Emerging Technology, 2023

<sup>79</sup> In Anlehnung an Out World in Data, 2023

In weiteren Studien, die zwar nicht so tief ins Detail gehen, wie die umfassenden Studien von Bughin et al. und des BMWi, wird eine Differenzierung der Financial Service Industrie in Bank- und Versicherungswirtschaft vorgenommen. In diesen Studien wird vor allen Dingen die Investitionstätigkeit verschiedener Industrien als Indikator für die Bedeutung künstlicher Intelligenz für diese Industrien untersucht.

Wie die Studie von Kolev et al.<sup>80</sup> aufzeigt, haben die meisten der untersuchten Industrien erste Erfolge beim Einsatz von künstlicher Intelligenz verzeichnet und haben begonnen, in künstliche Intelligenz zu investieren. Nur einige wenige Industrien, darunter die Versicherungswirtschaft, liegen mit Investitionen in künstliche Intelligenz auch gemäß dieser Studie deutlich hinter anderen Industrien zurück. Gemäß dieser Studie hatten in 2016 nur 1,3% der Versicherer bereits nennenswerte Investitionen in künstliche Intelligenz getätigt, während dieser Anteil bei der Software-Industrie bei 32% lag.

Eine Studie von Rangwala et al.<sup>81</sup> zeigt ebenfalls auf, dass die Investitionstätigkeit der Versicherungsbranche im Hinblick auf künstliche Intelligenz im Vergleich zu anderen Industrien noch eher schwach ausgeprägt und vor dem Hintergrund des immateriellen Produkts und der spezifischen, datenbasierten Wertschöpfung der Versicherungswirtschaft eher kontraintuitiv ist.

### 3.1.5 Kriterienkatalog für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz

Im Folgenden wird analysiert, welche Kriterien von Unternehmen – unabhängig von der Industrie – erfüllt sein müssen, damit diese zu den Vorreitern bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz gezählt werden können.

Bughin et al. untersuchen in einem zweiten Schritt der oben erwähnten industrieübergreifenden Studie, welche Gemeinsamkeiten sich bei den Unternehmen beobachten lassen, die als Vorreiter bei der Nutzung künstlicher Intelligenz betrachtet werden können. Dabei ergeben sich ein industriespezifisches Kriterium und fünf industrieunabhängige Kriterien. Zusammengefasst ermitteln die Studienautoren sechs Kriterien, nach denen sich derartige Unternehmen auszeichnen:<sup>82</sup>

1. Sie gehören zu Industrien, die bereits einen relativ hohen digitalen Reifegrad haben und bereits umfangreich in Technologien investieren, die im engen Zusammenhang mit der Nutzung von künstlicher Intelligenz stehen, wie z.B. Cloud und Big-Data
2. Sie gehören zu den jeweils größeren Unternehmen in ihren jeweiligen Industrien

---

<sup>80</sup> Vgl. Kolev, Geimer, Stiller, Daweke, & Butzmann, 2017

<sup>81</sup> Vgl. Rangwala, et al., 2020

<sup>82</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

3. Sie testen und nutzen beim Einsatz künstlicher Intelligenz nicht nur eine Technologie, sondern sammeln für unterschiedliche Anwendungsfälle auf breiterer Basis Erfahrungen mit verschiedenen Technologieansätzen
4. Sie setzen künstliche Intelligenz nicht nur in unterstützenden und administrativen Funktionen ein, sondern verwenden künstliche Intelligenz umfassender entlang der gesamten Wertschöpfungskette und legen dabei einen Fokus auf Nutzung von künstlicher Intelligenz im Kerngeschäft
5. Sie nutzen künstliche Intelligenz mit dem vorrangigen Ziel, Wachstum zu stärken sowie der Entwicklung und dem Ausbau von Geschäftsmodellen zu unterstützen, anstatt den Fokus vorwiegend auf Kostenreduktion zu richten
6. Die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz erfolgt mit sichtbarer Unterstützung durch das Top-Management

Vor allen Dingen bei Tech-Giganten, wie z.B. Apple, Amazon, Baidu und Google, die alle aufgeführten sechs Kriterien erfüllen, ist seit Jahren ein intensiver Einsatz und steigende Investments in künstliche Intelligenz zu verzeichnen.<sup>83</sup>

### 3.2 Erkenntnisse aus dem Kriterienkatalog zur Nutzung künstlicher Intelligenz für Versicherer

In diesem Unterkapitel wird untersucht, welche Aussagen sich aus den Kriterien für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Nutzung von künstlicher Intelligenz aus dem Unterkapitel 3.1.5 für Versicherungsunternehmen ableiten lassen. Damit ergibt sich dann neben der Betrachtung der Nutzung künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft als Ganzes aus Kapitel 3.1 ein zweiter, deutlich spezifischerer Blick auf die Nutzung künstlicher Intelligenz durch Versicherer. Dabei wird der Schwerpunkt der Betrachtung auf den deutschen Versicherungsmarkt gelegt.

#### 3.2.1 Kriterium 1: Digitaler Reifegrad

Bei der Betrachtung der sechs Kriterien für die Nutzung von künstlicher Intelligenz ist leicht festzustellen, dass das Kriterium 1 ‚Unternehmen gehören zu einer Industrie, die im Vergleich zu anderen Industrien einen relativ hohen digitalen Reifegrad hat‘ das einzige industriespezifische Kriterium ist.

Nach der in Kapitel 3.1 analysierten Studie von Bughin et al. und gemessen am MGI-Digitization-Index ist der Financial Service Industrie als Ganzes ein im Vergleich zu anderen Industrien

---

<sup>83</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017



relativ hoher – nämlich hinter der High-Tech- und Telekommunikations-Industrie der zweithöchste – digitaler Reifegrad zuzuschreiben.

Wie ebenfalls in Kapitel 3.1 beschrieben, ist insbesondere für die Financial Service Industrie der Sub-Index ‚Unterstützung digitaler Assets‘ industrieübergreifend am höchsten ausgeprägt. Der Anteil der Unternehmen, die als wichtige Basis-Technologien für künstliche Intelligenz Cloud- und Big-Data-Technologien nutzen, ist in der Financial Service Industrie industrieübergreifend am höchsten.

Das Kriterium 1 kann also gemäß der genannten Studien für die Unternehmen der Versicherungswirtschaft als Teil der Financial Service Industrie als erfüllt angesehen werden, so dass die weitere Analyse der Kriterien 2 - 6 sinnvoll erscheint, um unternehmensspezifische Aussagen ableiten zu können. Das Kriterium 1 liefert uns als industriespezifisches Kriterium noch keine neuen Erkenntnisse auf Ebene einzelner Versicherer.

### 3.2.2 Kriterium 2: Unternehmensgröße

Um die Bedeutung dieses Kriteriums für Versicherungsunternehmen zu analysieren, werden die Entwicklung der Anzahl der Versicherungsunternehmen und der Marktanteil der größten Versicherer für Deutschland betrachtet.

Für den deutschen Versicherungsmarkt ergibt sich aus der jährlichen Erhebung des GDV<sup>84</sup> ein deutlicher Rückgang der Anzahl der Versicherer von 809 Unternehmen im Jahr 1980 auf noch 523 Unternehmen im Jahr 2020. Dies entspricht einem Rückgang der Anzahl der Versicherer von immerhin 35% über diesen Zeitraum von 40 Jahren. Dabei konzentriert sich der Marktanteil gemessen an den verdienten Bruttobeiträgen stark auf die größten Unternehmen der Branche: Gemessen am Bruttobeitrag vereinten im Jahr 2019 die fünf größten Versicherer fast 44%, die zehn größten Unternehmen fast 63% und die 15 größten Unternehmen fast 72% des gesamten Versicherungsmarktes auf sich.

Gemäß des Kriteriums 2 sind Vorreiter für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungsbranche eher unter den größeren Versicherern zu finden. Die in der deutschen Versicherungsbranche vorherrschende Marktkonzentration auf vergleichsweise wenige große Unternehmen lässt den Schluss zu, dass speziell unter den größten Versicherern Vorreiter bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz gefunden werden können. Daher wird die Analyse der weiteren Kriterien 3 – 6 schwerpunktmäßig auf die zehn größten Versicherer auf dem deutschen Markt konzentriert.

### 3.2.3 Kriterium 3: Unterschiedliche Technologieansätze

Um das Kriterium 3 für Versicherungsunternehmen zu analysieren, werden zu den größten Versicherern auf dem deutschen Markt spezifische Aussagen hinsichtlich deren Erfahrungen mit der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz und zu den dabei eingesetzten Technologien benötigt. Ein solcher Überblick über die von Versicherern verwendeten Technologien

---

<sup>84</sup> Vgl. GDV, 2022

bei der Nutzung künstlicher Intelligenz ist der bisherigen Literatur noch nicht zu entnehmen. Daher wird methodisch zunächst auf einen Überblick über die im Einsatz befindlichen Anwendungen der künstlichen Intelligenz zurückgegriffen und anschließend die für diese Anwendungen notwendigen Technologien abgeleitet, um indirekt eine Aussage zu den verwendeten Technologien zu erhalten.

In einer umfassenden Studie haben Eling et al.<sup>85</sup> in einem ersten Schritt den aktuellen Stand der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft analysiert und dann in einem zweiten Schritt ermittelt, welchen Einfluss die Nutzung künstlicher Intelligenz entlang der gesamten Wertschöpfungskette auf die Versicherungswirtschaft haben wird.

Eling et al. haben dazu auf Basis einer Key-Word-Suche 91 relevante Paper ermittelt und zusätzlich 22 für die Versicherungswirtschaft spezifische Studien identifiziert. Aus der Analyse dieser Paper und Studien ergibt sich ein umfassendes Bild über den aktuellen Stand der Nutzung der künstlichen Intelligenz in der Versicherungswirtschaft.

Demgemäß lassen sich aus den aktuellen Einsatzfeldern künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft drei wesentliche Anwendungskategorien unterscheiden:

- Erkennung von Text und Sprache
- Analyse von Mustern und Trends
- Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung

Zusätzlich zur Beschreibung der Anwendungskategorien sind in der Studie von Eling et al. Aussagen zur Nutzung der Anwendungen durch Versicherer zu finden. Diese Aussagen wurden durch eigene Recherchen zur Nutzung der dargestellten Anwendungskategorien durch die deutschen Top-Ten-Versicherer ergänzt, so dass sich Aussagen zur Nutzung künstlicher Intelligenz in den verschiedenen Anwendungskategorien durch Versicherer, insbesondere die deutschen Top-Ten-Versicherer, gemäß der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 2) ergeben.

Anwendungskategorie	Beschreibung	Nutzung
<b><i>Kategorie 1: Text- und Spracherkennung</i></b>		
Erkennung von Sprache sowie Generierung von natürlicher Sprache	Identifikation, Verständnis und Interpretation von Sprache  Generierung von natürlicher Sprache aus strukturierten Daten	Viele Versicherer nutzen Chatbots, um auf Sprache oder Text basierende Anfragen zu verarbeiten (z.B. Allianz, PNB Met Life, Axa, Aetna, Geico, Lemonade und nahezu alle deutschen Top-Ten-Versicherer)

<sup>85</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

		Dabei werden in der Regel Kundenanfragen beantwortet; einige Unternehmen nutzen Chatbots auch zum (technischen) Support interner Anwender
Textanalyse und Natural Language Processing	Verständnis, Kategorisierung und Interpretation von Text und Umwandlung in strukturierte Daten	<p>Versicherungskammer nutzt Textanalytics zur Klassifikation von Kundenkorrespondenz und insbesondere zur Erkennung von Unmutsäußerungen in Kundenschriften</p> <p>Anthem identifiziert die geeignetste Behandlungsmethode durch Analyse medizinischer Daten und spezifischen Patientendaten, so dass eine Evidenz-basierte Behandlung erfolgen kann</p> <p>Provinzial analysiert Kundenanliegen, um diese (teil-)automatisiert weiterzuverarbeiten</p>
Sentiment-Erkennung	Erkennung und Analyse von Emotionen in Text und Sprache	Erste Pilotierungen zur Sentiment-Erkennung in Text und Sprache durch mehrere InsurTechs und etablierte Versicherer
<b>Kategorie 2: Muster- und Trendanalyse</b>		
Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten aus Texten oder Bildern	Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten in unstrukturierten Daten, um daraus Schlussfolgerungen zu ziehen	Zahlreiche Versicherer nutzen Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten im Rahmen automatischer Betrugsabwehr (z.B. Allianz, Axa, Generali, Versicherungskammer und nahezu alle deutschen Top-Ten)
Predictive Analytics	Vorhersagen zu diversen künftigen Entwicklungen auf Basis statistischer Analysen großer Datenmengen	Zahlreiche Kranken- und Kfz-Versicherer nutzen Predictive Analytics auf Basis von Daten, die aus connected devices generiert werden (z.B. Allianz, HUK, Generali, MetroMile, Progressive, State Farm, John Hancock)
Daten-basierte Entscheidungsvorschläge	Interpretation von Daten und Generierung von geeigneten Daten-basierten Vorschlägen	Zahlreiche Vertriebe nutzen Daten-basierte Vorschläge für Cross- und Up-Selling sowie zur Stornovermeidung (z.B. Allianz)

		<p>Unterstützung der Risikoeinschätzungen auf Basis vorangegangenen Schadenfälle und weiterer Daten zur Vermeidung menschlicher Fehleinschätzungen im Underwriting (z.B. Allianz)</p> <p>Entscheidungsvorschläge für die Schadenbearbeitung (z.B. bei Versicherungskammer und BavariaDirekt)</p>
<b>Kategorie 3: Content-basierte Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidung</b>		
Bild- und Videoanalyse	Analyse und Interpretation von Objekten oder Personen auf Bildern oder Videos	<p>Risikoeinschätzung und Underwriting für Kurzfrist-Policen auf Basis der Analyse eines Bildes des Antragstellers (ergänzt durch Antworten auf wenige Fragen) bei Lapetus Life</p> <p>Analyse von Satelliten-Bildern und -Videos zur Vorhersage von Naturkatastrophen bei SwissRe oder zur Unterstützung von Index-Policen (RIICE Projekt)</p>
Gesichts-Erkennung und Biometrie-Analyse	Interpretation des menschlichen Gesundheitsstatus auf Basis von körperlichen Merkmalen wie z.B. Gesichtszügen	ManuLife nutzt ein auf Biometrie-Daten basierendes System für automatische Identifikation von berechtigten Nutzern
Automatische datenbasierte Entscheidung	Ableitung und automatische Anwendung von Regeln und logischen Zusammenhängen	Robo-Advisor für automatisches Asset-Management und Asset-Allocation bei der Basler und der Helvetia

Tab. 2: Anwendungsorientierte künstliche Intelligenz und ihr Implementierungsstatus in der Versicherungswirtschaft<sup>86</sup>

Die in Tab. 2 dargestellten Anwendungen zeigen, dass sich die bisherige Nutzung künstlicher Intelligenz durch Versicherungsunternehmen, insbesondere durch die Top-Ten-Unternehmen der deutschen Versicherungswirtschaft, hauptsächlich auf die Kategorie 1 ‚Text- und Spracherkennung‘ und die Kategorie 2 ‚Muster- und Trendanalyse‘ konzentriert. Für diese beiden Kategorien sind gemäß der oben dargestellten Analyse zahlreiche deutsche Top-Ten-Versicherer zu finden, die entsprechende Anwendungen nutzen. Die Anwendungen aus diesen beiden

<sup>86</sup> In Anlehnung an Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

Kategorien gehören zur schwachen künstlichen Intelligenz (vgl. Kap. 2.2), mit denen spezifisch definierte Problemstellungen gelöst werden.

Bisher sind nach der Analyse von Eling et al. nur wenige Anwendungen aus der Kategorie 3 ‚Content-basierte Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidung‘ in der Versicherungswirtschaft und damit auch bei den deutschen Top-Ten-Versicherern zu finden. Die derzeit bekannten Anwendungen aus der Kategorie 3 sind noch der schwachen künstlichen Intelligenz zuzuordnen. Ansätze, menschliche Emotionen mit zu berücksichtigen und damit in den Bereich der starken künstlichen Intelligenz vorzustoßen, sind bis dato in der Versicherungswirtschaft noch nicht bekannt.

Die mit den Anwendungen der Kategorie 3 zu lösenden Probleme, wie zum Beispiel Bild-, Video- oder Gesichtserkennung, sind für den Menschen im Einzelfall leicht zu lösen. Menschen lösen diese Herausforderungen intuitiv. Da die Lösung derartiger Probleme jedoch schwer zu formalisieren und in mathematische Regeln zu fassen ist, sind diese Probleme für Computer zunächst schwer zu lösen. Zur Lösung solcher Problemstellungen wurde Deep-Learning (vgl. Kap. 2.3) entwickelt.

Algorithmen auf Basis von Deep Learning erfordern Wissen und Erfahrung mit dem Aufbau, der Weiterentwicklung und der Nutzung komplizierter neuronaler Netze. Deep Learning ist nach wie vor in einer frühen Entwicklungsphase und wird speziell bei Banken und Versicherern bisher nur in sehr speziellen Anwendungsfeldern eingesetzt.<sup>87</sup> Zu den bisherigen Anwendungsbereichen von Deep Learning gehören insbesondere die Anwendungen aus der Kategorie 3. Umgekehrt ist für Anwendungen aus den Kategorien 1 und 2 kein Deep Learning erforderlich. Diese Anwendungen werden in der Regel mit allgemeiner künstlicher Intelligenz und mit Machine Learning realisiert. Aus dieser Betrachtung ergibt sich, dass die Nutzung von Deep Learning in der Versicherungswirtschaft bisher noch am Anfang steht.

Speziell für die Versicherungswirtschaft besteht hinsichtlich der Nutzung von Deep Learning die weitere Herausforderung, dass die interne Logik der Netzwerke und die Gründe, warum sich ein bestimmtes Ergebnis aus der Anwendung eines Deep Learning Algorithmus ergibt, für den Nutzer und die Verantwortlichen verborgen bleiben.<sup>88</sup> Dieser Sachverhalt ist in der stark regulierten deutschen Versicherungswirtschaft eine zusätzliche Herausforderung, denn die deutsche BaFin verlangt für wesentliche Entscheidungen eine Nachvollziehbarkeit durch Verantwortliche in den Unternehmen, durch Abschlussprüfer und durch Aufsichtsbehörden.<sup>89</sup>

Im Hinblick auf das zu untersuchende Kriterium 3 ‚Unterschiedliche Technologieansätze‘ ist also festzustellen, dass sich die Technologien zur Nutzung künstlicher Intelligenz bei Versicherern noch auf die Nutzung von allgemeiner künstlicher Intelligenz und von Machine Learning konzentrieren.

Auf Basis der Analyse von Eling et al. ergibt sich damit die Erkenntnis, dass verschiedene Anwendungen der aufgeführten drei Kategorien genutzt werden. In der Versicherungswirtschaft

---

<sup>87</sup> Vgl. Herrmann & Masawi, 2022

<sup>88</sup> Vgl. Knight, 2022

<sup>89</sup> Vgl. BaFin, 2020

und speziell bei den deutschen Top-Ten-Versicherern kommen dabei hauptsächlich Anwendungen der ersten beiden Kategorien zum Einsatz, während Anwendungen der Kategorie 3 noch eher die Ausnahme darstellen. Hinsichtlich der verwendeten Technologien kommen dabei hauptsächlich Algorithmen auf Basis allgemeiner künstlicher Intelligenz und auf Basis von Machine Learning zum Einsatz, während Deep Learning bisher allenfalls in Ausnahmefällen zur Anwendung kommt.

### 3.2.4 Kriterium 4: Gesamte Wertschöpfungskette und Fokus auf Kerngeschäft

In der oben genannten Studie haben Eling et al. ebenfalls den Einfluss der drei Anwendungskategorien entlang der gesamten versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette für Kunden und Unternehmen ermittelt. Das bedeutet, sie haben aus den genannten 91 Paper und 22 industriespezifischen Studien abgeleitet, für welche Stufen der Wertschöpfungskette welcher spezifische Nutzen generiert werden kann.

Zur Betrachtung der Versicherungs-Wertschöpfungskette gehen Eling et al. zunächst von Porters<sup>90</sup> Wertschöpfungskette aus, bei der zwischen den Primär- und den Sekundär-Aktivitäten unterschieden wird. Porters Wertschöpfungskette stellt ein analytisches Instrument dar, mit dessen Hilfe die Aktivitäten der unternehmerischen Leistungserstellung in strategisch relevante Teilaktivitäten untergliedert werden.<sup>91</sup> Da Porters Wertschöpfungskette jedoch nicht industriespezifisch ist, ergibt sich zur Klärung der Fragestellung des Kriteriums 4, nämlich, ob der Einsatz von künstlicher Intelligenz entlang der gesamten Wertschöpfungskette und mit dem Fokus auf das Kerngeschäft der hier zu untersuchenden Top-Ten-Versicherer erfolgt, die Notwendigkeit, eine versicherungsspezifische Wertschöpfungskette zu nutzen. In der Literatur sind verschiedene Modelle versicherungsspezifischer Wertschöpfungsketten zu finden. Eling et al. verwenden bei ihrer Betrachtung die versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette nach Rahlfs<sup>92</sup> (vgl. Abb. 8).

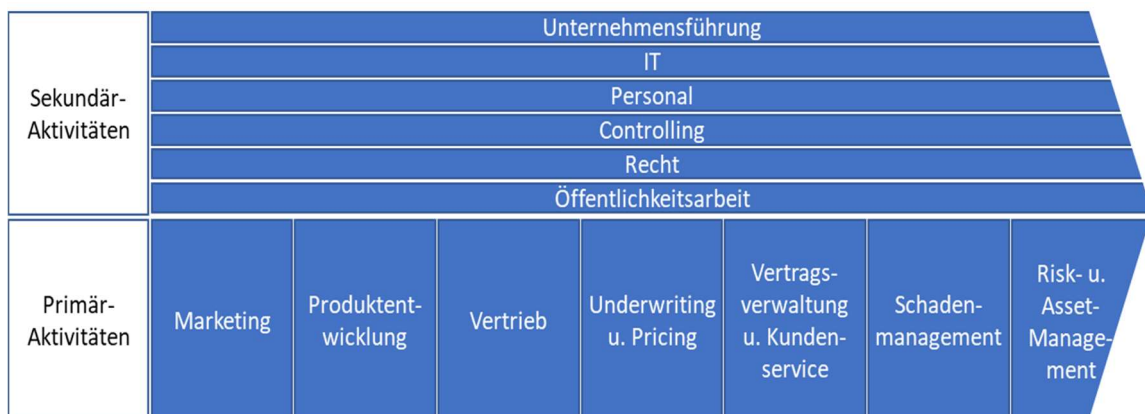


Abb. 8: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Rahlfs<sup>93</sup>

<sup>90</sup> Vgl. Porter, 1985

<sup>91</sup> Vgl. Köhne, 2004

<sup>92</sup> Vgl. Rahlfs, 2007

<sup>93</sup> In Anlehnung an Rahlfs, 2007

Neben der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette nach Rahlfs gibt es weitere spezifisch für die Versicherungswirtschaft erarbeitete Wertschöpfungsketten. In der Literatur werden die versicherungsspezifischen Wertschöpfungsketten nach Helten / Hartung<sup>94</sup> und nach Köhne<sup>95</sup> häufig genannt. In der folgenden Abbildung (vgl. Abb. 9) ist im Vergleich zur Wertschöpfungskette nach Rahlfs die versicherungsspezifische Wertschöpfungskette in Anlehnung an Helten / Hartung dargestellt.

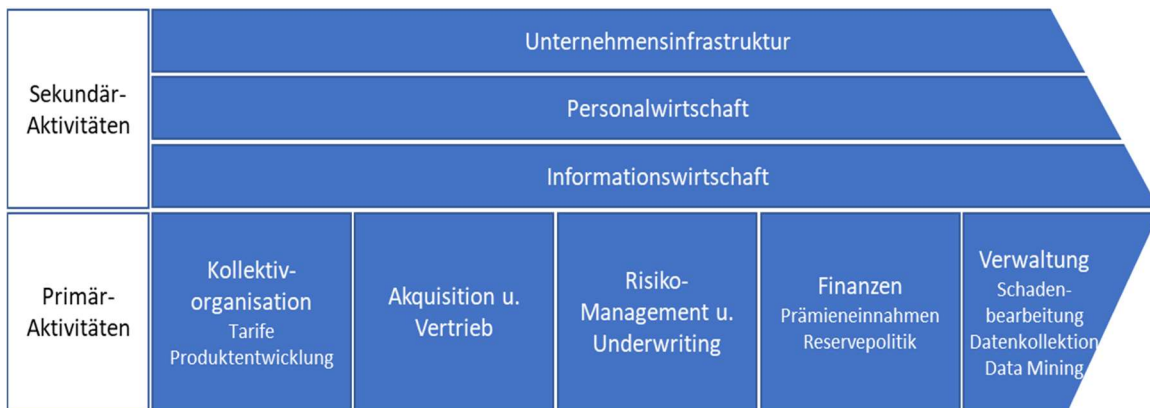


Abb. 9: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Helten / Hartung<sup>96</sup>

Im Vergleich zu diesen beiden versicherungsspezifischen Wertschöpfungsketten nach Rahlfs und nach Helten / Hartung findet sich in der folgenden Abbildung (vgl. Abb. 10) die Wertschöpfungskette in Anlehnung an Köhne.



Abb. 10: Versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Köhne<sup>97</sup>

<sup>94</sup> Vgl. Helten & Hartung, 2001

<sup>95</sup> Vgl. Köhne, 2004

<sup>96</sup> In Anlehnung an Helten & Hartung, 2001

<sup>97</sup> In Anlehnung an Köhne, 2004

Nachfolgend werden diese drei Wertschöpfungsketten miteinander verglichen und darauf überprüft, welche Wertschöpfungskette für die Analyse des Kriteriums 4 am geeignetsten erscheint.

Die versicherungsspezifische Wertschöpfungskette nach Rahlfs unterscheidet sich von der nach Helten / Hartung sowie von der nach Köhne deutlich sowohl durch die Anzahl als auch durch die Ausgestaltung der einzelnen Primär- und Sekundäraktivitäten. Beim folgenden Vergleich dieser drei Wertschöpfungsketten erfolgt eine Beschränkung auf die Primäraktivitäten, da nur diese bei der Analyse des Kriteriums 4 von Relevanz sind.

Bei Rahlfs wird die erste Stufe der Wertschöpfungskette durch das Marketing gebildet. Bei Köhne bildet das Marketing ebenfalls eine eigene Wertschöpfungsstufe, die an sechster Stelle folgt, während die Gestaltung des marketingspezifischen Instrumentariums bei Helten / Hartung zusammen mit dem Vertrieb zur zweiten Wertschöpfungsstufe ‚Akquisition und Vertrieb‘ gehört.

Die Produktentwicklung folgt bei Rahlfs als zweite Stufe, während diese Stufe bei Köhne an erster Stelle steht. Bei Helten / Hartung ist diese Stufe unter der Bezeichnung ‚Kollektivorganisation, Tarife, Produktentwicklung‘ an erster Stelle der Wertschöpfungskette zu finden.

Der bei Rahlfs separat aufgeführte ‚Vertrieb‘ folgt dann in seiner Wertschöpfungskette an dritter Stelle. Der ‚Vertrieb‘ ist bei Köhne ebenfalls gesondert aufgeführt und bildet als Wertschöpfungsaktivität neben der eigenständigen Wertschöpfungsaktivität ‚Beratung‘ die siebte und letzte Stufe der Wertschöpfungskette, während der Vertrieb bei Helten / Hartung – wie oben geschrieben – auch das Marketing enthält und zur Stufe ‚Akquisition und Vertrieb‘ zusammengefasst ist.

Danach folgt bei Rahlfs das ‚Underwriting und Pricing‘ an vierter Stelle, das als ‚Underwriting‘ bei Köhne an zweiter Stelle zu finden ist und dem ‚Risiko-Management und Underwriting‘ bei Helten / Hartung entspricht.

An fünfter Stelle folgt bei Rahlfs die Stufe ‚Vertragsverwaltung und Kundenservice‘. Hier gibt es im Vergleich zu den beiden anderen Wertschöpfungsketten die größten Unterschiede. Bei Köhne gibt es eine eigene Wertschöpfungsaktivität ‚Kundenbetreuung‘, die jedoch zu den sekundären Aktivitäten gezählt wird. Daneben findet sich mit ‚Bestandsverwaltung, Betrieb, Recht, etc.‘ eine weitere eigene sekundäre Wertschöpfungsaktivität. Bei Helten / Hartung wiederum ist eine Wertschöpfungsstufe ‚Verwaltung‘ zu finden, die jedoch neben der ‚Vertragsverwaltung‘ auch die ‚Schadenbearbeitung‘, die ‚Datenkollektion‘ sowie das ‚Data Mining‘ umfasst.

Das ‚Schadenmanagement‘ bildet in der Wertschöpfungskette nach Rahlfs wiederum eine eigene, sechste Wertschöpfungsstufe. Bei Köhne ist das ‚Schadenmanagement‘ ebenfalls separat und an fünfter Stelle zu finden. Bei Helten / Hartung ist das ‚Schadenmanagement‘ in die oben erwähnte Wertschöpfungsstufe ‚Verwaltung‘ an fünfter und letzter Stelle der Wertschöpfungskette integriert.

Bei Rahlfs wird die siebte und letzte Stufe durch das ‚Risk- und Asset-Management‘ gebildet, während diese Aktivitäten bei Köhne an vierter Stelle unter ‚Assetmanagement‘ zu finden sind



und bei Helten / Hartung zur vierten Stufe ‚Finanzen, Prämieinnahmen, Reservepolitik‘ gehört.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass in den Wertschöpfungsketten nach Rahlfs und Köhne mit den jeweils sieben Primäraktivitäten die einzelnen Aktivitäten stärker differenziert dargestellt werden als in der Wertschöpfungskette nach Helten / Hartung mit den fünf Primäraktivitäten. Bei der Wertschöpfungskette nach Helten / Hartung sind insbesondere das Marketing und der Vertrieb sowie das Schadenmanagement und die Vertragsverwaltung in jeweils eine Wertschöpfungsstufe integriert. Für die weitere Betrachtung der Nutzung von KI-Systemen im Hinblick auf das zu untersuchende Kriterium 4 ist die Differenzierung zwischen Marketing und Vertrieb sowie zwischen Schadenmanagement und Vertragsverwaltung relevant, da bei den untersuchten 91 Papern und 22 industriespezifischen Studien<sup>98</sup> zum Einsatz von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft ebenfalls eine Unterscheidung zwischen den Aktivitäten Schadenmanagement, Vertragsverwaltung, Marketing und Vertrieb vorliegt und somit eine im Hinblick auf diese Aktivitäten differenzierte Betrachtung erlaubt. Für die weitere Untersuchung des Kriteriums 4 kann also auf Basis der Wertschöpfungsketten nach Rahlfs oder nach Köhne eine differenziertere Betrachtung vorgenommen werden, so dass diese beiden Wertschöpfungsketten grundsätzlich in Betracht kommen. Da bei der Wertschöpfungskette nach Köhne die o.g. Unterscheidung zwischen der zusammengefassten Sekundär-Aktivität ‚Bestandsverwaltung, Betrieb, Recht, etc.‘ und der Sekundär-Aktivität ‚Kundenbetreuung‘ vorgenommen wird, bei den untersuchten 91 Papern und 22 industriespezifischen Studien jedoch die übergreifende Einteilung in die Kategorie ‚Vertragsverwaltung und Kundenservice‘ vorgenommen wird, ist die Wertschöpfungskette nach Rahlfs für die weitere Untersuchung des Kriteriums 4 am geeignetsten und wird im weiteren Verlauf der Untersuchung verwendet.

Auf Basis der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette nach Rahlfs lassen sich nun nach Eling et al. die bisherigen Anwendungen künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft den einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette gemäß Abb. 8 zuordnen. Diese Zuordnung ist um Ergebnisse aus eigenen Recherchen ergänzt und in der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 3) dargestellt.

<b>Stufe in der Wertschöpfungskette</b>	<b>Hauptaufgabe</b>	<b>Nutzen künstlicher Intelligenz entlang der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette</b>
<b>Primär-Aktivitäten</b>		
<b>Marketing</b>	Markt- u. Kunden-Reseach für Produkt-Entwicklung Analyse von Zielkundengruppen	<b>Predictive Analytics und Muster-Erkennung:</b> Verbesserte Vorhersagen des Customer-Lifetime-Values

<sup>98</sup> Vgl. Eling, Nüssele, & Staubli, 2021

	<p>Entwicklung von Preisstrategien</p> <p>Gestaltung von Werbung u. Kommunikation</p>	<p>Erweiterte Kunden-Segmentierung für personalisierte Kundenansprache und passgenaue Kommunikationsstrategien</p> <p><b>Vorschlagsassistent:</b></p> <p>Erweiterte Erkenntnisse zum Kaufverhalten der Kunden zur Identifikation von Cross-Selling-Potenzial, zu Ziel-Produkt-Platzierungen und zur Generierung von neuen Ansätzen für Produkt-Innovationen</p> <p>Entwicklung von anspruchsvollen Marketing Strategien (z.B. Live Event Marketing) zur Verbesserung des Kundenerlebnisses und der Kunden-Response</p>
<b>Produkt-Entwicklung</b>	<p>Produktkonfiguration</p> <p>Überprüfung rechtlicher Anforderungen</p>	<p><b>Predictive Analytics sowie Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten:</b></p> <p>Umfassende Erkenntnisse aus der Real-Time Analyse großer Datenmengen von IoT-Devices ermöglichen die Entwicklung innovativer Versicherungsprodukte (usage-based)</p> <p>Etablierung von Zusatzservices wie z.B. frühzeitige Erkennung von Risiken und deren Prävention ermöglichen die Entwicklung neuer Umsatzmöglichkeiten zusätzlich zum klassischen Versicherungsschutz</p> <p><b>Predictive Analytics sowie Bild- u. Video-Analyse:</b></p> <p>Eintritt in neue Märkte und Entwicklung von Ökosystemen, die von künstlicher Intelligenz geprägt sind, gemeinsam mit Partnern (z.B. Ökosysteme für autonomes Fahren, Gesundheit, Pflege, Naturkatastrophen-Management, Smart Home)</p>
<b>Vertrieb</b>	<p>Kunden-Akquise u. Kundenberatung</p> <p>Verkaufsansprache</p> <p>Produktverkauf</p> <p>After-Sales Services</p>	<p><b>Zusammenwirken von Generierung natürlicher Sprache, Predictive Analytics und Vorschlags-Assistent:</b></p> <p>Unterstützung personaler Vertriebe mit erweiterten Vertriebshinweisen (z.B. Cross- u. Up-Selling-Potenzial) durch Smart-Data unterstützte virtuelle Verkaufsassistenten (z.B. chatbots) für</p>

		<p>verbesserte Kundenberatung und passgenaue Produktvorschläge</p> <p>Proaktives Customer-Relationship-Management und verbesserte After-Sales-Services durch erhöhte Kundentransparenz</p> <p><b>Sprach-Erkennung und Generierung natürlicher Sprache:</b></p> <p>Nutzung von Chatbots für automatische Kundenberatung und Verkauf von standardisierten Versicherungsprodukten</p>
<b>Underwriting u. Pricing</b>	<p>Produkt-Pricing (aktuarielle Methoden)</p> <p>Application-Handling</p> <p>Risikoabschätzung</p> <p>Bewertung von Vertragsdetails</p>	<p><b>Zusammenwirken von Bild-Analyse, Steuerung natürlicher Sprache und Muster-Erkennung:</b></p> <p>Automatische Anwendungssteuerung, Risiko-Bewertung und Underwriting ermöglichen genauere Preisfindung in kürzester Zeit</p> <p>Weitere Daten und Einblicke ermöglichen den Zuschnitt von kleinen, homogenen Risiko-Kollektiven, die Reduktion von adverser Risikoselektion und Verminderung von Moral Hazard bei der Risikobewertung</p> <p><b>Predictive Analytics:</b></p> <p>Realtime Auswertung der von IoT-Devices generierten Daten ermöglichen individuelle und kontinuierliche Preisfindung bei usage-based Versicherungsprodukten</p>
<b>Vertragsverwaltung u. Kundenservice</b>	<p>Änderung von Vertragsdaten</p> <p>Beantwortung von Kundenanfragen im Hinblick auf den Vertrag oder zu anderen Zwecken</p>	<p><b>Sprach-Erkennung sowie Steuerung und Generierung natürlicher Sprache:</b></p> <p>Entwicklung von chatbots zur automatischen Beantwortung von schriftlichen und mündlichen Kundenanfragen</p> <p>Beratung zu Gesundheits- und Fitness-Themen sowie zur Verbesserung der Verkehrssicherheit unterstützen die Schaden- / Leistungsprävention</p> <p><b>Predictive Analytics:</b></p> <p>Verbesserung proaktiver Kundenkontakte und Kundenbindung</p> <p><b>Vorschlagsassistent:</b></p> <p>Entwicklung des Kundenservices von einer nur auf Service ausgerichteten Organisation hin zu einer Organisation, die auch Produktvorschläge unterbreitet</p>

<p><b>Schadenmanagement</b></p>	<p>Schadenbearbeitung Betrugs- / Regresserkennung</p>	<p><b>Kombination von Natural Language Processing, Bild-Analyse sowie Erkennung von Mustern u. Auffälligkeiten:</b></p> <p>(Teil-)Automatische Schadenbearbeitung sowie Generierung von Regulierungs- / Steuerungsvorschlägen (next-best-action) führt zu beschleunigter Schadenabwicklung, zu erhöhter Genauigkeit bei der Schadenzahlung und zur Verminderung des Leakages</p> <p>Verbesserte Betrugs- und Regresserkennung führt zu reduzierten Schadenzahlungen</p> <p><b>Predictive Analytics:</b></p> <p>Verbesserung proaktiver Kundenkontakte und Kundenzufriedenheit</p>
<p><b>Risk- u. Assetmanagement</b></p>	<p>Asset Allocation Asset Liability Management Risiko-Controlling</p>	<p><b>Kombination von Predictive Analytics, Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten, Natural Language Processing sowie Bild- u. Video-Analyse:</b></p> <p>Automatisiertes Investment Research mit genaueren und detaillierteren Marktdaten ermöglicht den Portfolio-Managern bessere Entscheidungen durch tiefergehende Erkenntnisse und fortschrittlichere Daten-Analyse</p> <p>Automatisches Risiko-Reporting</p> <p><b>Automatisierte Entscheidungen:</b></p> <p>Entwicklung von Robo-Advisern zum automatisierten Asset-Management</p> <p>Automatisierte Handelssysteme verbessern die Asset-Allocation</p>
<p><b>Sekundär-Aktivitäten</b></p>		
<p><b>Unternehmensführung, IT, Personal, Controlling, Recht, Öffentlichkeitsarbeit</b></p>		<p><b>Kombination von Predictive Analytics, Muster-Erkennung, Bild- u. Video-Analyse sowie Natural Language Processing:</b></p> <p>Höhere Effizienz und Effektivität im Recruiting-Prozess durch Identifikation und Analyse geeigneter Kandidaten auf Basis verschiedener Datenquellen</p> <p>Verbessertes Verständnis von Gesetzen, Regeln u. Normen verschiedener Länder u. Regionen durch bessere Analyse lokaler Daten ermöglicht</p>

		<p>internationalen Versicherern Compliance-konforme, differenziertere lokale Services</p> <p>Verbesserte Daten-Qualität durch weiterentwickelte Daten-Architektur auf Basis künstlicher Intelligenz im Zusammenhang mit wachsender Menge verfügbarer Daten durch IoT Devices, Social Media u. anderen Quellen</p> <p>Analyse öffentlicher Berichterstattung ermöglicht proaktivere Öffentlichkeitsarbeit</p> <p><b>Automatisierte Entscheidungen:</b></p> <p>Automatisierung einfacher, wenig wertschöpfender administrativer Aktivitäten durch künstliche Intelligenz</p>
--	--	--

Tab. 3: Einfluss künstlicher Intelligenz auf die versicherungsspezifische Wertschöpfungskette<sup>99</sup>

Aus Tab. 3 ergibt sich im Hinblick auf das zu untersuchende Kriterium 4 ‚Gesamte Wertschöpfungskette und Fokus auf das Kerngeschäft‘ zunächst die Erkenntnis, dass für alle Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz bestehen und durch Versicherer genutzt werden. Ein Schwerpunkt beim Einsatz der auf künstlicher Intelligenz beruhenden Anwendungen liegt aktuell einerseits auf der Hebung von Effizienzvorteilen in der Vertragsverwaltung und dem Kundenservice sowie dem Schadenmanagement und andererseits in der Erkennung von Kundenpräferenzen im Marketing und im Vertrieb. Bei den Anwendungen in diesen Stufen der Wertschöpfungskette kommen die Vorteile künstlicher Intelligenz im Hinblick auf Geschwindigkeit und bei der Analyse großer Datenmengen besonders gut zur Geltung. Bei diesen Anwendungen ergibt sich für die Versicherer ein Vorteil aus der beschleunigten Bearbeitung von Geschäftsvorfällen im Service und im Schaden sowie aus der Ermittlung von in großen Datenmengen verborgenen Zusammenhängen im Marketing und im Vertrieb.

Durch die bisherigen Anwendungen werden in der Regel jedoch keine grundlegend neuen Erkenntnisse generiert.<sup>100</sup> Derartige neue Erkenntnisse könnten sich z.B. durch eine tiefgreifende Analyse der eigenen Kunden, der Veränderung ihrer Lebensumstände im Zeitablauf, deren Kauf- bzw. Stornoverhalten sowie deren Rückmeldungen in Folge von Kundenkontakten mit dem Vertrieb, dem Service und dem Schaden ergeben. Mit solchen tiefgreifenden Analysen könnten hinsichtlich daraus abzuleitender Kriterien homogene Kundengruppen beschrieben werden und kleinste Unterschiede zwischen den Kunden einer gemeinsamen Kundengruppe auf Basis zahlreicher Kriterien ermittelt werden, damit dann daraus neue Service- und Vertriebskontakte generiert werden. Die Reaktion und das Kundenfeedback aus derartigen

<sup>99</sup> In Anlehnung an Eling, Nüssle & Staubli, 2021

<sup>100</sup> Vgl. Eling, Nüssle & Staubli, 2021

Kontakten könnte dann wieder als neue Information in den ursprünglichen Datenpool einfließen, um auf diese Weise einen Regelkreis sich ständig ergänzender Informationen und daraus abzuleitender Ansätze zu generieren und aufrecht zu erhalten.

Die Nutzung von künstlicher Intelligenz zur Generierung solcher neuen Erkenntnisse, um dann damit neue Produkte zu gestalten, passende Zusatzservices zu generieren, Ökosysteme aufzubauen sowie weiterentwickelte Pricing-Ansätze zu gestalten, ist technologisch deutlich herausfordernder als die bisher genutzten Ansätze und bei Versicherern bisher noch kaum im Fokus.<sup>101</sup> Für die Produktentwicklung sowie das Underwriting und Pricing ergeben sich daraus noch deutlich weiterführende Möglichkeiten, die bisher erst in Ansätzen genutzt werden.

Die Erkenntnisse aus der Analyse des Kriteriums 4 steht damit im Einklang mit der Erkenntnis aus der Analyse des Kriteriums 3, wonach die dort untersuchte Anwendungskategorie ‚Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung‘ bisher noch eher wenig genutzt wird und hinsichtlich der verwendeten Technologien Deep Learning noch eher eine Ausnahme bildet. Der Einsatz von künstlicher Intelligenz zur Gestaltung neuer Produkte, Generierung passender Zusatzservices, Aufbau von Ökosystemen und Entwicklung von Pricing-Ansätzen stellt höhere Anforderungen an Kenntnisse und Erfahrungen mit künstlicher Intelligenz und wird sicher in vielen Fällen Deep Learning erforderlich machen.

Zusammenfassend lässt sich zum Kriterium 4 sagen, dass künstliche Intelligenz in der Versicherungswirtschaft nicht nur in unterstützenden und administrativen Funktionen, sondern in allen Primär- und Sekundär-Aktivitäten entlang der gesamten versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette eingesetzt wird. Dabei ist bisher ein Schwerpunkt im Bereich Marketing, Vertrieb, Vertragsverwaltung und Kundenservice sowie Schadenmanagement zu finden. Die Vorteile der künstlichen Intelligenz im Hinblick auf beschleunigte Bearbeitung von Geschäftsvorfällen und Ermittlung von Zusammenhängen in Datenbeständen werden speziell in diesen Stufen der Wertschöpfung bereits genutzt. Zur Generierung weiterführender Ansätze in der Produktentwicklung sowie im Underwriting und Pricing gibt es ebenfalls Initiativen, diese stehen jedoch vielfach noch am Anfang. Eine tiefergehende und damit komplexere Ermittlung von neuen Erkenntnissen über die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinweg, um daraus neue kundenzentrierte Ansätze zu generieren, ist bisher noch kaum etabliert.

### 3.2.5 Kriterium 5: Fokus auf Wachstumsstärkung anstatt auf Kostenreduktion

Um das Kriterium 5 für Versicherungsunternehmen zu untersuchen, wird der jeweilige Hauptnutzen aus der Anwendung künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette der Analyse von Eling et al. den Nutzen-Kategorien ‚Stärkung des Wachstums‘ und ‚Reduktion von Kosten‘, zugeordnet. Bei einigen Anwendungen ist diese Zuordnung nicht eindeutig. Hier können durch einzelne Anwendungen beide Ziele verfolgt werden. Das Ergebnis dieser Zuordnung ist in der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 4) dargestellt.

---

<sup>101</sup> Vgl. Kolev, Geimer, Stiller, Daweke & Butzmann, 2017

Stufe in der Wertschöpfungskette	Haupt-Nutzen für Versicherer	Nutzen-Kategorie
<b>Marketing</b>	<p>Analyse großer Mengen von Kundeninformationen, um genauere Kundenprofile erstellen und Ziel-Kunden mit individualisierten Marketing-Kampagnen adressieren zu können sowie zur Erhöhung von Response-Rates</p> <p>Prägnantere Kunden-Segmentierung zum besseren Verständnis individueller Kunden-Bedürfnisse</p>	<p>Stärkung des Wachstums</p> <p>Stärkung des Wachstums</p>
<b>Produkt-Entwicklung</b>	<p>Innovative Versicherungsprodukte (z.B. usage-based) haben das Potenzial, neue Kundengruppen zu adressieren und neue Risiken abzudecken</p> <p>Analyse des Kaufverhaltens der Kunden, datenbasierte Auswertung der Kundeninteraktionen mit chatbots und Analyse der Reaktionen auf Produkt-Empfehlungen ermöglichen Versicherern, ihre Produktangebote zu optimieren und passgenauere Produkte zu entwickeln</p> <p>Innovative Produkte bieten Chancen für Zusatzservices, um in Ergänzung zur Risikoabdeckung zusätzliche Einnahmequellen in Bereichen wie z.B. frühzeitige Risikoerkennung und Risikoprävention zu eröffnen</p>	<p>Stärkung des Wachstums</p> <p>Stärkung des Wachstums</p> <p>Stärkung des Wachstums</p>
<b>Vertrieb</b>	<p>Einsatz von chatbots führt durch Entlastung von personalen Vertriebskapazitäten zur Kostensenkung</p> <p>Große Mengen an Daten aus verschiedensten Quellen ermöglichen Versicherern, ihre Kunden proaktiv mit Produktangeboten auf Basis individueller Risikoprofile und Sicherheitsbedürfnissen zu adressieren; dies erhöht wiederum cross-selling Potenziale</p> <p>Schnellere und effektivere Produktempfehlungen, da künstliche Intelligenz die individuellen Kundenbedürfnisse besser mit den verfügbaren Produktangeboten verknüpfen kann</p>	<p>Senkung von Kosten</p> <p>Stärkung des Wachstums</p> <p>Stärkung des Wachstums</p>
<b>Underwriting u. Pricing</b>	<p>Kosteneffizienz durch weitgehend automatisierte Underwriting-Prozesse</p> <p>Wachsende Datenmenge erlaubt den Versicherern exakteres Pricing vor Vertragsabschluss und genauere Entscheidungen im Rahmen des Underwritings</p>	<p>Senkung von Kosten</p> <p>Stärkung des Wachstums / Senkung von Kosten</p>

<b>Vertragsverwaltung u. Kundenservice</b>	<p>Künstliche Intelligenz verknüpft Kundenanliegen mit den verfügbaren, qualifiziertesten Kundenberatern</p> <p>Chatbots bieten für spezifische Kundenanliegen einen automatisierten Kundenservice innerhalb kürzester Zeit</p>	<p>Senkung von Kosten</p> <p>Senkung von Kosten</p>
<b>Schadenmanagement</b>	<p>Automatisierte Schadenbearbeitung führt zu höherer Genauigkeit und Effizienz bei reduziertem Personaleinsatz (z.B. automatische Deckungsprüfung und Ermittlung der Schadenhöhe)</p> <p>Schadenbearbeitungszeit kann signifikant reduziert werden, was zu höherer Kundenzufriedenheit, zu geringeren Schadenaufwänden und auch zu geringerem Storno führt</p> <p>Verbesserte Betrugs- u. Regresserkennung verringert den Schadenaufwand und erhöht die Profitabilität</p> <p>Konzentration der Schadenmanager auf die komplexen Schadenfälle und damit auf wertstiftende Aktivitäten im Gegensatz zu wiederholenden und Standard-Aufgaben</p>	<p>Senkung von Kosten u. Schadenaufwänden</p> <p>Senkung von Kosten u. Schadenaufwänden</p> <p>Senkung von Schadenaufwänden</p> <p>Senkung von Kosten u. Schadenaufwänden</p>
<b>Risk- u. Assetmanagement</b>	<p>Schnelle und detaillierte Analyse großer Mengen an Marktdaten verbessert die Investmentergebnisse (durch Reduktion von Transaktionskosten und durch Nutzung von Marktineffizienzen)</p> <p>Nutzung von Robo-Advisern erhöht die Effizienz und führt zu Kostenreduktion</p>	<p>Senkung von Kosten</p> <p>Senkung von Kosten</p>
<b>Unternehmensführung, IT, Personal, Controlling, Recht, Öffentlichkeitsarbeit</b>	<p>Optimierung der Personalsuche durch den Einsatz künstlicher Intelligenz bei zeitintensiven Aufgaben, wie z.B. dem Screening von Bewerbungen, führt zu Kostenreduktionen und unterstützt die Auswahl der geeignetsten Bewerber</p> <p>Kostenreduktion und Verbesserung der Datenqualität durch den Einsatz von künstlicher Intelligenz bei repetitiven administrativen Aufgaben im Daten-Management</p>	<p>Senkung von Kosten</p> <p>Senkung von Kosten</p>

Tab. 4: Nutzen für Versicherer durch künstliche Intelligenz entlang der Wertschöpfungskette<sup>102</sup>

<sup>102</sup> In Anlehnung an Eling, Nüssle & Staubli, 2021



Aus Tab. 4 ergibt sich, dass über alle Stufen der Wertschöpfungskette hinweg beide Nutzen-Kategorien, ‚Stärkung des Wachstums‘ und ‚Senkung von Kosten‘ durch künstliche Intelligenz adressiert werden. Im Marketing und in der Produktentwicklung wird künstliche Intelligenz vornehmlich im Hinblick auf weitere Wachstumsstärkung genutzt, während im Vertrieb beide Nutzen-Kategorien bedient werden. Im Underwriting bewirkt Automatisierung mit Hilfe von künstlicher Intelligenz eine Senkung von Kosten und gleichzeitig können durch Nutzung von KI-Algorithmen Pricing-Opportunitäten gefunden und genutzt werden, was zur Stärkung des Wachstums beiträgt. In der Vertragsverwaltung und im Kundenservice, im Schadenmanagement, im Risk- u. Asset-Management sowie in den Sekundär-Aktivitäten der Wertschöpfungskette wirkt künstliche Intelligenz weitgehend im Hinblick auf Senkung von Kosten bzw. Schadenaufwänden.

Im Marketing, im Vertrieb und in der Produktentwicklung ist die Fokussierung auf Wachstumsorientierung funktionsbedingt zu erwarten. In allen anderen Funktionen wirkt künstliche Intelligenz gemäß der auf Basis obiger Analyse vorgenommenen Zuordnung überwiegend im Hinblick auf Kosten- bzw. Schadenaufwandssenkung. Gemäß des Kriteriums 5 wird als vorrangiges Ziel der Nutzung künstlicher Intelligenz gefordert, das Wachstum zu stärken sowie die Entwicklung und den Ausbau von Geschäftsmodellen zu unterstützen. Eine solche vorrangige Orientierung an Wachstumsstärkung ist bisher in der Versicherungswirtschaft und damit auch bei den deutschen Top-Ten-Versicherern nicht ableitbar.

Die Entwicklung und der Ausbau von Geschäftsmodellen mit Hilfe künstlicher Intelligenz erfolgt heute in der Versicherungswirtschaft beispielsweise mit usage-based-Produkten. Hier gibt es also erste Ansätze, deren weitere Entwicklung abzuwarten bleibt. Die Entwicklung und der Ausbau von Geschäftsmodellen ist jedoch bisher sicherlich nicht als vorrangiges Ziel des Einsatzes künstlicher Intelligenz zu bewerten.

Zusammenfassend lässt sich also sagen, dass das Kriterium 5 von Versicherern und damit auch von den deutschen Top-Ten-Versicherern weitgehend noch nicht erfüllt wird.

### 3.2.6 Kriterium 6: Unterstützung durch das Top-Management

Unterstützung durch das Top-Management ist bei umfassenden Veränderungsprozessen grundsätzlich erforderlich. Speziell bei der Einführung künstlicher Intelligenz ist es für Unternehmen essentiell, die herausfordernden kulturellen und organisatorischen Hindernisse zu erkennen und zu bewältigen.<sup>103</sup> Neben den technologischen Erfordernissen und den Herausforderungen hinsichtlich der richtigen Talente, ist es genauso notwendig, die Kultur, Struktur und Arbeitsweise eines Unternehmens auf eine breite Unterstützung der Einführung künstlicher Intelligenz auszurichten und dafür den richtigen Rahmen zu schaffen. Dazu muss das Top-Management immer wieder die Bedeutung der Einführung von künstlicher Intelligenz erläutern und den Nutzen für alle Unternehmensteile herausstellen. Darüber hinaus muss die Arbeit mit künstlicher Intelligenz unter Berücksichtigung des digitalen Reifegrads des Unternehmens, der Unternehmenskomplexität und der Innovationserfahrung des jeweiligen Unternehmens durch das Top-Management organisiert und laufend kommuniziert werden. Diese fordernde

---

<sup>103</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy & Saleh, 2019

und zeitlich intensive Aufgabe wird neben vielen anderen Aufgaben des Top-Managements über eine lange Zeitstrecke zu erfüllen sein, um eine erfolgreiche und breite Einführung von künstlicher Intelligenz umsetzen zu können.

Insbesondere der Kommunikation kommt gemäß Kotter bei Veränderungsprozessen eine erhebliche Bedeutung zu und ist einer von acht zentralen Bausteinen für die erfolgreiche Umsetzung von Veränderungsprozessen.<sup>104</sup> Die Kommunikation ist demnach besonders effektiv, wenn verschiedene Kommunikationsinstrumente, wie z.B. interne Meetings, interne schriftliche Newsletter, Poster und auch informelle persönliche Dialoge genutzt werden. Gerade durch ergänzende externe Kommunikation, bei der eine höhere Hemmschwelle als bei der internen Kommunikation besteht, wird die Glaubwürdigkeit der internen Kommunikation verstärkt, wenn die extern kommunizierten Botschaften mit den internen Kernbotschaften übereinstimmen.

Wenn die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bei einem Versicherer durch das Top-Management unterstützt werden, dann ist daher davon auszugehen, dass entsprechende nach extern gerichtete, unterstützende Aussagen mit Hilfe unternehmenseigener Pressemitteilungen sowie in Interviews oder in Vorträgen durch das Top-Management getätigt werden.

Andererseits kann bei öffentlich getätigten, unterstützenden Aussagen zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz durch das Top-Management aufgrund der damit einhergehenden Wirkung nach innen in die jeweilige Organisation auch davon ausgegangen werden, dass tatsächlich eine entsprechende Unterstützung vorliegt. Daher können Veröffentlichungen mit unterstützenden Aussagen seitens des Top-Managements zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in den jeweiligen Unternehmen als Indikator für die Unterstützung des Top-Managements und damit für die Erfüllung des Kriteriums 6 interpretiert werden. Das Ergebnis einer Analyse der Artikel in den wichtigsten versicherungsspezifischen, werktäglich erscheinenden deutschen Newslettern, dem „Versicherungsmonitor“ und der „Versicherungswirtschaft heute“, sowie der unternehmenseigenen Pressemitteilungen für die Top-Ten-Versicherer des deutschen Marktes im Zeitraum von 2017 bis Anfang 2022 mit unterstützenden Aussagen des Top-Managements ist in Abb. 11 dargestellt.<sup>105</sup>

Aus dieser Auswertung ergibt sich, dass aus allen deutschen Top-Ten-Versicherern im genannten Zeitraum in den genannten Medien mindestens eine unterstützende Aussage zur Einführung oder Nutzung künstlicher Intelligenz öffentlich durch Mitglieder des jeweiligen Top-Managements der Unternehmen geäußert oder eine unterstützende Pressemitteilung veröffentlicht wurde.

Aus dieser Auswertung kann für das Kriterium 6 zusammenfassend festgehalten werden, dass die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bei den deutschen Top-Ten-Versicherern durch das jeweilige Top-Management grundsätzlich unterstützt wird. Wie ausgeprägt die Unterstützung tatsächlich ist und ob die unterschiedliche Intensität der öffentlichen Kommuni-

---

<sup>104</sup> Vgl. Kotter, 1996

<sup>105</sup> Vgl. Anlage 1 für Einzelnachweise

kation ein Hinweis auf einen unterschiedlichen Grad der Unterstützung bei internen Priorisierungs- und Umsetzungsentscheidungen ist, kann aus der Auswertung jedoch nicht abgeleitet werden.

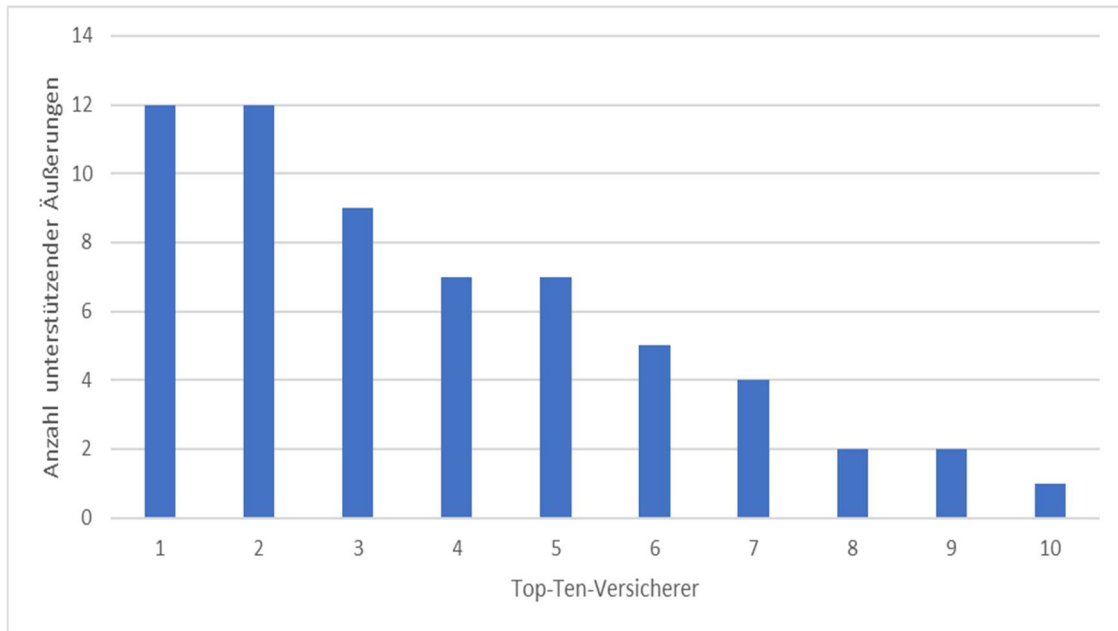


Abb. 11: Anzahl unterstützender Aussagen zu künstlicher Intelligenz der deutschen Top-Ten-Versicherer (2017 bis Anfang 2022) (eigene Darstellung)

Zusammenfassend und ergänzend zu der industrieübergreifenden Analyse der Nutzung künstlicher Intelligenz aus Kap. 3.1 lassen sich aus der Untersuchung der sechs Kriterien in diesem Kapitel folgende industriespezifischen Schlussfolgerungen für die deutschen Top-Ten-Versicherer ziehen:

- Bisher werden hauptsächlich Algorithmen auf Basis allgemeiner künstlicher Intelligenz und auf Basis von Machine Learning genutzt, während Deep Learning bisher erst in Ausnahmefällen zur Anwendung kommt. Die Breite der verfügbaren Technologien wird also in der Regel noch nicht ausgeschöpft.
- Künstliche Intelligenz wird entlang der gesamten versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette eingesetzt. Dabei ist ein Schwerpunkt im Bereich Marketing, Vertrieb, Vertragsverwaltung und Kundenservice sowie Schadenmanagement zu finden. Der Einsatz künstlicher Intelligenz, um daraus für die Produktentwicklung sowie im Underwriting und Pricing neue kundenorientierte Ansätze zu generieren, steht bisher noch am Anfang.
- Künstliche Intelligenz wird bisher weitgehend zur Reduktion von Kosten genutzt. Die Nutzung von Anwendungen künstlicher Intelligenz mit dem vorrangigen Ziel, Wachstum zu stärken sowie die Entwicklung und den Ausbau von Geschäftsmodellen zu unterstützen, ist bisher kaum erkennbar.

- Bei allen Top-Ten-Versicherern ist aufgrund der öffentlich getätigten Aussagen von Vorstandsmitgliedern zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz von einer sichtbaren Unterstützung des Top-Managements auszugehen. Die Intensität der Unterstützung, insbesondere in Relation zum Einsatz bei anderen unternehmerischen Herausforderungen, kann aus der Analyse nicht abgeleitet werden.

Damit liegt durch die Verknüpfung der sechs Kriterien für eine Vorreiterrolle von Unternehmen beim Einsatz künstlicher Intelligenz mit der genannten Studie von Eling et al. ein Überblick und eine Bewertung des aktuellen Stands zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz speziell bei den deutschen Top-Ten-Versicherern vor.

### 3.3 Voraussetzungen für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft

Nach der vorangegangenen Analyse der bisherigen Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft wird in diesem Unterkapitel untersucht, welche industriespezifischen Voraussetzungen sich für die Versicherungswirtschaft aus einem Katalog industrieübergreifend geltender Voraussetzungen aus der Literatur für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz ermitteln lassen.

Dazu wird zunächst auf die in Abb. 12 dargestellten industrieübergreifenden Voraussetzungen nach Henke et al.<sup>106</sup> für die erfolgreiche Einführung und Nutzung von künstlicher Intelligenz zurückgegriffen. Henke et al. haben diese Voraussetzungen zunächst für die Transformation von Unternehmen zu datenorientierten Organisationen erarbeitet. Gemäß Bughin et al.<sup>107</sup> gelten diese Voraussetzungen auch für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz.

Diese industrieübergreifend geltenden Voraussetzungen werden im Folgenden mit Bezug auf die Versicherungswirtschaft beleuchtet. Dies erfolgt als Vorarbeit für die im nächsten Kapitel zu erarbeitende Klassifikation der einzelnen versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung dieser Voraussetzungen.

#### **Nutzengenerierung**

Die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz muss den strategischen Zielen des Unternehmens dienen. Insofern muss vor Einführung von künstlicher Intelligenz hinterfragt werden, zu welchem konkreten Zweck diese im Unternehmen eingesetzt werden soll, welcher Nutzen daraus generiert werden soll und wie dieser Nutzen gemessen werden soll.

Der Nutzen künstlicher Intelligenz kann grundsätzlich aus den beiden Kategorien ‚Senkung von Kosten‘ und ‚Stärkung des Wachstums‘ bestehen (vgl. Kap. 3.2). In der Praxis werden dazu für

---

<sup>106</sup> Vgl. Henke, et al., 2016

<sup>107</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette jeweils Use Cases definiert werden, zu denen neben der Beschreibung der Zielsetzung und der Umsetzung auch die Beschreibung des jeweiligen Nutzens gehört. Bereits bei der Beschreibung des Nutzens ist es sinnvoll, die spätere Messung des Nutzens mit zu berücksichtigen (vgl. Kap. 5.1.2 u. Kap. 5.1.8).

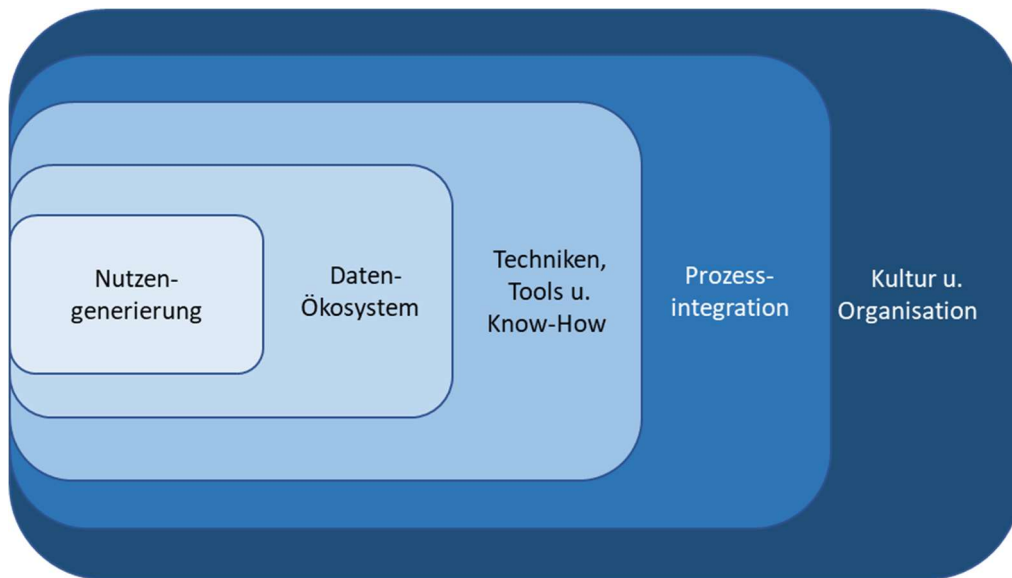


Abb. 12: Voraussetzungen für eine erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz<sup>108</sup>

Neben den in Kap. 3.2 beschriebenen bisher zu beobachtenden Nutzen, die sich jeweils auf einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette beziehen und das zu Grunde liegende Geschäftsmodell des jeweiligen Versicherers nicht ändern, hat künstliche Intelligenz grundsätzlich das Potenzial, ganze Geschäftsmodelle zu transformieren.<sup>109</sup> Hierzu ist die Gestaltung von Use Cases notwendig, die sich nicht nur auf einzelne Stufen der Wertschöpfungskette im Sinne einer Optimierung des bisherigen Geschäftsmodells beziehen, sondern grundsätzlich neue oder ergänzende Formen der Nutzengenerierung adressieren und ggf. über mehrere Stufen der bisherigen Wertschöpfungskette hinweg gehen. Beispielhaft kann hierzu die Nutzung von Dienstleistungen und Techniken zur Schadenprävention auf Basis künstlicher Intelligenz genannt werden. Derartige Präventionsmaßnahmen haben nichts mit der Wertschöpfung durch das ursprüngliche Versicherungsgeschäft im Sinne der Organisation des Risikoausgleichs im Kollektiv und der damit verbundenen Regulierung von Schäden zu tun, sondern gehen über diese bisherige Wertschöpfung hinaus. Durch Dienstleistungen und Techniken zur Vermeidung von Schäden im Rahmen wirksamer Präventionsmaßnahmen wird neuer Nutzen geschaffen. Eine derartige Vermeidung von Risiken kann sogar dazu führen, dass Versicherungsschutz nicht mehr im bisherigen Ausmaß notwendig wird und dadurch unter Umständen sogar die Grundlage für die bisherige Wertschöpfung des klassischen Versicherungsgeschäfts unterlaufen wird.<sup>110</sup>

<sup>108</sup> In Anlehnung an Henke, et al., 2016

<sup>109</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>110</sup> Vgl. Eling, Nüssle & Staubli, 2021

## Daten-Ökosystem

Die zweite Voraussetzung zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz besteht darin, ein adäquates Daten-Ökosystem aufzubauen sowie die Fähigkeiten zu entwickeln, Daten zu sammeln, zu generieren, zu verarbeiten und zu interpretieren (vgl. Kap. 5.1.6).

Versicherer sind zwar im Besitz umfangreicher Datenbestände, jedoch wurden die Grundlagen dieser Datenbestände in der 80er Jahren des vorigen Jahrhunderts im Zuge der damaligen Einführung von Personalcomputern bei den Versicherern gelegt. Dabei entstanden für einzelne Anwendungen dezentrale Datenbanken, in denen die jeweils relevanten Daten gespeichert worden sind. Eine Überführung dezentral gespeicherter Daten in unternehmensweite Data-Warehouses, die viele Versicherer in den letzten Jahren gestartet hatten, ist bei den meisten Versicherern noch nicht abgeschlossen, so dass Daten in vielen Fällen in zahlreichen dezentralen Systemen liegen, Verknüpfungen der Daten verschiedener Systeme oft nicht vorhanden sind und Datenstrukturen der verschiedenen Datenquellen oft sehr verschieden sind. Darüber hinaus sind Daten teilweise nicht mehr aktuell bzw. es ist nicht bekannt, ob Daten noch aktuell oder bereits veraltet sind. Ebenso stellt sich häufig die Frage, ob die im Unternehmen verfügbaren Daten im Hinblick auf die Verarbeitung durch Algorithmen auf Basis künstlicher Intelligenz tatsächlich die richtigen und geeigneten Daten sind, damit die Anwendungen einerseits trainiert werden können und andererseits die beabsichtigten Ergebnisse erzielen können.<sup>111</sup>

Dabei ist nicht nur zu klären, wie aktuell vorhandene Daten genutzt werden können, sondern darüber hinaus ist zu erörtern, welche Daten für das Unternehmen künftig notwendig werden. Auf dieser Grundlage ist dann zu konzipieren, welche Daten aus den Interaktionen mit Kunden, Vertriebspartnern, Partnerunternehmen und sonstigen Beteiligten genau benötigt werden und wie diese systematisch generiert und gespeichert werden können.

Neben dem Zugriff auf Daten, die sich aus den internen Unternehmensprozessen und Prozessen mit Beteiligten generieren lassen, muss parallel geprüft werden, ob und ggf. welche Notwendigkeit, Sinnhaftigkeit und Wirtschaftlichkeit besteht, externe Datenquellen zu nutzen und diese anzubinden.

Eine zusätzliche Herausforderung bei der Nutzung von Daten besteht derzeit vielfach in den Strukturen und Formaten, in denen Daten abgelegt sind. Ein großer Teil der in Unternehmen vorhandenen Daten wird aktuell ohne Struktur, das heißt „flach“ abgespeichert.<sup>112</sup> Zur Nutzung dieser „flachen“ Daten müssen neue Ansätze geschaffen werden, um aus großen Mengen unstrukturierter Daten die relevanten Daten auslesen und strukturiert verarbeiten zu können.

Im Zusammenhang mit der Generierung, Verarbeitung und Nutzung von Daten gilt es selbstverständlich, zu jeder Zeit die deutschen, europäischen und internationalen Datenschutzbestimmungen und -gesetze sowie regulatorischen Anforderungen einzuhalten.

---

<sup>111</sup> Vgl. Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018

<sup>112</sup> Vgl. Bauer, et al., 2017

## **Techniken, Tools und Know-How**

Als dritte Voraussetzung für die Nutzung von künstlicher Intelligenz bei Versicherern sind sowohl Techniken und Tools als auch Know-How zu nennen (vgl. Kap. 5.1.4, Kap. 5.1.7 u. Kap. 5.1.9).

Zu dieser Voraussetzung gehören die Auswahl und der Einsatz der für die jeweilige Anforderung geeigneten Tools sowie auch der Aufbau interner und die Akquise externer Spezialisten, die mit derartigen Tools umgehen können. Prognosen gehen davon aus, dass die bestehende Lücke zwischen dem Bedarf an Daten-Analysten und dem entsprechenden Angebot in den nächsten Jahren weiter auseinandergehen wird.<sup>113</sup> Eine besondere Herausforderung stellt sich dabei in der Übersetzungsfunktion zwischen den fachlich-inhaltlichen Experten einzelner Funktionsbereiche eines Versicherers und den IT-technischen Experten. Gerade durch das Zusammenwirken fachlicher und IT-technischer Expertise ergeben sich oft erst Mehrwerte in den jeweiligen Use Cases. Neben dem Aufbau interner Kapazitäten ist hier oft auch die Zusammenarbeit mit Start-Ups und auch etablierten Unternehmen im Bereich der künstlichen Intelligenz sinnvoll.

Beim Einsatz von Techniken und Tools ist hinsichtlich der Vorgehensweise darauf zu achten, dass immer wieder in kleinen Schritten Hypothesen formuliert, diese Hypothesen getestet und aus den generierten Erkenntnissen gelernt wird. Diese Vorgehensweise des schrittweisen, aber schnellen Testens und Lernens funktioniert in crossfunktionalen Teams, in denen die verschiedenen menschlichen Expertisen und Fähigkeiten in Kombination mit den jeweils geeigneten Techniken und Tools zum Einsatz kommen können, am besten.<sup>114</sup>

## **Prozessintegration**

Als weitere Voraussetzung für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz ist die Prozessintegration zu nennen (vgl. Kap. 5.1.7 u. Kap. 5.1.9).

Dies bedeutet, dass zur Nutzung und Skalierung erfolgreicher Use Cases diese in die bisher vorhandenen Unternehmens-Prozesse eingebettet werden müssen. Dadurch wird es in der Regel notwendig, vorhandene Prozesse zu redesignen oder sogar ganz neue Prozesse zu gestalten, um die in Use Cases nachgewiesenen Nutzen auch in der unternehmerischen Praxis und Breite tatsächlich heben zu können. Dazu gehört z.B., dass Teile bisheriger Service- oder Schaden-Prozesse auf Basis von künstlicher Intelligenz automatisiert werden und sich dadurch neue Prozesse mit neuen Interaktionen von Menschen und Maschinen ergeben oder aber dass durch künstliche Intelligenz neue Daten und Erkenntnisse generiert werden, die den geeigneten Spezialisten an der richtigen Stelle im Prozessablauf zur Verfügung gestellt werden müssen, damit diese Erkenntnisse von den Spezialisten im Rahmen der Folgebearbeitung genutzt werden können.<sup>115</sup>

Aus diesen Beispielen ist bereits ersichtlich, dass die Umsetzung, tatsächliche Nutzung und insbesondere die Skalierung von Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz in vielen Fällen Veränderungen in den Prozessabläufen und in den Organisationen erforderlich machen

---

<sup>113</sup> Vgl. Bauer, et al., 2017

<sup>114</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>115</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

und dass daher vielfach Change-Management zur Einführung künstlicher Intelligenz notwendig ist.

### **Kultur und Organisation**

Wie unter der o.g. Voraussetzung ‚Prozessintegration‘ beschrieben wurde, führt die Nutzung von künstlicher Intelligenz bei Versicherern oft zu veränderten Arbeitsorganisationen und zu einer veränderten Interaktion von Menschen und Maschinen. Als fünfte Voraussetzung für die Einführung und Nutzung von künstlicher Intelligenz ist daher eine offene Unternehmenskultur im Hinblick auf die Bereitschaft zur Kollaboration zwischen Menschen und Maschinen zu nennen. Auf diesen Aspekt, seine Auswirkungen und seine Gestaltung wird insbesondere im Kap. 5.1.3 vertieft eingegangen.

Dieser kulturelle Aspekt ist von großer Bedeutung, da die Ergebnisse komplexer Algorithmen auf Basis künstlicher Intelligenz in vielen Fällen für den Menschen zunächst nicht nachvollziehbar, zumindest nicht intuitiv sind. Insbesondere wenn künstliche Intelligenz nicht nur zur Automatisierung von Prozessen genutzt werden soll, sondern z.B. den Spezialisten in Vertriebs- oder Service-Prozessen oder in der Schadenregulierung konkrete, datenbasierte Handlungsvorschläge unterbreiten soll, die den Erfahrungen und der Intuition der Spezialisten unter Umständen entgegenstehen, dann bedarf es hierfür geeigneter Lösungsansätze. Die angestrebte Nutzengenerierung kann nur dann erzielt werden, wenn bei den Spezialisten eine ausreichende Akzeptanz zur Nutzung der Handlungsvorschläge besteht. Die Ergebnisse der Algorithmen müssen von Menschen akzeptiert werden und diese Ergebnisse von Spezialisten tatsächlich als Grundlage für deren Folgebearbeitung herangezogen werden. Dies erfordert eine Kultur, die offen im Hinblick auf künstliche Intelligenz ist, mit den skizzierten Widersprüchen umgehen kann und zu einer weiterentwickelten Kollaboration zwischen Menschen und Maschinen gelangt.

Die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bedingt darüber hinaus den Aufbau neuer Rollen und neuer Kompetenzen und deren Weiterentwicklung (vgl. Kap. 4). Die Einbindung dieser neuen, im Zeitablauf zu entwickelnden Rollen in die Prozesse zur Entwicklung, Integration und Nutzung von KI-Systemen muss organisiert werden. Im Zeitablauf ergibt sich dadurch die Herausforderung, die Aufbauorganisation immer wieder zu hinterfragen und ggf. anzupassen (vgl. Kap. 5.1.5).

### 3.4 Klassifikation der Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen für die Nutzung künstlicher Intelligenz

Im Hinblick auf die Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft stellt sich in der Praxis die Frage, ob für einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette die Einführung einen größeren Nutzen im Verhältnis zu den Einführungsaufwänden erbringt als für andere Wertschöpfungsstufen. Zu dieser Frage ist nach aktuellem Stand der Literatur bisher noch keine Antwort zu finden. Die Antwort auf diese Frage ist jedoch mit Blick auf das in Kap. 5 zu erarbeitende prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz



in der Versicherungswirtschaft von erheblicher Relevanz und wird bei der Entwicklung dieses prototypischen Modells eine wichtige Rolle einnehmen.

Zur Beantwortung der Frage des Nutzens von künstlicher Intelligenz im Verhältnis zu den Einführungsaufwänden für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette werden in diesem Unterkapitel zunächst die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette für jede der im Unterkapitel 3.3 dargestellten Voraussetzungen für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft in eine Rangfolge hinsichtlich der Erfüllung dieser Voraussetzungen gebracht.

Anschließend werden die zuvor je Voraussetzung entwickelten Rangfolgen der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette methodisch mit Hilfe der Nutzwertanalyse in eine übergreifende Rangfolge der Wertschöpfungsstufen über die untersuchten Voraussetzungen hinweg gebracht. Diese übergreifende Rangfolge der Wertschöpfungsstufen dient dann neben dem im Kap. 4 zu entwickelnden Modell einer kollaborativen Intelligenz von Menschen und Maschinen als wesentliche Grundlage für das im Kap. 5 zu erarbeitende prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft.

#### 3.4.1 Nutzengenerierung

Die Messung und Bewertung des Nutzens von KI-Systemen, insbesondere in der Versicherungswirtschaft, ist in der bisher vorliegenden Literatur noch wenig behandelt worden. In dem Papier zur Diskussion der Effekte künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie wird dazu ausgeführt, dass künstliche Intelligenz und ihre Auswirkungen „noch arm an empirischer Evidenz und reich an kontroverser Einschätzungen“ sind.<sup>116</sup> Die Schwierigkeiten aufgrund zahlreicher verschiedener Definitionen künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 2.1) und aufgrund verschiedener Kategorisierungen der Techniken künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 2.3) spiegeln sich in der methodischen Erfassung des Nutzens von KI-Systemen wider.<sup>117</sup> Eine Vielzahl von Studien, die sich mit der Ermittlung des Nutzens von KI-Systemen außerhalb der Finanzdienstleistungsindustrie beschäftigen, wie z.B. von Graetz / Michaels<sup>118</sup>, Acemoglu / Restrepo<sup>119</sup>, Bessen<sup>120</sup> oder Dauth et al.<sup>121</sup>, greifen auf Daten physischer Industrieroboter zurück. Diese Industrieroboter decken jedoch nur einen Teil der KI-Anwendungen und des durch KI-Systeme generierten Nutzens ab. Insbesondere der Nutzen von KI-Systemen in der Finanzdienstleistung wird dadurch natürlich nicht abgedeckt. Aus diesem Grund haben Seamans / Rai<sup>122</sup> in ihrem Aufsatz „AI, Labor, Productivity and the need for Firm-Level Data“ eine systematische Erfassung aller KI-basierten Technologien und Anwendungen sowie deren Nutzen gefordert, um künftig eine einheitlichere Basis und eine bessere Vergleichbarkeit zu erzielen. Diese Anforderung wird bisher ge-

---

<sup>116</sup> Vgl. BMWi, 2019

<sup>117</sup> Vgl. BMWi, 2019

<sup>118</sup> Vgl. Graetz & Michael, 2018

<sup>119</sup> Vgl. Acemoglu & Restrepo, 2020

<sup>120</sup> Vgl. Bessen, 2018

<sup>121</sup> Vgl. Dauth, Findeisen, Südekum & Wößner, 2017

<sup>122</sup> Vgl. Seamans & Raj, 2018

mäß des oben erwähnten Papiers zur Diskussion der Effekte künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur durch das McKinsey Global Institute mit der industrieübergreifenden Studie „Insights from hundreds of Use-Cases“<sup>123</sup> weitgehend erfüllt.<sup>124</sup> In Ergänzung dazu liegt eine Untersuchung von etwa 300 Use-Cases im Rahmen einer industrieübergreifenden Global Artificial Intelligence Studie „Sizing the price: What’s the real value of AI for your business and how can you capitalise?“<sup>125</sup> von Price Waterhouse Coopers zusammen mit dem Fraunhofer Institut und Forbes vor.

Spezifische Aussagen hinsichtlich des quantitativen Nutzens durch die Einführung künstlicher Intelligenz für einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette sind in der Literatur bisher nicht zu finden. In der Literatur gibt es statt dessen quantitative Aussagen für den Nutzen aus der Einführung von künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft als Ganzes, vergleichende Aussagen für den Nutzen einzelner versicherungsspezifischer Wertschöpfungsstufen sowie – insbesondere in den beiden o.g. Studien – industrieübergreifende Aussagen hinsichtlich des Nutzens aus der Einführung künstlicher Intelligenz für einzelne Wertschöpfungsstufen. Um die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Nutzengenerierung in eine Rangfolge zu bringen, werden im Folgenden methodisch die vergleichenden Aussagen für den Nutzen einzelner Wertschöpfungsstufen der Versicherungswirtschaft aus industriespezifischen Studien betrachtet sowie Aussagen zum Nutzen durch künstliche Intelligenz aus den o.g. beiden industrieübergreifenden Studien auf die Spezifika der Versicherungswirtschaft angewandt.

Gemäß der o.g. industrieübergreifenden Erhebung „Insights from hundreds of Use-Cases“ bei der mehr als 400 Use-Cases aus Unternehmen und Organisationen untersucht wurden, hat künstliche Intelligenz in Abhängigkeit von der betrachteten Industrie das Potenzial einer zusätzlichen Nutzengenerierung zwischen einem und etwa zwölf Prozent der jeweiligen Industrieumsätze (s. S. 22). Diese große Spanne ist nach den Untersuchungen dieser Studie darauf zurückzuführen, dass es für die einzelnen Industrien sehr unterschiedliche Einsatzmöglichkeiten für künstliche Intelligenz gibt, die Verfügbarkeit notwendiger komplexer Daten je Industrie sehr verschieden ist, unterschiedliche regulatorische Beschränkungen einzelner Industrien bestehen und weitere industriespezifische Besonderheiten existieren (s. S. 21). Gemäß dieser Analyse ergibt sich für die globale Versicherungswirtschaft ein Potenzial durch künstliche Intelligenz zw. ca. 3 % und ca. 7 % der Umsätze. Damit liegt das Potenzial der globalen Versicherungswirtschaft im Vergleich zu anderen Industrien an dritter Stelle hinter der Tourismusindustrie (ca. 7 % - 12 %) und der High-Tech-Industrie (ca. 6 % - 10 %) (s. S. 22).

In der Studie „Insights from hundreds of Use-Cases“ wird die Nutzengenerierung durch künstliche Intelligenz industrieübergreifend für einzelne Stufen der Wertschöpfungskette aufgezeigt. Als eines der wesentlichen Ergebnisse dieser Studie ergibt sich, dass industrieübergreifend der größte Nutzen im Marketing und Vertrieb sowie in der Beschaffung und in der Produktion zu finden ist (s. S. 23). Beschaffung und Produktion kommen in dem in der Studie gemeinten Sinne in der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette nicht vor und sind daher hier nicht weiter zu betrachten. Insbesondere im Marketing und Vertrieb lassen sich

---

<sup>123</sup> Vgl. Chui, et al., 2018

<sup>124</sup> Vgl. BMWi, 2019

<sup>125</sup> Vgl. Rao & Verweij, 2017

nach dieser Studie durch die Personalisierung von Produktvorschlägen, durch zielgruppenspezifische Kundenansprachen und durch die zielgenauere Vorhersage des Kundenwertes in zahlreichen Industrien, darunter auch der Versicherungswirtschaft, die größten Nutzen im Vergleich zu anderen Wertschöpfungsstufen generieren (vgl. Kap. 3.2). Diese Aussage wird auch durch die industrieübergreifende Global Artificial Intelligence Studie „Sizing the price: What’s the real value of AI for your business and how can you capitalise?“<sup>126</sup> gestützt.

Gemäß der o.g. Studie „Insights from hundreds of Use-Cases“ lassen sich darüber hinaus speziell in den Stufen der jeweiligen industriespezifischen Wertschöpfungsketten hohe Nutzen generieren, in denen in Abhängigkeit von den jeweiligen Geschäftsmodellen der Unternehmen der größte Einfluss auf die jeweilige Wertschöpfung in den Unternehmen zu finden ist und in denen gleichzeitig extensiv mit Daten gearbeitet wird bzw. Ergebnisse von Datenanalysen und deren Weiterverarbeitung wesentliche Bestandteile der Wertschöpfung sind (s. S. 26). In der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette gehören neben den oben erwähnten Funktionen Marketing und Vertrieb auch die beiden Wertschöpfungsstufen ‚Underwriting und Pricing‘ sowie ‚Schadenmanagement‘ zu den Wertschöpfungsstufen, die diese beiden Anforderungen gleichzeitig erfüllen, wie in den folgenden Absätzen hergeleitet wird.

Das Underwriting und Pricing gehört zu den Wertschöpfungsstufen mit dem größten Einfluss auf die Wertschöpfung, da durch das Pricing für alle Versicherungsprodukte Beiträge für das gesamte Neugeschäft kalkuliert werden, die einerseits sowohl die Kosten decken als auch risikoadäquat sein müssen, aber andererseits auch Marktopportunitäten nutzen sollten, um je nach Wettbewerbssituation und -position des Unternehmens einen höchstmöglichen Beitrag generieren zu können.<sup>127</sup> Durch das Pricing wird darüber hinaus die für das versicherungstechnische Ergebnis der Schaden- / Unfallversicherung wichtige regelmäßige Beitragsanpassung bestehender Verträge für die in der Regel großen Vertragsbestände kalkuliert. Speziell das Pricing hat damit erhebliche und direkte Auswirkung auf die Bilanz eines Versicherers.<sup>128, 129</sup> Um diese beiden Aufgaben – die Beitragskalkulation für das Neugeschäft und Kalkulation der Beitragsanpassung – erfüllen zu können, wird im Pricing extensiv mit Daten gearbeitet und die Preisermittlung seit Jahren immer weiter verfeinert. Das Underwriting und Pricing gehört damit einerseits zu den Wertschöpfungsstufen mit dem größten Einfluss auf die Wertschöpfung und ist andererseits eine Funktion, in der extensiv mit Daten gearbeitet wird (vgl. folgende Voraussetzung ‚Daten-Ökosystem‘).

Im Schadenmanagement wurden im Zeitraum zwischen 2000 und 2021 jährlich zwischen 70,3 % und 84,7 %<sup>130</sup> des gesamten Beitragsvolumens in Form von Schadenaufwendungen (Zahlungen, Reserven und Regulierungskosten) gebucht. Selbst prozentual vergleichsweise kleine Veränderungen in wichtigen Teilfunktionen des Schadenmanagements, wie z.B. der Betrugserkennung und -ermittlung, der Regresserkennung und -realisierung, der Schadensteuerung oder der Reduktion des Leakages, haben aufgrund der großen absoluten Basis, auf der diese Teilfunktionen wirken, eine hohe wirtschaftliche Bedeutung mit direkter Wirkung auf

---

<sup>126</sup> Vgl. Rao & Verweij, 2017

<sup>127</sup> Vgl. Laas, Schmeiser & Wagner, 2016

<sup>128</sup> Vgl. Laas, Schmeiser & Wagner, 2016

<sup>129</sup> Vgl. Maier, et al., 2020

<sup>130</sup> Vgl. GDV, 2022

den Schadenaufwand in der Bilanz und damit auf die Wertschöpfung eines jeden Versicherers.<sup>131</sup> Zusätzlich zu den Nutzeneffekten mit Wirkung auf den Schadenaufwand gehört das Schadenmanagement derzeit zu den personalintensiven Bereichen von Versicherern, in denen durch Automatisierung mit Hilfe von KI-Systemen auch erhebliche Nutzeneffekte im Hinblick auf Senkung von Personalkosten möglich erscheinen.<sup>132</sup> Das Schadenmanagement mit seinen diversen Teilfunktionen gehört damit zu den Wertschöpfungsstufen mit dem größten Einfluss auf die Wertschöpfung in der Versicherungswirtschaft. Darüber hinaus gehört speziell das Schadenmanagement zu den Funktionen, in denen extensiv mit Daten aus verschiedenen Quellen gearbeitet wird (vgl. folgende Voraussetzung ‚Daten-Ökosystem‘).

Im Gegensatz dazu sind die Produktentwicklung, die Vertragsverwaltung und der Kundenservice sowie das Risk- und Assetmanagement nicht zu den Funktionen zu zählen, bei denen gleichzeitig großer Einfluss auf die Wertschöpfung besteht und extensiv mit Daten gearbeitet wird.

Die Produktentwicklung ist für die Bereitstellung von Produkten sowie deren Weiterentwicklung verantwortlich. Mit der Deregulierung des Marktes im Jahr 1994 haben sich für Versicherer die Spielräume für die Gestaltung von Produkten deutlich vergrößert.<sup>133</sup> Die Deregulierung hat jedoch in den ersten Jahren bis 2007 nicht zu vermehrten Produktneuerungen geführt.<sup>134</sup> Bei den bis 2007 vorgenommenen Produktneuerungen handelt es sich zudem zu etwa 95% um Produktmodifikationen und nur zu etwa 5% um Produktinnovationen. Im darauf folgenden Zeitraum von 2007 bis 2017 hat es zwar deutlich mehr Produktneuerungen gegeben als bis 2007, jedoch hat sich der Trend, dass es auf dem Versicherungsmarkt deutlich mehr Modifikationen als Innovationen gibt, fortgesetzt.<sup>135</sup> Für den größten Teil der Produktneuerungen lassen sich in der Lebens- und Krankenversicherung politisch-rechtliche Impulse nennen während in der Schaden- / Unfallversicherung Produktneuerungen hauptsächlich durch technologisch-risikobasierte Impulse initiiert werden. Darüber hinaus ist fraglich, wie weit Menschen überhaupt bereit sind, sich intensiver mit Fragen ihres Versicherungsschutzes auseinanderzusetzen und Produktneuerungen überhaupt wahrzunehmen.<sup>136</sup> Die Rolle des Produktmanagements und die mit der Deregulierung zunächst erwartete Zunahme der Bedeutung des Produktmanagements wird aufgrund des fehlenden Interesses von Seiten der Kunden bisher nicht gestärkt.<sup>137</sup> Durch die Produktentwicklung lässt sich damit kein unmittelbar hoher Einfluss auf die Wertschöpfung im Sinne einer direkten Auswirkung auf die Bilanz eines Versicherers ausmachen. Auch muss der Umfang der für eine Produktneuerung verwendeten Daten nicht in jedem Fall hoch sein, so dass die beiden o.g. Voraussetzungen für einen hohen Nutzen künstlicher Intelligenz nicht erfüllt sind.

In der Vertragsverwaltung und im Kundenservice werden zwar wichtige Aufgaben der Administration und des Services gegenüber dem Kunden umgesetzt, jedoch wird in dieser Funktion

---

<sup>131</sup> Vgl. Jahnert & Schmeiser, 2022

<sup>132</sup> Vgl. Kolev, Geimer, Stiller, Daweke & Butzmann, 2017

<sup>133</sup> Vgl. Farny, 1995

<sup>134</sup> Vgl. Köhne & Melashenko, 2019

<sup>135</sup> Vgl. Köhne & Melashenko, 2019

<sup>136</sup> Vgl. Theis & Wiener, 2017

<sup>137</sup> Vgl. Köhne, 2016

ebenfalls kein in der Bilanz direkt messbarer Wertbeitrag erzeugt, sondern die Vertragsverwaltung und der Kundenservice hat mit Blick auf die Bilanz die Rolle einer Kostenposition und diese Kostenposition ist im Vergleich zu den oben unter Underwriting und Pricing sowie Schadenmanagement genannten Positionen Beitrag und Schadenaufwand deutlich kleiner.

Schließlich beinhaltet das Riskmanagement zwar eine wichtige Schutzfunktion für einen Versicherer, trägt aber ebenfalls nicht zu einem direkt messbaren Wertbeitrag in der Bilanz bei, sondern wirkt dort auch als Kostenposition.

Beim Assetmanagement wird zwar durch das Kapitalanlageergebnis ein direkt in der Bilanz abgebildeter Wertbeitrag erzeugt, jedoch ist dieser Wertbeitrag in aller Regel deutlich geringer als der o.g. Wertbeitrag des Underwriting und Pricings für den Beitrag oder des Schadenmanagements für den Schadenaufwand.

Zusammenfassend sind also neben den erstgenannten Wertschöpfungsstufen Marketing und Vertrieb für die Versicherungswirtschaft mit Blick auf den größten Einfluss auf die jeweilige Wertschöpfung im Unternehmen und auf die Nutzung von Daten sowohl im Underwriting und Pricing als auch im Schadenmanagement weitere wesentliche Potenziale durch die Einführung und Nutzung von künstlicher Intelligenz zu erwarten.

Nach der oben genannten Studie „Insights from hundreds of Use-Cases“ lassen sich über die vorangegangenen Betrachtungen hinaus in weiteren Stufen der Wertschöpfungskette, die nicht zu den wesentlichen Einflussfaktoren auf die Wertschöpfung der jeweiligen Industrien gehören, weitere, jedoch geringere Potenziale heben. Dazu gehört industrieübergreifend insbesondere der Kundenservice. In der Versicherungswirtschaft lassen sich im Vertragsmanagement und Kundenservice durch kundenspezifischere Interaktion die Kundenzufriedenheit steigern und die Bearbeitungskosten senken.

Erst danach folgen die Wertschöpfungsstufen ‚Produktmanagement‘ sowie ‚Risk- und Assetmanagement‘ mit weiteren, jedoch geringen Potenzialen als die zuvor genannten Wertschöpfungsstufen.

Zusammenfassend lassen sich also aus den industrieübergreifenden Analyseergebnissen der o.g. Studie unter Berücksichtigung der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette für die Versicherungswirtschaft damit – unabhängig von den unternehmensspezifischen Besonderheiten – zumindest die qualitativen Aussagen ableiten, dass die größten Potenziale für Wertschöpfung aus der Nutzung von künstlicher Intelligenz im Marketing und Vertrieb zu finden sind, darüber hinaus sind weitere, jedoch geringere Potenziale im Underwriting und Pricing sowie im Schadenmanagement abzuleiten. Im Vertragsmanagement und Kundenservice lassen sich ebenfalls Nutzenpotenziale generieren, die aber wiederum geringer sein dürften. Schließlich folgen in der Rangfolge der einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette das Produktmanagement sowie das Risk- und Assetmanagement, wo sich ebenfalls Nutzen generieren lassen, die jedoch geringer sein dürften als in den zuvor genannten Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette.

3.4.2 Daten-Ökosystem

Grundlage der Nutzengenerierung durch Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz ist die Analyse von Daten. Die im Kap. 3.3 beschriebenen generellen Anforderungen, die sich aus dem Aufbau und dem Betrieb eines Daten-Ökosystems ergeben, gelten für alle Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette gleichermaßen. Um zu ermitteln, wie die Anforderung hinsichtlich des Daten-Ökosystems durch die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette differenziert erfüllt werden und eine Rangfolge der Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Anforderungen zu erarbeiten, werden zunächst aus den im Kapitel 3.2 beschriebenen Hauptnutzen je Stufe der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette die Anforderungen an die notwendigen inhaltlichen Daten-Kategorien abgeleitet. Anschließend werden die Daten-Kategorien deren Daten-Typen zugeordnet. Als relevante Daten-Typen werden dabei strukturierte Daten, unstrukturierter Text, Zeitreihen von Daten, Bilder, Videos und Audio-Daten<sup>138</sup> betrachtet. Jedoch sind unstrukturierte Texte dabei nicht gesondert zu berücksichtigen, da ein derartiger Daten-Typ inzwischen mit auf künstlicher Intelligenz beruhenden Systemen zur Fachdatenextraktion in strukturierte Daten umgewandelt werden kann,<sup>139</sup> so dass die Analyse auf strukturierte Daten, Zeitreihen, Bilder, Videos und Audio-Dateien beschränkt werden kann. Die nachfolgende Tab. 5 zeigt das Ergebnis dieser Analyse.

Stufe in der Wertschöpfungskette	Haupt-Nutzen für Versicherer	Daten-Kategorien	Daten-Typen
<b>Marketing</b>	Individualisierte u. zielgruppenspezifische Marketing-Kampagnen  Besseres Verständnis individueller Kunden-Bedürfnisse	Marktdaten zu Kundenbedürfnissen	strukturiert
		Vertrags- und Personendaten vorhandener Kunden sowie Personendaten von Interessenten	strukturiert
		Daten zu Vertragsabschlüssen, Vertragsänderungen und Vertragsstornierungen vorhandener Kunden	Zeitreihen
		Daten zu bestehenden Produkten	strukturiert
<b>Produkt-Entwicklung</b>	Innovative Versicherungsprodukte und Zusatzservices  Optimierte Produktangebote und	Marktdaten zu Kundenbedürfnissen	strukturiert
		Daten zu Schadenverläufen	Zeitreihen
		Daten zu Vertriebs- u. Bearbeitungskosten	Zeitreihen

<sup>138</sup> Vgl. Provost & Fawcett, 2013

<sup>139</sup> Vgl. Zarif, Holland & Milne, 2019

	passgenauere Produkte	Daten zu Vertragsabschlüssen, Vertragsänderungen und Vertragsstornierungen vorhandener Kunden  Daten zu bestehenden Produkten	Zeitreihen  strukturiert
<b>Vertrieb</b>	Proaktive Produktangebote auf Basis individueller Risikoprofile und Sicherheitsbedürfnissen; cross-selling Potenziale  Schnellere und effektivere Produktempfehlungen  Einsatz von chatbots	Marktdaten zu Kundenbedürfnissen  Vertrags- und Personendaten vorhandener Kunden sowie Personendaten von Interessenten  Daten zu Vertragsabschlüssen, Vertragsänderungen und Vertragsstornierungen vorhandener Kunden  Daten zu bestehenden Produkten	strukturiert  strukturiert  Zeitreihen  strukturiert
<b>Underwriting u. Pricing</b>	Automatisierte Underwriting-Prozesse  Genauere Entscheidungen im Rahmen des Underwritings und exakteres Pricing vor Vertragsabschluss	Vertrags- und Personendaten vorhandener Kunden sowie Personendaten von Interessenten  Daten zu den zu versichernden Risiken  Daten zu bestehenden Produkten und zu Produkt-Bedingungen  Marktdaten zum Pricing	strukturiert  strukturiert, Text, Bilder  strukturiert  strukturiert, Zeitreihen
<b>Vertragsverwaltung u. Kundenservice</b>	Verknüpfung der Kundenanliegen mit den verfügbaren, qualifiziertesten Kundenberatern  Automatisierter Kundenservice, z.B. durch Chatbots	Daten zum Kundenanliegen  Vertrags- und Personendaten vorhandener Kunden sowie Personendaten von Interessenten  Historische Daten zur Vertragsverwaltung u. zum Kundenservice  Daten zu Fähigkeiten der Service-Sachbearbeiter  Daten zu bestehenden Produkten und zu Produkt-Bedingungen	strukturiert, Text, Bilder, Audio  strukturiert  Zeitreihen  strukturiert  strukturiert
<b>Schadenmanagement</b>	Automatisierte Schadenbearbeitung	Daten zum vorliegenden Schaden	strukturiert, Text, Bilder, Video, Audio

	Verbesserte Betrugs- u. Regresserkennung	Vertrags- und Personendaten vorhandener Kunden sowie Daten der Geschädigten  Historische Schadendaten, zu deren Bearbeitung und zu Schadenbildern  Daten zu bestehenden Produkten und zu Produkt-Bedingungen  Historische Daten zu Betrugs- u. Regressfällen  Daten zu Fähigkeiten der Schaden-Sachbearbeiter	strukturiert  Zeitreihen  strukturiert  Zeitreihen  strukturiert
<b>Risk- u. Assetmanagement</b>	Verbesserte Investmentergebnisse	Daten zu Asset-Beständen  Daten zu Asset-Märkten	strukturiert  Zeitreihen
<b>Unternehmensführung, IT, Personal, Controlling, Recht, Öffentlichkeitsarbeit</b>	Optimierung der Personalsuche  Kostenreduktion und Verbesserung der Datenqualität bei repetitiven administrativen Aufgaben	Bewerberdaten u. Daten zu geforderten Qualifikationen  Daten diverser Fachgebiete	strukturiert

Tab. 5: Daten-Kategorien und Daten-Typen entlang der Wertschöpfungskette (eigene Darstellung)

Die Daten zu den dargestellten Kategorien sind grundsätzlich bei den jeweiligen Unternehmen vorhanden bzw. im Falle von Daten zu Asset-Märkten, Marktdaten zu Kundenbedürfnissen oder Marktdaten zum Pricing von externen Anbietern zu beschaffen. Unabhängig von den jeweils unterschiedlichen Voraussetzungen in den Unternehmen hinsichtlich Daten-Infrastruktur, Verfügbarkeit der Daten, Größe der Datenpools, Lesbarkeit der Daten, Interpretationsfähigkeit der Daten, Aktualität der Daten, Verknüpfbarkeit von Daten verschiedener Kategorien, usw. stellen nicht nur vorhandene Daten zum Aufbau und zum Trainieren von Systemen künstlicher Intelligenz eine Herausforderung dar, sondern müssen beim Betrieb von Systemen künstlicher Intelligenz laufend aktuelle Daten aus den dargestellten Kategorien beschafft, verknüpft, ausgewertet und interpretiert werden. Diese Herausforderung wird in der Praxis oft unterschätzt.<sup>140</sup> Nur Unternehmen, die sowohl Daten zum Aufbau und zum Training von Systemen künstlicher Intelligenz haben und nutzen, als auch Datenströme nutzen können, um im laufenden Betrieb regelmäßig die gewünschten Analysen und Vorhersagen anzufertigen, sind

<sup>140</sup> Vgl. Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018



in der Lage, aus Systemen künstlicher Intelligenz den angestrebten Wertbeitrag zu generieren.<sup>141</sup> Je mehr Daten-Kategorien mit verschiedenen Daten-Typen für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette vorhanden sind, umso größer ist diese Herausforderung, denn zunächst müssen je Daten-Kategorie und Daten-Typ Ergebnisse erarbeitet werden und diese Bearbeitungsergebnisse für die Daten-Typen der unterschiedlichen Daten-Kategorien einer Stufe der Wertschöpfungskette dann wieder zusammenführt und interpretiert werden, um das angestrebte Gesamtergebnis für die jeweilige Stufe der Wertschöpfungskette zu erzielen.<sup>142</sup> Umgekehrt kann die Voraussetzung hinsichtlich des Daten-Ökosystems je Stufe der Wertschöpfungskette umso einfacher erfüllt werden, je weniger Daten-Kategorien mit unterschiedlichen Daten-Typen für eine Stufe der Wertschöpfungskette vorliegen und zur Erzielung des gewünschten Ergebnisses benötigt werden.

Aus dieser Beobachtung lässt sich – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – eine grundsätzliche Rangfolge für die Erfüllung der Voraussetzung im Hinblick auf ein Daten-Ökosystem für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette ermitteln.

Die Voraussetzung hinsichtlich eines Daten-Ökosystems können demnach gemäß Tab. 5 am besten vom Risk- und Asset-Management erfüllt werden, da sowohl für das Training von Systemen als auch für den laufenden Betrieb im Wesentlichen strukturierte Daten zu den eigenen Asset-Beständen und extern beschaffbare Zeitreihen zu den verschiedenen Asset-Märkten benötigt werden.

Sowohl für das Marketing als auch für den Vertrieb werden drei Daten-Kategorien mit strukturierten Daten und darüber hinaus Zeitreihen zu bisherigen Vertragsabschlüssen, -änderungen und -stornierungen benötigt. Marketing und Vertrieb sind daher in der Rangfolge der Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung der Anforderungen eines Daten-Ökosystems als nächstes zu nennen.

In der Produktentwicklung sind drei verschiedene Daten-Kategorien mit Zeitreihen notwendig, die mit zwei Kategorien strukturierter Daten verknüpft werden müssen.

Im Underwriting und Pricing sind neben strukturierten Daten und Zeitreihen für drei Daten-Kategorien auch strukturierte Daten, Texte und Bilder zur vierten Daten-Kategorie, den zu versichernden Risiken, zu verarbeiten.

Die Vertragsverwaltung und der Kundenservice zeichnen sich dadurch aus, dass ergänzend zu vier Daten-Kategorien mit strukturierten Daten und Zeitreihen zusätzlich noch Daten zum Kundenanliegen verarbeitet werden müssen, die sowohl in strukturierter Form, in Form unstrukturierter Texte, in Form von Audiomitteilungen als auch in Form von Bildern durch den Kunden übermittelt werden können.

Schließlich ist das Schadenmanagement als letztes in der Rangfolge der Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Anforderungen eines Daten-Ökosystems zu nennen. Beim Schadenmanagement müssen für insgesamt sechs Daten-Kategorien alle hier betrachteten Daten-Typen, das heißt neben den Daten-Typen für die zuvor genannten Stufen der

---

<sup>141</sup> Vgl. Agrawal, Gans & Goldfarb, 2018

<sup>142</sup> Vgl. Chui, et al., 2018

Wertschöpfungskette auch vom Kunden, vom Geschädigten oder sonstigen Partnern im Schadenprozess bereitgestellte Videos, verarbeitet werden können. In der Rangfolge der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette ist das Schadenmanagement also als Letztes hinsichtlich der Erfüllung der Anforderungen eines Daten-Ökosystems zu nennen.

### 3.4.3 Techniken, Tools und Know-How

Wie oben unter der Voraussetzung ‚Daten-Ökosystem‘ beschrieben, lässt sich die Erfüllung der Anforderungen hinsichtlich eines Daten-Ökosystems auf die für die verschiedenen Stufen der Wertschöpfungskette unterschiedlichen Daten-Kategorien mit ihren jeweiligen Daten-Typen zurückführen. Wie darüber hinaus oben dargestellt, müssen je Stufe der Wertschöpfungskette unterschiedliche Daten-Kategorien mit verschiedenen Daten-Typen berücksichtigt werden. Diese Daten-Kategorien mit ihren jeweiligen Daten-Typen beinhalten im Hinblick auf den zu generierenden Nutzen verschiedene zu lösende Problemtypen, wie z.B. Klassifikation nach definierten Kriterien, datenbasierte Schätzungen, Bildung von homogenen Gruppen, Erkennung von Anomalien, Bildung von Rangfolgen, Generierung von kontextabhängigen Vorschlägen, Erzeugung von Daten, usw., zu deren Bearbeitung sich jeweils spezifische Techniken und die dafür verfügbaren Tools eignen.<sup>143</sup> Für diese Techniken und Tools wiederum muss das notwendige Know-How bei den jeweiligen Spezialisten aufgebaut und vorgehalten werden.

Je mehr verschiedene Daten-Kategorien und ihre jeweiligen Daten-Typen je Stufe der Wertschöpfungskette vorliegen, umso mehr unterschiedliche Techniken und Tools zur Bearbeitung der inhärenten Problemstellungen sind notwendig.

Insofern lässt sich – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – die Rangfolge der Stufen der Wertschöpfungskette im Hinblick auf die Erfüllung der Anforderungen hinsichtlich der Techniken, der Tools und des Know-Hows zurückführen auf die oben für die Anforderungen hinsichtlich eines Daten-Ökosystems aufgestellte Rangfolge.

### 3.4.4 Prozessintegration

Erfolgreich pilotierte Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz müssen zur Nutzung und Skalierung in die bestehenden Abläufe prozessual und technisch integriert werden und von den jeweiligen Spezialisten oder Kunden müssen die neuen oder geänderten Mensch-Maschine-Interaktionen effektiv und effizient genutzt werden, um den geplanten Wertbeitrag der Anwendungen auch tatsächlich zu generieren. Zur Prozessintegration von Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz ist in der Literatur bisher keine für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette spezifische Analyse und Bewertung zu finden, insbesondere nicht für die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette. Im Folgenden werden daher für die Haupt-Nutzen der einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette aus Kapitel 3.2 in Anlehnung an Mahidhar und Davenport<sup>144</sup> fünf Kategorien abgeleitet, anhand derer eine Bewertung

---

<sup>143</sup> Vgl. Provost & Fawcett, 2013

<sup>144</sup> Vgl. Mahidhar & Davenport, 2018

der Prozessintegration für die verschiedenen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette durchgeführt werden kann.

Zur Bewertung werden folgende Kategorien herangezogen:

- **Prozesskomplexität:** Umfang und Aufwand der notwendigen prozessualen Gestaltung bzw. Anpassung von Abläufen. Treiber sind dabei je Stufe der Wertschöpfungskette die Anzahl der von Veränderungen betroffenen Prozesse und das Ausmaß des Änderungsbedarfs an diesen Prozessen
- **Integrations-Komplexität:** Umfang und Aufwand der notwendigen technischen Integration der angepassten Prozesse in die technische Systemlandschaft sowie Umfang und Aufwand zur Gestaltung und Implementierung neuer notwendiger Governance-Prozesse. Treiber der Komplexität ist dabei vor allen Dingen die Anzahl der technischen Schnittstellen zu anderen Stufen der Wertschöpfungskette
- **Mensch-Maschine-Interaktion:** Umfang und Aufwand zur Gestaltung neuer, notwendiger Rollen sowie zum laufenden Training veränderter Fähigkeiten bei Spezialisten. Treiber sind dabei das Ausmaß der notwendigen Änderungen und die Anzahl der von den Änderungen an Rollen und Fähigkeiten betroffenen Personen
- **Change-Anforderungen:** Umfang und Aufwand der Change-Aktivitäten zur Schaffung und Aufrechterhaltung der notwendigen Akzeptanz für veränderte und neue Prozesse sowohl bei unternehmenseigenen Spezialisten als auch bei Kunden und weiteren Stakeholdern. Treiber bei diesem Bewertungskriterium sind der Umfang der Änderungen sowie die Anzahl und Verschiedenartigkeit der betroffenen Stakeholder
- **Integrations-Zeit:** Umfang der für die Prozessintegration notwendigen Zeit. Treiber sind hierbei der Umfang und die Komplexität der notwendigen Prozessänderungen

Je Bewertungskategorie werden die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette unter Berücksichtigung der Treiber der Bewertungskategorie mit den Ausprägungen ‚niedrig‘, ‚mittel‘ und ‚hoch‘ bewertet.

Die folgende Tab. 6 zeigt das Ergebnis der Bewertung anhand der oben aufgeführten Treiber zu den genannten Bewertungskategorien.

Stufe in der Wertschöpfungskette	Haupt-Nutzen für Versicherer	Bewertungskategorien und deren Treiber					Gesamt-Bewertung
		Prozesskomplexität	Integrationskomplexität	Mensch-Maschine-Interaktion	Change-Anforderung	Integrationszeit	
		Anzahl der von Veränderungen betroffener Prozesse  Ausmaß des Änderungsbedarfs an Prozessen	Anzahl technischer Schnittstellen zu anderen Stufen der Wertschöpfungskette	Ausmaß der Änderungen  Anzahl der von Änderungen an Rollen und Fähigkeiten betroffenen Personen	Umfang der Änderungen  Anzahl und Verschiedenartigkeit betroffener Stakeholder	Umfang und Komplexität der notwendigen Prozessänderungen	
<b>Marketing</b>	Individualisierte u. zielgruppenspezifische Marketing-Kampagnen  Besseres Verständnis individueller Kunden-Bedürfnisse	Auswahl der Kunden und Kampagnen erfolgt spezifischer, aber Prozesse im Marketing bleiben grundsätzlich überwiegend unverändert  <b>gering</b>	Durch zielgruppenspezifische Kampagnen ändern sich nur einzelne technische Schnittstellen zw. Marketing und anderen Wertschöpfungsstufen  <b>gering</b>	Bei Rollen zum Zuschnitt der Kampagnen Änderungsbedarf und Bedarf neuer Fähigkeiten  Grundsätzlich jedoch nur wenig Änderungsbedarf bei Rollen und Fähigkeiten  <b>mittel</b>	Geringer Umfang der Änderungen im Marketing und relativ geringe Anzahl absolut betroffener Stakeholder  <b>gering</b>	Bei einigen Prozessen Anpassungsbedarf, aber grundsätzlich geringer Umfang und Komplexität notwendiger Prozessänderungen  <b>gering</b>	<b>gering</b>

<p><b>Produkt-Entwicklung</b></p>	<p>Innovative Versicherungsprodukte und Zusatzservices</p> <p>Optimierte Produktangebote und passgenauere Produkte</p>	<p>Produktentwicklungsprozesse bleiben grundsätzlich unverändert, werden jedoch inhaltlich spezifischer</p> <p><b>gering</b></p>	<p>Geringe Anzahl technischer Schnittstellen aus der Produktentwicklung mit relativ wenigen Änderungen</p> <p><b>gering</b></p>	<p>Änderungsbedarf bei Fähigkeiten von Personen in der Produktentwicklung, um KI-Ergebnisse zu erzeugen und nutzbar zu machen</p> <p><b>mittel</b></p>	<p>Änderungen hinsichtlich Scope der Produktentwicklung, jedoch relativ geringe Anzahl betroffener Personen in der Produktentwicklung</p> <p><b>mittel</b></p>	<p>Mittlerer Umfang und auch Komplexität der notwendigen Prozessänderungen</p> <p><b>mittel</b></p>	<p><b>gering bis mittel</b></p>
<p><b>Vertrieb</b></p>	<p>Proaktive Produktangebote auf Basis individueller Risikoprofile und Sicherheitsbedürfnisse; cross-selling Potenziale</p> <p>Schnellere und effektivere Produktempfehlungen</p> <p>Einsatz von chatbots</p>	<p>Proaktive u. schnellere Vorgehensweise, spezifischere Angebote und cross-selling führen zu Änderungen an einigen Vertriebsprozessen</p> <p><b>mittel</b></p>	<p>Aufgrund der Änderungen an Prozessen und deren Komplexität ändern sich auch einige technische Schnittstellen</p> <p><b>mittel</b></p>	<p>Vertriebsmitarbeiter müssen die Änderungen umsetzen und sicher mit neuen Mensch-Maschine-Interaktionen umgehen, dies erfordert einige veränderte Rollen und Fähigkeiten</p> <p><b>mittel</b></p>	<p>Veränderungsbedarf bei Vertriebsmitarbeitern im Vergleich zur bisherigen Vorgehensweise hoch</p> <p><b>hoch</b></p>	<p>Hohen Veränderungsbedarfs bei betroffenen Vertriebsmitarbeitern macht entsprechende Integrationszeit erforderlich</p> <p><b>mittel</b></p>	<p><b>mittel</b></p>

<p><b>Underwriting u. Pricing</b></p>	<p>Automatisierte Underwriting-Prozesse  Genauere Entscheidungen im Rahmen des Underwritings und exakteres Pricing vor Vertragsabschluss</p>	<p>Erhebliche Veränderungen der Prozesse durch Verknüpfung von automatisierten und manuellen Prozessschritten  <b>hoch</b></p>	<p>Automatisierte Prozessschritte müssen technisch integriert werden, dabei sind zahlreiche Schnittstellen zu berücksichtigen  <b>hoch</b></p>	<p>Gestaltungs- u. Änderungsbedarf bei einigen Mensch-Maschine-Interaktionspunkten, andere Interaktionspunkte bleiben unverändert  <b>mittel</b></p>	<p>An den Stellen mit Veränderungen der Mensch-Maschine-Interaktion besteht Change-Bedarf  <b>mittel</b></p>	<p>Technischer Änderungsbedarf und Change-Bedarf führt zu umfangreicherer Integrationszeit  <b>mittel</b></p>	<p><b>mittel bis hoch</b></p>
<p><b>Vertragsverwaltung u. Kundenservice</b></p>	<p>Verknüpfung der Kundenanliegen mit den verfügbaren, qualifiziertesten Kundenberatern  Automatisierter Kundenservice, z.B. durch Chatbots</p>	<p>Veränderung einiger Bearbeitungs- u. Service-Prozesse, insbesondere bei häufigeren Mehrfachanliegen von Kunden und in Folge von Teilautomatisierungen  <b>mittel</b></p>	<p>Veränderung von Prozessen führt zu Anpassungsbedarf an einigen Schnittstellen, andere Schnittstellen bleiben unverändert  <b>mittel</b></p>	<p>Mensch-Maschine-Interaktionspunkte ändern sich durch Chatbots und Automatisierung teilweise  <b>mittel</b></p>	<p>Gemäß der Fähigkeiten der Berater werden Aufgaben verdichtet. Einfachere Aufgaben fallen durch Teilautomatisierung weg. Dadurch erhebliche Veränderung  <b>hoch</b></p>	<p>Durch Umfang des Änderungsbedarfs an Prozessen u. Schnittstellen sowie durch erheblichen Change-Bedarf hoher Zeitbedarf  <b>hoch</b></p>	<p><b>mittel bis hoch</b></p>
<p><b>Schadenmanagement</b></p>	<p>Automatisierte Schadenbearbeitung  Verbesserte Betrugs- u.</p>	<p>Deutliche Veränderungen der Schaden-Prozesse durch Integration</p>	<p>Änderungsbedarf bei zahlreichen Schnittstellen</p>	<p>Erhebliche Veränderung der Mensch-Maschine-</p>	<p>Durch Veränderung Mensch-Maschine-Interak-</p>	<p>Durch den Umfang und die Komplexität der notwendi-</p>	

	Regresserkennung	von Tools u. Verknüpfung neuer technischer Schritte mit notwendigen manuellen Schritten <b>hoch</b>	zw. Schaden u. anderen Stufen der Wertschöpfung <b>hoch</b>	Interaktion durch neue Prozesse, dadurch neue Rollen und Fähigkeiten erforderlich <b>hoch</b>	tion erheblicher Change-Bedarf <b>hoch</b>	gen Veränderungen wird erhebliche Integrationszeit notwendig <b>hoch</b>	<b>hoch</b>
<b>Risk- u. Assetmanagement</b>	Verbesserte Investment-ergebnisse	Prozesse setzen auf genaueren Ausgangsdaten auf, bleiben jedoch weitgehend unverändert <b>gering</b>	Durch weitgehend unveränderte Prozesse nur geringer Änderungsbedarf an Schnittstellen <b>gering</b>	Rollen der Risk- u. Assetmanager weitgehend unverändert, Änderungsbedarf bei Fähigkeiten zur Generierung u. Nutzung der KI-Ergebnisse <b>mittel</b>	Durch relativ geringen Änderungsbedarf an Prozessen, Schnittstellen u. Fähigkeiten nur geringer Change-Bedarf <b>gering</b>	Aufgrund relativ geringem Änderungsbedarf auch nur relativ geringer Zeitbedarf <b>gering</b>	<b>gering</b>

Tab. 6: Bewertung der Prozessintegration entlang der Wertschöpfungskette (eigene Darstellung)

Aus der in Tab. 6 dargestellten Bewertung ergibt sich – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – auch für die Voraussetzung ‚Prozessintegration‘ im Hinblick auf eine erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz eine Rangfolge für die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette: Im Marketing und im Risk- und Assetmanagement können im Vergleich zu den anderen Stufen der Wertschöpfungskette die Anforderungen im Hinblick auf die Prozessintegration am besten erfüllt werden, danach folgt in der Rangfolge die Produktentwicklung, für die geringe bis mittlere Anforderungen festzustellen sind. Mittlere Anforderungen sind für den Vertrieb zu beobachten, während die Anforderungen für das Underwriting und Pricing sowie für die Vertragsverwaltung und den Kundenservice

mit mittel bis hoch zu bewerten sind. Für das Schadenmanagement ergeben sich schließlich die höchsten Anforderungen im Hinblick auf die Prozessintegration.

### 3.4.5 Kultur und Organisation

Für den Begriff der ‚Unternehmenskultur‘ gibt es zahlreiche Definitionen. Gemäß Edgar Schein<sup>145</sup> kann die Kultur einer Gruppe als Ansammlung des gemeinsamen Erlernten dieser Gruppe definiert werden. Diese Summe von Erlerntem stellt ein Muster oder System von Überzeugungen, von Werten und von Verhaltensregeln dar, das als so grundlegend empfunden wird, dass es aus dem Bewusstsein der Mitglieder der Gruppe verschwindet. Zu diesem Erlerntem gehören insbesondere die Erfahrungen der Gruppe bei der Lösung von Problemen, die von außerhalb der Gruppe an diese herangetragen werden, sowie die Integration von neuen Gruppenmitgliedern. Das, was aus Sicht der Gruppe bisher gut funktioniert hat, wird neuen Gruppenmitgliedern als richtig und als in Bezug auf zu lösende Probleme wahrzunehmen, zu denken und zu fühlen, gelehrt.

Kultur bestimmt nach Schein, wie Menschen sich verhalten und welche Werte und soziale Normen in der betreffenden Gruppe gelten und sich entwickeln. Schein bezeichnet die Unternehmenskultur als eine dominierende Kraft gerade auch in Bezug auf den Umgang mit Veränderungen im Unternehmen.

Unterschiedliche Unternehmenskulturen beeinflussen dabei auch die Akzeptanz neuer Technologien. Mahidhar / Davenport<sup>146</sup> führen dazu aus, dass kulturelle und organisatorische Aspekte speziell für die erfolgreiche Einführung und Nutzung von Anwendungen künstlicher Intelligenz wesentlich sind.

Bei der hier vorzunehmenden Bewertung der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Anforderungen im Hinblick auf die ‚Kultur und Organisation‘ ist die Frage nach der Existenz von Subkulturen in den Wertschöpfungsstufen relevant. Denn nur wenn es für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette unterschiedliche Kulturen gibt, können sich die Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Anforderung ‚Kultur und Organisation‘ unterscheiden, so dass die Bildung einer Rangfolge für die Wertschöpfungsstufen möglich wird.

Mit der Studie „Subcultures in Large Companies: An Exploratory Analysis“ haben Serradell-López und Algueró<sup>147</sup> neben anderen Fragen untersucht, ob in den betrachteten Unternehmen verschiedener Industrien Subkulturen in verschiedenen Bereichen der Unternehmen existieren und ob es im Unternehmen Bereiche gibt, die eher zur Bildung einer Subkultur tendieren. Als wesentliche Ergebnisse dieser Studie ergeben sich, dass in der Mehrheit der untersuchten Unternehmen (ca. 80%) tatsächlich die Existenz von Subkulturen angenommen werden konnte. Da bei dieser Analyse Unternehmen verschiedener Industrien untersucht worden sind und daher nicht nur die Wertschöpfungsstufen der versicherungsspezifischen Wert-

---

<sup>145</sup> Vgl. Schein & Schein, 2018

<sup>146</sup> Vgl. Mahidhar & Davenport, 2018

<sup>147</sup> Vgl. Serradell-López & Algueró, 2010



schöpfungskette zu Grunde lagen, kann die Frage, ob bestimmte Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette stärker zur Bildung von Subkulturen tendieren als andere, mit den Ergebnissen dieser Studie nicht beantwortet werden.

Mit den Ergebnissen der Untersuchung kann davon ausgegangen werden, dass für die Mehrheit der Versicherungsunternehmen, in denen die verschiedenen Stufen der Wertschöpfungskette verankert sind, verschiedene Subkulturen bestehen. Diese Subkulturen unterscheiden sich untereinander und jeweils von der übergeordneten Unternehmenskultur. Zu den Unterschieden zwischen den Subkulturen der Organisationseinheiten verschiedener Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette sind bisher jedoch keine Studien oder Untersuchungen vorhanden. Insbesondere die Frage, ob innerhalb eines Unternehmens Unterschiede zwischen den Subkulturen verschiedener Bereiche Einfluss auf den Erfolg der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in diesen Unternehmensbereichen haben, ist bisher noch nicht untersucht worden. Noch weiter führt die Frage, ob der Einfluss der übergeordneten Unternehmenskultur auf die Subkulturen so gering ist, dass die Subkulturen der Organisationseinheiten derselben Wertschöpfungsstufe in verschiedenen Unternehmen vergleichbar sind und einen vergleichbaren Einfluss auf die erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz haben oder aber, ob starke Einflüsse der verschiedenen übergeordneten Unternehmenskulturen verschiedener Versicherer dazu führen, dass die Subkulturen der Organisationseinheiten derselben Wertschöpfungsstufen dieser Versicherer nicht vergleichbar sind und sich daher keine allgemeine Aussage zur Bedeutung der Subkultur einer Wertschöpfungsstufe auf die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz ableiten lässt.

Der Einfluss von Kultur und Organisation soll jedoch trotz dieses Mangels an vorliegenden Studien nicht unbewertet bleiben. Bei der Einführung künstlicher Intelligenz besteht der Bedarf, deren Akzeptanz mit Hilfe von Change-Maßnahmen in der Kultur und Organisation zu verankern. Dies ist insbesondere deswegen bedeutend, da in Folge der Einführung künstlicher Intelligenz nicht nur Prozesse verändert und neu designed werden, sondern da sich durch den Einsatz künstlicher Intelligenz an verschiedenen Stellen die Mensch-Maschine-Interaktionen verändern. Komplexe Algorithmen liefern dabei auf Basis künstlicher Intelligenz in vielen Fällen für den Menschen zunächst nicht nachvollziehbare, oft zumindest nicht intuitive Entscheidungsvorschläge, für die aber trotzdem Akzeptanz bei den betroffenen Spezialisten geschaffen werden muss.

Als Ersatz für eine Bewertung der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette im Hinblick auf die Erfüllung der Anforderungen hinsichtlich der ‚Kultur und Organisation‘ wird daher auf die Bewertung des Change-Bedarfs im Rahmen der Prozessintegration zurückgegriffen, der für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz notwendig ist. Gemäß der in Tab. 6 dargestellten Bewertung können die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich des Change-Bedarfs im Kontext der Prozessintegration in eine Rangfolge gebracht werden.

Demnach ergibt sich im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz ein relativ geringer Change-Bedarf für das Marketing sowie das Risk- und Assetmanagement. In der Produktentwicklung sowie für das Underwriting und Pricing ergibt sich ein mittlerer Bedarf an Change-Maßnahmen, während sich im Vertrieb, in der Vertragsverwaltung und Kundenservice sowie im Schadenmanagement jeweils ein hoher Change-Bedarf ergibt.

3.4.6 Übergreifende Rangfolge der Wertschöpfungsstufen

Damit sind – trotz der aktuell noch vorhandenen Lücken in der wissenschaftlichen Literatur und insbesondere im Hinblick auf geeignete Studien – für die in Kap. 3.3 dargestellten Voraussetzungen zur erfolgreichen Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz jeweils die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette in Bezug auf die Erfüllung dieser Voraussetzungen in eine Rangfolge gebracht. Zusammenfassend ergeben sich gemäß der Unterkapitel 3.4.1 - 3.4.5 die in der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 7) dargestellten Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen für die einzelnen Voraussetzungen.

	Nutzen-generierung	Daten-Ökosystem	Techniken, Tools u. Know-How	Prozess-integration	Kultur u. Organisation
Marketing	1	2	2	1	1
Produktentwicklung	6	4	4	3	3
Vertrieb	1	2	2	4	5
Underwriting u. Pricing	3	5	5	5	3
Vertragsverwaltung u. Kundenservice	5	6	6	5	5
Schaden-management	3	7	7	7	5
Risk- u. Asset-Management	6	1	1	1	1

Tab. 7: Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung)

Diese Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen für die einzelnen Voraussetzungen werden nun im nächsten Schritt in eine übergreifende Rangfolge der Wertschöpfungsstufen zur Erfüllung aller Voraussetzungen gebracht. Dadurch sollen die im Rahmen der Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft zu stellenden Fragen, ob – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette bei der Einführung zu präferieren sind, nach welchen Bewertungskriterien und -maßstäben eine solche Präferenz ggf. zu ermitteln ist und ob es daher bei der Einführung von künstlicher Intelligenz in Unternehmen hinsichtlich der Wertschöpfungsstufen eine idealtypische Reihenfolge gibt, beantwortet werden. Eine solche Reihenfolge ergibt sich dann, wenn die Einführung für einzelne Stufen der Wertschöpfungskette einen größeren Nutzen im Verhältnis zu den Einführungsaufwänden erbringt als dies für andere Stufen der Fall ist. Zu dieser Frage ist nach aktuellem Stand der wissenschaftlichen Literatur bisher noch keine Antwort erarbeitet worden. Die Ermittlung einer solchen idealtypischen Reihenfolge ist jedoch

neben der im Kap. 4 zu beschreibende kollaborativen Intelligenz von Menschen und Maschinen für das in Kap. 5 zu entwickelnde prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft bedeutend.

Bei der Ermittlung einer solchen Rangfolge handelt es sich um ein klassisches Scoring-Problem, also um die Frage, wie verschiedene Objekte (hier: Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette) mittels zu gewichtenden Kriterien (hier: Voraussetzung für die Einführung künstlicher Intelligenz) quantitativ bewertet werden können.<sup>148</sup> Nutzwertanalysen stellen eine Möglichkeit dar, ein solches Scoring-Problem zu lösen.<sup>149</sup> Bei der Nutzwertanalyse wird eine Menge komplexer Handlungsoptionen zu dem Zweck analysiert, die Elemente dieser Menge entsprechend den Präferenzen eines multidimensionalen Zielsystems zu ordnen.<sup>150</sup> Dabei sind die Voraussetzungen zur Anwendbarkeit der Nutzwertanalyse im Vorfeld zu überprüfen bzw. zu schaffen, das heißt es muss gemäß Kühnapfel (s. S. 18 - 19)<sup>151</sup> ein Ziel definiert, Entscheidungsalternativen formuliert, Entscheidungskriterien ermittelt, geeignete Gewichtungen für die Entscheidungskriterien erarbeitet und schließlich die eigentliche Berechnung der Nutzwerte durchgeführt werden. Zur Überprüfung der Robustheit der Ergebnisse der Nutzwertanalyse gehört abschließend zu jeder Nutzwertanalyse immer eine Sensitivitätsanalyse.<sup>152</sup>

### **Ziel des Rankingproblems**

Das Ziel, das hier mit der Anwendung der Nutzwertanalyse verfolgt wird, ist die Bestimmung einer Rangfolge der Wertschöpfungsstufen zur Einführung künstlicher Intelligenz über alle Voraussetzungen und unter Berücksichtigung von Nutzen und Aufwand. Im unternehmerischen Kontext ist der zu erzielende Nutzen unter Berücksichtigung des notwendigen Aufwands für die Generierung dieses Nutzens relevant. Die erste der fünf Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz, die ‚Nutzensgenerierung‘, beschreibt den notwendigen Nutzen, der aus der Einführung von KI-Systemen zu erzielen ist, während die übrigen vier Voraussetzungen ‚Daten-Ökosystem‘, ‚Techniken, Tools u. Know-How‘, ‚Prozessintegration‘ und ‚Kultur u. Organisation‘ den Aufwand für die Einführung und Nutzung von Systemen auf Basis künstlicher Intelligenz beschreiben.

### **Entscheidungsalternativen**

Die zur Auswahl stehenden und in eine Rangfolge zu bringenden Entscheidungsalternativen sind die betrachteten sieben Wertschöpfungsstufen. Diese Entscheidungsalternativen müssen sich gemäß Kühnapfel (s. S. 24) sinnvoll voneinander unterscheiden und vergleichbar Alternativen darstellen. Die Wertschöpfungsstufen stellen natürlich im Hinblick auf die Nutzwertanalyse sinnvoll zu unterscheidende Alternativen dar. In jede der Wertschöpfungsstufen können – und werden (vgl. Kap. 3.2.4) – KI-Systeme eingeführt, so dass auch von vergleichbaren Alternativen im Sinne der Nutzwertanalyse ausgegangen werden kann.

---

<sup>148</sup> Vgl. Kühnapfel, 2021

<sup>149</sup> Vgl. Zangemeister, 1976

<sup>150</sup> Vgl. Zangemeister, 1976

<sup>151</sup> Vgl. Kühnapfel, 2021

<sup>152</sup> Vgl. Zangemeister, 1976

## Entscheidungskriterien

Die zur Bewertung heranzuziehenden Entscheidungskriterien sind die betrachteten fünf Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz, die in den vorangegangenen Unterkapiteln 3.4.1 - 3.4.5 ausführlich untersucht worden sind. An diese Entscheidungskriterien sind laut Kühnapfel (s. S. 30 – 31) mehrere Anforderungen zu stellen:

Die Entscheidungskriterien müssen gemäß Kühnapfel (s. S. 30) vollständig und relevant sein. Vollständigkeit und Relevanz der Entscheidungskriterien ist aber gemäß Kap. 3.3 gegeben, da die Entscheidungskriterien gerade die Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz sind. Zusätzlich müssen die Kriterien überschneidungsfrei und interdependenzfrei sein (s. S. 31). Gemäß der Definition der fünf Voraussetzungen aus Kap. 3.3 und der umfangreichen Analyse und Bewertung der fünf Voraussetzungen aus Kap. 3.4.1 - 3.4.5 sind die fünf Voraussetzungen überschneidungsfrei. Zusätzlich zeigt die Analyse aus den Kap. 3.4.1 - 3.4.5, dass die Erfüllung einer der fünf Voraussetzungen nicht von der Erfüllung anderer Voraussetzungen abhängig ist. Es besteht also keine inhaltliche Interdependenz zwischen den Voraussetzungen und damit zwischen den Entscheidungskriterien. Die Entscheidungskriterien müssen darüber hinaus nach Kühnapfel (s. S. 31) auch nachvollziehbar bewertbar sein. Genau diese Bewertung ist für jede der sieben Wertschöpfungsstufen und für alle fünf Voraussetzungen in den Kap. 3.4.1 - 3.4.5 bereits erfolgt.

## Gewichtung der Entscheidungskriterien

Gemäß der Formel für die Nutzwertanalyse wird für jede der untersuchten sieben Stufen der Wertschöpfungskette  $W_j$  mit  $j = 1, \dots, 7$  der jeweilige Nutzwert folgendermaßen berechnen:<sup>153</sup>

$$R(W_j) = \sum_{i=1}^5 g_i R_i(W_j)$$

Dabei bezeichnet  $R(W_j)$  die gesuchte Maßzahl für die Gesamtbewertung der Wertschöpfungsstufe  $W_j$ ,  $R_i(W_j)$  die in den vorangegangenen Unterkapiteln 3.4.1 bis 3.4.5 hergeleitete Rangfolge für die jeweilige Wertschöpfungsstufe  $j$  im Hinblick auf die Voraussetzung  $i$  und  $g_i$  das Gewicht der Voraussetzung  $i$ . Für alle Gewichte  $g_i$  gilt:

$$g_i > 0 \text{ und } \sum_{i=1}^5 g_i = 1$$

Bei der Festlegung der Gewichtungen der fünf Voraussetzungen sind diese inhaltlich zu differenzieren in die Nutzen-Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ und die übrigen vier Aufwands-Voraussetzungen ‚Daten-Ökosystem‘, ‚Techniken, Tools u. Know-How‘, ‚Prozessintegration‘ und ‚Kultur u. Organisation‘. Bei der Einführung künstlicher Intelligenz im unternehmerischen Kontext steht vor allen Dingen die Generierung des Nutzens im Vordergrund. Der Nutzen soll unter Berücksichtigung des dafür notwendigen Aufwands maximiert werden. Dieser Bedeutung der Nutzenorientierung wird dadurch Rechnung getragen, dass das Gewicht der Nutzen-

<sup>153</sup> Vgl. Kühnapfel, 2021

Voraussetzung auf denselben Wert wie die Summe der Gewichte der Aufwands-Voraussetzungen gesetzt wird, also auf jeweils 0,5. Gemäß Busse von Colbe / Witte (s. S. 321)<sup>154</sup> und gemäß Kühnapfel (s. S. 43)<sup>155</sup> ist dieses Vorgehen gerechtfertigt, sofern im Nachgang eine Sensitivitätsanalyse im Hinblick auf die Gewichtung erfolgt.

Demgemäß ergibt sich für das Gewicht der Nutzen-Voraussetzung und die Summe der Gewichte der Aufwands-Voraussetzungen:

$$g_1 = 0,5 \text{ und } \sum_{i=2}^5 g_i = 0,5$$

Auf keine der vier Aufwands-Voraussetzungen kann verzichtet werden. Andererseits ist für keine der vier Aufwands-Voraussetzungen eine Präferenz gegenüber einer der anderen Aufwands-Voraussetzungen ableitbar, so dass alle vier Aufwands-Voraussetzungen jeweils das selbe Gewicht  $g_i = 0,125$  für  $i = 2, \dots, 5$  erhalten (vgl. Tab. 8).

	Nutzen-generierung	Daten-Ökosystem	Techniken, Tools u. Know-How	Prozess-integration	Kultur u. Organisation	Summe
Gewichte	0,50	0,125	0,125	0,125	0,125	1,00

Tab. 8: Gewichtung der Voraussetzungen (eigene Darstellung)

### Berechnung der Nutzwerte

Damit sind die Voraussetzungen für die Anwendbarkeit der Nutzwertanalyse erfüllt. Um nun die Gesamtrangfolge der Stufen der Wertschöpfungskette nach dem Nutzwertverfahren zu bilden, werden nun für jede Wertschöpfungsstufe die Maßzahlen für die Rangfolgen hinsichtlich der fünf Voraussetzungen (vgl. Tab. 7) gemäß der Formel für den Nutzwert berechnet.

In der nachfolgenden Tabelle (vgl. Tab. 9) sind für alle fünf bewerteten Voraussetzungen und den o.g. Gewichtungen (vgl. Tab. 8) jeweils die Rangfolgen für die sieben Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette sowie die Gesamtbewertung der Berechnung dargestellt.

Aus der Gesamtbewertung ergibt sich, dass sich mit der oben beschriebenen Gewichtung des Nutzens und des Aufwands für das Marketing die beste Rangfolge (1,3) besteht. Beim Marketing ist der Nutzen einerseits im Vergleich zu den anderen Stufen der Wertschöpfungskette relativ hoch, andererseits besteht beim Marketing ein relativ geringer Aufwand für die Umsetzung.

<sup>154</sup> Vgl. Busse von Colbe & Witte, 2018

<sup>155</sup> Vgl. Kühnapfel, 2021

Beim Vertrieb ergibt sich das zweitbeste Ranking (2,1). Für den Vertrieb ist der Nutzen zwar ebenfalls einerseits relativ hoch, andererseits ist der Aufwand für die Generierung dieses Nutzens höher als beim Marketing, was vor allen Dingen an der aufwändigeren Prozessintegration und dem höheren Aufwand für Change-Maßnahmen liegt.

In der Rangfolge der Gesamtbewertung folgt dann das Risk- und Asset-Management (3,5). Das Risk- und Asset-Management fällt einerseits durch den geringsten Aufwand für die Einführung künstlicher Intelligenz in allen vier Aufwands-Voraussetzungen und damit auch bei der Gesamtbewertung des Aufwands auf, andererseits kann im Risk- und Asset-Management auch nur ein relativ geringer Nutzen im Vergleich zu den anderen Wertschöpfungsstufen erzielt werden.

Im Underwriting und Pricing (3,8) ist im Vergleich zu den zuvor genannten Wertschöpfungsstufen ein geringerer Nutzen zu erkennen und gleichzeitig steigt der Aufwand für die Umsetzung deutlich an.

Sowohl für das Schadenmanagement als auch für die Produktentwicklung ergibt sich dieselbe Rangfolge (4,8). Für das Schadenmanagement ist der Nutzen zwar relativ hoch, jedoch ist hier der im Vergleich zu den anderen Stufen der Wertschöpfungskette höchste Umsetzungsaufwand zu verzeichnen. Für die Produktentwicklung wiederum ist der Nutzen zwar vergleichsweise gering, aber der Umsetzungsaufwand trotzdem auf einem mittleren Niveau.

Für die Vertragsverwaltung und den Kundenservice lässt sich in der Gesamtbewertung der letzte Rangplatz erkennen (5,3). Während hier der Nutzen im Vergleich zu den anderen Wertschöpfungsstufen relativ gering ist, ist gleichzeitig der zweithöchste Aufwand zur Generierung dieses Nutzens notwendig.

	Nutzen-generierung	Daten-Ökosystem	Techniken, Tools u. Know-How	Prozess-integration	Kultur u. Organisation	Gesamt-bewertung
Marketing	1	2	2	1	1	1,3
Produktentwicklung	6	4	4	3	3	4,8
Vertrieb	1	2	2	4	5	2,1
Underwriting u. Pricing	3	5	5	5	3	3,8
Vertragsverwaltung u. Kundenservice	5	6	6	5	5	5,3
Schaden-management	3	7	7	7	5	4,8
Risk- u. Asset-Management	6	1	1	1	1	3,5

Tab. 9: Ergebnis der Nutzwertanalyse für die Rangfolgen der Wertschöpfungsstufen (eigene Darstellung)

## Sensitivitätsanalyse

Zu jeder Nutzwertanalyse ist zwingend eine Sensitivitätsanalyse durchzuführen, um zu prüfen, wie robust die ermittelten Ergebnisse im Hinblick auf Veränderungen der gewählten Gewichtung der Bewertungskriterien sind.<sup>156</sup> Die für die Gesamtbewertung festgelegte Gewichtung für die Nutzengenerierung iHv. 0,5 wird für diese Sensitivitätsanalyse im Folgenden zwischen 0,2 und 0,8 in Schrittlängen von 0,1 geändert. Die Gewichtungen der vier Aufwands-Voraussetzungen bleiben dabei untereinander immer gleich, reduzieren bzw. erhöhen sich aber um 0,025 bei jeder Erhöhung bzw. Reduktion der Gewichtung der Nutzengenerierung um 0,1. Das Ergebnis dieser Sensitivitätsanalyse ist in der folgenden Tabelle numerisch zu sehen (vgl. Tab. 10).

Sensitivitätsanalyse für die Veränderung der Gewichtung							
Gewicht für die Voraussetzung 'Nutzengenerierung'	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8
Gewichte für die vier Aufwands-Voraussetzungen	0,2	0,175	0,15	0,125	0,1	0,075	0,05
Marketing	1,4	1,4	1,3	1,3	1,2	1,2	1,1
Produktentwicklung	4,0	4,3	4,5	4,8	5,0	5,3	5,5
Vertrieb	2,8	2,6	2,4	2,1	1,9	1,7	1,5
Underwriting u. Pricing	4,2	4,1	3,9	3,8	3,6	3,5	3,3
Vertragsverwaltung u. Kundenservice	5,4	5,4	5,3	5,3	5,2	5,2	5,1
Schadenmanagement	5,8	5,4	5,1	4,8	4,4	4,1	3,7
Risk- u. Asset-Management	2,0	2,5	3,0	3,5	4,0	4,5	5,0

Tab. 10: Sensitivitätsanalyse für die Veränderung der Gewichtung (eigene Darstellung)

Die folgende Abbildung zeigt das Ergebnis der Sensitivitätsanalyse aufgrund der besseren Lesbarkeit zusätzlich auch grafisch (vgl. Abb. 13).

<sup>156</sup> Vgl. Kühnapfel, 2021

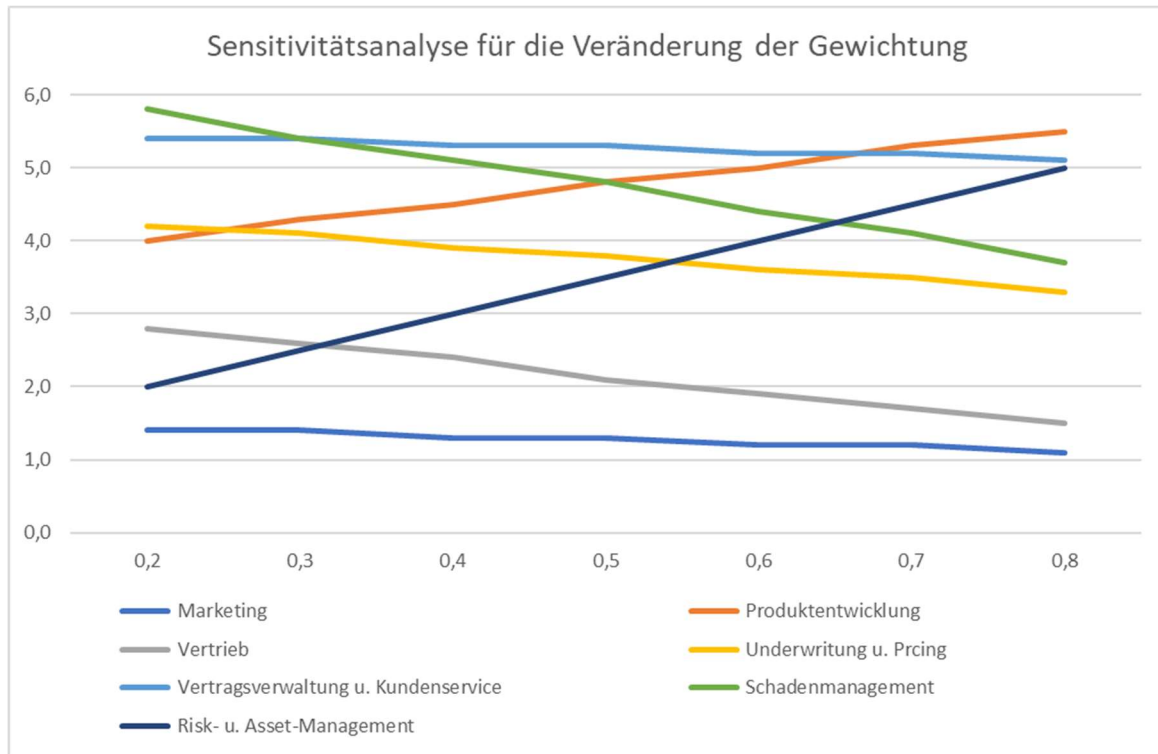


Abb. 13: Sensitivitätsanalyse für die Veränderung der Gewichtung (eigene Darstellung)

Gemäß Busse von Colbe / Witte (s. S. 325 - 326)<sup>157</sup> ist eine solche Sensitivitätsanalyse, die sich auf die Gewichtung der Kriterien bezieht, bei einer stabil bleibenden Rangfolge bereits eine hinreichende Bestätigung der Aussagekraft der Nutzwertanalyse.

Aus der Sensitivitätsanalyse sind mehrere Beobachtungen abzuleiten:

- **Robustheit für fünf Wertschöpfungsstufen:** Liegt die Gewichtung für die Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ im Bereich zwischen 0,3 und 0,8 - und damit die Gewichtung für jede der vier Aufwands-Voraussetzungen zwischen 0,175 und 0,05 -, dann ist die nachfolgende Rangfolge der fünf Wertschöpfungsstufen ‚Marketing‘, ‚Vertrieb‘, ‚Underwriting und Pricing‘, ‚Schadenmanagement‘ sowie ‚Vertrags- und Kundenservice‘ robust gegenüber einer Veränderung der Gewichtung der fünf Voraussetzungen.
- **Keine Robustheit bei Gewichtung der ‚Nutzensgenerierung‘ iHv. 0,2:** Bei einer Gewichtung der Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ iHv. 0,2 - und damit einer Gewichtung der vier Aufwands-Voraussetzungen ebenfalls iHv. 0,2 - ändert sich die Rangfolge der o.g. fünf Wertschöpfungsstufen dahingehend, dass der ‚Vertrags- und Kundenservice‘ den Rangplatz mit dem Rangplatz des ‚Schadenmanagements‘ tauscht, so dass sich für die fünf Wertschöpfungsstufen die folgende Rangfolge ergibt: ‚Marketing‘, ‚Vertrieb‘, ‚Underwriting und Pricing‘, ‚Vertrags- und Kundenservice‘ sowie ‚Schadenmanagement‘.

<sup>157</sup> Vgl. Busse von Colbe & Witte, 2018



- **Keine Robustheit für die Wertschöpfungsstufen ‚Risk- und Asset-Management‘ sowie ‚Produktentwicklung‘:** Eine Besonderheit stellen die Wertschöpfungsstufen ‚Risk- und Asset-Management‘ sowie ‚Produktentwicklung‘ dar. Die Rangplätze dieser beiden Wertschöpfungsstufen sind im Hinblick auf die Rangplätze der o.g. fünf Wertschöpfungsstufen nicht robust gegenüber einer Änderung der Gewichtung der Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ und der vier Aufwands-Voraussetzungen. Bei einer Änderung der Gewichtung der Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ im Intervall von 0,2 bis 0,8 - und damit der Aufwands-Voraussetzungen im Intervall von 0,2 bis 0,05 - ändert sich der Rangplatz für das ‚Risk- und Asset-Management‘ von 2 auf 5 während sich der Rangplatz für die ‚Produktentwicklung‘ von 4 auf 7 ändert. Da beide Wertschöpfungsstufen den geringsten Rangplatz im Hinblick auf die einzelne Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ haben, verringert sich in der Gesamtbewertung aller Wertschöpfungsstufen mit zunehmendem Anstieg der Gewichtung für die ‚Nutzensgenerierung‘ der Rangplatz dieser beiden Wertschöpfungsstufen im Vergleich zu den anderen fünf Wertschöpfungsstufen.

Als Fazit lässt sich daher festhalten, dass für die o.g. fünf Wertschöpfungsstufen eine Rangfolge im Hinblick auf die Einführung von künstlicher Intelligenz abgeleitet werden kann, die zumindest ab einer Gewichtung der ‚Nutzensgenerierung‘ von mindestens 0,3 auch robust gegenüber Änderungen der Gewichtung der fünf beschriebenen Voraussetzungen ist. Bei Einführung von künstlicher Intelligenz bietet es sich also an, diese Rangfolge als Grundlage zu nehmen und auf Basis unternehmensspezifischer Gegebenheiten ggf. eine Verfeinerung vorzunehmen. Sollte die Gewichtung der Voraussetzung ‚Nutzensgenerierung‘ im unternehmensspezifischen Kontext geringer als 0,3 vorgenommen werden, so ist die Veränderung der Rangfolge bei den beiden Wertschöpfungsstufen ‚Vertragsverwaltung und Kundenservice‘ und ‚Schadenmanagement‘ zu beachten. Für die beiden Wertschöpfungsstufen ‚Risk- und Asset-Management‘ sowie ‚Produktentwicklung‘ kann keine generelle Aussage zur Rangfolge getroffen werden, so dass für diese beiden Wertschöpfungsstufen die Rangfolge im Hinblick auf die Einführung künstlicher Intelligenz immer in Abhängigkeit von unternehmensspezifischen Gegebenheiten gewählt werden muss.

Damit wurden nach bisherigem Stand der Literatur erstmals eine Klassifikation der einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzung zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz und auch die Grenzen dieser Klassifikation hergeleitet. Auf diese Klassifikation wird im Kap. 5 bei der Entwicklung eines prototypischen Modells zur Einführung künstlicher Intelligenz zurückgegriffen.

### 3.5 Künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette

Als Abschluss des Kapitels 3 werden in diesem Unterkapitel nun auf Basis einer Szenarioanalyse KI-basierter Arbeitswelten künftige Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen für die einzel-

nen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette abgeleitet. Schließlich werden auch einige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz vorgestellt, die sich nicht nur auf eine einzelne, sondern auf mehrere Wertschöpfungsstufen beziehen.

Eine solche systematische Darstellung künftiger Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette ist in der Literatur bisher nicht zu finden. Neben der im letzten Unterkapitel 3.4 behandelten Frage der Rangfolge der Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzung zur Einführung von künstlicher Intelligenz aus Unterkapitel 3.3 ist in der Praxis die Frage zu künftigen Einsatzmöglichkeiten für einzelne Wertschöpfungsstufen jedoch relevant, da daraus – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – Anhaltspunkte für die Schwerpunkte und die Reihenfolge bei der Einführung von KI-Systemen bei Versicherern abgeleitet werden können. Dieser Aspekt wird im Kapitel 5, in dem es um ein prototypisches Modell zur Einführung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft gehen wird, aufgegriffen.

### 3.5.1 Methodik der Herleitung

Zur Ableitung künftiger Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen sind methodisch grundsätzlich mehrere Herangehensweisen denkbar. Methodisch sind Expertenbefragungen eine Möglichkeit, um denkbare künftige Entwicklungen künstlicher Intelligenz aufzuzeigen und deren Einsatzmöglichkeiten abzuleiten. Experten erzielen bei der Prognose künftiger Entwicklungen in ihren jeweiligen Fachgebieten aber nicht immer eine gute Erfolgsbilanz, wie Forschungen von Mellers / Tetlock / Arkes<sup>158</sup>, Tetlock<sup>159</sup> und Tetlock / Gardner<sup>160</sup> zeigen. Darüber hinaus sind gemäß Grace et al.<sup>161</sup> Expertenbefragungen oft mit signifikanten Framing-Effekten behaftet, das heißt logisch identische Fragen werden in Abhängigkeit von der konkreten Formulierung der Fragen unterschiedlich beantwortet.

Alternativ zu Expertenbefragungen können Trendanalysen eine Methode zur Ableitung künftiger Entwicklungen sein. Dabei werden jedoch häufig gegenwärtig erkennbare Entwicklungen in die Zukunft projiziert und Interdependenzen mit anderen Entwicklungen nicht oder zu wenig beachtet.<sup>162</sup> Bei der Ableitung künftiger Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen soll jedoch einerseits nicht bei der Betrachtung der gegenwärtigen Einsatzmöglichkeiten stehengeblieben werden und andererseits auch keine Beschränkung auf einzelne singuläre Trends erfolgen.

Die Analyse soll stattdessen auf einer vernetzten Sicht unterschiedlicher Zukunftsentwicklungen beruhen. Dazu wird im Folgenden auf die im Szenario-Report ‚KI-Basierte Arbeitswelten 2030‘<sup>163</sup> entwickelten Szenarioanalyse zurückgegriffen. In diesem Report werden sechs Szenarien künftiger Arbeitswelten unter maßgeblicher Einbeziehung möglicher Entwicklungen künstlicher Intelligenz aufgebaut (vgl. Abb. 14).

---

<sup>158</sup> Vgl. Meller, Tetlock & Arkes, 2019

<sup>159</sup> Vgl. Tetlock, 2017

<sup>160</sup> Vgl. Tetlock & Gardner, 2015

<sup>161</sup> Vgl. Grace, Salvatier, Dafoe, Zhang & Evans, 2018

<sup>162</sup> Vgl. Gordon A., 2022

<sup>163</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

Szenarien KI-basierter Arbeitswelten											
1	Trägheits-Szenario	2	Automations-Szenario	3	Plattform-Szenario	4	Ambivalenz-Szenario	5	Transformations-Szenario	6	Visions-Szenario
	Gebremste KI-Entwicklung mit geringen Folgen für die Arbeitswelt		Automatisierung in klassischer Konzernwelt		Globale Plattform-Unternehmen treiben KI-basierte Automatisierung		Dynamische KI-Entwicklung – aber in alter Arbeitswelt gefangen		KI schafft neue Arbeitswelten in einem dynamischen Netzwerk		KI als Problemlöser auf dem Weg in die Post-Erwerbsgesellschaft

Abb. 14: Szenarien KI-basierter Arbeitswelten<sup>164</sup>

Die Szenarien tragen der Tatsache Rechnung, dass künftige Entwicklungen natürlich ungewiss sind, aber innerhalb eines begrenzten Korridors von Entwicklungsmöglichkeiten verlaufen werden (s. S. 6). Die Szenarien beruhen auf identifizierten Schlüsselfaktoren für die Entwicklung der Arbeitswelten und deren Wechselwirkungen untereinander. Die Unterschiede zwischen den Szenarien kommen dadurch zu Stande, dass verschiedene in sich konsistente Entwicklungsalternativen der Schlüsselfaktoren je Szenario zu Grunde gelegt werden. Im Ergebnis sind die Szenarien in sich schlüssige und plausible Zukunftsbilder (s. S. 7).

Die sechs Szenarien umfassen an den Rändern des Möglichkeitsraumes ein eindeutig negatives Szenario (Szenario 1: ‚Trägheitsszenario‘) sowie ein utopisches Kontrastszenario (Szenario 6: ‚Visions-Szenario‘). Zwischen diesen beiden extremen Szenarien befinden sich vier weitere Szenarien, in denen jeweils unterschiedliche Chancen- / Risikoprofile der Entwicklung der zu Grunde liegenden Schlüsselfaktoren abgebildet werden (s. S. 7).

In diesem Unterkapitel geht es nicht darum, die künftigen Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft in Abhängigkeit von verschiedenen Szenarien abzuleiten, sondern grundsätzlich mögliche künftige Einsatzfelder künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft aufzuzeigen. Es ist daher nicht notwendig, alle sechs Szenarien zu untersuchen. Um jedoch ein möglichst umfassendes Spektrum von denkbaren Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz betrachten zu können, wird im Folgenden das weitreichendste Szenario unterhalb des utopischen Szenarios, also das Szenario 5, zu Grunde gelegt. Das utopische Szenario wird nicht untersucht, da diesem Szenario die Vision von künstlicher Intelligenz als ‚Problemlöser auf dem Weg in eine Post-Erwerbsgesellschaft‘ zu Grunde liegt und damit sehr weitreichend und eher unwahrscheinlich ist (s. S. 10).

Das Szenario 5 wird als ‚Transformations-Szenario‘ bezeichnet und ist geprägt von einem allgemeinen Vertrauen in künstliche Intelligenz. Die Leistungs- und Lernfähigkeit von KI-Systemen entwickelt sich in diesem Szenario dynamisch (s. S. 63). Durch Cloud-basierte Lösungen haben Endnutzer und Unternehmen in diesem Szenario einen einfachen und günstigen Zugang zu KI-Anwendungen. Die Vision einer vollkommen offenen Datenökonomie ist zwar nicht erreicht, aber auf Basis transparenter Regeln für eine offene Datennutzung für klar umrissene Anwendungsfelder kann sich die Lernfähigkeit von KI-Systemen entfalten (s. S. 63). Bei diesem Szenario wird auch von einer „regulierten Offenheit der Systeme“ im Hinblick auf die Nutzung von Daten gesprochen (s. S. 63). Wichtig ist dabei auch, dass die Datennutzung sowohl Privat-

<sup>164</sup> In Anlehnung an Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

als auch Geschäftskunden offensteht. Das Szenario ist geprägt von einem hohen Grad an Automatisierung, der Substitution nicht nur einfacher, sondern auch komplexer Sachbearbeitung durch KI-Lösungen und davon, dass sich auch neue Tätigkeitsfelder durch KI-Lösungen herausbilden. Insofern führt der Einsatz von KI-Lösungen zu neuen Arbeitswelten (s. S. 63). KI-unterstützte, dezentral-moderierende Führungskonzepte, die stark auf Basis von Selbstorganisation beruhen, führen zudem zu neuen und erweiterten Tätigkeitsfeldern (s. S. 63). In diesem Szenario ist eine unternehmensübergreifende Kooperation einerseits das vorherrschende Leitbild, andererseits wirken dynamische Netzwerkeffekte, die den globalen Wettbewerb zwischen Plattformen fördern (s. S. 62). Die unternehmensübergreifende Kooperation äußert sich auch stark in der überbetrieblichen Integration von Prozessen und Logistikketten (s. S. 64). Herausforderungen werden verstärkt durch unternehmensübergreifende Innovationsallianzen angegangen. Dabei agieren Unternehmen verstärkt als flexible Organismen. KI-Systeme sind zum unverzichtbaren Werkzeug zur Beherrschung der damit einhergehenden Komplexität geworden (s. S. 64).

Das Szenario 5 ist durch die in der folgenden Abbildung (vgl. Abb. 15) dargestellten Kernprämissen gekennzeichnet.

Kernprämissen des Transformations-Szenarios			
KI-Entwicklung und Datenwelt	Datensouveränität und KI-Akzeptanz	Mensch-Maschine-Interaktion	Sachbearbeitung
Dynamische KI-Entwicklung mit cloudbasierten Anwendungen und einfachem Zugang bei abgeschotteter Datennutzung	Geringe Datensouveränität. Dennoch Vertrauen in digitale Welt und Problemlösungspotenzial der KI	Augmentierung zahlreicher Tätigkeiten durch KI sowie insgesamt starke Automatisierung	Substitution auch komplexer Sachbearbeitung. Augmentierung zur Effizienz- und Effektivitätsverbesserung
Arbeitswelt	Unternehmensorganisation	Digitale Wirtschaft	Steuerung der KI-Entwicklung
Gig Economy mit positivem Image, aber schlechterer Absicherung	Dynamische Netzwerk-Welt mit KI-unterstützter, dezentral moderierter Führung	Netzwerkeffekte treiben den Wettbewerb von Plattformen	Intensive Kooperation und Förderung breiter Innovationsallianzen

Abb. 15: Kernprämissen des Transformations-Szenarios<sup>165</sup>

Methodisch wurden bei der Entwicklung des Szenarios zunächst geeignete Schlüsselfaktoren ausgewählt, mit denen sich die Zukunft der KI-basierten Arbeitswelt hinreichend beschreiben lässt (s. S. 107). Das systemische Verhalten der Schlüsselfaktoren wurden dann einer Vernet-

<sup>165</sup> In Anlehnung an Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

zungsanalyse unterzogen, mit deren Hilfe die Beziehungen und Wechselwirkungen der einzelnen Schlüsselfaktoren bewertet wurden. Dabei zeigt sich insbesondere, dass Schlüsselfaktoren, die die technologische Entwicklung der künstlichen Intelligenz beschreiben, für einen erheblichen Teil der Dynamik im gesamten System verantwortlich sind (s. S. 110). Anschließend wurden für jeden Schlüsselfaktor systematisch mögliche zukünftige Zustände ermittelt und beschrieben. Aus den verschiedenen zukünftigen Zuständen für die Schlüsselfaktoren wurden daraufhin in mehreren Schritten Szenarien gebildet und auf inhaltliche Konsistenz geprüft (s. S. 112). Je Szenario lässt sich so ableiten, welche wesentlichen kausalen Zusammenhänge zwischen den Einflussfaktoren zu Grunde liegen. Die wesentlichen kausalen Zusammenhänge der Einflussfaktoren für das betrachtete Transformations-Szenario sind in der nachfolgenden Abbildung (vgl. Abb. 16) dargestellt.

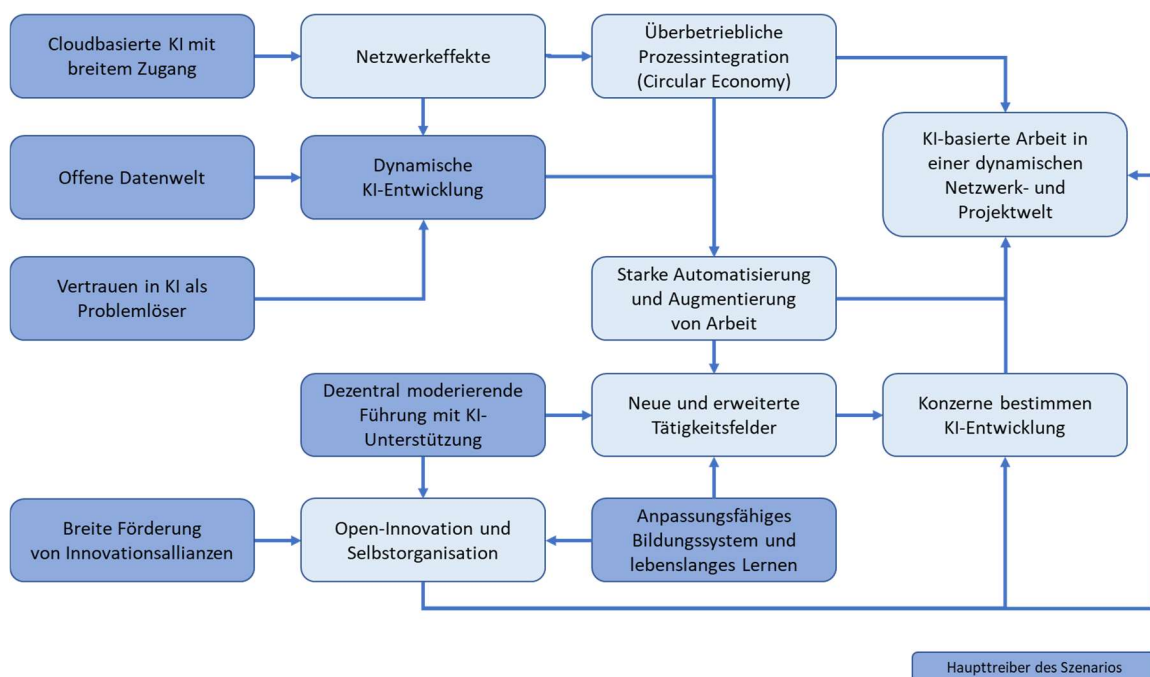


Abb. 16: Kausale Zusammenhänge im Transformations-Szenario<sup>166</sup>

Im Folgenden werden für die einzelnen Wertschöpfungsstufen aus den Kernprämissen des Transformations-Szenarios und den zu Grunde liegenden kausalen Zusammenhängen der Einflussfaktoren Ableitungen für künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz gezogen. Diese Ableitungen werden – wo vorhanden – durch bereits vorliegende und veröffentlichte Forschungsergebnisse für die Versicherungswirtschaft belegt oder durch Analogieschluss aus vorhandenen Forschungsergebnissen für andere Industrien auf die Versicherungswirtschaft übertragen.

<sup>166</sup> In Anlehnung an Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

### 3.5.2 Marketing

Wie in Kap. 3.2.4 aufgezeigt sind im Marketing aktuell Anwendungen künstlicher Intelligenz im Einsatz, mit denen verbesserte Vorhersagen des Customer-Lifetime-Values erfolgen können sowie erweiterte Kunden-Segmentierungen für personalisierte Kundenansprachen und passgenauere Kommunikationsstrategien erstellt werden können. Darüber hinaus werden aktuell erweiterte und detailliertere Erkenntnisse zum Kaufverhalten der Kunden generiert, um daraus Cross-Selling-Potenzial zu identifizieren, Ziel-Produkt-Platzierungen zu ermitteln und neue Ansätze für Produkt-Innovationen zu generieren. Anwendungen auf Basis künstlicher Intelligenz werden ebenfalls bereits dazu eingesetzt, um anspruchsvolle Marketing Strategien, wie z.B. Live Event Marketing, zur Verbesserung des Kundenerlebnisses und des Kunden-Response zu entwickeln.

Ausgehend von diesen bisherigen Einsatzmöglichkeiten, bei denen vielfach die Individualisierung von Angeboten eine zentrale Rolle spielt, ergeben sich für Versicherer durch den zunehmenden Trend zu Personalisierung künftig weitere Möglichkeiten für den Einsatz von künstlicher Intelligenz im Marketing. Denn der Fokus auf Effizienzsteigerungen und Kostensenkungen führte in der Vergangenheit bei vielen Unternehmen zu einem Verlust der Bedeutung individueller Dienstleistungen.<sup>167</sup> Die in den letzten Jahren jedoch zu beobachtende wachsende Bedeutung von Individualität in vielen Bereichen der Gesellschaft und die gleichzeitig zu erkennende begrenzte Wirksamkeit von Massenmarketing-Kampagnen initiierten in jüngster Zeit wieder eine verstärkte Fokussierung auf Personalisierung von Produkten und Dienstleistungen.<sup>168, 169</sup> Dabei ist im Marketing unter einer Personalisierung eine kundenzentrierte Marketingstrategie zu verstehen, die darauf abzielt, die richtigen Inhalte zur richtigen Zeit an die richtige Person zu liefern.<sup>170</sup> Die höheren Kosten für die Personalisierung können jedoch nur dann gedeckt werden, wenn es den Unternehmen gelingt, mit derartig personalisierten Produkten und Dienstleistungen ausreichend große Umsatzvolumina zu erzielen. Mit Hilfe von KI-Anwendungen streben Versicherer danach, diese Herausforderung zu bewältigen. Nutzen- und nutzerbezogene Daten und die damit künftig mögliche Personalisierung des Dienstleistungsangebots gelten als ausschlaggebend zur Generierung von Mehrwerten.<sup>171</sup>

Daher ist auf Basis der für den künftigen Einsatz von KI-Systemen im Marketing relevanten Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ (vgl. Kap. 3.5.1) davon auszugehen, dass mit Hilfe von KI-Systemen industrieübergreifend künftig hochgradig individualisierte Angebote entwickelt werden können.<sup>172</sup> So werden KI-Systeme künftig bei der Vorhersage von passgenauen Leads (engl.: Lead-Prediction) und der Bildung von sehr genauen Lead-Profilen (engl.: Lead-Profiling) zum Einsatz kommen.<sup>173</sup> Durch einen deutlich größeren Datenumfang und eine größere Vielfalt an Daten kann die bisherige Mustererkennung dahingehend verbessert werden, dass mit einem verfeinerten Abgleich zwischen aktuellen Top-Kunden und einer Gruppe potenzieller

---

<sup>167</sup> Vgl. Ball, Coelho & Vilares, 2006

<sup>168</sup> Vgl. Peppers, Rogers & Dorf, 1999

<sup>169</sup> Vgl. Ball, Coelho & Vilares, 2006

<sup>170</sup> Vgl. Aguirre, Mahr, Grewal, de Ruyter & Wetzels, 2015

<sup>171</sup> Vgl. Ahmad, Fischer, Lattemann & Robra-Bissantz, 2020

<sup>172</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

<sup>173</sup> Vgl. Kreuzer, 2019

Neukunden genau die Teilgruppe von Neukunden identifiziert wird, die dieselben Merkmale aufweist, wie die aktuellen Top-Kunden (so genannte Look-alike-Audiences). Die Kunden dieser Teilgruppe potenzieller Neukunden weisen dann ein höheres Potenzial auf, sich ebenfalls zu Top-Kunden zu entwickeln.<sup>174</sup> Mit einer solchen Mustererkennung lassen sich darüber hinaus beispielsweise Fragen hinsichtlich der höchsten Conversion-Rate für Angebote, des idealen Versandzeitpunkts für Angebote, des geeigneten Nachfass-Rhythmus für zuvor unterbreitete Vorschläge, des bestmöglichen Kommunikationskanals je Zielperson, des idealen Individualisierungsgrads der Angebote und des Personalisierungsgrads bei der Ansprache beantworten.<sup>175</sup>

Übertragen auf die Versicherungswirtschaft ist damit zu rechnen, dass durch den Einsatz künstlicher Intelligenz künftig für jeden Kunden oder Interessenten seine individuelle Ausgangssituation ermittelt werden, nach Vergleichskunden mit einer entsprechenden Ausgangssituation in Datenbanken gesucht werden und aus den von diesen Vergleichskunden gewählten Versicherungsprodukten und Services ein individueller Vorschlag für die geeigneten Produkte und Services für den Ausgangskunden erstellt werden kann. Auf Basis der von Vergleichskunden mit vergleichbaren Rahmenbedingungen und Absicherungspräferenzen gewählten Produkten und Services lassen sich somit sehr konkrete Produktvorschläge erstellen, die sich in der Praxis bei der Vergleichskundengruppe bewährt haben und idealerweise von dieser bewertet worden sind. Dies ist mit Hilfe künstlicher Intelligenz umfassender und sehr viel spezifischer möglich, als dies durch menschliche Berater oder auch durch regelbasierte Algorithmen erfolgen kann. Gerade bei einer derartigen Anwendung wird die Stärke der künstlichen Intelligenz im Hinblick auf das Auffinden und Interpretieren von Mustern in sehr großen Datenmengen genutzt. Durch regelmäßiges Kundenfeedback im Hinblick auf die Zufriedenheit mit oder dem Verbesserungsbedarf bei den gewählten Produkten und Services kann die Datenbasis immer weiter vergrößert, verbessert und verfeinert werden. Dieses grundsätzliche Vorgehen der Ermittlung des bestmöglichen Vorgehens für einen Kunden auf Basis bewährter und bewerteter Vorgehensweisen mit vorhandenen Kunden wird bereits bei Versicherern angewandt und künftig ausgebaut.<sup>176</sup>

Über die o.g. passgenauen Leads und genauen Lead-Profile hinaus ist auf Basis der Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ (vgl. Kap. 3.5.1) davon auszugehen, dass KI-Systemen im Marketing künftig individualisierte Empfehlungen für Kunden generieren.<sup>177</sup> Derartige Empfehlungsalgorithmen (engl.: Recommendation-Engines) sind KI-Systeme, die z.B. mit Hilfe von Customer-Touchpoint-Tracking für den Kunden oder Interessenten personalisierte Inhalte und Produkt- oder Dienstleistungsvorschläge an geeigneten Stellen der Customer-Journey aufbereiten.<sup>178</sup>

Während sich derzeit das Next-Product-to-Buy bzw. die Next-Best-Action in der Regel an individuellen Merkmalen der Kunden oder der Interessenten orientieren, ist zu erwarten, dass bei der Bildung derartiger Vorschläge mit Hilfe von KI-Anwendungen künftig eine deutlich feinere

---

<sup>174</sup> Vgl. Kreuzer, 2019

<sup>175</sup> Vgl. Kreuzer, 2019

<sup>176</sup> Vgl. Brieden, Krams & Mindl, 2021

<sup>177</sup> Vgl. Kreuzer, 2019

<sup>178</sup> Vgl. Gentsch, 2018

Selektion vorgenommen werden kann, da zusätzlich noch weitere Merkmalskategorien, wie z.B. der Nutzungszeitpunkt oder der Nutzungsort, mit einbezogen werden können (Context-Marketing).<sup>179</sup>

Über diese Einsatzfelder hinaus sind künftig auch noch weiter gefasste Anwendungsmöglichkeiten künstlicher Intelligenz im Marketing denkbar. So ist es vorstellbar, dass künstliche Intelligenz auf Basis der o.g. für das Marketing relevanten Kernprämissen, speziell der Kernprämisse ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘, und des Einflussfaktors ‚Vertrauen in KI als Problemlöser‘ aus Kap. 3.5.1, künftig eine deutlich stärkere Rolle im Rahmen der direkten Interaktion von Versicherern mit ihren Kunden spielen wird und auf diese Weise künstliche Intelligenz eine hohe Bedeutung bei der Differenzierung eines Unternehmens von seinen Wettbewerbern bekommen kann.<sup>180</sup> Eine solche Differenzierung von Wettbewerbern erfolgt in der Versicherungswirtschaft, in der die Produkte aus der Kundenperspektive eine hohe Vergleichbarkeit besitzen, sehr stark über die Marke. Durch den künftigen Einsatz digitaler persönlicher Assistenten, den so genannten Bots, an der Schnittstelle zwischen dem Kunden und dem Versicherer, denen mit Hilfe von künstlicher Intelligenz in der Wahrnehmung der Kunden künftig verstärkt Persönlichkeitsmerkmale zugeschrieben werden können, ist es denkbar, dass derartige Bots zu Markenbotschaftern von Versicherern werden.<sup>181</sup>

Am Beispiel von „Alexa“, dem sprachgesteuerten, internetbasiertem persönlichen Assistenten von Amazon, wird dies deutlich. Alexa ist seit der Einführung im Jahre 2015 immer weiter ausgebaut worden und mit herstellereigenen Diensten sowie mit Diensten von Drittanbietern ergänzt worden.<sup>182</sup> Wenn derartige Bots bei der Kundeninteraktion eingesetzt werden und dabei durch Zuschreibung menschlicher Eigenschaften die Bindung zwischen dem Bot und den Kunden gestärkt wird, kann der persönliche Assistent höhere Bekanntheit bei Kunden und Interessenten bekommen, als die Marke des Mutter-Unternehmens.<sup>183</sup>

Ein Einsatz derartiger persönlicher Assistenten ist auch in der Versicherungswirtschaft vorstellbar, so dass diese Bots – zumindest im standardisierten Privatkundengeschäft – zu persönlichen Begleitern und Beratern in allen Versicherungsfragen aufgebaut werden können.<sup>184</sup> Aufgrund der individuell sehr unterschiedlichen Lebenssituationen, Risikoneigungen und Anforderungen von Kunden und Interessenten ergibt sich jeweils eine sehr individuell bestehende Absicherungssituation und ein sehr spezifischer künftiger Absicherungsbedarf, der durch den Einsatz künstlicher Intelligenz sehr viel spezifischer ermittelt werden kann, als durch konventionelle Online-Fragebögen und regelbasierte Systeme. Die in diesem Zusammenhang für die Versicherungswirtschaft spezifische Problemstellung, ob die verstärkte Interaktion mit einer Maschine möglicherweise zu mehr Betrugsfällen führt und wie dieser Herausforderung ggf. begegnet werden kann, ist aktuell noch wenig erforscht.<sup>185</sup>

---

<sup>179</sup> Vgl. Kreutzer, 2019

<sup>180</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>181</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>182</sup> Vgl. Kreutzer & Sirrenberg, 2019

<sup>183</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>184</sup> Vgl. Maas, Meichtry & Steiner, 2019

<sup>185</sup> Vgl. Maas, Meichtry & Steiner, 2019



Erste empirische Studien weisen darauf hin, dass Bots im oben beschriebenen Sinne bei der Markenführung eine Rolle spielen können. Wenn die Interaktion mit Bots vom Kunden als empathisch, spezifisch und kontextbezogen wahrgenommen wird, so ergibt sich das Potenzial, dass ein positiver Effekt auf die Markenwahrnehmung ausgeübt wird.<sup>186</sup>

Dadurch kann der digitale persönliche Assistent zu einem starken Markenbotschafter eines Versicherers entwickelt werden. Wenn den Kunden darüber hinaus die Personalisierung ihres digitalen persönlichen Assistenten ermöglicht wird, könnte die Bindung zu „ihrem“ Bot noch deutlich ausgebaut werden.<sup>187</sup>

Eine wichtige und unterstützende Rolle kommt dabei der Art der Kommunikation zwischen Kunden und Bot zu. Denn die Mensch-Maschine-Konversation weist Parallelen zur zwischenmenschlichen Interaktion auf.<sup>188</sup> Die emphatische Qualität von Bots, das heißt ihre digitale Empathie-Fähigkeit, entscheidet über den Erfolg der Mensch-Maschine-Interaktion. Die Kommunikation zwischen Kunde und Bot auf Basis natürlicher Sprache anstatt mit tastaturgestützter Befüllung digitaler Formulare ist aus der Kundenperspektive einfacher und entspricht viel mehr der natürlichen Kommunikation zwischen Menschen. Dabei kann die Individualisierung des Bots im Hinblick auf Namen, Persönlichkeit, Stimme, Sprache und möglicherweise weiteren Merkmalen durch den Kunden zu einer weiteren Bindung zum Bot führen. Diese Bindungselemente können im Ergebnis dazu führen, dass der Bot zum ersten Ansprechpartner für den Kunden in Versicherungsfragen wird und die Kommunikation zwischen Kunde und Bot häufiger und intensiver wird als zwischen Kunde und Servicemitarbeiter des Unternehmens.<sup>189</sup> Daher kann dem Bot als Repräsentanten und Markenträger des Unternehmens eine erhebliche Bedeutung zukommen. Marken generieren ihre Stärke bisher daraus, beim Kunden oder Interessenten für bestimmte differenzierende Aspekte des Produkts zu stehen und damit eine Loyalität bei Kunden zu erzeugen. Künftig könnten Kunden ihre Loyalität weniger auf die Marke des Kernunternehmens lenken, sondern vielmehr auf einen auf Basis künstlicher Intelligenz kommunizierenden und arbeitenden Bot.<sup>190</sup>

Neben den bisher beschriebenen unternehmensspezifischen Bots, die von einem Versicherer betrieben werden und sich auf dessen Produkt- und Serviceportfolio beziehen, sind insbesondere auf Basis der Kernprämisse ‚Digitale Wirtschaft‘, ‚Unternehmensorganisation‘ und ‚Steuerung der KI-Entwicklung‘ sowie der Einflussfaktoren ‚Netzwerkeffekte‘ und ‚Überbetriebliche Prozessintegration‘ (vgl. Kap. 3.5.1) auch Bots vorstellbar, die unternehmensübergreifend ausgerichtet sind und nach dem Prinzip heutiger Vergleichsplattformen die vorgenannte Auswahl und Empfehlung auf Produkte und Services mehrerer Versicherer ausweiten. Diese Bots können dabei von einzelnen Versicherern, von einer Gruppe von Versicherern oder von versicherungsfremden Unternehmen betrieben werden. Bei derartigen Bots fungiert der einzelne Versicherer als Produktlieferant ähnlich wie dies heute bereits bei Vergleichsplattformen wie z.B. Check24 oder Verifox der Fall ist. Daher wird das durch künstliche Intelligenz unterstützte

---

<sup>186</sup> Vgl. Hahn & Klug, 2019

<sup>187</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>188</sup> Vgl. Klug & Hahn, 2021

<sup>189</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>190</sup> Vgl. Dawar, 2018

Marketing in diesen Konstellationen aus der Perspektive des Versicherers primär auf die Selektionskriterien des unternehmensübergreifenden Bots ausgerichtet sein und sich weniger auf den Endkunden konzentrieren.<sup>191</sup>

### 3.5.3 Produktentwicklung

Wie in Kap. 3.2 dargestellt, werden derzeit mit Hilfe künstlicher Intelligenz in der Produktentwicklung innovative Versicherungsprodukte (z.B. usage-based) entwickelt und durch die Analyse des Kaufverhaltens der Kunden, datenbasierter Auswertungen der Kundeninteraktionen mit Bots und Analyse der Reaktionen auf Produkt-Empfehlungen Produktangebote optimiert und passgenauere Produkte konzipiert.

Gemäß Miller<sup>192</sup> ist die künstliche Intelligenz eine Schlüsseltechnologie, die einen Treiber von Innovationen und eine Grundlage für neue Produkte und Verfahren darstellt (s. S. 32). Die wirtschaftlichen Potenziale von KI liegen neben der Produktivitätsverbesserung auch in innovativen Produkten und Geschäftsmodellen (s. S. 32). Ein wesentlicher Aspekt ist dabei die Tatsache, dass sich die Geschwindigkeit der Änderung technologischer Rahmenbedingungen deutlich erhöht hat und sich aus dieser erhöhten Geschwindigkeit neue und veränderte Kundenanforderungen ergeben, da Kunden ihre Erfahrungen aus einzelnen Industrien auf andere Industrien übertragen. Die sich entwickelnden Kundenerwartungen führen dazu, dass Geschäftsmodelle einem immer stärkeren Markt- und Veränderungsdruck unterliegen. Im Hinblick auf die Produktentwicklung bedeutet dies, dass mehr Agilität bei der Entwicklung notwendig wird, was höhere Geschwindigkeit und Konzentration auf wesentliche Kundenfunktionen und stetige Weiterentwicklung oder auch Aufgabe von Ideen bedeuten kann.<sup>193</sup>

In Verbindung mit den für die Produktentwicklung wesentlichen Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Digitale Wirtschaft‘ (vgl. Kap. 3.5.1) und im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft lässt sich daraus ableiten, dass neben den heutigen Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der Produktentwicklung künftig davon auszugehen ist, dass mit Hilfe von KI-Systemen noch deutlich stärker als derzeit die Kundenwünsche im Hinblick auf den Leistungsumfang von Versicherungsprodukten und den damit in Verbindung stehenden Services ermittelt werden können und dass diese Möglichkeiten aufgrund des steigenden Wettbewerbsdrucks und den sich entwickelnden Kundenerwartungen auch genutzt werden. Da die Vergleichbarkeit von Versicherungsprodukten aus Kundensicht inzwischen sehr hoch ist und eine Differenzierung oft nicht mehr über die in den Produkten eingeschlossenen Leistungsbausteinen erfolgt, sondern über die Marke oder den Preis entsteht, besteht immer mehr die Gefahr, dass die Gewinnmargen von Produkten – speziell im standardisierten Privatkundengeschäft – weiter sinken.<sup>194</sup> Versicherer können aus die-

---

<sup>191</sup> Vgl. Dawar, 2018

<sup>192</sup> Vgl. Miller, 2021

<sup>193</sup> Vgl. Ackermann, 2020

<sup>194</sup> Vgl. Braun, Walthes, Fleischer & Ufert, 2022

ser Vergleichbarkeit ausbrechen, indem sie ein Produkt-Service-Bündel schaffen und anbieten<sup>195</sup> oder ein Ökosystem orchestrieren.<sup>196</sup> Hierfür sind die Kernprämissen ‚Unternehmensorganisation‘, ‚Digitale Wirtschaft‘ und ‚Steuerung der KI-Entwicklung‘ relevant. Um derartige Produkt-Service-Bündel zu kreieren, die bei den Kunden auf das notwendige Interesse und die Zahlungsbereitschaft stoßen, sind deutlich tiefergehende Analysen der Kundenbedürfnisse, des Kaufverhaltens, der Zahlungsbereitschaft und auch der präferierten Vertriebswege notwendig, deren Umsetzung durch den Einsatz künstlicher Intelligenz künftig möglich werden. Darüber hinaus gilt es immer wieder das Kundenfeedback nach erfolgtem Kauf derartiger Produkt-Service-Bündel aufzunehmen, systematisch zu sammeln und mit Hilfe künstlicher Intelligenz auszuwerten, um die Erkenntnisse daraus bei der Weiterentwicklung dieser Bündel in die weitere Produktentwicklung einfließen lassen zu können.

#### 3.5.4 Vertrieb

Wie in Kap. 3.2 dargestellt wurde, wird künstliche Intelligenz aktuell im Vertrieb zur Unterstützung personaler Vertriebe mit erweiterten Vertriebshinweisen (z.B. Cross- u. Up-Selling-Potenzial) genutzt. Darüber hinaus unterstützen Bots den Vertrieb bereits heute schon bei der verbesserten Kundenberatung und der Generierung passgenauer Produktvorschläge, insbesondere bei einfacheren und standardisierten Produkten und Services. Proaktives Customer-Relationship-Management und verbesserter After-Sales-Services erfolgen ebenfalls bereits durch erhöhte Kundentransparenz mit Hilfe von künstlicher Intelligenz.

Auf Basis der Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ sowie durch den Einflussfaktor ‚Vertrauen in KI als Problemlöser‘ (vgl. Kap. 3.5.1), die für die Entwicklung von KI-Systemen im Vertrieb besonders relevant sind, ist davon auszugehen, dass zur Unterstützung von Vertriebsexperten künftig noch deutlich stärker individualisierte Angebote geschaffen werden.<sup>197</sup> Darüber hinaus können Kunden mit Hilfe von KI-Systemen künftig deutlich feiner als bisher nach ihren Bedürfnissen eingeteilt werden, um die bestmögliche Zuordnung von Bedürfnissen und Angeboten zu erzielen.<sup>198</sup> Ebenso können vertriebliche Erfolgchancen künftig dadurch noch weiter erhöht werden, dass das Kundensentiment mittels KI genauer analysiert und in der spezifischen vertrieblichen Situation besser berücksichtigt wird als dies heute machbar ist.<sup>199</sup> Diese künftigen Anwendungsbereiche künstlicher Intelligenz sind nicht industriespezifisch und damit insbesondere auch für die Versicherungswirtschaft relevant.

Gemäß industrieübergreifender Studien zum US-amerikanischen Markt verbringen Vertriebsmitarbeiter nur etwa ein Drittel der verfügbaren Zeit mit dem eigentlichen Verkauf. Etwa zwei Drittel der Arbeitszeit wird für Administration, Recherchen, Besprechungen, usw. aufgewandt.<sup>200</sup> KI-Systeme können nicht nur durch Erledigung administrativer Aufgaben mehr ver-

---

<sup>195</sup> Vgl. Leimeister, 2020

<sup>196</sup> Vgl. Gassmann, Frankenberger & Choudury, 2021

<sup>197</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

<sup>198</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner & Zaiser, 2020

<sup>199</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner & Zaiser, 2020

<sup>200</sup> Vgl. Krogue, 2018

triebliche Zeit für Vertriebsmitarbeiter schaffen, sondern auch bei der Vertriebsplanung unterstützen.<sup>201</sup> Auch wenn keine spezifischen Untersuchungen zum Anteil administrativer Aufgaben von Vertriebsmitarbeitern aus der Versicherungswirtschaft vorliegen, so kann davon ausgegangen werden, dass KI-Systeme auch im Versicherungsvertrieb zu einer signifikanten Entlastung von administrativen Tätigkeiten führen werden.

Neben der oben unter ‚Marketing‘ beschriebenen individualisierten Angebots- und Beratungsfunktion durch einen Bot sind durch Bots künftig auch direkte Verkaufsaktivitäten bei einfachen Dienstleistungen zu erwarten.<sup>202</sup> Geeignete einfachere Produkte können komplett autonom durch KI-Systeme vertrieben werden, während Produkte, die komplex oder emotional aufgeladen sind, von KI-Systemen an das Vertriebspersonal übergeben werden.<sup>203</sup> Bei Versicherungsverträgen kann dies bedeuten, dass durch einen Bot auf Basis von durch den Kunden vorgegebenen Parametern der Abschluss einfacher Versicherungsprodukte im Privatkundenbereich durchgeführt wird. So ist es vorstellbar, dass der Bot vom Kunden dazu berechtigt wird, definierte Standardversicherungsprodukte zu vorgegebenen Bedingungen künftig direkt abzuschließen, zu verlängern oder im vorgegebenen Rahmen selbständig an sich verändernde Lebensgewohnheiten anzupassen. Durch den Bot könnten darüber hinaus Hinweise auf Erweiterungen oder Verbesserungen einfacher und standardisierter Produkte oder Services erfolgen, so dass der Kunde derartige Verträge immer auf dem Stand der neuesten Bedingungen und Leistungen halten könnte. Bei derartigen Entwicklungen spielt insbesondere der dem Transformations-Szenario zu Grunde liegende Einflussfaktor ‚Vertrauen in KI als Problemlöser‘ (vgl. Kap. 3.5.1) eine entscheidende Rolle.

Beim Vertrieb von Produkten oder Dienstleistungen, die für den Kunden eher von geringerem Interesse sind, ist es für das Unternehmen und dessen Vertriebsmitarbeiter nicht nur wichtig, dem Kunden eine möglichst individuell passende Produktempfehlung vorzuschlagen, sondern den Kunden auch in einer Situation anzusprechen, in der eine möglichst hohe Kaufbereitschaft besteht, den Kunden also z.B. zum geeigneten Zeitpunkt, in dem das Kundeninteresse möglichst groß ist, auf adäquate Produkte aufmerksam zu machen. Dazu existieren bereits KI-Systeme, die auf digitalem Weg Kaufsignale des Kunden an den Vertriebsmitarbeiter oder an Verkaufs-Bots liefern, um den bestmöglichen Verkaufserfolg sicherzustellen.<sup>204</sup> Speziell beim Vertrieb von Versicherungsprodukten ist diese Situation häufig gegeben, da Versicherungen zumindest im Privatkundenbereich in vielen Fällen für den Kunden eher von geringerem Interesse (Low-Interest)<sup>205</sup> sind, ist es oft entscheidend, den Kunden in einer Situation anzusprechen, in der eine möglichst hohe Kaufbereitschaft besteht. Es ist also entscheidend, den Kunden z.B. zum geeigneten Zeitpunkt, in dem das Kundeninteresse möglichst groß ist, auf adäquate Produkte aufmerksam zu machen.<sup>206</sup> Der Zeitpunkt bezieht sich dabei natürlich nicht nur auf die spezifische Lebenssituation eines Kunden, in der ein bestimmter Absicherungsbedarf wahrgenommen wird, sondern auch auf das richtige Timing, also die Jahreszeit, den Wochentag und sogar die Tageszeit. Durch die Ermittlung eines derart spezifischen Zeitpunkts ist

---

<sup>201</sup> Vgl. Adolph & Binder, 2021

<sup>202</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>203</sup> Vgl. Terstiege, Alexander, Cinar & Pleißner, 2021

<sup>204</sup> Vgl. Wilson, Mulani & Alter, 2018

<sup>205</sup> Vgl. Gronbach, 2004

<sup>206</sup> Vgl. Rainsberger, 2021

davon auszugehen, dass die Abschlusswahrscheinlichkeit künftig signifikant erhöht werden kann. Mit Hilfe künstlicher Intelligenz kann neben der unter ‚Marketing‘ beschriebenen individualisierten Produktempfehlung auch der in diesem Sinne geeignetste Zeitpunkt ermittelt werden, indem hierzu die tatsächlich erfolgten Abschlüsse einer Gruppe von Kunden mit vergleichbaren Rahmenbedingungen und Abschlusspräferenzen bei vergleichbaren Produkten in Abhängigkeit vom Zeitpunkt ermittelt und aus diesen Mustern der für die jeweilige spezifische Situation geeignetste Zeitpunkt identifiziert wird.<sup>207</sup> Vor dem Hintergrund der dem Transformations-Szenarios zu Grunde liegenden Einflussfaktoren ‚Starke Automatisierung und Augmentierung von Arbeit‘ und ‚Vertrauen in KI als Problemlöser‘ ist speziell im Bereich von Privatkunden und Standardprodukten damit zu rechnen, dass künstliche Intelligenz künftig in vielen Fällen die heute noch vielfach übliche Beratung und den Verkaufsabschluss durch Vertriebsspezialisten ersetzen wird, deutlich spezifischere Angebote durch Bots unterbreitet und mit deren Hilfe auch abgeschlossen werden können bzw. sogar – nach Vorgaben – selbst durch den Bot abgeschlossen werden.<sup>208</sup>

Einige KI-Systeme gehen über diesen Ansatz noch hinaus. So existieren erste industrieübergreifend einsetzbare Systeme, die auf Basis bestehender Social-Media-Beiträge für jeden beliebigen Influencer, dessen Kampagnen sowie dessen Community ein Persönlichkeitsprofil auf Basis vordefinierter Kriterien erstellen.<sup>209</sup> Von der so ermittelten Persönlichkeit des Influencers wird dann auf die durchschnittlichen Persönlichkeitsausprägungen der Mitglieder seiner Community geschlossen und diese Informationen zur Optimierung der Verkaufsabschlüsse in seiner ganzen Community genutzt. Insbesondere mit der Entwicklung der drei speziell für den Vertrieb relevanten Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ (vgl. Kap. 3.5.1), ist davon auszugehen, dass derartige Ansätze weiter optimiert werden und der Verkaufsprozess deutlich stärker mit Hilfe von KI-Systemen und den aus Daten ableitbaren Erkenntnissen unterstützt wird.<sup>210</sup>

In anderen Kundensegmenten außerhalb des Privatkundensegments und speziell bei deutlich erklärungsbedürftigeren Produkten ist auch künftig noch von einem Vertrieb durch entsprechende Spezialisten auszugehen, die dann jedoch voraussichtlich deutlich stärker durch KI-Systeme bei der Ermittlung der spezifischen Ausgangssituation des Kunden, bei der Identifikation des notwendigen Absicherungsbedarfs, bei der Auswahl geeigneter Produkte und auch bei der Betreuung des Kunden nach dem erfolgten Abschluss unterstützt werden.<sup>211</sup>

### 3.5.5 Underwriting und Pricing

Im Kap. 3.2 wird ausgeführt, dass im Underwriting und Pricing bereits heute schon automatisierte Underwriting-Prozesse und genauere Entscheidungen im Rahmen des Underwritings

---

<sup>207</sup> Vgl. Brieden, Krams & Mindl, 2021

<sup>208</sup> Vgl. Rainsberger, 2021

<sup>209</sup> Vgl. Höckel, 2021

<sup>210</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner & Zaiser, 2020

<sup>211</sup> Vgl. Rainsberger, 2021

sowie exakteres Pricing vor Vertragsabschluss mit Hilfe künstlicher Intelligenz umgesetzt werden. Künstliche Intelligenz wird darüber hinaus heute bereits dazu eingesetzt, homogenere Risiko-Kollektive zu bilden und dadurch zu einem exakteren Pricing zu gelangen. Mit Hilfe künstlicher Intelligenz werden ebenso vermehrt von IoT-Devices generierte Daten in Echtzeit ausgewertet, um individuelle und kontinuierliche Preise bei usage-based Versicherungsprodukten zu ermitteln.

Das Underwriting in der Lebensversicherung basiert bei vielen Versicherern noch weitgehend auf einer manuellen Beurteilung des Gesundheitszustands und einiger weniger Verhaltensmerkmale der zu versichernden Person.<sup>212</sup> Dieser manuelle Prozess und dessen Dauer widersprechen den Kundenerwartungen. Eine Studie, die auf Auswertungen von Befragungen von Underwritern beruht, kommt zu dem Ergebnis, dass Underwriter bis zu 40% ihrer Arbeitszeit für Nicht-Kernaktivitäten und administrative Aufgaben aufwenden.<sup>213</sup>

Vor dem Hintergrund der Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Mensch-Machine-Interaktion‘ sowie speziell auch der Kernprämisse ‚Sachbearbeitung‘ ist die Automatisierung auch komplexer kognitiver Tätigkeiten zu erwarten.<sup>214</sup> Damit ist auch davon auszugehen, dass das Underwriting künftig deutlich stärker als bisher automatisiert werden wird. Bei Daido Life Insurance in Japan wurde z.B. ein KI-Modell entwickelt, das für das jeweils zu bewertende Risiko ein Ergebnis des Underwriting-Prozesses liefert und gleichzeitig den zu Grunde liegenden Entscheidungsprozess visualisiert.<sup>215</sup> Dadurch wird sowohl die Effizienz beim Underwriting deutlich erhöht als auch die immer stärker seitens der Aufsichtsbehörden erhobenen Forderungen hinsichtlich der Nachvollziehbarkeit der durch KI-Systeme generierten Ergebnisse erfüllt.<sup>216</sup>

Speziell außerhalb des Privatkundenbereichs werden Underwriting Prozesse derzeit noch weitgehend manuell abgewickelt. Für Versicherungslösungen in den Bereichen Gewerbe, Industrie, Landwirtschaft, Heilwesen, usw. erfolgt die Risikobewertung heute noch vielfach auf Basis von digitalen Fragebögen, die mit Informationen aus weiteren Quellen ergänzt werden, in regelbasierte Systeme eingegeben werden und durch erfahrene Underwriter abschließend bewertet werden. Die Prozesse sind derzeit gekennzeichnet von in der Regel mehrfachen Rückfragen zwischen Underwriter, Kunden und Sachverständigen sowie damit einhergehenden Medienbrüchen. Dadurch ist die Fehleranfälligkeit hoch, der Gesamtprozess benötigt viel Zeit und die Genauigkeit im Hinblick auf einen tatsächlich risikogerechten Preis ist oft nur eingeschränkt gegeben. Dabei werden wertvolle Informationen zu Schadenhistorien vergleichbarer Objekte oft nicht ausreichend berücksichtigt. Auf Basis der Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Sachbearbeitung‘ wird künstliche Intelligenz Versicherern künftig erlauben, unstrukturierte Daten und qualitative Informationen, die von Kunden bereitgestellt wurden, aus öffentlich zugänglichen Quellen bezogen wurden oder von beauftragten Gutachtern eingebracht werden, zu quantifizieren und damit Risi-

---

<sup>212</sup> Vgl. Maier, et al., 2020

<sup>213</sup> Vgl. Lorenzoni & Reilly, 2022

<sup>214</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

<sup>215</sup> Vgl. Lorenzoni & Reilly, 2022

<sup>216</sup> Vgl. BaFin, 2020

ken präziser zu bewerten, die Risikoselektion zu verbessern und dadurch zu einem verbesserten und risikogerechterem Pricing zu gelangen.<sup>217</sup> In Verbindung mit den Einflussfaktoren des Transformations-Szenarios ‚Offene Datenwelt‘, ‚Netzwerkeffekte‘ und ‚Überbetriebliche Prozessintegration‘ ist darüber hinaus davon auszugehen, dass der Austausch der notwendigen Daten künftig – nach Zustimmung durch die jeweiligen Dateneigentümer – direkt zwischen Unternehmen, Kunden und ggf. öffentlichen Einrichtungen erfolgen wird. So ist davon auszugehen, dass künftig effizienter und schneller ein deutlich genaueres Risikoprofil für ein zu bewertendes Objekt angefertigt werden kann. Ein solches Risikoprofil kann dann im zweiten Schritt mit historischen Risikoprofilen zu vergleichbaren Objekten und deren Schadenhistorien abgeglichen werden. Auf diese Weise könnten künftig deutlich schneller, weniger fehleranfällig und risikogerechter Prämien ermittelt werden. Dadurch ergäbe sich sowohl ein Vorteil im Hinblick auf die Kundenzufriedenheit, der Conversion-Rate im Angebotsprozess und auch der Profitabilität für den Versicherer.<sup>218</sup>

Usage-based Versicherungsprodukte sind bisher hauptsächlich in der Kfz-Versicherung (pay as you drive, pay how you drive) bekannt. Weitere Ansätze werden in der Lebens- und Krankenversicherung getestet.<sup>219</sup> Speziell in der Kfz-Versicherung ist davon auszugehen, dass künftig eine deutlich stärkere Vernetzung der Fahrzeuge erfolgen wird. Eine solche Vernetzung wird die Verkehrssicherheit voraussichtlich erhöhen und damit die Schadenfrequenz in der Kfz-Versicherung künftig senken.<sup>220</sup> Perspektivisch ist aufgrund der Einflussfaktoren ‚Vertrauen in KI als Problemlöser‘ und ‚Dynamische KI-Entwicklung‘ daher davon auszugehen, dass der direkte Einfluss des Fahrers auf das tatsächliche Fahrverhalten tendenziell eher abnehmen wird und der Einfluss durch (teil-)autonome Fahrzeuge steigen wird. Ein künftig stärkeres und sich mit zunehmender technischer Entwicklung veränderndes Zusammenwirken von menschlichen Fahrern und immer autonomer werdenden Fahrzeugen ist mit regelbasierten Systemen nicht zu bewältigen und benötigt im Hinblick auf das Pricing immer stärker Systeme auf Basis künstlicher Intelligenz, die unter Berücksichtigung des jeweiligen technischen Entwicklungsstands und des damit einhergehenden veränderten Zusammenwirkens von Mensch und Technik risikogerechte Prämien kalkulieren.<sup>221</sup>

### 3.5.6 Vertragsverwaltung und Kundenservice

Wie in Kap. 3.2 gezeigt worden ist, wird künstliche Intelligenz bei der Vertragsverwaltung und dem Kundenservice bereits eingesetzt, um den jeweiligen Kunden mit seinem spezifischen Anliegen bestmöglich mit einem verfügbaren, qualifizierten Kundenberater in Kontakt zu bringen. Darüber hinaus bieten Chatbots auf Basis von künstlicher Intelligenz für spezifische Kundenanliegen innerhalb kürzester Zeit einen automatisierten Kundenservice.

Für den künftigen Einsatz von KI-Systemen in der Wertschöpfungsstufe ‚Vertragsverwaltung

---

<sup>217</sup> Vgl. Eckert, Neunsinger & Osterrieder, 2022

<sup>218</sup> Vgl. Eckert, Neunsinger & Osterrieder, 2022

<sup>219</sup> Vgl. Spender, et al., 2019

<sup>220</sup> Vgl. Lethaus, Sichler, Neukart & Seidel, 2021

<sup>221</sup> Vgl. Verbelen, Antonio & Claeskens, 2018

und Kundeservice‘ sind die Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘, ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ und ‚Sachbearbeitung‘ besonders relevant (vgl. Kap. 3.5.1). Durch diese Kernprämissen steht in dem zu Grunde liegenden Transformations-Szenario die klassische Sachbearbeitung vor einem Paradigmenwechsel, in Folge dessen die erreichte Lernfähigkeit der KI-Systeme eine Automatisierung und Augmentierung auch komplexer Sachbearbeitung bewirkt.<sup>222</sup>

Der Kundenservice und das Vertragsmanagement bei Versicherern sind derzeit noch sehr personalintensiv und daher mit erheblichen Kosten verbunden. Durch den verstärkten künftigen Einsatz von künstlicher Intelligenz können Mitarbeiter im Kundenservice deutlich entlastet werden. So gibt es bereits Beispiele dafür, dass mit Hilfe von KI-Systemen Telefonate mit Kunden in Echtzeit analysiert werden, um wiederkehrende Begriffe und Formulierungen zu identifizieren und dem Mitarbeiter auf Basis eines KI-basierten Vergleichs mit entsprechenden Formulierungen aus vorangegangenen Gesprächen eine wahrscheinliche Vorhersage des weiteren Gesprächsverlauf zu geben, das wahrscheinliche Kundenanliegen frühzeitig und exakt darzustellen sowie die durch den Mitarbeiter zu ergreifenden Maßnahmen vorzuschlagen (engl.: Voice-Mining).<sup>223</sup> Darüber hinaus können derartige Systeme Vorschläge für die zu hinterlegende Zusammenfassung zu dem Kundengespräch anfertigen. Dies führt zu einer deutlichen Entlastung der Mitarbeiter im Kundenservice und damit zu Möglichkeiten der Kostenreduktion.

Vor dem Hintergrund der dem Transformations-Szenario zu Grunde liegenden Einflussfaktor ‚Starke Automatisierung und Augmentierung von Arbeit‘ ist darüber hinaus davon auszugehen, dass der überwiegende Anteil der heute noch manuell umgesetzten Prozesse im Bereich der Vertragsverwaltung und dem Kundenservice künftig automatisiert wird. Während bei komplexen Fragestellungen oder in schwierigen Vertragskonstellationen aus Sicht des Kunden vielfach eine Beratung und Umsetzung der notwendigen Vertragsanpassung durch einen menschlichen Servicemitarbeiter gewünscht wird, ist bei einem hohen Anteil von Fragen oder Änderungswünschen zu Standardverträgen davon auszugehen, dass Kunden die Beratung auch durch einen Bot oder durch ein Serviceportal wünschen und die sich daran anknüpfende Vertragsanpassung dann direkt selbst vornehmen wollen oder durch den Bot vornehmen lassen wollen.<sup>224, 225</sup> Es ist davon auszugehen, dass dieser Self-Service oder Service durch einen Bot künftig deutlich umfassender und präziser mit Hilfe künstlicher Intelligenz angeboten und genutzt wird.<sup>226</sup> Dabei kann speziell in der Versicherungswirtschaft die Stärke künstlicher Intelligenz im Hinblick auf die Ermittlung von spezifischen Änderungen in Abhängigkeit von der jeweiligen Kundensituation, dem Absicherungsbedürfnis des Kunden und den Änderungsmöglichkeiten an den vorliegenden Produkten oder Services zum Einsatz kommen. Auf Basis eines Abgleichs mit einer entsprechenden Vergleichsgruppe können geeignete Änderungsmöglichkeiten abgeleitet und dem Kunden vorgeschlagen werden. Bei nahezu allen Standardprodukten und Standardanpassungen erscheint dies grundsätzlich möglich, so dass der Einsatz eines menschlichen Servicemitarbeiters viel stärker auf spezielle Konstellationen, in den tatsächlich

---

<sup>222</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel & Schulz-Montag, 2019

<sup>223</sup> Vgl. Kawamura, Machida, Matsui, Sakamoto, & Ishii, 2016

<sup>224</sup> Vgl. Hahn & Klug, 2019

<sup>225</sup> Vgl. Müller & Angele, 2020

<sup>226</sup> Vgl. Krüger, 2021



noch eine menschliche Beratung notwendig ist oder vom Kunden gewünscht wird, konzentriert werden kann.

Darüber hinaus können künftige KI-gestützte Verbesserungen des Kundenservices gemäß einer Untersuchung zur „Arbeits- und Prozessgestaltung für KI-Anwendungen“<sup>227</sup> des Fraunhofer Instituts auch dazu beitragen, die Arbeitszufriedenheit von Mitarbeitenden zu steigern, wenn diesen grundsätzlich die Zufriedenheit ihrer Kunden wichtig ist.

### 3.5.7 Schadenmanagement

Wie in Kap. 3.2 dargestellt führt die mit Hilfe künstlicher Intelligenz (teil-)automatisierte Schadenbearbeitung bereits heute schon zu einer höheren Genauigkeit bei der Schadenhöhenermittlung und zu steigender Effizienz bei reduziertem Personaleinsatz (z.B. durch automatische Deckungsprüfung). Durch Verbesserungen bei der Betrugs- und Regresserkennung kann aktuell bereits der Schadenaufwand verringert und die Profitabilität erhöht werden. Darüber hinaus wird künstliche Intelligenz aktuell eingesetzt, um komplexere Schadenfälle zu den geeignetsten Schadenmanagern zu steuern und damit den bestmöglichen Match von spezifischem Regulierungs-Know-How und komplexer Schadenkonstellation herstellen zu können.

Im Schadenmanagement sind ebenfalls die Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘, ‚Mensch-Maschine-Interaktion‘ und ‚Sachbearbeitung‘ besonders relevant (vgl. Kap. 3.5.1). Im Hinblick auf die derzeit vielfach noch durch Schadensachbearbeiter manuell umgesetzten Prozessschritte im Rahmen der Schadenregulierung ist aufgrund der dem Transformations-Szenario zu Grunde liegenden Änderungen davon auszugehen, dass auch diese komplexe Sachbearbeitung künftig einer weitgehenden Automatisierung und Augmentierung unterliegen wird.<sup>228</sup>

Neben den o.g. bisherigen Nutzungsbeispielen künstlicher Intelligenz im Schadenmanagement sind künftig noch vielfältige Einsatzmöglichkeiten denkbar. So ist davon auszugehen, dass der Kunde Schadenmeldungen künftig nicht nur selbst online aufgeben kann, sondern dass er in einfacheren Konstellationen nach einer automatischen Deckungsprüfung direkt einen mit Hilfe künstlicher Intelligenz ermittelten Vorschlag für die Regulierungshöhe erhält.<sup>229</sup> <sup>230</sup> Hierdurch könnten zahlreiche einfachere Schadenfälle, die heute noch erhebliche Bearbeitungskapazitäten binden, effizient und effektiv abgeschlossen werden, wobei gleichzeitig von einer erhöhten Kundenzufriedenheit für diese Fälle auszugehen ist. Bei Annahme eines solchen Regulierungsvorschlags durch den Kunden wäre der Schadenfall abschließend bearbeitet. Nur für den Fall, dass der Kunde noch Klärungsbedarf hat oder mit der angebotenen Regulierungshöhe nicht einverstanden ist, würde er an einen Bot oder ggf. an einen menschlichen Schadenmanager weitergeleitet.

Speziell beim Schadenmanagement werden die Einflussfaktoren ‚Netzwerkeffekte‘ und ‚Über-

---

<sup>227</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>228</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel, & Schulz-Montag, 2019

<sup>229</sup> Vgl. Hildesheim & Michelsen, 2021

<sup>230</sup> Vgl. Cornelius, 2019

betriebliche Prozessintegration' eine wichtige Rolle spielen. Die Regulierung von Schadenfällen geschieht heute bereits sehr stark in Netzwerken. Es entstehen Ökosysteme im Kontext der Schadenbearbeitung in die unterschiedlich spezialisierte Partner Schadenservices einbringen und so die Wertschöpfungsstufe Schadenmanagement als Netzwerk bedienen.<sup>231</sup> So werden derzeit bereits im Rahmen der Schadenbearbeitung Gutachter eingebunden, Werkstätten oder Handwerker beauftragt, Belegprüfer eingeschaltet, um Kostenvoranschläge und Rechnungen zu prüfen, polizeiliche Ermittlungsbehörden eingebunden, Rechtsanwälte konsultiert und je nach Konstellation oft weitere spezialisierte Dienstleister beauftragt. Zudem muss die Kommunikation in komplexeren Schadenfällen oft mit mehreren Geschädigten erfolgen oder es ist zwischen Kunden, Geschädigten und Bevollmächtigten zu unterscheiden. Die Koordination zwischen den verschiedenen Beteiligten im Schadenfall obliegt heute noch menschlichen Schadenmanagern, deren Aufgabe zu einem wesentlichen Teil darin besteht, die Beteiligten im Schadenfall zu informieren und zu beauftragen sowie zum richtigen Zeitpunkt mit den relevanten Informationen zu versorgen. Eine derart hohe Anzahl von Beteiligten im Schadenfall kann unter Beachtung der stetig steigenden Kundenerwartungen im Hinblick auf Qualität und Schnelligkeit der Schadenbearbeitung künftig nur mit Hilfe von technischen Plattformen effizient gesteuert werden, die die notwendige Koordination und Informationsverteilung übernehmen.<sup>232</sup> Hier besteht künftig die Chance, durch die Koordination mit Hilfe künstlicher Intelligenz deutlich Effizienzvorteile zu generieren, menschliche Fehler zu vermeiden und insgesamt zu einer effektiveren Schadenregulierung zu kommen.

Neben der dargestellten Koordinationsaufgabe obliegt es den Schadenmanagern derzeit, unter Beachtung der spezifischen Schadensituation und des Kundenwunsches eine Steuerung des Schadenfalles in den geeigneten Bearbeitungsprozess, also z.B. Reparatur, fiktive Abrechnung, Eigenleistung, Totalschaden, usw., vorzunehmen und dabei sowohl die Kundenzufriedenheit als auch die wirtschaftlichen Interessen des Versicherers zu beachten. Auch diese Schadensteuerung ist prädestiniert für den Einsatz künstlicher Intelligenz, denn auf Basis historischer Daten zu gesteuerten Schadenfällen, bei denen sowohl die Kundenzufriedenheit hoch war als auch die Interessen des Versicherers beachtet wurden, können künftig mit Hilfe künstlicher Intelligenz für konkret vorliegende Schadenfälle durch Vergleich mit ähnlich gelagerten Konstellationen aus den historischen Daten eine verbesserte Schadensteuerung abgeleitet und dem Kunden vorgeschlagen werden.<sup>233</sup> Bei ersten testweisen Einsätzen derartiger Systeme konnten bereits gezeigt werden, dass die zu Grunde liegenden analytischen Modelle die gesamte Breite möglicher Steuerungsansätze berücksichtigen, während Schadenmanager oft persönliche Präferenzen für bestimmte Steuerungsansätze haben, mit denen sie in der Vergangenheit Erfolg hatten und die sie daher auch in weniger passenden Fällen anwenden.<sup>234</sup>

Darüber hinaus kann künstliche Intelligenz künftig noch deutlich stärker bei der Erkennung und Ermittlung von Betrugs- und Regressfällen eingesetzt werden.<sup>235</sup> Die Betrugs- und Regresserkennung wird zwar bei vielen Versicherern heute bereits technisch unterstützt, dabei kommen jedoch in der Regel regelbasierte Systeme zum Einsatz, die oft effektiv beim Erkennen

---

<sup>231</sup> Vgl. Porzberg, Ringel, Lerck, Gündel, & Wagenknecht, 2021

<sup>232</sup> Vgl. Porzberg, Ringel, Lerck, Gündel, & Wagenknecht, 2021

<sup>233</sup> Vgl. Cornelius, 2019

<sup>234</sup> Vgl. Brieden, Krams, & Mindl, 2021

<sup>235</sup> Vgl. Giese, Platz, Peisker, Illguth, & Hausmann, 2020

von Indizien für Betrug und Regress bei entsprechenden Einzelfällen sind, jedoch in aller Regel eine Verifizierung und Nachbearbeitung durch einen menschlichen Spezialisten notwendig machen. Durch den Einsatz von KI-Modellen werden künftig nicht nur Indizien für Betrug und Regress erkannt werden können, sondern auch die bisher noch manuellen Prüf- und Bearbeitungsschritte schrittweise automatisiert werden.<sup>236</sup> Darüber hinaus ist davon auszugehen, dass künftig mit Hilfe von KI-Systemen auch über Einzelfälle hinausgehende zusammenhängende Betrugs- und Regressfälle deutlich besser erkannt werden können.<sup>237</sup>

Mit Hilfe künstlicher Intelligenz wird es künftig für Versicherer möglich sein, durch Auswertung öffentlich zugänglicher Nachrichtenquellen deutlich früher als bisher über eingetretene Schäden in ihrem Versicherungsbestand zu erfahren. Diese frühere Kenntnis wird dazu genutzt werden können, früher mit entsprechenden Spezialisten einzugreifen, schneller schadenminimierende Maßnahmen einzuleiten sowie den Regulierungsprozess zügiger zu beginnen und abzuwickeln.<sup>238</sup> Ein derartiges System wird bereits bei der Munich Re getestet. In weiteren Entwicklungsstufen ist die KI-basierte Auswertung der Schadenmuster geplant, um daraus Erkenntnisse für das Underwriting zu gewinnen.

Künstliche Intelligenz kann künftig ebenso dazu eingesetzt werden, bereits zu einem frühen Zeitpunkt der Schadenbearbeitung auf Basis weniger Merkmale eine Prognose zur Zufriedenheit des Kunden zum Abschluss der Schadenbearbeitung zu erstellen.<sup>239</sup> In Abhängigkeit des Prognoseergebnisses können dann geeignete Maßnahmen aufgesetzt werden, um z.B. einer drohenden Unzufriedenheit eines Kunden entgegenzuwirken. Derartige Systeme zeigen in der Praxis bereits messbare Erfolge. Auf Basis der in den Kernprämissen beschriebenen Rahmenbedingungen und vor dem Hintergrund der wachsenden Bedeutung der Kundenzufriedenheit in der Versicherungswirtschaft ist davon auszugehen, dass ein solches Zufriedenheitsmanagement künftig deutlich ausgebaut wird und an Bedeutung gewinnen wird.

Schließlich sind künftig zahlreiche weitere Einsatzgebiete von künstlicher Intelligenz beim Schadenmanagement denkbar, z.B. präzisere Vorhersagen des Ortes und der Zeit auftretender Kumulereignisse, Steuerung von Gutachtern und Sachverständigen in Kumulsituationen, Einsatzsteuerung der Schadenmanager in komplexen Kumulsituationen mit verschiedenen Risiken, Ermittlung der Reservehöhen bei Großschäden, Ermittlung geeigneter Reha-Maßnahmen nach schweren Personenschäden, usw..<sup>240, 241</sup>

### 3.5.8 Risk- und Assetmanagement

Wie in Kap. 3.2 dargestellt, ist künstliche Intelligenz bereits heute im Risk- und Assetmanagement von Versicherern im Einsatz, um durch automatisiertes Investment Research und genauere und detailliertere Marktdaten den Portfolio-Managern bessere Entscheidungen durch tiefergehende Erkenntnisse und fortschrittlichere Daten-Analyse zu ermöglichen. Ebenso wird

---

<sup>236</sup> Vgl. Cornelius, 2019

<sup>237</sup> Vgl. Porzberg, Ringel, Lerck, Gündel, & Wagenknecht, 2021

<sup>238</sup> Vgl. Wess, 2021

<sup>239</sup> Vgl. Mühlhaus, Pointner, Hofmann, & Krams, 2023

<sup>240</sup> Vgl. Oletzky & Reinhardt, 2022

<sup>241</sup> Vgl. Cornelius, 2019

Asset-Management bereits heute durch Robo-Adviser teilautomatisiert, was zu einer optimierten Asset-Allocation führt. Darüber hinaus wird künstliche Intelligenz bei der Automatisierung des Risiko-Reportings eingesetzt.

In Verbindung mit den für das Risk- und Assetmanagement wesentlichen Kernprämissen ‚KI-Entwicklung und Datenwelt‘, ‚Datensouveränität und KI-Akzeptanz‘ und ‚Digitale Wirtschaft‘ (vgl. Kap. 3.5.1) und im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft lässt sich ableiten, dass aufgrund der dem Transformations-Szenario zu Grunde liegenden dynamischen Leistungs- und Lernfähigkeit der KI-Systeme, der auf Basis transparenter Regeln offenen Datennutzung und der Substitution auch komplexer Sachbearbeitung, auch im Risk- und Asset-Management wesentliche Prozesse automatisiert werden.<sup>242</sup>

Im Asset-Management ist damit zu rechnen, dass die Unterstützung durch künstliche Intelligenz im Hinblick auf Vorschläge zur Optimierung der Asset-Allocation und auch zur direkten Umsetzung einer bedarfsweisen Anpassung der Asset-Allocation auf Basis von zuvor getroffenen Entscheidungen zu den Rahmenbedingungen und Zielen der Kapitalanlageplanung künftig deutlich ausgeweitet wird. Es ist davon auszugehen, dass künstliche Intelligenz künftig noch umfassender und spezifischer helfen wird, durch Erstellung, Analyse und Bewertung verschiedener Szenarien, die geeignete Kapitalanlagestruktur zu finden und diese bei Bedarf auch anzupassen. Durch künstliche Intelligenz können nicht nur die Basisparameter des Assetmanagements, Risikoaversität und Renditeerwartung, in die Betrachtung mit einbezogen und variiert werden, sondern eine sehr hohe Zahl an Einflüssen, die auf die Finanzmärkte einwirken, erfasst, ausgewertet, mit einander verknüpft und berücksichtigt werden.<sup>243</sup> Durch Clusterung von Daten können bisher noch nicht berücksichtigte Einflussfaktoren oder Indikatoren ermittelt werden und in Echtzeit berücksichtigt werden, gerade dann, wenn der Einfluss aus einer Verkettung und Abhängigkeit von Ereignissen besteht.<sup>244</sup> Bei den zur Umsetzung der Kapitalanlagestruktur notwendigen Handelsaktivitäten kann künstliche Intelligenz nicht nur bei der Auswahl der geeigneten Handelsinstrumente unter Berücksichtigung von Prognosen zu ihrer künftigen Performance helfen, sondern auch deren Kosten- und Risikostruktur viel genauer mitberücksichtigen als dies durch Menschen oder heutige regelbasierte Systeme möglich ist.<sup>245</sup> Schließlich kann künstliche Intelligenz beim Portfolio Risk-Management unter Berücksichtigung unstrukturierter, qualitativer Daten (z.B. aktuelle Nachrichten, Informationen aus Social Media oder aus offiziellen Berichten) zu deutlich feineren Risikomodellierungen beitragen, die Validierung und das Backtesting von Risikomodellen automatisieren sowie bei der genaueren Generierung von Prognosen zu wichtigen finanzwirtschaftlichen Einflussgrößen (z.B. Zinsen, Wechselkurse, Ausfallwahrscheinlichkeiten, Value at Risk, usw.) helfen.<sup>246</sup>

Auch beim Corporate Risk-Management ist davon auszugehen, dass künstliche Intelligenz künftig vermehrt Routineaufgaben übernehmen wird, auf diese Weise Spezialisten und Führungskräfte entlasten wird und diese sich dadurch auf strategisch bedeutende Aspekte des

---

<sup>242</sup> Vgl. Burmeister, Fink, Mayer, Schiel, & Schulz-Montag, 2019

<sup>243</sup> Vgl. Rink, 2021

<sup>244</sup> Vgl. Rink, 2021

<sup>245</sup> Vgl. Bartram, Branke, & Motahari, 2020

<sup>246</sup> Vgl. Bartram, Branke, & Motahari, 2020

Risk-Managements konzentrieren können.<sup>247</sup> Beim Corporate Risk-Management ist insbesondere bei großen Versicherern auch künftig mit weiter steigenden regulatorischen Anforderungen zu rechnen, die voraussichtlich speziell darauf abzielen werden, im Vergleich zu heute noch komplexere Risikoszenarien unter Berücksichtigung der spezifischen Rahmenbedingungen eines Versicherers und deren voraussichtlicher künftiger Entwicklung zu erarbeiten. So werden beispielsweise verschiedene Szenarien zur Erwärmung der Erde unterschiedliche Auswirkung auf die Eintrittswahrscheinlichkeiten von Unwettern und deren Auswirkungen auf die jeweiligen Bestände versicherter Fahrzeuge und Gebäude haben und damit unterschiedliche Auswirkungen auf die Hochrechnungen künftiger Schadenbelastungen nach sich ziehen. Ebenso haben unterschiedliche Szenarien zur Zinsentwicklung verschiedene Implikationen im Hinblick auf die Entwicklung von Schadenrückstellungen, Bewertungsreserven und Kapitalergebnisse. Zusätzlich ist damit zu rechnen, dass ESG-relevante Aspekte noch stärker bei den Risikostrategien der Versicherer zu berücksichtigen sind, wodurch sich die Komplexität des Risikomanagements und damit die Gestaltung, Analyse und Bewertung entsprechender Szenarien noch anspruchsvoller darstellen werden.

Künftig wird es dabei voraussichtlich nicht nur um einzelne, isolierte Risikoszenarien gehen, die heute schon gut modelliert werden können, sondern das komplexe Zusammenwirken verschiedener Risikoszenarien, die sich in vielen Fällen gegenseitig beeinflussen, wird voraussichtlich immer bedeutender werden, um die künftige Risikosituation von Unternehmen realitätsnah modellieren zu können.<sup>248</sup> Eine solche Entwicklung von Kombinationen verschiedener Risikoszenarien, die Bewertung solcher kombinierter Risikoszenarien und die Ableitung geeigneter risikoreduzierender Maßnahmen ist heute praktisch nur in sehr engen Grenzen und unter Berücksichtigung stark einschränkender Annahmen möglich. Kombinierte Risikoszenarien bieten einen realitätsnäheren Blick auf die Risikosituation eines Versicherers und bieten dem Management somit eine tiefergehende Möglichkeit, geeignete gegensteuernde Maßnahmen abzuleiten und umzusetzen. Durch den Einsatz künstlicher Intelligenz wird die Analyse und Bewertung derartiger kombinierter Risikoszenarien künftig besser möglich und aus Sicht der Aufsicht voraussichtlich auch erforderlich werden.

### 3.5.9 Übergreifend

Wie in Kap. 3.2 aufgezeigt worden ist, ist der Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft derzeit noch weitgehend auf einzelne Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette beschränkt. Künftig sind vermehrt Einsatzmöglichkeiten denkbar, die sich über mehrere Wertschöpfungsstufen erstrecken.

Bereits heute gibt es erste Anwendungen, die sich auf mehrere Wertschöpfungsstufen beziehen. So gibt es derzeit bereits Systeme künstlicher Intelligenz, die unmittelbar nach der Meldung eines Schadens auf Basis einiger weniger Informationen zum Kunden und zum vorliegenden Schaden die Kundenzufriedenheit nach Abschluss der Regulierung mit Hilfe eines Deep-Learning-Algorithmus prognostizieren (vgl. Kap. 3.5.7). In Abhängigkeit vom Ergebnis dieser Prognose können unterstützende bzw. gegensteuernde Maßnahmen ergriffen werden, z.B.

---

<sup>247</sup> Vgl. Zekos, 2021

<sup>248</sup> Vgl. Zekos, 2021

der bewusste Verzicht auf zusätzliche Kommunikation durch einen Menschen gegenüber einem digital affinen Kunden bei einem einfachen Schadenfall oder andererseits eine intensivere kommunikative Betreuung eines voraussichtlich eher kritisch eingestellten Kunden durch einen Menschen während des Prozesses der Schadenregulierung.<sup>249</sup> Bei Kunden, deren Zufriedenheit sich auch nach der Schadenregulierung als sehr hoch erweist, kann ein entsprechender Lead an einen betreuenden Vertriebspartner gegeben werden, um vorhandenes Cross- oder Up-Selling-Potenzial zu nutzen. Diese ersten Ansätze für ein übergreifendes Management der Zufriedenheit von Kunden über verschiedene Stufen der Wertschöpfungskette bergen noch erhebliches Potenzial für weiterführende Anwendungen, so kann die Kundenzufriedenheit z.B. nicht nur im Rahmen der Schadenregulierung prädiktiv ermittelt werden, sondern grundsätzlich bei allen Kundenkontaktpunkten mit dem Versicherer. Aus derart umfassenden Erkenntnissen könnten zielgerichtete Verbesserungsmaßnahmen für alle Kundenkontakte aufgesetzt werden. Außerdem können aus diesen Erfahrungen Ansätze für das Produktmanagement im Hinblick auf Verbesserungen von Produkten und Services, für das Marketing zur Optimierung von Marketingkampagnen sowie für den Vertrieb zur Gestaltung und Optimierung von Vertriebsansätzen abgeleitet werden.

Auch im Hinblick auf die Weiterentwicklung von Präventionsmaßnahmen können die mit Hilfe künstlicher Intelligenz generierten Erkenntnisse helfen. Daten zu den Ursachen, zum Verlauf und zu den Auswirkungen von Schadenereignissen können noch viel umfangreicher gesammelt und dann mit Hilfe künstlicher Intelligenz ausgewertet werden, um viel spezifischer Ursache-Wirkungs-Zusammenhänge zu ermitteln, als dies heute bereits geschieht.<sup>250</sup> Dadurch können noch deutlich genauer die Ursachen für bestimmte Schadenkonstellationen und deren Verläufe ermittelt werden, um dann untersuchen zu können, welche geeigneten Maßnahmen zur Vermeidung von bestimmten Schadenfällen oder zur Begrenzung des Ausmaßes solcher Schadenfälle konzipiert werden können. Aus den Erkenntnissen zu den Schadenursachen abgeschlossener Schadenfälle können noch viel tiefgreifendere und detailliertere Ansatzpunkte für die Weiterentwicklung von Präventionsmaßnahmen erarbeitet und dadurch ganz neue Kundenservices konzipiert werden, die den Kunden im Rahmen der unter ‚Produktentwicklung‘ genannten Produkt-Service-Bündel als ergänzender Service angeboten werden können. Gleichzeitig können Erkenntnisse zu den Schadenursachen noch stärker genutzt werden, um das Risikoprofil eines zu versichernden Objekts zu verfeinern und so zu einem noch deutlich risikoorientierterem Pricing zu kommen.

Dies sind nur einige Beispiele für künftige Wertschöpfungsstufen-übergreifende Ansätze für die Nutzung künstlicher Intelligenz. Mit zunehmendem Fortschritt der technischen Möglichkeiten und mit erweiterter Erfahrung mit Anwendungsgebieten künstlicher Intelligenz, das heißt mit zunehmender Realisierung des zu Grunde liegenden Transformations-Szenarios, wird es voraussichtlich immer mehr, immer anspruchsvollere und immer übergreifendere Einsatzmöglichkeiten geben.

---

<sup>249</sup> Vgl. Mühlhaus, Krams, & Pointner, 2022

<sup>250</sup> Vgl. Mühlhaus, Pointner, Hofmann, & Krams, 2023

Nachdem in diesem Kapitel der Einsatz künstlicher Intelligenz in verschiedenen Industrien dargestellt und mit dem bisherigen Einsatz in der Versicherungswirtschaft verglichen worden ist, wurden sechs Kriterien für eine Vorreiterrolle beim Einsatz künstlicher Intelligenz für die deutschen Top-Ten-Versicherer geprüft und wichtige Erkenntnisse daraus abgeleitet. Darauf aufbauend wurden anschließend Voraussetzungen für den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft dargestellt und – nach derzeitigem Stand der Literatur erstmals – eine Klassifikation der einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung dieser Voraussetzungen für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz vorgenommen. Schließlich wurden künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz auf Basis eines Transformations-Szenarios für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette und übergreifend über mehrere Wertschöpfungsstufen aufgezeigt.

Während in diesem Kapitel die Mensch-Maschine-Interaktion bereits an mehreren Stellen angesprochen wurde, wird dieser für die Nutzung künstlicher Intelligenz ganz wesentliche Aspekt im folgenden Kapitel im Detail betrachtet. Im Ergebnis wird ein Modell einer „kollaborativen Intelligenz“ als Weiterentwicklung und Zusammenführung der bisher parallelen Modelle der menschlichen und künstlichen Intelligenzen abgeleitet und beschrieben. Dazu werden die sich verändernden Aufgaben von Menschen bei der Mensch-Maschine-Interaktion im Rahmen der Nutzung künstlicher Intelligenz beschrieben und analysiert. Darauf aufbauend werden neue Rollen des Zusammenwirkens von Menschen und Maschinen, die durch die Entwicklung künstlicher Intelligenz einerseits möglich und andererseits auch notwendig werden, abgeleitet und detailliert beschrieben. Diese Ergebnisse fließen dann in ein Konzept einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine ein.

## 4 Kollaborative Intelligenz von Menschen und Maschinen

In diesem Kapitel wird ein Modell einer „kollaborativen Intelligenz“ im Sinne eines Zusammenwirkens menschlicher und künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft hergeleitet und beschrieben. Dazu werden zunächst die Spezifika der Automatisierung von Prozessen oder Prozessschritten mit Hilfe von KI-Systemen dargestellt und die Grenzen von KI-Systemen beschrieben. Darüber hinaus werden die Potenziale von Menschen gegenüber KI-Systemen dargelegt.

Aufbauend auf diesen Grundlagen wird analysiert, wie sich die Aufgaben von Menschen beim Zusammenwirken von Menschen und Maschinen durch die Einführung und Nutzung von Systemen künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft verändern, das heißt welche Aufgaben für Menschen wegfallen und welche neuen und veränderten Aufgaben für Menschen durch dieses Zusammenwirken entstehen. Diese neuen und veränderten Aufgaben können nur umgesetzt werden, wenn auch bei den dazu notwendigen Kompetenzen eine systematische Veränderung betrieben wird. Die notwendigen Veränderungen der Kompetenzen werden im Folgenden beschrieben. Die veränderten und neuen Aufgaben in Ergänzung mit den veränderten Kompetenzen führen zu neuen Rollen von Menschen an der Mensch-Maschine-Schnittstelle, die anschließend im Detail abgeleitet und beschrieben werden.

Im letzten Unterkapitel wird zunächst ein Praxisbeispiel für die Umsetzung einer kollaborativen Intelligenz vorgestellt, durch das die dann dargestellte Adaptierung eines allgemeinen kollaborativen Modells von Mensch und Maschine auf die Spezifika der Versicherungswirtschaft erläutert wird.

### 4.1 Grenzen von KI-Systemen und Potenziale des Menschen

In diesem Unterkapitel wird zunächst aufgezeigt, dass einer vollständigen Automatisierung Grenzen gesetzt sind und dass trotz aller Fortschritte von KI-Systemen in den letzten Jahren der Mensch gegenüber der Maschine entscheidende Potenziale besitzt.

Methodisch beruht dieses Unterkapitel auf der Recherche wissenschaftlichen Literatur. Die Erkenntnisse aus den untersuchten Literaturquelle und Studien sind in der Regel industrieübergreifend abgeleitet, beziehen sich also unter anderem auch auf die Versicherungswirtschaft.

Im Unterschied zur Funktionsweise regelbasierter Systeme arbeiten KI-Systeme auf Basis von Wahrscheinlichkeiten. KI-Systeme agieren in der Regel auf sehr großen Mengen von Daten und erstellen auf Basis von ermittelten Korrelationen Hypothesen für Wirkungszusammenhänge. Per Definition (vgl. Kap. 2.1) ermöglichen selbstlernende KI-Systeme eine neue Flexibilität und Adaptivität und können daher zu einem deutlich verbesserten Umgang mit Komplexität auf bisher unerreichten Stufen führen.<sup>251</sup> Diese Flexibilität im Umgang mit sich verän-

---

<sup>251</sup> Vgl. Huchler, 2022



dernden Situationen, die Anpassungs- und Lernfähigkeit von KI-Systemen gehören zu Kompetenzfeldern, die bisher ausschließlich den Menschen zugesprochen wurden. In den letzten Jahren wurde daher vielfach darüber diskutiert, in wie weit KI-Systeme in der Lage sind, menschliche Arbeit zu ersetzen. Bereits in der Studie „The Future of Employment: How Susceptible Are Jobs to Computerisation?“ von Frey und Osborne<sup>252</sup>, kommen die beiden Autoren zu dem Ergebnis, dass sich industrieübergreifend ca. 50% der gesamten Beschäftigungsverhältnisse in den USA in der Kategorie eines hohen Risikos im Hinblick auf eine Ersetzbarkeit durch Automatisierung befänden, was bedeutet, dass die damit verbundenen Berufe potenziell in einer unbestimmten Anzahl von Jahren – die Autoren sprechen von bis zu zwei Jahrzehnten – automatisierbar wären. Im Auftrag des Bundesministeriums für Arbeit und Soziales hat das Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW) untersucht, ob und ggf. wie sich die Studienergebnisse von Frey und Osborne auf Deutschland übertragen lassen.<sup>253</sup> Dabei kommt das ZEW zu der Erkenntnis, dass der Rückschluss, dass knapp die Hälfte der Beschäftigten durch Digitalisierung und KI-Systeme ihre Beschäftigung verlieren könnten, für Deutschland nicht haltbar ist. Als Begründung wird angeführt, dass Frey und Osborne voraussichtlich das Automatisierungspotenzial überschätzen, da die den Prognosen zu Grunde liegenden Größen auf Expertenschätzungen beruhen, die typischerweise zu Überschätzungen technischer Potenziale führen. Außerdem bleiben bei der alleinigen Betrachtung des technischen Potenzials gesellschaftliche, rechtliche und ethische Hürden bei der Einführung neuer Technologien unberücksichtigt. Die Autoren des ZEW kommen daher zu dem Schluss, dass das Automatisierungspotenzial voraussichtlich geringer ist als von Frey und Osborne aufgezeigt. Durch die stark technikorientierte Betrachtungsweise von Frey und Osborne wird die Wirtschaftlichkeit des Ersatzes menschlicher Arbeit durch Digitalisierung und KI, die oft nicht gegeben ist, nicht ausreichend betrachtet und ebenso werden Anpassungsprozesse bei Tätigkeiten und Berufsbildern, die zu gegenläufigen Effekten führen, nicht berücksichtigt. Die Studie „Beschäftigungswirkungen der Digitalisierung und kein Ende der Arbeit?“<sup>254</sup> von Timpf kommt ebenfalls zu der Erkenntnis, dass menschliche Arbeit kein Auslaufmodell ist, sondern dass sich im Laufe der Zeit vielmehr Inhalt und Form von Arbeit verändern, was besonders auf den Einfluss von sich entwickelnden Technologien, aber auch deren sozialer Gestaltung zurückzuführen ist. Schließlich schätzt das World Economic Forum in seinem Bericht „The Future of Jobs Report“, dass weltweit ca. 133 Mio. Arbeitsplätze aus der zukünftigen Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine entstehen werden.<sup>255</sup>

Damit liegen unterschiedliche Prognosen zur Auswirkung von technologischen Entwicklungen auf die menschliche Arbeit vor. Während einerseits massive Substitutionen menschlicher Arbeit durch den Einsatz von KI-Systemen prognostiziert werden, werden andererseits die Chancen durch ein Zusammenspiel von Menschen und KI-Systemen hervorgehoben.<sup>256</sup> Zu diesen unterschiedlichen Bewertungen führen oft die zu Grunde liegenden, jeweils verschiedenen Betrachtungsweisen. Während technikzentrierte Ansätze in der Regel die Rationalisierungspotenziale in den Mittelpunkt stellen, unterstreichen humanorientierte Ansätze in der Regel

---

<sup>252</sup> Vgl. Frey & Osborne, 2013

<sup>253</sup> Vgl. Bonin, Gregory, & Zierahn, 2015

<sup>254</sup> Vgl. Timpf, 2017

<sup>255</sup> Vgl. World Economic Forum, 2018

<sup>256</sup> Vgl. Apt & Priesack, 2019

die Chancen, die sich aus dem Zusammenwirken von Mensch und Technologie ergeben. Weder der humanzentrierte noch der technikzentrierte Ansatz konnte sich jedoch in der Vergangenheit durchsetzen.<sup>257</sup> So wurden selbstbestimmte Arbeitsteams den Erwartungen an die Produktivität häufig nicht dauerhaft gerecht. Aber auch hohe Automatisierungsgrade führten oft zu vergleichsweise unflexiblen Arbeitssystemen, die nur bei hoher Stückzahl und geringer Prozessvarianz den wirtschaftlichen Erwartungen genügten.<sup>258</sup>

Es ist jedoch gerade wichtig, sowohl die Substitutionsmöglichkeiten durch die Entwicklung und Nutzung von KI-Systemen zu betrachten, um mögliche Rationalisierungseffekte heben zu können, als auch das Zusammenwirken von Mensch und Technik zu verstehen, um weitere Möglichkeiten von KI-Systemen (vgl. Kap. 3.5) nutzen zu können.<sup>259</sup> Jedes technische System und auch jedes KI-System ist daher niemals isoliert zu betrachten, sondern als Teil eines so genannten sozio-technischen Systems<sup>260</sup>, zu dem neben den KI-Systemen sowohl die Menschen gehören, die ein KI-System betreiben oder die im Rahmen der Prozesse Aufgaben in Interaktion mit dem KI-System übernehmen als auch die formalen und informellen Strukturen und Abläufe, in denen diese Menschen mit dem KI-System arbeiten.<sup>261</sup> Um die Stärken der Maschinen und auch die der Menschen komplementär zur Geltung zu bringen, müssen sozio-technische Arbeitssysteme (vgl. Abb. 17) geschaffen werden, also Systeme, die die Faktoren Mensch, Technologie und Organisation komplementär aufeinander abstimmen.<sup>262</sup>

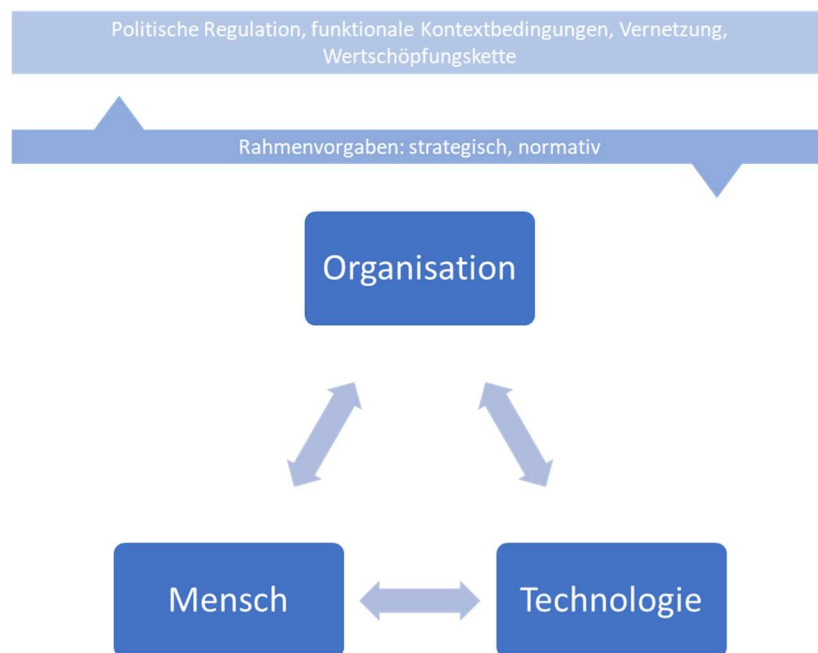


Abb. 17: Sozio-technisches System<sup>263</sup>

<sup>257</sup> Vgl. Deuse, Weisner, Busch, & Achenbach, 2018

<sup>258</sup> Vgl. Deuse, Weisner, Busch, & Achenbach, 2018

<sup>259</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>260</sup> Vgl. Hirsch-Kreinsen H., 2018

<sup>261</sup> Vgl. Grote, 2018

<sup>262</sup> Vgl. Deuse, Weisner, Busch, & Achenbach, 2018

<sup>263</sup> In Anlehnung an Hirsch-Kreinsen H., 2018

Um die Zielsetzung dieses Kapitels, die Entwicklung eines Modells einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine, zu verfolgen, werden im Folgenden zunächst die Automatisierung durch KI-Systeme und deren Grenzen genauer betrachtet. Entscheidend für Überlegungen zum kollaborativen Zusammenwirken von Mensch und Maschine ist die Feststellung, dass sich menschliches Arbeitshandeln und technische Lösungen in ihren Grundprinzipien systematisch unterscheiden.<sup>264</sup> Ein Modell kollaborativer Intelligenz hat dabei zum Ziel, die verschiedenen Stärken von KI-Systemen und von menschlicher Arbeit gemeinsam zur Wirkung zu bringen.

Wie oben dargestellt, sind Aussagen, die sich darauf beziehen, dass mit fortschreitender Automatisierung ein weitreichender Arbeitsplatzverlust verbunden ist, in der Literatur umstritten. Mit verschiedenen Argumenten wird auf die Grenzen der Substituierbarkeit von Arbeit hingewiesen. So zeigen Pfeifer und Suphan auf, dass mit zunehmender Nutzung autonomer und lernfähiger Systeme genau die Facetten menschlicher Arbeit in den Fokus von Automatisierungsbemühungen kommen, die sich bisher im Umgang mit Komplexität besonders bewährt haben.<sup>265</sup> Demnach lässt sich aktuell nicht abschätzen, ob Menschen und ihre erfahrungsbasierten Fähigkeiten in noch komplexeren und vulnerableren Gesamtsystemen vielleicht sogar an Bedeutung gewinnen werden. Speziell das bisher oft vorgetragene Argument, dass vor allen Dingen Routinetätigkeiten von Automatisierung bedroht sind, wird kritisch gesehen.<sup>266</sup> Die Komplexität sozio-technischer Systeme stellt demnach eine Grenze für Automatisierung dar, so dass es keine umfassende technische Lösung für einen Gesamtprozess geben wird, da eine solche Lösung immer nur einen inhaltlichen und temporären Ausschnitt eines Gesamtprozesses umfassen kann und jederzeit mit unkontrollierbaren Einflüssen konfrontiert sein kann.<sup>267</sup> Gerade der in solchen Situationen erforderliche Umgang mit neu entstehender Komplexität, mit unvollständigen und widersprüchlichen Informationen, ist eine Stärke von Menschen gegenüber Maschinen und die aus dieser Stärke abzuleitenden Tätigkeiten stellen eine zusätzliche Arbeit von Menschen neben der durch KI-Algorithmen zu verrichtenden Arbeit dar.

Zu berücksichtigen ist als zweites, dass auch automatisierte Prozesse dazu führen, dass weitere Arbeit entsteht. Selbst bei stabil implementierten technischen Prozessen kommt es dazu, dass laufende Anpassungen aufgrund veränderter Rahmenbedingungen, neuen Wettbewerbsaktivitäten oder geänderten Kundenerwartungen vorgenommen werden müssen, die Bereitstellung von geeignet aufbereiteten Daten dauerhaft sichergestellt werden muss, Qualitätskontrollen durchgeführt werden müssen, Korrekturen und Fehlerbehebungen vorgenommen werden müssen, Ergebnisse von KI-Systemen erläutert werden müssen und schließlich die Vorgänge, die nicht durch ein KI-System bearbeitet werden können, manuell durch einen Menschen bearbeitet werden müssen. Dies führt oft dazu, dass insgesamt die Arbeitsmenge nicht verringert wird, sondern Prozesse beschleunigt und damit kundenfreundlicher

---

<sup>264</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>265</sup> Vgl. Pfeiffer & Suphan, 2018

<sup>266</sup> Vgl. Autor, 2015

<sup>267</sup> Vgl. Huchler, 2022

gestaltet werden.<sup>268</sup> Dabei zeigt sich, dass menschliche Arbeit in der Regel sehr anpassungsfähig ist und diese menschliche Anpassungsfähigkeit erst die Automatisierung von Prozessen inkl. der damit verbundenen Erledigung der weiteren Arbeiten möglich macht.

Drittens geht die menschliche Fähigkeit, das eigene Denken und Handeln in Abhängigkeit von der jeweiligen Situation und sehr flexibel ohne langes Analysieren, Nachdenken und Planen an unterschiedliche Konstellationen anzupassen, auf implizites Wissen zurück.<sup>269</sup> Nach Böhle ist dieses so genannte erfahrungsgelernte subjektivierende Handeln eng verknüpft mit einem besonderen Erfahrungswissen, das von Menschen unmittelbar in praktisches Handeln übersetzt werden kann und von diesem praktischen Handeln nicht losgelöst kommuniziert, erworben und angewandt werden kann.<sup>270</sup> Demgegenüber können KI-Systeme – trotz der Lernfähigkeit – nur das objektivierende Arbeitshandeln abbilden.<sup>271</sup> Immer dann, wenn versucht wird das o.g. erfahrungsgelernte subjektivierende Handeln zu objektivieren, dann gehen notwendigerweise Inhalte verloren. Das bedeutet, dass bestimmte Anteile der Arbeit durch KI-Lösungen nicht ersetzt werden können und nach wie vor durch Menschen erbracht werden müssen, was zu veränderten Tätigkeiten von Menschen führt.

Diese drei Grenzen von KI-Systemen, die damit einhergehenden Potenziale des Menschen und die sich daraus ergebenden ergänzenden Arbeiten sind in der unten stehenden Abbildung zusammengefasst (vgl. Abb. 18).

Grenzen von KI-Systemen und Potenziale des Menschen		
Grenzen von KI-System	Potenziale des Menschen	Ergänzende Arbeiten
Zunehmende Komplexität, Ungewissheit und Veränderung des Umfelds und der sich daraus ergebenden Anforderungen	Handlungsfähigkeit bei unvollständigen, widersprüchlichen und neuen / unbekanntem Informationen	Zusätzliche Arbeit neben KI-Algorithmen
Logiken, Dilemmata und Nebenfolgen von KI-Automatisierung	Flexibilität und Adaptivität bei der Bearbeitung von ständig neuen und unvorhergesehenen Prozessen und indirekten Effekten	Neue Arbeit durch KI-Algorithmen
Nicht-Formalisierbarkeit von (menschlicher) Arbeit	Informelles Wissen, Erfahrungswissen, subjektivierendes Handeln	Andere Arbeit trotz KI-Algorithmen

Abb. 18: Grenzen von KI-Systemen und Potenziale des Menschen<sup>272</sup>

<sup>268</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>269</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>270</sup> Vgl. Böhle F. , 2018

<sup>271</sup> Vgl. Böhle F. , 2018

<sup>272</sup> In Anlehnung an Huchler, 2022

Während die o.g. Grenzen von KI-Systemen im Kontext mit Prozessen im betrieblichen Umfeld zum Tragen kommen, bestehen selbst bei singulär zu nutzenden KI-Systemen, die nicht tief in die Prozesse des jeweiligen Umfelds eingebettet sind, teilweise noch erhebliche Einschränkungen. An zwei Beispielen sollen die Grenzen solcher singulärer KI-Systeme verdeutlicht werden:

Das von der Stanford University betriebene ImageNet ist eine umfassende Sammlung von ca. 14 Millionen Bildern, die jeweils durch Menschen einer von ca. 20.000 Kategorien zugeordnet wurden. Der Zweck von ImageNet ist es, eine umfassende Basis für das Training von KI-Algorithmen auf den verschiedenen Kategorien zu ermöglichen. Als Forscher dieser Sammlung weitere ca. 7.500 Bilder zuführten und das neuronale Netz, das auf dem Ursprungsdatensatz eine Erkennungsquote von 95% erreichte, auf diese neuen Bilder anwandten, verschlechterte sich die Erkennungsquote des neuronalen Netzes bezogen auf die neuen Bilder deutlich auf nur noch ca. 2%.<sup>273</sup> Die 7.500 Bilder waren dabei zwar durch Menschen ausgewählt, aber nicht manipuliert. Das neuronale Netz erkannte beispielsweise auf einem Bild, auf dem ein rennender junger Mann abgebildet war, ein Einrad.

Mit dem Tool ‚Talk-to-Book‘ hat Google die Möglichkeit geschaffen, Fragen zum Inhalt von Büchern zu stellen. Ein KI-Algorithmus ermittelt Antworten wobei über 100.000 Bücher durchsucht werden. Die Forscher Marcus und Davis stellten Talk-to-Book die einfache Frage „Wo hat Harry Potter Hermine Granger getroffen?“. Keine der zwanzig verschiedenen Antworten, die das Tool gab, bezog sich auf das Buch ‚Harry Potter und der Stein der Weisen‘ und keine Antwort befasste sich mit der Frage, wo das Treffen zwischen Harry Potter und Hermine Granger tatsächlich stattfand.<sup>274</sup> Dieses Beispiel macht deutlich, dass KI-Algorithmen bisher in der Regel nicht in der Lage sind, das Hintergrundwissen, den Kontext und Annahmen über die Realität, die erforderlich sind, um mit echtem Verständnis zu lesen, mit in eine Antwort einzubeziehen.

Diese aktuell vorhandenen Einschränkungen sowohl bei KI-Algorithmen im Rahmen von Prozessen im betrieblichen Umfeld als auch von singulär zu nutzenden KI-Algorithmen zeigen, dass KI-Algorithmen derzeit zwar je nach Aufgabenstellung sehr gute Ergebnisse liefern können, aber in bestimmten Konstellationen an ihre Grenzen stoßen und diese Grenzen von Menschen gekannt, berücksichtigt und ausgeglichen werden müssen.

## 4.2 Veränderte Aufgaben von Menschen bei der Mensch-Maschine-Interaktion im Kontext künstlicher Intelligenz

In diesem Unterkapitel wird die Veränderung der Mensch-Maschine-Interaktion durch die Einführung und die Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft analysiert und nach dem bisherigen Stand der Literatur erstmals dargestellt, wie sich die Aufgaben von Menschen durch den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft verändern. Dazu wird auf die in Kap. 3.2 abgeleiteten Anwendungskategorien künstlicher Intelligenz in

---

<sup>273</sup> Vgl. Greene, 2023

<sup>274</sup> Vgl. Marcus & Davis, 2019

der Versicherungswirtschaft zurückgegriffen und auf Basis von Angaben aus der Literatur herausgearbeitet, wie sich die bisherigen Tätigkeiten von Menschen durch die Nutzung von KI-Systemen in den jeweiligen Anwendungskategorien verändern.

Bei der im Kap. 3.4 durchgeführten Klassifikation der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette wurden die in Kap. 3.3 eingeführten Voraussetzungen für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette überprüft. Dabei wurde als vierte Voraussetzung die Prozessintegration beschrieben und für alle Wertschöpfungsstufen überprüft. Bei der Bewertung der Prozessintegration wurde als eine von fünf Kategorien die Mensch-Maschine-Interaktion betrachtet und die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette in eine Rangfolge bzgl. des Umfangs sowie des Aufwands zur Gestaltung neuer, notwendiger Rollen und veränderter Fähigkeiten bei den Spezialisten der einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette gebracht. Im Folgenden wird über diese erarbeitete Rangfolge hinaus die konkrete Veränderung der Mensch-Maschine-Interaktion für jede der drei Anwendungskategorien aus Kap. 3.2 herausgearbeitet.

Um erfolgreich entwickelte Use Cases nutzen und skalieren zu können, sind diese in die Unternehmens-Prozesse einzubetten. Dabei sind die bisher vorhandenen Prozesse in der Regel zu verändern oder sogar ganz neu zu gestalten.<sup>275</sup> Beim Einsatz von künstlicher Intelligenz kommt es dabei in der Regel zu einer Veränderung des Zusammenspiels zwischen maschinenunterstützten Prozessen einerseits und menschlichen Tätigkeiten andererseits. Beispielsweise werden im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz Teilprozesse bisheriger Service- oder Schaden-Prozesse automatisiert, wodurch sich neue Gesamt-Prozesse mit neuen Interaktionen von Menschen und Maschinen ergeben oder aber durch den Einsatz künstlicher Intelligenz werden neue Daten und Erkenntnisse generiert, die den Spezialisten an der richtigen Stelle im Prozessablauf zur Verfügung gestellt werden müssen, damit diese Erkenntnisse von den Spezialisten im Rahmen der Folgebearbeitung genutzt werden können.<sup>276</sup> Durch eine solche Automatisierung von Prozessen oder Nutzung von durch künstliche Intelligenz generierten Daten und Erkenntnissen übernehmen Maschinen bisher von Menschen durchgeführte Aufgaben

oder vollziehen neue Aufgaben, die bisher im Prozessablauf noch nicht vorkamen. Dadurch verändert sich die Mensch-Maschine-Interaktion.

Gemäß Kap. 3.2 lassen sich aus den aktuellen Einsatzfeldern künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft drei wesentliche Anwendungskategorien unterscheiden:

- Erkennung von Text und Sprache
- Analyse von Mustern und Trends
- Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung

---

<sup>275</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>276</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

Im Folgenden werden für diese drei Anwendungskategorien die konkreten Anwendungen aus Kap. 3.2 hinsichtlich der Veränderung der Aufgaben von Menschen durch den Einsatz künstlicher Intelligenz beschrieben. Wie in der Studie „Arbeits- und Prozessgestaltung für KI-Anwendungen“<sup>277</sup> dargestellt wird, hat künstliche Intelligenz einerseits das Potenzial, zahlreiche Prozessschritte zu automatisieren und damit derzeit noch menschliche Aufgaben zu ersetzen (s. S. 9). Andererseits können Menschen durch den Einsatz künstlicher Intelligenz von Routinetätigkeiten entlastet und bei komplexen Prozessschritten unterstützt werden, so dass sich die Aufgaben von Menschen ändern (s. S. 9). Darüber hinaus entstehen durch den Einsatz künstlicher Intelligenz neue Tätigkeiten (s. S. 9). Für jede der Anwendungen aus Kap. 3.2 wird dargestellt, welche Veränderungen sich für den Menschen ergeben, also welche Aufgaben für Menschen wegfallen, sich für Menschen verändern oder welche Aufgaben für Menschen hinzukommen (vgl. Kap. 4.1). Aus dieser Ableitung ergeben sich für die sich ändernden und die neu hinzukommenden Aufgaben die fünf Änderungs-Kategorien ‚Qualifizierung‘, ‚Qualitätssicherung‘, ‚Training‘, ‚Erläuterung‘ und ‚Compliance‘. Diese fünf Änderungs-Kategorien werden zum Abschluss dieses Unterkapitels erläutert und im folgenden Unterkapitel 4.4 detailliert beschrieben.

### **Erkennung von Text und Sprache**

Die Erkennung von Texten in Bildern (engl.: Optical Character Recognition, OCR) ermöglicht das maschinelle Digitalisieren und Auslesen von Text-Scans, pdf-Dateien und auch handschriftlichen Texten mittels KI-Systemen.<sup>278</sup> Mit Hilfe von Deep-Learning Algorithmen konnte bei der Erkennung von Handschriften im Jahr 2012 menschliches Niveau erreicht werden.<sup>279</sup> Für die Erkennung von gedrucktem Text war dieses Niveau bereits früher erreicht worden. Die Erkennung und Verarbeitung von Sprache durch ein KI-System sind wesentlich herausfordernder als Texterkennung und -verarbeitung.<sup>280</sup> Seit 2017 hat die Spracherkennung (engl.: Natural Language Understanding, NLU) jedoch auch menschliches Niveau erreicht.<sup>281</sup>

Die in der Versicherungswirtschaft für den Menschen ableitbaren Änderungen durch die Erkennung von Text und Sprache durch Systeme künstlicher Intelligenz auf inzwischen menschlichem Niveau sind in der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 11) dargestellt.

---

<sup>277</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>278</sup> Vgl. Cornelius, 2019

<sup>279</sup> Vgl. Ciresan, Meier, Masci, Gambardella, & Schmidhuber, 2011

<sup>280</sup> Vgl. Cornelius, 2019

<sup>281</sup> Vgl. Saon, et al., 2017

Anwendungen	Beschreibung	Änderung für den Menschen
<p><b>Erkennung von Sprache sowie Generierung von natürlicher Sprache</b></p>	<p>Identifikation, Verständnis und Interpretation von Sprache</p> <p>Generierung von natürlicher Sprache aus strukturierten Daten</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b> <sup>282</sup></p> <p>Bearbeitung einfacherer Kundenanfragen und -interaktionen (z.B. einfache Vertragsänderungen, Änderung persönlicher Daten, Meldung einfacher Schäden) wird vollständig durch Bots übernommen</p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b> <sup>283, 284</sup></p> <p>Qualitätssicherung der Interaktionen zwischen Kunden und Maschinen, ggf. Erläuterungen von Vorgehensweisen oder Entscheidungen der Bots durch Menschen gegenüber den Kunden</p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung / Erläuterung</b></p> <p>Bei Bedarf Korrektur der Aussagen und umgesetzten Änderungen der Bots durch einen Menschen und daraus ggf. abzuleitende Fehleranalyse in den Trainingsdaten oder dem KI-Algorithmus sowie anschließendes Re-Training der Spracherkennung bzw. -generierung</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b> <sup>285, 286</sup></p> <p>Kompliziertere, nicht durch Bots bearbeitbare per Sprache eingegangene Kundenanfragen (z.B. Telefon, Voicemail) verbleiben bei Menschen, dadurch erhöht sich der Anteil komplizierterer Kundeninteraktionen, die durch menschliche Experten mit erweiterten Fähigkeiten zu bearbeiten sind</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Textanalyse und Natural Language Processing</b></p>	<p>Verständnis, Kategorisierung und Interpretation von Text und Umwandlung in strukturierte Daten</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b> <sup>287</sup></p> <p>Einfachere Kundennachrichten (z.B. einfache Vertragsänderungen, Änderung persönlicher Daten, Meldung einfacher Schäden, Fragen zum Stand der Bearbeitung) werden vollständig von</p>

<sup>282</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

<sup>283</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

<sup>284</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>285</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>286</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>287</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021



		<p>KI-Systemen verstanden, strukturierte Daten abgelegt und Schritte zur Folgebearbeitung direkt von KI-Systemen durchgeführt oder an Menschen adressiert</p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b></p> <p>Qualitätssicherung der durch KI-Systeme verstandenen Aussagen, Analyse im Hinblick auf in Trainingsdaten oder Algorithmen ggf. versteckten Biases, Qualitätssicherung der generierten strukturierten Daten sowie Qualitätssicherung der direkt durch Maschinen umgesetzten Folgebearbeitungsschritte<sup>288</sup></p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung / Compliance</b></p> <p>Auf Kundenwunsch oder aus Unternehmensinteresse ggf. Erläuterung der gespeicherten Daten und der Ergebnisse der Folgebearbeitungsschritte. Bei Bedarf Korrektur der abgelegten strukturierten Daten und der Folgebearbeitung durch einen Menschen sowie ggf. Fehlerbehebung und Re-Training der Texterkennung<sup>289</sup></p> <p>⇒ <b>Erläuterung / Training</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b> <sup>290, 291</sup></p> <p>Kompliziertere, nicht durch KI-Systeme interpretierbare Korrespondenz (z.B. umfangreichere Änderungen des versicherten Risikos, Meldungen zu komplexeren Schäden) verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu bearbeitende Anteil komplizierterer Korrespondenz erhöht</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Sentiment-Erkennung</b></p>	<p>Erkennung und Analyse von Emotionen in Text und Sprache</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Durch korrektes Erkennen von Emotionen in Text und Sprache durch KI-Systeme können durch Menschen in Folgeschritten zu bearbeitende Beschwerden vermieden bzw. früher erkannt und damit in der Regel einfacher bearbeitet werden<sup>292</sup></p>

<sup>288</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

<sup>289</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>290</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>291</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>292</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

		<p>Eine Kombination von Sentiment-Erkennung mit der o.g. Erkennung von Sprache sowie der o.g. Textanalyse und des Natural Language Processings ermöglicht eine Verminderung der durch Menschen vorzunehmenden Qualitätssicherungs- und Korrekturaufgaben, dadurch dass weniger Fehler beim Erkennen und Generieren von Sprache durch Bots (s.o.) sowie weniger Fehler bei Textanalyse und Natural Language Processing durch KI-Systeme (s.o.) entstehen</p> <p>An Stelle von menschlichen Analysen können Marktforschungs- oder Kundenzufriedenheitsdaten sowie Online-Diskussionen oder -Chats durch KI-Systeme hinsichtlich des durch Kunden, Interessenten oder allgemeinen Usern zum Ausdruck gebrachten Sentiments analysiert werden<sup>293</sup></p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b></p> <p>Qualitätssicherung der durch KI-Systeme erkannten Emotionen in Text und Sprache<sup>294</sup></p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung</b></p> <p>Ggf. aufwändigere Erläuterung und Korrektur falsch erkannter oder nicht erkannter Emotionen durch Menschen gegenüber den Kunden und daran anschließende Fehleranalyse in Trainingsdaten und KI-Algorithmen sowie Re-Training der Sentiment-Erkennung<sup>295</sup></p> <p>⇒ <b>Erläuterung / Training</b></p> <p>Im Zusammenhang mit der Erkennung, der Analyse und der Bewertung von Emotionen durch eine Maschine muss die Einhaltung aller Rechtsnormen und insbesondere der Persönlichkeitsrechte der Verfasser von analysierten Nachrichten ständig sichergestellt werden und Trainingsdaten sowie Algorithmen regelmäßig auf ggf. enthaltene Biases untersucht werden<sup>296</sup></p> <p>⇒ <b>Compliance</b></p>
--	--	---

<sup>293</sup> Vgl. Zweigle, 2021

<sup>294</sup> Vgl. Wilson & Daugherty, 2018

<sup>295</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>296</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

		<p><b>Veränderte Aufgaben:</b></p> <p>Im Falle von nicht eindeutig oder nicht durch ein KI-System zu erkennenden Emotionen Nachbearbeitung durch einen Menschen, dadurch höherer Anteil nicht eindeutig und komplizierter zu identifizierender Emotionen durch Menschen<sup>297</sup></p> <p>Im Falle von durch KI-basierter Sentiment-Analyse generierten zusätzlichen Informationen, die dem Menschen ohne die Unterstützung durch ein KI-System verborgen geblieben wären, zusätzliche Erkenntnisse für die Bearbeitung durch einen Menschen<sup>298</sup></p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
--	--	--

Tab. 11: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Erkennung von Text und Sprache (eigene Darstellung)

### Analyse von Mustern und Trends

Ziel der Muster- und Trenderkennung (engl.: Pattern Recognition) ist es, ähnliche oder wiederholende Merkmale und Abweichungen von ähnlichen oder wiederholenden Merkmalen in Objekten, z.B. Texten, Bildern, usw., zu erkennen und daraus praxisrelevante Aussagen abzuleiten.<sup>299</sup> Die Anwendungsbereiche von Hochrechnungen und Prognosen sind sehr breit und erstrecken sich beispielsweise von genaueren Verhaltensprognosen über frühzeitige und bessere Identifikation von Risiken bis hin zur Entdeckung bisher unbekannter Sachverhalte und Zusammenhänge.<sup>300</sup>

In der folgenden Tabelle (vgl. Tab. 12) sind die in der Versicherungswirtschaft für den Menschen ableitbaren Änderungen im Zusammenhang mit der Analyse von Mustern und Trends durch Systeme künstlicher Intelligenz dargestellt.

Anwendungen	Beschreibung	Änderung für den Menschen
<p><b>Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten aus Texten oder Bildern</b></p>	<p>Erkennung von Mustern und Auffälligkeiten in unstrukturierten Daten, um daraus</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Aufwändige Prüfung von einfacheren Texten und Bildern im Hinblick auf Muster und Auffälligkeiten (z.B. bei der Betrugserkennung) durch Menschen entfallen<sup>301</sup></p>

<sup>297</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>298</sup> Vgl. Davenport & Ronanki, 2018

<sup>299</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>300</sup> Vgl. Cornelius, 2019

<sup>301</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

	<p>Schlussfolgerungen zu ziehen</p>	<p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b> <sup>302</sup></p> <p>Qualitätssicherung der in Texten oder Bildern maschinell erkannten Muster und Auffälligkeiten (z.B. im Rahmen der Betrugs- und Regressbearbeitung) sowie der daraus abgeleiteten Erkenntnisse und Folgebearbeitungsschritte, regelmäßige Analyse im Hinblick auf versteckte Biases in Daten oder KI-Algorithmen, ggf. auf Kundenwunsch oder Unternehmensinitiative Erläuterung erkannter Muster und Auffälligkeiten sowie der aufgesetzten Folgeaktivitäten</p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung / Erläuterung / Compliance</b></p> <p>Bei Bedarf Korrektur der maschinell erkannten Muster sowie der daraus abgeleiteten Erkenntnisse und gespeicherten Daten. Ggf. Fehleranalyse und -behebung in den Trainingsdaten und KI-Algorithmen sowie Re-Training der Muster-Erkennung</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p>Sicherstellung der Einhaltung aller Rechtsnormen und insbesondere der Persönlichkeitsrechte bei der Verarbeitung von Daten der auf analysierten Bildern dargestellten Personen</p> <p>⇒ <b>Compliance</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b> <sup>303</sup></p> <p>Kompliziertere, nicht durch KI-Systeme bearbeitbare Texte oder Bilder und eventuell darin verborgene Muster und Auffälligkeiten verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu bearbeitende Anteil komplizierterer Texte und Bilder erhöht</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Predictive Analytics</b></p>	<p>Vorhersagen zu diversen künftigen Entwicklungen auf Basis statistischer Analysen großer Datenmengen</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Aufwändige Hochrechnungen, Prognosen und Schätzungen (z.B. im Rahmen der Tarifkalkulation oder der Ermittlung von Schadenbedarfe für ganze Tarifgenerationen oder komplexe Scha-</p>

<sup>302</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

<sup>303</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

		<p>denfälle) mithilfe diverser statistischer Verfahren durch Menschen<sup>304</sup></p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b></p> <p>Qualitätssicherung der durch KI-Systeme erstellten Hochrechnungen, Prognosen und Schätzungen sowie der ggf. daraus abgeleiteten Erkenntnisse und darauf aufgesetzten Folgeverarbeitung. Ggf. Fehleranalyse und Analyse möglicherweise versteckter Biases sowohl in den Daten als auch in den KI-Algorithmen.<sup>305</sup> Die Qualitätssicherung hat eine erhebliche Bedeutung, da die auf KI-Systemen beruhenden Prognoseergebnisse nicht auf Basis sachlogischer Erklärungsmodelle vorgenommen werden, sondern aus erkannten Mustern großer Datenmengen generiert werden<sup>306</sup></p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung / Compliance</b></p> <p>Erläuterung der Hochrechnungs- und Prognoseergebnisse, der zu Grunde liegenden Annahmen und ggf. notwendiger Einschränkungen der Interpretation der Prognoseergebnisse<sup>307</sup></p> <p>⇒ <b>Erläuterung</b></p> <p>Bei Bedarf ggf. Korrektur der Prognoseergebnisse und Re-Training der Hochrechnungs- und Prognosemodelle</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b></p> <p>Die Qualität von Prognoseergebnissen kann verbessert werden, wenn verschiedenen Modellansätze kombiniert werden, um deren einzelne Modell- und Prognoseunsicherheiten zu berücksichtigen und zu minimieren. Die Beurteilung durch einen Menschen, ob und ggf. welche verschiedenen Modellansätze – unter Berücksichtigung ihrer Stärken und Schwächen in Bezug auf das zu lösende Problem – miteinander kombiniert werden sollen, ändert sich mit der Nutzung von KI-Algorithmen im Vergleich zu bisherigen</p>
--	--	--

<sup>304</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

<sup>305</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

<sup>306</sup> Vgl. Kleinaltenkamp, Gabriel, Morgen, & Nguyen, 2023

<sup>307</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

		<p>statistischen Methoden<sup>308</sup></p> <p>Durch Predictive Analytics können zusätzliche Erkenntnisse generiert werden, die dem Menschen ohne die Unterstützung durch ein KI-System verborgen bleiben würden, und dadurch kann die menschliche Arbeit unterstützt und verbessert werden<sup>309</sup></p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Daten-basierte Entscheidungsvorschläge</b></p>	<p>Interpretation von Daten und Generierung von geeigneten Daten-basierten Vorschlägen</p>	<p><b><i>Wegfallende Aufgaben:</i></b></p> <p>Einfachere Entscheidungen (z.B. einfache Cross-/Up-Selling-Vorschläge, einfachere Vorschläge zur Schadensteuerung, einfachere Risikoeinschätzungen im Underwriting) durch Menschen<sup>310, 311</sup></p> <p><b><i>Hinzukommende Aufgaben:</i></b> <sup>312</sup></p> <p>Qualitätssicherung der durch KI-Systeme generierten Entscheidungsvorschläge, der daraus generierten Erkenntnisse und Daten sowie der daraus abgeleiteten Folgeaktivitäten.</p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung</b></p> <p>Ggf. auf Kundenwunsch oder aus Unternehmensinteresse notwendige Erläuterung der Vorschläge sowie Erläuterung der daraus abgeleiteten Folgeaktivitäten</p> <p>⇒ <b>Erläuterung</b></p> <p>Ggf. Korrektur der Entscheidungsvorschläge, Fehleranalyse sowohl in den Trainingsdaten als auch in den KI-Algorithmen und ggf. Re-Training der Entscheidungsmodelle</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p><b><i>Veränderte Aufgaben:</i></b></p> <p>Kompliziertere, nicht durch KI-Systeme bearbeitbare Entscheidungsvorschläge verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu</p>

<sup>308</sup> Vgl. Christopherson & Pärn, 2021

<sup>309</sup> Vgl. Davenport & Ronanki, 2018

<sup>310</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

<sup>311</sup> Vgl. Porzberg, Ringel, Lerck, Gündel, & Wagenknecht, 2021

<sup>312</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

		<p>bearbeitende Anteil komplizierterer Entscheidungen erhöht<sup>313</sup></p> <p>Durch Daten-basierte Entscheidungsvorschläge können Erkenntnisse generiert werden, die dem Menschen ohne KI-Unterstützung verborgen bleiben würden. Auf diese Weise kann den Menschen dabei geholfen werden, bessere Entscheidungen zu treffen<sup>314</sup></p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
--	--	---

Tab. 12: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Analyse von Mustern und Trends (eigene Darstellung)

### Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung

Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung machten gemäß der Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“ des Fraunhofer Instituts im Jahr 2019 bereits ein Viertel der durch Unternehmen aller Industrien genutzten KI-Funktionalitäten aus.<sup>315</sup>

Für die Aufgaben von Menschen in der Versicherungswirtschaft lassen sich durch Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung mit Hilfe von Systemen künstlicher Intelligenz die in folgender Tabelle (vgl. Tab 13) dargestellten Änderungen erkennen.

<b>Bild- und Videoanalyse</b>	Analyse und Interpretation von Objekten oder Personen auf Bildern oder Videos	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Aufwändige Prüfung von einfacheren Bildern und Videos (z.B. Risikoanalyse beim Underwriting, Prüfung von Schadenmeldungen) durch Menschen entfallen<sup>316</sup></p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b><sup>317</sup></p> <p>Qualitätssicherung der durch KI-Systeme erstellten Analyseergebnisse und Interpretationen von Bildern und Videos sowie der daraus ermittelten Erkenntnisse und darauf aufbauenden Folgeverarbeitung.</p>
-------------------------------	---	--

<sup>313</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>314</sup> Vgl. Davenport & Ronanki, 2018

<sup>315</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>316</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

<sup>317</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

		<p>Systematische und regelmäßige Analyse im Hinblick auf versteckte Biases</p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung / Compliance</b></p> <p>Ggf. auf Kundenwunsch oder aus Unternehmensinteresse Erläuterung der Erkenntnisse, Verdeutlichung der zu Grunde liegenden Annahmen und ggf. notwendiger Einschränkungen bei der Analyse und Interpretation</p> <p>⇒ <b>Erläuterung</b></p> <p>Bei Bedarf Korrektur der Beobachtungen und daraus abgeleiteten Erkenntnisse durch Menschen, ggf. Fehleranalyse der Trainingsdaten und der KI-Algorithmen sowie Re-Training der Analyse-Modelle</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p>Sicherstellung der Einhaltung aller Rechtsnormen und Beachtung der Persönlichkeitsrechte der auf analysierten Bildern oder Videos dargestellten Personen</p> <p>⇒ <b>Compliance</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b> <sup>318</sup></p> <p>Analyse und Interpretation komplizierter, nicht durch KI-Systeme analysierbarer Bilder oder Videos verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu bearbeitende Anteil komplizierterer Bilder und Videos erhöht</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Gesichts-Erkennung und Biometrie-Analyse</b></p>	<p>Interpretation des menschlichen Gesundheitsstatus auf Basis von körperlichen Merkmalen wie z.B. Gesichtszügen</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Durch Menschen durchgeführte Gesichts-Erkennung oder durch Menschen mit Hilfe medizinischer Verfahren durchgeführte Biometrie-Analysen<sup>319</sup></p> <p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b> <sup>320</sup></p> <p>Systematische und regelmäßige Überprüfung der Trainingsdaten und Algorithmen auf ggf. versteckte Biases. Qualitätssicherung der durch KI-</p>

<sup>318</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>319</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

<sup>320</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021



		<p>Systeme generierten Ergebnisse von Gesichtserkennung und Biometrie-Analyse sowie der darauf aufsetzenden Folgeverarbeitung.</p> <p>⇒ <b>Compliance / Qualitätssicherung</b></p> <p>Ggf. auf Kundenwunsch, aus Unternehmensinteresse oder auf Anforderung von Behörden (z.B. Versicherungsaufsicht, Datenschutz) detaillierte Erläuterung der erstellten Analysen, der zu Grunde liegenden Annahmen und der Einschränkungen bei der Interpretation der Ergebnisse</p> <p>⇒ <b>Erläuterung</b></p> <p>Bei Bedarf ggf. Korrektur der Ergebnisse von Gesichtserkennung und Biometrie-Analysen inkl. der damit einhergehenden sensiblen Kommunikation durch einen Menschen sowie Re-Training der Analyse-Modelle</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p>Durch Menschen muss regelmäßig sichergestellt werden, dass mit den durch Gesichtserkennung und Biometrie-Analyse generierten Daten und gewonnenen Erkenntnissen verantwortlich umgegangen wird, alle gültigen Rechtsnormen eingehalten und insbesondere alle Persönlichkeitsrechte beachtet werden</p> <p>⇒ <b>Compliance</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b><sup>321</sup></p> <p>Kompliziertere, nicht oder nicht vollständig durch KI-Systeme bearbeitbare Analysen verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu bearbeitende Anteil komplizierterer Analysen erhöht</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
<p><b>Automatische datenbasierte Entscheidung</b></p>	<p>Ableitung und automatische Anwendung von Regeln und logischen Zusammenhängen</p>	<p><b>Wegfallende Aufgaben:</b></p> <p>Einfachere Entscheidungen und darauf basierende Folgeverarbeitung (z.B. bei einfacheren Servicevorgängen oder Schadenfällen) durch KI-Systeme fallen bei Menschen weg<sup>322</sup></p>

<sup>321</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

<sup>322</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

		<p><b>Hinzukommende Aufgaben:</b> <sup>323</sup></p> <p>Qualitätssicherung der von KI-Systemen getroffenen Entscheidungen und darauf basierender Folgeverarbeitung.</p> <p>⇒ <b>Qualitätssicherung</b></p> <p>Erläuterung von Entscheidungen, der zu Grunde liegenden Annahmen und ggf. notwendiger Einschränkungen bei der Interpretation der Entscheidungen auf Kundenwunsch und aus Unternehmensinitiative</p> <p>⇒ <b>Erläuterung</b></p> <p>Bei Bedarf ggf. Korrektur der maschinell getroffenen Entscheidungen, Fehleranalyse der Trainingsdaten und der KI-Algorithmen sowie ggf. Anpassung der Entscheidungsmodelle</p> <p>⇒ <b>Training</b></p> <p><b>Veränderte Aufgaben:</b> <sup>324</sup></p> <p>Kompliziertere, nicht oder nicht vollständig durch KI-Systeme zu treffende Entscheidungen und ggf. darauf basierende Folgeverarbeitungen verbleiben bei Menschen, wodurch sich der durch Menschen zu bearbeitende Anteil komplizierterer Fragestellungen erhöht</p> <p>⇒ <b>Qualifizierung</b></p>
--	--	--

Tab. 13: Änderung der Aufgaben bei Menschen durch Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung (eigene Darstellung)

Damit liegt nach dem bisherigen Stand der Literatur erstmals eine Herleitung der sich durch die Einführung und Nutzung der drei wesentlichen Anwendungskategorien künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft (vgl. Kap. 3.2) verändernden Aufgaben von Menschen vor. Zusammenfassend lassen sich aus den in Tab. 11, Tab. 12 und Tab. 13 dargestellten Änderungen der Tätigkeiten von Menschen in der Versicherungswirtschaft folgende fünf Änderungskategorien ableiten:

- **Qualifizierung:** Bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bei einem Versicherer ist davon auszugehen, dass zunächst einfachere Prozesse durch KI-Systeme bearbeitet werden. Sobald der analytische Reifegrad im Unternehmen

<sup>323</sup> Vgl. Yampolskiy, 2021

<sup>324</sup> Vgl. Dukino, Kötter, Müller, Renner, & Zaiser, 2020

steigt, findet immer mehr eine Spezialisierung der weiteren Bearbeitung durch KI-Systeme auf konkrete Fachprozesse statt.<sup>325</sup> Wie bei allen drei wesentlichen Anwendungskategorien dargestellt, erhöht sich dadurch mit zunehmendem analytischem Reifegrad der Anteil verbleibender komplizierterer Aufgaben für den Menschen.<sup>326</sup> Da diese komplizierteren Aufgaben in der Regel tieferes Fachwissen, erhöhte Problemlösungsfähigkeiten und stärker ausgeprägte digitale Fähigkeiten erfordern (vgl. Kap. 4.3), ist dazu eine Erweiterung der Kompetenzen der Menschen erforderlich. Im Szenario einer weitergehenden Automatisierung werden immer mehr Aufgaben von KI-Systemen übernommen, so dass sich die verbleibenden Aufgaben verändern und in der Regel von höherqualifizierten Mitarbeitern mit erweiterten Kompetenzen erledigt werden.<sup>327</sup>

- **Qualitätssicherung:** Beim Einsatz von KI-Systemen ist das Problem der so genannten Opazität zu beachten.<sup>328</sup> Darunter ist zu verstehen, dass die Lernerfolge und die erzielten Ergebnisse von künstlicher Intelligenz und insbesondere von neuronalen Netzen oft nicht nachvollziehbar und teilweise sogar kontraintuitiv sind.<sup>329</sup> Die Qualitätssicherung der von Systemen künstlicher Intelligenz generierten Ergebnisse und der darauf aufgesetzten Folgebearbeitungsschritte hat also speziell für die Versicherungswirtschaft als stark regulierte Branche eine hohe Bedeutung (vgl. Kap. 3.2.3) und obliegt in letzter Konsequenz als neue Aufgabe den Menschen.
- **Training:** Es besteht regelmäßig der Bedarf, Systeme künstlicher Intelligenz auf Basis neuer inhaltlicher und fachlicher Erkenntnisse, neuer Daten oder erkannter Fehler einem Re-Training zu unterziehen.<sup>330</sup> Die notwendige Frequenz des Re-Trainings hängt dabei von den fachlichen Inhalten, dem Reifegrad des KI-Systems, der Verfügbarkeit aktualisierter Daten und ggf. weiteren Aspekten ab.<sup>331</sup> Dieses Training stellt eine neue Aufgabe für Menschen dar.
- **Erläuterung:** Die Erkenntnisse, die durch Systeme künstlicher Intelligenz generiert werden, sind oft nicht selbsterklärend und teilweise nicht intuitiv (s.o.), so dass die Notwendigkeit besteht, die generierten Ergebnisse und die darauf aufgesetzten Folgebearbeitungsschritte gegenüber Kunden, Aufsichtsbehörden (z.B. BaFin, Datenschutzbeauftragter), Ombudsmann, Abschlussprüfern, Rechtsanwälten oder Gerichten und ggf. weiteren Adressaten zu erklären. Inzwischen existieren unter dem Begriff der ‚Explainable AI‘ (vgl. Kap. 2.2) zahlreiche Forschungsansätze, die das Ziel verfolgen, Transparenz hinsichtlich der Ergebnisse von KI-Algorithmen herzustellen.<sup>332</sup> Damit sollen KI-Algorithmen in die Lage versetzt werden, nicht nur Ergebnisse zu liefern, sondern diese auch selbst zu erläutern und nachvollziehbar

---

<sup>325</sup> Vgl. Christopherson & Pärn, 2021

<sup>326</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

<sup>327</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>328</sup> Vgl. Hartmann, 2021

<sup>329</sup> Vgl. Ebers, Heinze, Krügel, & Steinrötter, 2020

<sup>330</sup> Vgl. Petry, 2021

<sup>331</sup> Vgl. Chui, et al., 2018

<sup>332</sup> Vgl. Teso & Kersting, 2019

zu machen. Für die Interpretation und Kommunikation kann Explainable AI künftig helfen, speziell in der regulierten Versicherungswirtschaft werden jedoch Menschen als neue Aufgabe die Ergebnisse von KI-Algorithmen nachvollziehen und erläutern müssen.

- **Compliance:** Beim Einsatz künstlicher Intelligenz sind Fragen bzgl. einer möglichen Diskriminierung durch Daten oder Algorithmen, bzgl. denkbarer Einschränkungen der Persönlichkeitsrechte oder bzgl. des Verhältnisses zwischen Menschen und Maschine inklusive der Handlungsspielräume von KI-Systemen und der Verantwortungszuschreibung zu beachten.<sup>333</sup> Sowohl auf europäischer Ebene als auch auf nationaler Ebene existieren ethische Leitlinien, die Orientierung für die Entwicklung und den Einsatz künstlicher Intelligenz liefern. Dies gilt insbesondere für die stark regulierte Versicherungswirtschaft. KI-Systeme müssen vertrauenswürdig, rechtssicher gestaltet, diskriminierungsfrei und transparent sein und haben die verfassungsmäßig garantierten Persönlichkeitsrechte zu wahren.<sup>334</sup> Die Überwachung der Einhaltung dieser gesetzlichen Grundlagen und Regelwerke obliegt Menschen und führt ebenfalls zur Erweiterung ihrer bisherigen Aufgaben.

Diese fünf Veränderungen der Aufgaben von Menschen sind in der unten stehenden Abbildung (vgl. Abb. 19) zusammenfassend dargestellt und stellen den Ausgangspunkt für die weiteren Betrachtungen der Mensch-Maschine-Interaktion in den folgenden Unterkapiteln dar.

Aufgabenveränderungen bei Menschen durch KI-Systeme				
veränderte Aufgaben	neue Aufgaben			
Qualifizierung	Qualitätssicherung	Training	Erläuterung	Compliance

Abb. 19: Aufgabenveränderung bei Menschen durch Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung)

#### 4.3 Veränderung der Kompetenzanforderungen bei Menschen durch das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen

In diesem Unterkapitel wird herausgearbeitet, welche Veränderungen der Kompetenzen für Menschen durch das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen in Folge der Einführung

<sup>333</sup> Vgl. Stowasser, 2021

<sup>334</sup> Vgl. Ganz, et al., 2021

und Nutzung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft notwendig werden. Dabei wird methodisch auf mehrere Studien zur Erforschung der Mensch-Maschine-Interaktion sowie auf weitere wissenschaftliche Quellen zurückgegriffen. Wie bereits im Kap. 3 vermerkt, ist für die Versicherungswirtschaft vergleichsweise wenig wissenschaftliche Literatur im Kontext der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz zu finden. Speziell zur Erforschung der sich durch den Einsatz von KI-Systemen verändernden Mensch-Maschine-Interaktion in der Versicherungswirtschaft gibt es bis dato nur wenig fundierte Quellen. Ein Großteil der Studien und Quellen zur Erforschung der Mensch-Maschine-Interaktion bezieht sich nicht auf die Versicherungswirtschaft, sondern hat entweder einen allgemein industrieübergreifenden Bezug oder bezieht sich auf spezifische andere Industrien. Daher werden im Folgenden geeignete Quellen unter Berücksichtigung der Spezifika der Versicherungswirtschaft methodisch per Analogieschluss auf die Versicherungswirtschaft übertragen.

Arbeit wird gemäß Wolan<sup>335</sup> zunehmend durch komplexe Problemstellungen gekennzeichnet, zu deren effektiver und effizienter Lösung es agiler, vernetzter und virtueller Vorgehensweisen bedarf. Dabei kommen immer mehr KI-Systeme zum Einsatz, die einzelne, oft noch eng definierte Aufgaben übernehmen oder Menschen bei der Bewältigung ihrer Aufgaben unterstützen. Die in diesem Sinne veränderte Arbeit wird den Menschen künftig höhere technologische und soziale Kompetenz abverlangen. Diese Veränderung der Kompetenzen durch den Einsatz von KI-Systemen ist in mehreren Studien untersucht worden.

In der industrieübergreifenden Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“<sup>336</sup> des Fraunhofer Instituts, die sich unter anderem auch auf die Versicherungswirtschaft bezieht, wird der aktuelle Autonomiegrad von KI-Anwendungen aufgezeigt (vgl. Abb. 20 ).

Gemäß dieser Erhebung ist der Anteil autonomer KI-Anwendungen ohne menschliche Überwachung in Summe bei 17% während bei der weit überwiegenden Mehrheit von 83% der KI-Anwendungen die Aufgabenumsetzung durch das KI-System unter Kontrolle des Menschen erfolgt oder durch das KI-System eine Entscheidungsvorbereitung für den Menschen geleistet wird. Es ist in den nächsten Jahren nicht davon auszugehen, dass ein Großteil der Aufgaben vollständig durch KI-Systeme bearbeitet werden wird, sondern KI-Systeme werden zwar einen weiteren Teil der heute noch von Menschen zu bearbeitenden Aufgaben automatisieren, aber darüber hinaus mehrheitlich eine Unterstützung für Menschen bei der Erledigung anspruchsvollerer Aufgaben leisten.

---

<sup>335</sup> Vgl. Wolan, 2020

<sup>336</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

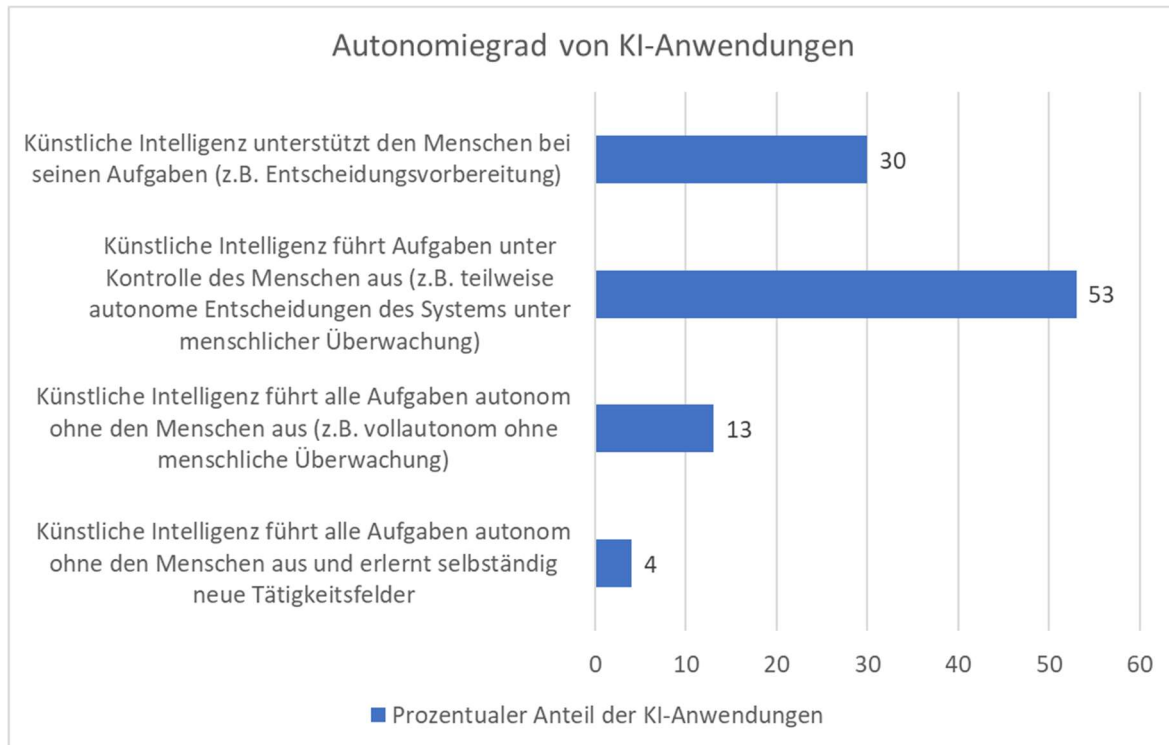


Abb. 20: Autonomiegrad von KI-Anwendungen<sup>337</sup>

Das sich daraus ergebende notwendige Zusammenwirken von Menschen und Maschinen zur Bearbeitung des aus der Perspektive des Menschen größer werdenden Anteils verbleibender anspruchsvollerer Aufgaben führt gemäß o.g. Studie zu sich verändernden Kompetenz-Anforderungen an den Menschen bei der Mensch-Maschine-Interaktion (vgl. Abb. 21). Dabei geht es einerseits um vertiefte klassische Kompetenzen, wie z.B. erhöhte Problemlösungsfähigkeit, gesteigerte Kreativität und Bereitschaft zur Nutzung neuer Entwicklungen, und andererseits um ausgeprägtere technologische Kompetenzen, wie z.B. Umgang mit komplexen IT-Systemen, Analyse von Daten, Nutzung von Datenbanken und nutzerfreundliches Design von Prozessen und Schnittstellen, sowie um erweiterte digitale Kompetenzen, wie z.B. Umgang mit Daten, Interaktion mit KI-Systemen.<sup>338</sup> In allen drei Kompetenzfeldern ist mit einer steigenden Bedeutung im Zusammenhang mit der Einführung und Nutzung von KI-Systemen zu rechnen.

<sup>337</sup> In Anlehnung an Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>338</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

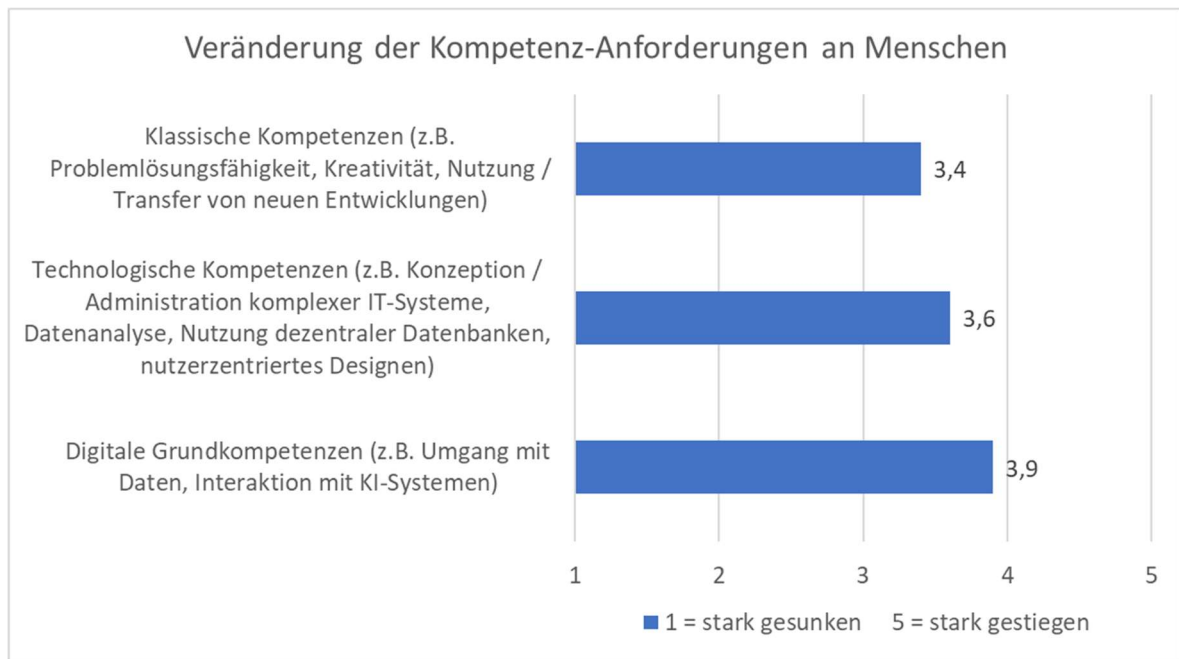


Abb. 21: Veränderung der Kompetenz-Anforderungen an Menschen<sup>339</sup>

Bei der Stärke der Veränderungen der Kompetenz-Anforderungen sind dabei Unterschiede auszumachen. So zeigt sich die Veränderung der digitalen Grundkompetenzen mit einem Wert von 3,9 besonders deutlich, direkt gefolgt von der Veränderung der technologischen Kompetenzen mit einem Wert von 3,6. Auch die klassischen Kompetenzen gewinnen mit einem Wert von 3,4 an Bedeutung. Die drei dargestellten Veränderungen der Kompetenz-Anforderungen gelten gemäß der o.g. Studie für alle untersuchten Industrien und damit auch für die Versicherungswirtschaft. Speziell für die Schweizer Versicherungswirtschaft wurden die im Zusammenhang mit der Einführung von KI-Systemen notwendigen Kompetenzen mit Hilfe der Studie „Skills der Zukunft“<sup>340</sup> des Instituts für Versicherungswirtschaft an der Hochschule St. Gallen weiter untersucht und industriespezifisch detailliert.

<sup>339</sup> In Anlehnung an Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>340</sup> Vgl. Biener, et al., 2021

Transversale Kompetenzen in der Versicherungswirtschaft (Auszug)	
<b>Agilität</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Arbeitsweisen und Methoden, die ein iterativ-inkrementelles Vorgehen sichern, um aus Feedback und Praxiserfahrungen rasch zu lernen und das Risiko von Fehlern zu minimieren</li> <li>• Strukturen und Governance, die rasche, kundenorientierte Entscheidungsprozesse ermöglichen</li> <li>• Werte und Kompetenzen, die agiles Denken und Verhalten individuell verankern</li> </ul>
<b>Kooperation u. Vernetzung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Zusammenhänge in der ganzen Wertschöpfungskette erkennen</li> <li>• Interdisziplinär arbeiten</li> <li>• Mit internen und externen Partnern sowie mit Kunden kooperieren</li> <li>• Team- und Projektarbeit fördern</li> <li>• Informationen, Wissen und Können teilen</li> <li>• Konstruktive Feedback- und Fehlerkultur fördern</li> </ul>
<b>Kundenorientierung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Produktentwicklung auf Kundenbedürfnisse und -verhalten ausrichten</li> <li>• Kundenzentrierte Optimierung von Prozessen</li> <li>• Gestaltung des Kundenerlebnisses</li> <li>• Besseres Verständnis der Kundenbedürfnisse und -präferenzen sowie Risikoprofile</li> </ul>
<b>Digitale Fähigkeiten</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Digitale Werkzeuge und Methoden beherrschen</li> <li>• Im digitalen Versicherungsgeschäft erfolgreich arbeiten</li> <li>• Daten lesen, verstehen, auswerten und interpretieren</li> <li>• Daten mit Kooperationspartnern austauschen</li> <li>• Compliance und Ethik bei der Nutzung von Daten beachten</li> </ul>
<b>Verantwortung u. Wertorientierung</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Allgemeine regulatorische Vorgaben und spezifische Unternehmenswerte umsetzen</li> <li>• Aus eigener Initiative ethisch-moralisch verantwortlich handeln</li> </ul>

Abb. 22: Transversale Kompetenzen in der Versicherungswirtschaft<sup>341</sup>

Bei dieser Erhebung wurden zwar keine quantitativen Einschätzungen der Stärke der Veränderung von Kompetenzen vorgenommen, jedoch wurden die notwendigen Kompetenzen sehr detailliert ermittelt. Die Studie kommt zu dem Ergebnis, dass Mitarbeiter in der Versicherungswirtschaft künftig speziell die Kompetenzen Agilität, Kooperation und Vernetzung, Kundenorientierung, digitale Fähigkeiten sowie Verantwortung und Wertorientierung entwickeln und beherrschen müssen (vgl. Abb. 22).

<sup>341</sup> In Anlehnung an Biener, et al., 2021



Diese Kompetenzen werden in der erwähnten Studie als „transversale“ Kompetenzen bezeichnet, womit ausgedrückt werden soll, dass diese Kompetenzen für alle Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette gleichermaßen relevant sind, jedoch je nach Wertschöpfungsstufe gewisse Schwerpunkte zu erkennen sind und die genannten Kompetenzen auf die jeweils unterschiedlichen fachlichen Inhalte anzuwenden sind. In der Praxis sind diese transversalen Kompetenzen nicht trennscharf, sondern miteinander verflochten, so bezieht sich z.B. die Kompetenz ‚Kooperation und Vernetzung‘ unter anderem auch auf die Kunden und verstärkt damit also auch die Kompetenz ‚Kundenorientierung‘ und eine Stärkung der Kompetenz ‚Digitale Fähigkeiten‘ fördert die Fähigkeit zu einer stärkeren agilen Arbeitsweise und unterstützt damit die Kompetenz ‚Agilität‘

Im nächsten Unterkapitel werden die Aufgabenveränderungen aus Unterkapitel 4.2 mit den dargestellten Veränderungen der Kompetenzen zusammengeführt und daraus neue Rollen für das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen abgeleitet.

#### 4.4 Neue Rollen durch das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen beim Einsatz künstlicher Intelligenz

In diesem Unterkapitel werden die im Unterkapitel 4.2 dargestellten Veränderungen der Aufgaben von Menschen durch die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft tiefer analysiert und in Verbindung mit den im Unterkapitel 4.3 dargestellten Veränderungen der Kompetenzen werden die sich aus den Aufgabenveränderungen ergebenden neuen Rollen für Menschen im Zusammenwirken mit KI-Systemen abgeleitet und detailliert beschrieben.

Die fünf dargestellten Kategorien der Aufgabenveränderungen von Menschen durch die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft (vgl. Abb. 19) zeigen bereits, dass der Einsatz künstlicher Intelligenz in jedem konkreten Fall eine Überprüfung und ggf. Veränderung der Arbeitsteilung zwischen Menschen und Maschine notwendig macht. Eine solche Arbeitsteilung wird umso erfolgreicher sein, je besser sich die jeweiligen Stärken von Menschen einerseits und Maschinen andererseits in eine sich wechselseitig bestärkende Beziehung setzen lassen.<sup>342</sup> Menschliche Stärken, wie z.B. Kreativität, Improvisationsvermögen, Geschicklichkeit, Urteilsvermögen, soziale Fähigkeiten und Führungskompetenz, sind auch im Zusammenwirken mit Maschinen relevant und wichtig. Umgekehrt sind die Stärken von Maschinen, wie z.B. Geschwindigkeit, Genauigkeit, Wiederholbarkeit, Vorhersagefähigkeit und Skalierbarkeit, ebenso relevant und bedeutend.<sup>343</sup> Demgemäß kann die größte Produktivitätssteigerung durch künstliche Intelligenz erreicht werden, wenn Menschen und Maschinen kooperieren anstatt zu konkurrieren, so dass sich die jeweiligen Stärken gegenseitig ergänzen und bestmöglich genutzt werden können.

---

<sup>342</sup> Vgl. Huchler, et al., 2020

<sup>343</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

---

#### 4.4.1 Qualifizierung

Wie in Kap. 4.2 beschrieben, übernehmen in allen drei der in Kap. 3.2 beschriebenen wesentlichen Anwendungskategorien künftig Systeme künstlicher Intelligenz einfachere Aufgaben. Dadurch verändert sich in allen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette, in denen diese Anwendungskategorien zum Einsatz kommen, die Bandbreite des Aufgabenspektrums für Menschen dahingehend, dass einfachere Prozesse automatisiert und die im Rahmen dieser einfacheren Prozesse zu treffenden Entscheidungen durch einen KI-Algorithmus getroffen werden, bei komplizierteren Prozessen eine Teilautomatisierung und Entscheidungsunterstützung für den Menschen durch einen KI-Algorithmus erfolgt und bei komplizierten Prozessen eine Entscheidungsvorbereitung geleistet wird.<sup>344</sup>

Im Zuge der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft müssen im Rahmen der notwendigen Qualifizierung (vgl. Kap. 4.2) die o.g. transversalen Kompetenzen (vgl. Kap. 4.3) entwickelt werden. Für die Nutzung von KI-Systemen sind dafür zwei Rollen erforderlich, nämlich einerseits der Spezialist, der mit den o.g. Kompetenzen ausgestattet ist, und andererseits der Coach, dessen Aufgabe die Etablierung und laufende Weiterentwicklung der genannten Kompetenzen bei den Spezialisten ist:

- **Spezialist:** Für die Beschäftigten bedeutet die Nutzung von und Interaktion mit KI-Systemen, dass eine bestmögliche Entwicklung der o.g. transversalen Kompetenzen erfolgen muss. Diese transversalen Kompetenzen stellen im Zusammenhang mit der Mensch-Maschine-Interaktion eine notwendige Voraussetzung für alle Mitarbeiter in allen Wertschöpfungsstufen dar. Dabei sind die notwendigen Ausprägungen der einzelnen Kompetenzen für Mitarbeiter in den verschiedenen Wertschöpfungsstufen durchaus mit unterschiedlichen Schwerpunkten versehen. So ist beispielsweise die Kundenorientierung sowie die Kooperation und Vernetzung von besonderer Bedeutung für Mitarbeiter mit regelmäßigem direktem Kundenkontakt, wie z.B. im Vertrieb, in der Vertragsverwaltung und im Kundenservice sowie im Schadenmanagement. Hingegen werden für Mitarbeiter in der Produktentwicklung und im Marketing eher die Agilität und die digitalen Fähigkeiten eine herausgehobene Bedeutung haben.<sup>345</sup> Zusätzlich zur Entwicklung der transversalen Kompetenzen ist für die Mitarbeiter in den jeweiligen Wertschöpfungsstufen eine tiefere Qualifizierung im Hinblick auf die jeweiligen fachlichen Kompetenz notwendig, um die verbleibenden anspruchsvolleren Aufgaben, die nicht vollständig von KI-Systemen alleine gelöst werden können (z.B. kompliziertere Kundenanliegen im Service, größere Schadenfälle mit mehreren Beteiligten und nicht eindeutiger Schuldfrage, komplexe Beratungssituationen im Vertrieb), erledigen zu können.<sup>346</sup> Bei der Bearbeitung solcher anspruchsvolleren Aufgaben werden neben der weiteren fachlichen Qualifizierung die in der Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“ ermittelten so genannten klassischen Kompetenzen, wie z.B. Problemlösungsfähigkeit und Kreativität, eine entscheidende Rolle spielen.<sup>347</sup> Dar-

---

<sup>344</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>345</sup> Vgl. Biener, et al., 2021

<sup>346</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>347</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

über hinaus ist für Mitarbeiter in allen Wertschöpfungsstufen künftig ein erhöhtes Bewusstsein für die Bedeutung und für den Umgang mit Daten ganz wesentlich.<sup>348</sup> Diese Veränderungen setzen eine ständige Bereitschaft der Beschäftigten voraus, sich immer weiter sowohl fachlich als auch im Hinblick auf die genannten Kompetenzen zu qualifizieren und zu spezialisieren.<sup>349</sup>

- **Coaches:** Für die Führungskräfte dieser Spezialisten ergibt sich die Notwendigkeit, ihr Führungsverhalten mit zunehmender Qualifizierung ihrer Mitarbeiter weiterzuentwickeln und sich schrittweise neben klassischen Führungsmethoden auch Coaching-Methoden anzueignen und diese in der Praxis einzusetzen.<sup>350</sup> Dies erfolgt mit der Zielsetzung, die o.g. transversalen Kompetenzen immer besser auszubilden und zu vertiefen. Dazu sind durch die Führungskräfte hochwertige Qualifizierungsprogramme und moderne Qualifizierungsformate (z.B. digitale Formate, blended learning, usw.) zur Verfügung zu stellen, damit die Mitarbeiter bei der o.g. Qualifizierung unterstützt werden. Als Voraussetzung für zielgerichtete Weiterentwicklung der Spezialisten müssen die Führungskräfte laufend einen guten Überblick über verfügbare Qualifizierungsprogramme, über den individuellen Qualifizierungsstatus und -bedarf sowie die Qualifizierungsziele ihrer Mitarbeiter haben.<sup>351</sup> Dazu benötigen die Coaches selbst die o.g. transversalen Kompetenzen.<sup>352</sup> Darüber hinaus sind die Führungskräfte in der Verantwortung, auch bei zunehmender fachlicher Qualifizierung ihrer Mitarbeiter und der damit ggf. einhergehenden Spezialisierung, die wiederum zu einer engeren Einsatzbreite des einzelnen Mitarbeiters im Rahmen der verbleibenden anspruchsvolleren Aufgaben führt, mit geeigneten Maßnahmen laufend sicherzustellen, dass die organisatorische Einheit, für die sie die Verantwortung tragen, laufend ihren gesamthaften Auftrag erfüllen kann.

#### 4.4.2 Qualitätssicherung

Im Vergleich zu regelbasierten Systemen arbeiten Systeme auf Basis künstlicher Intelligenz mit einem völlig anderen Ansatz: Für die jeweilige Aufgabenstellung (z.B. das Erkennen von Indizien für Betrugsfälle bei der Schadenbearbeitung) erfolgt bei KI-Systemen ein Training auf einer hinreichend großen und qualitativ guten Datenmenge und anschließend wird die trainierte Mustererkennung dann auf neue Datensätze angewandt (vgl. Kap. 2.2). Im Gegensatz dazu wird bei regelbasierten Systemen das vorhandene Wissen von Menschen durch Programmierer in eine Form gebracht, die die Maschinen verstehen können.<sup>353</sup> Das heißt, KI-Systeme lernen im Gegensatz zu regelbasierten Systemen auf der Basis von Beispielen und in

---

<sup>348</sup> Vgl. Biener, et al., 2021

<sup>349</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>350</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>351</sup> Vgl. Behrens, Heindl, Winter, Biam, & Fecht, 2021

<sup>352</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>353</sup> Vgl. Brynjolfsson & McAfee, 2022

Abhängigkeit vom Umfang und der Qualität der Trainingsdaten werden Muster in neuen Datensätzen daher immer mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit und niemals mit absoluter Sicherheit erkannt.

Dabei sind grundsätzlich drei Risiken zu betrachten:<sup>354</sup> Erstens können in den verwendeten Trainingsdaten versteckte Biases enthalten sein, die zu verzerrten Ergebnissen der KI-Systeme führen (z.B. Benachteiligung bestimmter Bevölkerungsgruppen bei der Betrugserkennung). Zweitens ist es aufgrund der Tatsache, dass KI-Systeme ihre Ergebnisse auf Basis von Wahrscheinlichkeiten anstatt mit absoluten Sicherheiten generieren, in der Praxis nicht möglich, mit Sicherheit zu beweisen, dass ein KI-System in jedem Fall korrekt funktioniert. Dies kann in geschäftskritischen Anwendungen (z.B. Underwriting bei Großrisiken, Schadenbewertung bei Großschäden) relevant sein. Drittens kann es im Falle von Fehlern eines KI-Systems schwierig sein, die exakte Fehlerursache zu finden und diese zu korrigieren. Dies gilt insbesondere dann, wenn sich die Rahmenbedingungen im Vergleich zum Training des Systems geändert haben.

Beim Einsatz von KI-Systemen ist es daher wichtig, die Vorteile des maschinellen Lernens zusammen mit den Vorteilen der menschlichen Urteilskraft in einen Entscheidungsprozess zu bringen, der der zu Grunde liegenden Situation angemessen ist.<sup>355</sup> Bei steigender Komplexität der analytischen Modelle und bei tiefgreifenden Entscheidungen sollten daher qualitative Evaluationen mit menschlicher Urteilskraft in den Entscheidungsprozess integriert werden.

Daraus ergeben sich für die Sicherstellung der Qualitätssicherungsfunktionen von KI-Systemen einerseits die Rolle des Qualitäts-Managers, dessen Aufgabe die konzeptionelle Entwicklung des Qualitäts-Managements ist, und andererseits die Rolle des Testers, dessen Aufgabe im Wesentlichen die Durchführung der Tests umfasst:

- **Qualitäts-Manager:** Sie haben die Aufgabe, in Abhängigkeit vom konkreten Anwendungsfall (z.B. Underwriting, Betrugserkennung), angemessene und wirtschaftlich sinnvolle Vorgaben zur Minimierung der o.g. drei Risiken zu konzipieren. Das heißt, sie müssen mögliche Szenarien für versteckte Biases sowie Testkonzepte, zur Aufdeckung dieser Biases erarbeiten, sie müssen angemessene Vorgaben für die zu erreichenden Mindestwahrscheinlichkeiten, mit denen die Ergebnisse des jeweiligen KI-Systems gemessen werden, erarbeiten und sie müssen Konzepte zur Eingrenzung und Behebung der möglichen Fehlerursachen in KI-Systemen erarbeiten.<sup>356</sup> Dabei müssen diese Vorgaben immer wieder überprüft und ggf. aufgrund veränderter Rahmenbedingungen, geänderter gesetzlicher Grundlagen oder verändertem Kundenverhalten angepasst werden. Außerdem obliegt den Qualitäts-Managern die Aufgabe, dafür zu sorgen, dass die Daten, die zum Training von Algorithmen verwendet werden, frei von Biases sind.<sup>357</sup> Dies ist umso wichtiger, als dass in den nächsten Jahren davon auszugehen ist, dass neben intern verfügbaren Daten auch vermehrt externe Datenquellen genutzt werden und die Qualität der Daten aus solchen externen Quellen oft nicht bekannt ist. Daher kommen der Überprüfung und Qualitätssicherung der Daten im Hinblick auf systematische Abweichungen oder Tendenzen eine hohe Bedeutung zu. Für die Qualitäts-

---

<sup>354</sup> Vgl. Brynjolfsson & McAfee, 2022

<sup>355</sup> Vgl. Bitkom, 2017

<sup>356</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>357</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

Manager sind die digitalen Fähigkeiten und dabei insbesondere die Kompetenz, Daten auswerten und interpretieren zu können, von entscheidender Bedeutung. Daneben spielen im Rahmen der Entwicklung von Testkonzepten agile Fähigkeiten und die Fähigkeit zur Kooperation und Vernetzung eine wichtige Rolle.

- **Tester:** Ihnen obliegt die Verantwortung dafür, laufend mit Hilfe konkreter Testfälle auf Basis der Vorgaben der Qualitätsmanager die Qualität des KI-Systems zu überprüfen und dabei die Ergebnisse des KI-Systems mit der eigenen Beurteilung auf Basis tiefgehender Fachexpertise abzugleichen. Dabei ist eine der wesentlichen Anforderungen an die Tester, sensibel im Hinblick auf mögliche Biases des zu testenden KI-Algorithmus zu sein, obwohl Menschen sich in vielen Fällen an Biases im Alltag gewöhnt haben.<sup>358</sup> Durch eine konsequente und sorgfältige Umsetzung der Teststrategie durch die Tester lässt sich feststellen, ob der Mensch bei neuen Datenkonstellationen vergleichbare Entscheidungen treffen würde und diese Entscheidungen auch frei von Biases sind.<sup>359</sup> Eine kontinuierliche Evaluation der KI-Algorithmen ermöglicht es dabei, die Entwicklung der Qualität im Zeitablauf zu betrachten und mögliche Auffälligkeiten frühzeitig zu erkennen. Dabei ist es auch Aufgabe der Tester im Dialog mit den Qualitäts-Managern Impulse zur Weiterentwicklung der Testverfahren zu liefern. Für die Tester von KI-Systemen sind digitale Fähigkeiten im Zuge der Testdurchführung von entscheidender Bedeutung. Darüber hinaus ist auch die Kundenorientierung wesentlich, da bereits bei der Testdurchführung nicht nur die inhaltliche Korrektheit überprüft werden muss, sondern darüber hinaus auch die Interaktion mit den Kunden.

#### 4.4.3 Training

Um Muster in großen Datenmengen zu erkennen, müssen Systeme künstlicher Intelligenz trainiert werden (vgl. Kap. 2.3). Dabei ist es primäres Ziel des Trainings, dass KI-Systeme derartige Muster möglichst vollständig und so weit wie möglich fehlerfrei erkennen. Im Falle von entdeckten Fehlern in den KI-Algorithmen oder in den zu Grunde liegenden Daten muss der Algorithmus oder die Datenbasis korrigiert und ein Re-Training durchgeführt werden (vgl. Kap. 4.2). Gemäß Daugherty und Wilson<sup>360</sup> reicht ein Training mit der Zielsetzung einer fachlichen Korrektheit jedoch nicht aus, sondern das Training von KI-Systemen sollte zusätzlich auch darauf ausgerichtet sein, dass die Interaktion zwischen Menschen und KI-Systemen auf möglichst natürliche, empathische und verständliche Art erfolgt. Beispielsweise sollten Bots, die zur Kommunikation im Kundenservice eingesetzt werden, nicht nur inhaltlich korrekt kommunizieren, sondern diese Bots sollten auch darauf trainiert werden, die Komplexität, Differenziertheit und Feinheit der menschlichen Sprache zu verstehen und selbst anzuwenden. Menschen reagieren positiver auf die Interaktion mit künstlicher Intelligenz und auf die von künstlicher Intelligenz vorgeschlagenen Ergebnisse, wenn die KI-Systeme in diesem Sinne „menschähnliche Verhaltensweisen“ zeigen.<sup>361</sup>

---

<sup>358</sup> Vgl. Townson, 2023

<sup>359</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>360</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>361</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

Um das Training von KI-Systemen so zu gestalten, dass die Systeme einerseits inhaltlich korrekt arbeiten und andererseits ein solches „menschenähnliches Verhalten“ zeigen, sind verschiedene Rollen beim Training der Systeme notwendig. In der industrieübergreifenden Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“<sup>362</sup> des Fraunhofer Instituts werden dazu die folgenden drei Rollen vorgeschlagen:

- **Domänen- und Sprach-Trainer:** Domänen- und Sprach-Trainer haben die Aufgabe, innerhalb der fachlichen Domäne durch das Training des Algorithmus zunächst für fachlich korrekte Ergebnisse des Algorithmus zu sorgen. Dazu gehört auch die Sicherstellung, dass die verwendeten Trainingsdaten ausreichend, korrekt und frei von Biases sind. Über die Notwendigkeit korrekter Ergebnisse hinaus ist dem Algorithmus für die Interaktion mit dem Menschen auch die sprachliche Bedeutung über der reinen wörtlichen Bedeutung hinaus beizubringen.<sup>363</sup> Dadurch soll bei der Interaktion zwischen KI-Systemen und Menschen auf eine für den Menschen angenehmere und natürlichere Kommunikation geachtet werden. Dies bedeutet speziell in der Versicherungswirtschaft, dass in einer allgemein verständlichen Sprache anstelle einer sehr formellen und juristisch korrekten Sprache kommuniziert werden sollte. Um diese Rolle ausfüllen zu können, benötigt der Domänen- und Sprach-Trainer selbstverständlich vertieftes Domänenwissen. Für den Domänen- und Sprach-Trainer ist darüber hinaus neben digitalen Fähigkeiten auch die Kundenorientierung von besonderer Bedeutung.
- **Interaktions-Trainer:** Sie sind dafür verantwortlich, dass in den Reaktionen von KI-Systemen für den Menschen ein gewisses Maß an Einfühlungsvermögen erkennbar ist.<sup>364</sup> Dies kann speziell in der Versicherungswirtschaft z.B. bei der Meldung eines Schadenfalles wichtig sein. Ebenso ist eine angemessene Interaktion und ein hohes Maß an Empathie bei der Kommunikation notwendig, wenn z.B. im Rahmen der Schadenbearbeitung ein Anfangsverdacht für einen Betrugsfall vorliegt, dieser Anfangsverdacht jedoch noch nicht bestätigt ist, oder aber wenn es bei einem Schadenfall zu Verletzten oder gar Todesopfern gekommen ist. Darüber hinaus sollte durch den Interaktions-Trainer darauf geachtet werden, dass das Zusammenwirken von Menschen und Maschinen bei der Bearbeitung voneinander abhängiger Vorgänge eines Gesamtprozesses so trainiert wird, dass die Maschine im Rahmen des Gesamtprozesses bestmöglich mit dem Menschen zusammenwirkt.<sup>365</sup> Dazu wird z.B. beobachtet, in welcher Abfolge und in welchen Einzelschritten erfahrene Mitarbeiter komplexe Vorgänge bearbeiten, um dann daraufhin Maschinen für die von ihnen umzusetzenden Prozessschritte zu trainieren. Ein solches Vorgehen ist z.B. bei der Bearbeitung komplexer Schadenfälle sinnvoll, da solche Fälle voraussichtlich in den nächsten Jahren nicht vollständig durch Maschinen bearbeitet werden können, sondern im verstärkten Zusammenwirken von Menschen und Maschinen erledigt werden. Um diese Rolle auszufüllen, ist für den Interaktions-Trainer selbstverständlich ein hohes Maß an Kundenorientierung von entscheidender Bedeutung. Um die Gestaltung des Gesamtprozesses laufend weiterzu-

---

<sup>362</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>363</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>364</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>365</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

entwickeln und zu optimieren, muss der Interaktions-Trainer darüber hinaus eine ausgeprägte Fähigkeit zur Kooperation und Vernetzung besitzen, denn nur mit diesen Fähigkeiten ist die notwendige laufende Abstimmung mit anderen Funktionsbereichen innerhalb des Versicherers zur bestmöglichen Gestaltung des Gesamtprozesses möglich. Daneben sind aufgrund der Aufgabenstellung auch für den Interaktions-Trainer agile und digitale Fähigkeiten relevant.

- **Kultur-Trainer:** Sie übernehmen die Verantwortung dafür, dass lokale, regionale und globale kulturelle und sprachliche Unterschiede in der Interaktion zwischen Menschen und Maschinen ausreichend Beachtung finden.<sup>366</sup> Dabei sind sowohl sprachliche Spezifika als auch die regional unterschiedliche Affinität und Bereitschaft zur Interaktion mit Maschinen zu berücksichtigen. Beispielhaft sei hier der regional unterschiedliche Umgang mit und das Verständnis von Ironie genannt. Für den Kultur-Trainer ist damit die Kundenorientierung von außerordentlicher Bedeutung.<sup>367</sup>

Daugherty und Wilson<sup>368</sup> gehen über diese drei Rollenprofile aus der o.g. Studie hinaus und schlagen für die Aufgabenveränderung 'Training' fünf verschiedene Rollenprofile vor. Diese fünf Rollen werden Empathie-Trainer, Persönlichkeits-Trainer, Kultur-Trainer, Interaktions-Modellierer und Daten-Hygieniker genannt. Diese fünf Rollen sind in den o.g. drei Rollenprofilen der Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“ enthalten: Der Empathie-Trainer wird durch die o.g. Rolle des Interaktions-Trainers abgedeckt, der Persönlichkeits-Trainer wird durch die Rolle des Domänen- und Sprach-Trainers umfasst, die Rolle des Kultur-Trainers ist in beiden Konzepten ähnlich ausgestaltet, der Interaktions-Modellierer findet sich in der Rolle des Interaktions-Trainers wieder und die Rolle des Daten-Hygienikers ist ebenfalls in der Rolle des Domänen- und Sprach-Trainers enthalten. Die von Daugherty und Wilson aufgeführten Rollen sind damit zwar differenzierter, lassen sich jedoch auf die drei oben dargestellten Rollen zurückführen, so dass durch die fünf Rollenprofile von Daugherty und Wilson keine inhaltliche Erweiterung gegenüber den oben dargestellten drei Rollenprofilen gegeben ist.

#### 4.4.4 Erläuterung

Wie in Kapitel 3.5 ausführlich ausgeführt wurde, sind neben den bisher im Einsatz befindlichen Systemen künstlicher Intelligenz für alle Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette zahlreiche weitere Einsatzfelder denkbar. Sowohl bei den bereits im Einsatz befindlichen als auch besonders bei den künftig denkbaren Anwendungen künstlicher Intelligenz sind die erkannten Muster, ermittelten Vorschläge und Lösungen komplexer Fragestellungen einerseits für Menschen oft nicht nachvollziehbar und teilweise entgegen der menschlichen Intuition.<sup>369</sup> Andererseits fordert das BaFin von den deutschen Versicherern in Bezug auf den Einsatz künstlicher Intelligenz, dass wesentliche Entscheidungen durch Verantwortliche in den Unternehmen, durch Abschlussprüfer und durch Aufsichtsbehörden nachvollzogen werden

---

<sup>366</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>367</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>368</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>369</sup> Vgl. Knight, 2022

können.<sup>370</sup> Auch die seit 2018 in der Europäischen Union gültige Datenschutzgrundverordnung (DSGVO, engl.: General Data Protection Regulation) beinhaltet im Artikel 71 ein „Recht auf Erklärung“. In der DSGVO heißt es „[the data subject should have] the right ... to obtain an explanation of the decision reached“.<sup>371</sup> Aus diesen Anforderungen ergibt sich die Notwendigkeit, dass Versicherer für die im Einsatz befindlichen Systeme künstlicher Intelligenz die Wirkungszusammenhänge von komplexen Algorithmen und das Zustandekommen von Entscheidungsvorschlägen durch speziell ausgebildete Mitarbeiter erläutern können.

In den letzten Jahren haben industrieübergreifend Forschungen zur Erhöhung der Erklärbarkeit von KI-Modellen unter dem Begriff „Explainable Artificial Intelligence (XAI)“ an Bedeutung gewonnen. Bisher konnten in diesem Forschungsgebiet jedoch noch keine universell anwendbaren Ergebnisse erzielt werden, sondern die bis dato entwickelten Erklärungsansätze beziehen sich bisher auf konkrete KI-Algorithmen.<sup>372</sup>

Zur Erläuterung der Ergebnisse von KI-Algorithmen lassen sich industrieübergreifend und damit auch für die Versicherungswirtschaft nach Daugherty und Wilson drei verschiedene Rollen differenzieren:<sup>373</sup>

- **Forensik-Analysten:** Sie sind verantwortlich für die generelle Erklärbarkeit der Ergebnisse von Algorithmen. Falls Algorithmen fehlerhaft sind oder die Entscheidungsvorschläge von Algorithmen zu unerwünschten Konsequenzen führen, und dadurch die vorgesehene Erklärung nicht zum Ergebnis des Algorithmus passt, muss der Forensik-Analyst in der Lage sein, eine tiefgehende Analyse durchzuführen, um die Ursache für das fehlerhafte Verhalten des Algorithmus zu finden, eine Fehlerbehebung zu veranlassen oder ggf. die vorgesehene Erklärung für die Ergebnisse des Algorithmus an die tatsächlichen Ergebnisse des Algorithmus anzupassen.<sup>374</sup> Die geeigneten Erklärungsmuster für Ergebnistypen der Algorithmen stellt der Forensik-Analyst dann den Spezialisten zur Verfügung, die bei Bedarf diese Erklärungsmuster bezogen auf konkrete Einzelfälle gegenüber Kunden, Anspruchsteller, Aufsichtsbehörden oder Abschlussprüfer anwenden. Für den Forensik-Analysten ist aufgrund der Notwendigkeit einer durch den Kunden oder durch weitere Interessenten zu verstehenden Erklärung ein hohes Maß an Kundenorientierung entscheidend. Um die o.g. tiefgehenden Analysen durchführen zu können, benötigt der Forensik-Analyst darüber hinaus ausgeprägte digitale Fähigkeiten. Aufgrund der Notwendigkeit mit zahlreichen Funktionen zusammenzuarbeiten ist zudem die Fähigkeit zur Kooperation und Vernetzung notwendig.
- **Transparenz-Analysten:** Ihre Aufgabe ist es, den Schutzbedarf für einen KI-Algorithmus festzustellen und in Abhängigkeit von diesem Schutzbedarf das Maß an Transparenz und Erklärbarkeit gegenüber unterschiedlichen Interessengruppen festzulegen. Es kann verschiedene Gründe dafür geben, warum die Transparenz zu einem Algorithmus gegenüber verschiedenen Interessengruppen unterschiedlich gewahrt werden

---

<sup>370</sup> Vgl. BaFin, 2020

<sup>371</sup> Vgl. Europäische Union, 2016

<sup>372</sup> Vgl. Koppe, Schatz, & Hornung, 2021

<sup>373</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

<sup>374</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018



soll und diese verschiedenen Gründe führen zu unterschiedlichen Maßnahmen im Hinblick auf Transparenz und Prüfbarkeit der Algorithmen. So können Algorithmen beispielsweise durch die o.g. Systematik des Lernens auf Basis von Beispielen als Blackbox funktionieren

oder aber bewusst als Blackbox konzipiert sein, um das inhärente geistige Eigentum zu schützen. Muss das geistige Eigentum vor Wettbewerbern geschützt werden, so wird Transparenz über die Funktionsweise des Algorithmus nur gegenüber den Aufsichtsbehörden oder Abschlussprüfern, nicht aber gegenüber der allgemeinen Öffentlichkeit hergestellt werden. Algorithmen können aber auch aufgrund des notwendigen Datenumfangs, des komplizierten Codes oder der komplexen Entscheidungsfindung als Blackboxes funktionieren.<sup>375</sup> Wenn in solchen Fällen kein besonderer Schutzbedarf für einen Algorithmus besteht, so müssen durch den Forensik-Analysten (s.o.) Erklärungsansätze erarbeitet werden. Der Transparenz-Analyst benötigt für seine Tätigkeit ein hohes Maß an Verantwortung und Werteorientierung, um bei den Entscheidungen zum Schutzbedarf der KI-Algorithmen die verschiedenen Interessen auszuloten und zu ausgewogenen Urteilen zu kommen. Darüber hinaus sind auch für diese Rolle ausgeprägte digitale Fähigkeiten sowie eine hohe Bereitschaft zu Kooperation und Vernetzung notwendig.

- **Erklärbarkeits-Analysten:** Sie sind dafür verantwortlich, Entscheidungen darüber zu treffen, welche Techniken zur Lösung bestimmter Problemstellungen eingesetzt werden sollen. In der Praxis wird es bei dieser Frage häufig um die Balance zwischen der notwendigen Genauigkeit des Ergebnisses und den Anforderungen an die Erklärbarkeit des Zustandekommens des Ergebnisses gehen. So liefern Deep-Learning Algorithmen oft sehr genaue Ergebnisse, das Zustandekommen der Ergebnisse ist jedoch in der Regel schwer nachvollziehbar, während regelbasierte Algorithmen oft ungenauere Ergebnisse liefern, die aber in der Regel aufgrund des bekannten Regelwerks gut nachvollziehbar sind. Erklärbarkeits-Analysten sind mit ihrem Domänenwissen und ihrer Beurteilung des Bedarfs an Exaktheit von Lösungen wichtige Ansprechpartner für die Entwickler der Algorithmen. Für den Erklärbarkeits-Analysten ist es entscheidend, dass diese Rolle einerseits mit einem hohen Maß an Verantwortung und Werteorientierung und andererseits mit ausgeprägten digitalen Fähigkeiten ausgefüllt wird, da nur durch diese Kombination der Fähigkeiten die bestmöglichen Entscheidungen im Hinblick auf die zu wählenden technischen Lösungen getroffen werden können.<sup>376</sup> Darüber hinaus ist auch für diese Rolle die Bereitschaft zur Kooperation und Vernetzung wichtig.

#### 4.4.5 Compliance

Das grundlegende Prinzip von Systemen auf Basis künstlicher Intelligenz beruht darauf, dass Algorithmen mit Hilfe großer Datenmengen darauf trainiert werden, bestimmte Muster in diesen Datenmengen zu erkennen und anschließend die erlernte Mustererkennung auf neue Da-

---

<sup>375</sup> Vgl. Burrell, 2016

<sup>376</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

tensätze angewandt wird (vgl. Kap. 2.2). Dabei kann es vorkommen, dass bei der Mustererkennung rechtliche oder ethische Aspekte, die für Menschen selbstverständlich sind, nicht beachtet werden. Beispielhaft sei hier die Aussage des Bots ‚Sophia‘ auf der South by Southwest Konferenz (SXSW) im Jahr 2016 erwähnt, der eine Scherzfrage nicht erkannte und antwortete „Okay, ich will die Menschen zerstören“.<sup>377</sup> Um derartige Fehler zu vermeiden, ergibt sich für Versicherer die Notwendigkeit, laufend sicherzustellen, dass die im Einsatz befindlichen Systeme künstlicher Intelligenz im Sinne der gültigen Rechtsnormen, insbesondere unter Beachtung der Persönlichkeitsrechte von Menschen, und im Sinne ethisch moralischer anerkannter Werte und Normen funktionieren.

Für diese Aufgabe lassen sich industrieübergreifend und damit auch für die Versicherungswirtschaft insgesamt drei verschiedene Rollen unterscheiden:<sup>378</sup>

- **Compliance-Manager:** Sie fungieren als eine Art interner Ombudsmann und sorgen dafür, dass allgemein anerkannte Normen und Werte der Menschen beachtet werden. In Zweifelsfällen führen sie eine Klärung und den notwendigen Ausgleich der Interessen durch. Die Entscheidungen der Compliance-Manager sind in der Regel Ausgangspunkt für eine Überprüfung der Datenbasis hinsichtlich ausreichenden Umfangs der verwendeten Daten und möglicherweise noch nicht erkannter Biases. Auch die Algorithmen werden hinsichtlich der Generierung korrekter Ergebnisse und noch nicht entdeckter Biases laufend überprüft. Speziell beim Compliance-Manager kommt es auf ausgeprägte Verantwortung und Werteorientierung an. Darüber hinaus muss auch der Compliance-Manager eine stark ausgeprägte Kundenorientierung mitbringen.
- **Kontext-Designer:** Sie sind dafür verantwortlich, bereits bei der Entwicklung eines KI-Systems Kontextaspekte, wie z.B. das Unternehmensumfeld, gesellschaftliche Aspekte, Besonderheiten der Eigentümer und der Kundengruppen des Unternehmens, kulturelle Aspekte, usw., mit zu berücksichtigen und damit Compliance-Verstößen vorzubeugen. Auch bei dieser Rolle ist Verantwortungsbewusstsein und eine Orientierung an Werten maßgeblich. Darüber hinaus sind digitale Fähigkeiten, Agilität und auch die Bereitschaft zur Kooperation und Vernetzung wichtig.
- **Kooperations-Manager:** Sie überprüfen regelmäßig die Leistungsfähigkeit eines KI-Systems und das Zusammenwirken eines KI-Systems mit seinem Umfeld. Auch nach Einführung eines KI-Systems sollte laufend überprüft werden, ob das System den beabsichtigten Zweck noch erfüllt und ob das Zusammenwirken mit anderen Maschinen und mit Menschen die Ziele des Unternehmens unterstützt. Notwendige Optimierungen, die als Ergebnis der Überprüfung des Zusammenwirkens mit dem Umfeld eines KI-Systems erkannt werden, sollten umgesetzt werden. Sollte der ursprüngliche Nutzen eines KI-Systems auch durch Optimierungen nicht mehr erreicht werden können oder das Zusammenwirken mit dem Umfeld nicht mehr unterstützend für die zu erreichenden Ziele sein, so sollte auch über die Abschaltung des Systems nachgedacht werden. Beim Kooperations-Manager ist aufgrund der Aufgabenstellung ein hohes Maß an

---

<sup>377</sup> Vgl. CNBC, 2016

<sup>378</sup> Vgl. Daugherty & Wilson, 2018

Kooperations- und Vernetzungsbereitschaft wesentlich. Auch agile Fähigkeiten und digitale Kompetenzen sind für den Kooperations-Manager notwendig.

Damit sind die Aufgabenveränderungen bei Menschen durch die Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft und die sich daraus ergebenden neuen Rollen inklusive der dazu jeweils notwendigen Fähigkeiten abgeleitet und im Detail beschrieben.

Die Darstellung der Aufgabenveränderungen bei Menschen für die drei wesentlichen Anwendungskategorien von künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft (vgl. Abb. 19) kann nun um die in diesem Unterkapitel abgeleiteten neuen Rollen ergänzt werden (vgl. Abb. 23).

Aufgabenveränderungen bei Menschen und dadurch bedingte neue Rollen												
veränderte Aufgaben		neue Aufgaben										
Qualifizierung		Qualitätssicherung		Training			Erläuterung		Compliance			
Coach	Spezialist	Tester	Qualitäts-Manager	Kultur-Trainer	Interaktions-Trainer	Domänen- u. Sprach-Trainer	Erklärbarkeits-Analysten	Transparenz-Analysten	Forensik-Analysten	Kooperations-Manager	Kontext-Designer	Compliance-Manager

Abb. 23: Aufgabenveränderung bei Menschen und dadurch bedingte neue Rollen durch Einführung künstlicher Intelligenz (eigene Darstellung)

Für die vier Aufgabenveränderungen ‚Qualifizierung‘, ‚Training‘, ‚Erläuterung‘ und ‚Compliance‘ lässt sich aus der Studie „Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis“<sup>379</sup> auch der Bedarf aus Sicht der Unternehmen auf einer Skala von 1 (kein Bedarf) bis 5 (sehr großer Bedarf) einordnen (vgl. Abb. 24).

Demnach besteht der größte Bedarf bei der Aufgabenveränderung hinsichtlich der ‚Qualifizierung‘. Dies zeigt, dass es aus Sicht der Unternehmen darauf ankommt, dass in der Praxis bei den Spezialisten, die mit den KI-Systemen arbeiten, die notwendigen transversalen Kompetenzen (vgl. Kap. 4.3) ausreichend ausgebildet sind, um mit den KI-Algorithmen in der betrieblichen Praxis zu arbeiten. Nach der ‚Qualifizierung‘ folgt der Bedarf hinsichtlich ‚Training‘ und ‚Erläuterung‘, denen gemäß der Studie ein gleichgroßer Bedarf beigemessen wird. Der Bedarf

<sup>379</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

hinsichtlich der Aufgabenveränderung ‚Compliance‘ folgt mit einem gewissen Abstand nach ‚Training‘ und ‚Erläuterung‘. Dies kann eventuell auch darauf zurückzuführen sein, dass diese Untersuchung industrieübergreifend durchgeführt wurde und die Veränderung im Hinblick auf Compliance in anderen Industrien nicht die hohe Bedeutung hat, wie dies in der regulierten Versicherungswirtschaft der Fall ist.

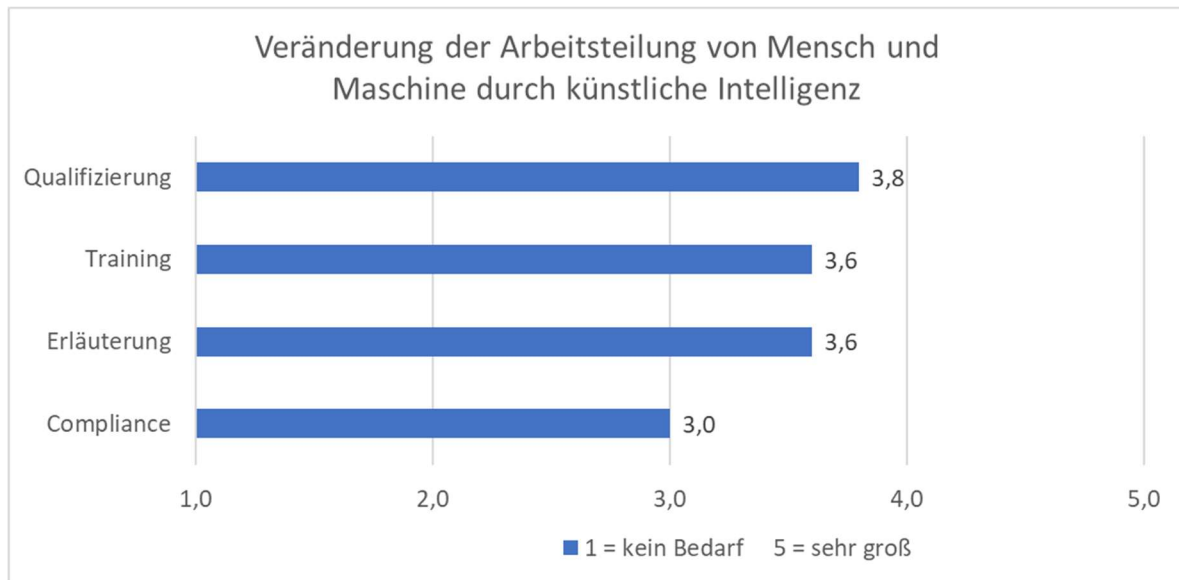


Abb. 24: Veränderung der Arbeitsteilung von Mensch und Maschine durch künstliche Intelligenz<sup>380</sup>

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass sich durch die Einführung und Nutzung von KI-Systemen bei Versicherern die Aufgaben von Mitarbeitern in vielerlei Hinsicht ändern. Die Mensch-Maschine-Schnittstelle muss durch die Einführung von KI-Systemen in der Regel neugestaltet werden. Dadurch ändern sich bisherige Rollen von Mitarbeitern und neue Rollen kommen hinzu. Diese veränderten und neuen Rollen erfordern Veränderungen bei den Kompetenzen der Mitarbeiter und auch Führungskräfte.

#### 4.5 Beispiel einer kollaborativen Intelligenz im Rahmen der Totalschadenerkennung in der Kraftfahrzeugversicherung

##### 4.5.1 Zielsetzung für die Schadenbearbeitung bei der BavariaDirekt Versicherung AG

In diesem Unterkapitel wird zunächst am Beispiel eines KI-Algorithmus zur Unterstützung beim Totalschadenprozess im Rahmen der Schadenbearbeitung in der Kraftfahrzeugversicherung ein Muster für kollaborative Intelligenz zwischen Mensch und Maschine in der Versiche-

<sup>380</sup> In Anlehnung an Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

rungswirtschaft aufgezeigt. Auf dieses Beispiel wird bei der Entwicklung der einzelnen Bausteine einer kollaborativen Intelligenz im nächsten Kapitel (vgl. Kap. 4.6) mehrfach zur Verdeutlichung zurückgegriffen.

Bei der BavariaDirekt Versicherung AG, dem digitalen Versicherer im Konzern Versicherungskammer, wird seit Jahren der Einsatz von KI-Systemen unter anderem im Rahmen der Schadenbearbeitung ausgebaut. Ziel ist es dabei, Schäden im Hinblick auf die Kundenerwartungen einerseits so weit wie möglich digital zu bearbeiten und andererseits die Schadenmanager zu befähigen, an den im Schadenprozess bestehenden Interaktionspunkten mit den Kunden aus der Kundenperspektive möglichst persönlich zu agieren.<sup>381</sup> In diesem Sinne sollen Schadenfälle sowohl im Interesse der Versichertengemeinschaft und des Unternehmens als auch zur Zufriedenheit der Kunden bearbeitet werden.

Zur Erreichung dieses Ziels wurde in Zusammenarbeit mit der Universität der Bundeswehr in München zunächst ein Index modelliert, der die Qualität der Schadenbearbeitung mit Hilfe mehrerer Parameter ex post nicht nur einseitig aus Sicht des Unternehmens, sondern aus weiteren Perspektiven misst. Dabei wurde neben der Unternehmensperspektive auch die Kundenperspektive, aber auch die Perspektive der Schadenmanager und des Managements mitberücksichtigt. Nach diesen Vorarbeiten wurde ein KI-basiertes Prognosemodell erarbeitet, das die Qualität der Schadenbearbeitung ex ante zu einem frühen Zeitpunkt des Gesamtprozesses, idealerweise bereits zum Zeitpunkt der Schadenmeldung durch den Kunden oder den Geschädigten, mit dem Index prognostiziert. Im produktiven Betrieb werden dem Schadenmanager dann für spezifische Prozesse im Rahmen der Schadenbearbeitung und in Abhängigkeit vom Ergebnis einer Schadenfall-spezifischen Prognose durch den KI-Algorithmus Vorschläge für die weitere Bearbeitung des jeweiligen Schadenfalles (engl.: next-best-action) unterbreitet, die die erwartete Qualität der Schadenbearbeitung – gemessen am Index, also aus Unternehmens- und Kundensicht – optimieren soll. Diese Bearbeitungsvorschläge können vom Schadenmanager angenommen und umgesetzt werden. Der Schadenmanager kann den systemseitig generierten Vorschlag jedoch auch auf Basis seines Erfahrungswissens verwerfen, muss in diesem Fall jedoch eine inhaltliche Begründung für seine Ablehnung liefern, die zur weiteren Optimierung des Empfehlungssystems genutzt werden soll. Die Schadenmanager sind dadurch sowohl bei der Konzeption neuer oder geänderter Prozesse mit Hilfe von KI-Algorithmen, insbesondere bei den neu entstehenden oder veränderten Mensch-Maschine-Schnittstellen, beteiligt als auch durch aktive Zusammenarbeit mit dem KI-System bei der Optimierung der KI-Algorithmen im laufenden Betrieb.

Auf Basis dieser grundsätzlichen Vorgehensweise wurden in der Folge schrittweise wichtige Prozesse im Kontext der Schadenbearbeitung untersucht, unter Berücksichtigung wirtschaftlicher und prozessökonomischer Aspekte werden Teilprozesse automatisiert und an geeigneten Mensch-Maschine-Interaktionspunkten dem Schadenmanager sinnvolle Bearbeitungsvorschläge zur Verfügung gestellt. Dabei werden die sich verändernden Aufgaben und Kompetenzen der Schadenmanager berücksichtigt und fließen regelmäßig in die Überlegungen zur schrittweisen Neugestaltung der Prozessschritte mit ein. Auf diese Weise werden wesentliche Prozesse im Kontext der Schadenbearbeitung unter Beteiligung der Schadenmanager, der

---

<sup>381</sup> Vgl. Brieden, Krams, & Mindl, 2021

Führungskräfte und des Managements neugestaltet und implementiert. Dabei ändert sich die Tätigkeit des Schadenmanagers in vielen Fällen wesentlich. Am Beispiel des Totalschadenprozesses in der Kraftfahrzeugversicherung soll dies im Folgenden im Detail aufgezeigt werden.

### 4.5.2 Herausforderung beim Totalschadenprozess im Rahmen der Schadenbearbeitung in der Kraftfahrzeugversicherung

Bei einem Kraftfahrzeugschaden hat der Geschädigte grundsätzlich das Recht, dass das beschädigte Fahrzeug wiederhergestellt wird, das heißt in denselben Zustand zurückversetzt wird, den es unmittelbar vor dem Unfall hatte (§ 249 Abs. 1 Satz 1 BGB<sup>382</sup>). Gleichzeitig muss dabei berücksichtigt werden, ob die Reparatur technisch durchführbar ist und ob die Reparaturkosten wirtschaftlich zu rechtfertigen sind. Die Sonderfälle technischer Totalschäden, unechter Totalschäden bei Neuwagen, usw. werden im Folgenden nicht berücksichtigt, da diese für das zu erläuternde Beispiel einer kollaborativen Intelligenz nicht relevant sind.

Bei dem hier zu betrachtenden wirtschaftlichen Totalschaden liegt der Fall vor, dass die Reparaturkosten höher sind als die Differenz aus dem Wiederbeschaffungswert und dem Restwert des Fahrzeugs. Dabei beschreibt der Wiederbeschaffungswert den Wert, der aufgewendet werden müsste, um ein gleichwertiges Fahrzeug wie unmittelbar vor dem Unfall zu erwerben. Der Restwert gibt an, welchen Wert das beschädigte Fahrzeug im nicht reparierten Zustand hat. Bei einem wirtschaftlichen Totalschaden leistet der Versicherer die Differenz aus Wiederbeschaffungswert und Restwert. Da der Fahrzeughalter das unreparierte Fahrzeug zum Restwert verkaufen kann, erlöst er zusammen also einen Betrag in Höhe des Wiederbeschaffungswertes. Bei Kraftfahrzeug-Haftpflichtschäden wird bei Einhaltung bestimmter Bedingungen (s.u.) eine Toleranzgrenze in Höhe von 30% Abweichung der Reparaturkosten über der Differenz aus Wiederbeschaffungswert und Restwert gewährt (BGH, 02.06.2015, Az. VI ZR 387/14).

In der Praxis wird der Geschädigte nach einem Schaden einen von seiner Werkstatt erstellten Kostenvoranschlag für die Reparatur vorlegen und vom Versicherer die Reparaturfreigabe verlangen. Die Werkstatt wird in der Regel ein Interesse an der Durchführung der Reparatur haben, während der Geschädigte in der Regel an einer schnellen Entscheidung durch den Versicherer und einen zügigen Beginn der Reparatur interessiert ist. Für den Schadenmanager besteht dann die Herausforderung darin, dass er einerseits unter Zeitdruck steht und andererseits in dieser Situation nur einen der o.g. drei Werte vorliegen hat, nämlich die Höhe der Reparaturkosten gemäß dem Kostenvoranschlag, aber den Wiederbeschaffungswert und den Restwert des Fahrzeugs in der Regel nicht kennt. Trotz dieser zu Beginn der Schadenbearbeitung zunächst unvollständigen Informationen liegt es im Interesse des Versicherers, mögliche Totalschadenfälle rechtzeitig zu erkennen, um unwirtschaftliche Reparaturen in solchen Fällen zu vermeiden. Im Falle eines Verdachts auf einen Totalschaden wird der Schadenmanager einen Gutachter beauftragen, um die fehlenden Werte, also den Wiederbeschaffungswert und den Restwert, im Rahmen eines Gutachtens ermitteln zu lassen. Die Anfertigung eines Gutachtens kostet, je nachdem ob ein Rahmenvertrag zwischen dem Versicherer und dem Gutachter besteht oder nicht, mehrere hundert, teilweise auch deutlich mehr als 1.000 Euro. Der

---

<sup>382</sup> Köhler, 2023

Schadenmanager ist also regelmäßig mit der Entscheidung konfrontiert, bei Verdacht auf einen wirtschaftlichen Totalschaden einen Gutachter zu beauftragen, mit dem Risiko, dass doch kein Totalschaden vorliegt und Kosten für das Gutachten aufgewendet werden mussten oder aber keinen Gutachter zu beauftragen und damit zwar keine zusätzlichen Kosten zu verursachen, aber einen möglichen wirtschaftlichen Totalschaden nicht als solchen erkennen zu können.

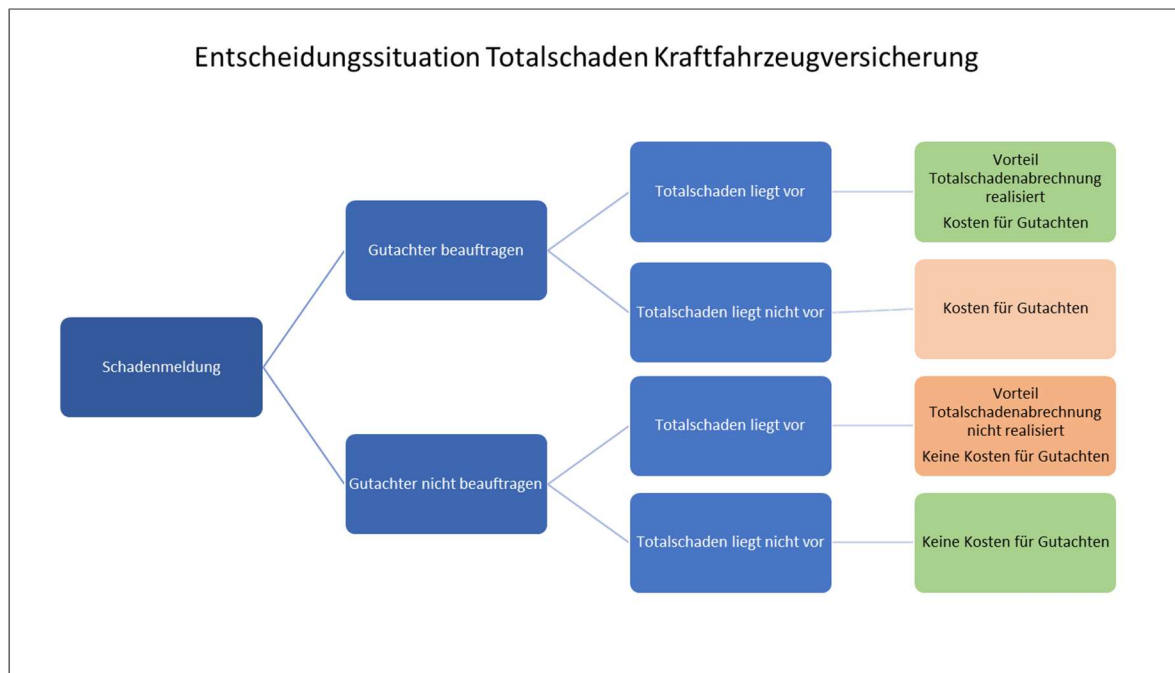


Abb. 25: Entscheidungssituation Totalschaden Kraftfahrzeugversicherung (eigene Darstellung)

Diese Entscheidung trifft der Schadenmanager, indem er Unfallschilderungen, Zeugenaussagen, Fotos des beschädigten Fahrzeugs, den Kostenvoranschlag für die Reparatur und ggf. weitere Informationen auf Basis seiner Erfahrung prüft und eine Abschätzung vornimmt, ob die Reparaturkosten voraussichtlich die Differenz aus Wiederbeschaffungswert und Restwert übersteigen werden. In der Praxis führen die Komplexität der Entscheidungssituation, die unsichere Informationsbasis, der Zeitdruck und die nicht in jedem Fall ausreichende Erfahrung des Schadenmanagers in der Tendenz dazu, dass Gutachten zu selten beauftragt und unwirtschaftliche Reparaturen auf Basis des vorgelegten Kostenvoranschlags zu häufig freigegeben werden. Das heißt, dass tatsächlich vorliegende Totalschäden in der Praxis tendenziell zu selten erkannt werden. Dabei kann auch der Wunsch des Geschädigten nach möglichst zügiger Wiederherstellung seines Fahrzeugs oder die jeweilige Arbeitsbelastung der Schadenmanager eine Rolle spielen. Die Entscheidungssituation des Schadenmanagers beim Totalschadenprozess in der Kraftfahrzeugversicherung ist in der folgenden Abbildung (vgl. Abb. 25) vereinfacht dargestellt.

### 4.5.3 Kollaborative Intelligenz bei der Neugestaltung des Totalschadenprozesses

Um die Anzahl der nicht erkannten Totalschäden zu minimieren, wurde ein KI-Algorithmus entwickelt, der auf Basis der zu einem frühen Zeitpunkt im Schadenprozess vorhandenen relativ wenigen Informationen (z.B. Beschreibung des Schadenhergangs, Beschreibung und Fotos der beschädigten Fahrzeugteile und Grad deren Beschädigung, Alter und Kilometerstand des Fahrzeugs, Leistung des Fahrzeugs, Schadenmeldeweg) mit stabil höheren Wahrscheinlichkeiten Totalschäden prognostiziert, die bisher von den Schadenmanagern nicht als solche erkannt worden sind.<sup>383</sup> Damit der KI-Algorithmus wie gewünscht funktioniert, muss der Schadenmanager dafür Sorge tragen, dass zu diesen Merkmalen entsprechende Informationen vorliegen. Damit schafft der Schadenmanager eine notwendige Voraussetzung für das Funktionieren der Prognose durch den KI-Algorithmus. Da die Prognose durch den KI-Algorithmus nur zu einem frühen Zeitpunkt im Schadenprozess Sinn macht und daher in der Praxis nur wenige Merkmale zur Bildung der Prognose zur Verfügung stehen, wird jedoch ein Teil der Totalschäden, die vorher bereits durch Menschen erkannt wurden, nicht durch den KI-Algorithmus identifiziert. Daher wurde der KI-Algorithmus als entscheidungsunterstützendes System für den Schadenmanager installiert, so dass der Schadenmanager einerseits den systemseitig generierten Hinweis auf einen Totalschaden aufgreifen und überprüfen soll sowie andererseits auf Basis seiner eigenen Erfahrung eine Einschätzung zum möglichen Vorliegen eines Totalschadens vornehmen soll. Die Koordination des gesamten Totalschadenprozesses liegt dadurch nach wie vor beim Schadenmanager, der KI-Algorithmus übernimmt im Rahmen des Gesamtprozesses eine unterstützende Rolle und dominiert den Prozess nicht.

Die Wirtschaftlichkeit des KI-Algorithmus hängt darüber hinaus auch davon ab, dass der Schadenmanager bei Verdacht auf einen Totalschaden einen Gutachter beauftragt, der die Prognose verifiziert. Der durch den Schadenmanager zu beauftragende Gutachter sollte aufgrund der signifikanten Unterschiede hinsichtlich der Kosten für das Gutachten möglichst einen Rahmenvertrag mit dem Versicherer haben, jedoch kann der Geschädigte auch einen – in der Regel deutlich teureren – Gutachter seiner Wahl auf Kosten des Versicherers beauftragen. Um diese Herausforderung zu meistern, bedarf es speziell bei einem Kraftfahrzeug-Haftpflichtschaden einer geeigneten Kommunikation des Schadenmanagers gegenüber dem Geschädigten, um diesem zu erläutern, dass auch bei einem durch den Versicherer, bei dem der Geschädigte nicht Kunde ist, beauftragten Gutachter ein neutrales Gutachten erstellt wird und dem Geschädigten keine Nachteile entstehen. Zusätzlich zur Auswahl des Gutachters hängt das Ergebnis des Totalschadenprozesses entscheidend davon ab, dass es dem Schadenmanager gelingt, mit dem Geschädigten im Kraftfahrzeug-Haftpflichtschaden die genaueren Umstände der beabsichtigten Reparatur und Weiterverwendung des Fahrzeugs zu klären, da unter bestimmten Bedingungen, z.B. tatsächliche Durchführung der Reparatur, mindestens sechs Monate Nutzung des Fahrzeugs nach der Reparatur, Einhaltung der Reparaturvorgaben aus dem Gutachten, usw. (BGH, 13.11.2007, Az. VI 89/07.) auf Wunsch des Geschädigten eine Reparatur durchgeführt werden darf, wenn diese gemäß Gutachten bis zu 130% der Differenz zwischen Wiederbeschaffungswert und Restwert ausmacht.

---

<sup>383</sup> Vgl. Brieden, 2022



Um die Wirkung des KI-Algorithmus abschätzen und die sensitiven Einflussfaktoren ermitteln zu können, wurden auf einem Testbestand von Schadenfällen Modellrechnungen durchgeführt.<sup>384</sup> Dabei wurde die Annahme getroffen, dass von den bisher von Menschen nicht erkannten Totalschadenfällen mindestens 80% (Erkennungsquote) durch den KI-Algorithmus erkannt werden. Für die Kosten der Gutachter wurden drei verschiedene Preiskategorien (günstig, neutral, teuer) angenommen. Darüber hinaus wurden verschiedene Quoten dafür angenommen, dass der Schadenmanager im Dialog mit dem Geschädigten unter Berücksichtigung der o.g. 30% Überschreitung der Differenz aus Wiederbeschaffungswert und Restwert eine Totalschadenabrechnung realisieren kann (Realisierungsquote). Auf Basis dieser Grundlagen ergaben sich beim Test des Algorithmus die in der unten stehenden Tabelle beispielhaft dargestellten Ergebnisse (vgl. Tab. 14).

Ergebnisse KI-Algorithmus Totalschaden Kraftfahrzeug-Haftpflicht (Beispiele)						
Realisierungsquote		70%	75%	80%	85%	90%
Gutachten günstig / neutral / teuer	10% / 0% / 90%	1,7%	6,2%	10,7%	15,3%	19,8%
	10% / 20% / 70%	24,1%	28,5%	32,9%	37,2%	41,6%
	20% / 30% / 50%	57,8%	61,9%	66,0%	70,1%	78,4%
	30% / 30% / 40%	80,2%	84,2%	88,1%	92,1%	100,0%

Erkennungsquote des KI-Algorithmus: 80%

Ergebnisse normiert auf Basis des Ergebnisses bei 90% Realisierungsquote und 30% / 30% / 40% Aufteilung der Gutachterkategorien

Tab. 14: Beispielhafte Ergebnisse des KI-Algorithmus Totalschaden Kraftfahrzeug-Haftpflicht<sup>385</sup>

Alle beispielhaften Ergebnisse sind also positiv. Selbst im ungünstigsten Fall einer relativ geringen Realisierungsquote iHv. 70% und einem ungünstigen Verhältnis der Gutachtenkosten von 10% / 0% / 90% beträgt das Ergebnis noch 1,7% des besten Ergebnisses der Beispielfälle, das bei einer Realisierungsquote iHv. 90% und einem Verhältnis der Gutachtenkosten von 30% / 30% / 40% erzielt werden kann. Hinsichtlich der Sensitivität ergibt sich die Erkenntnis, dass das Ergebnis stark abhängig von den beiden Einflussfaktoren ‚Realisierungsquote‘ und ‚Verhältnis der Gutachtenkosten‘ ist. Diese beiden Einflussfaktoren beruhen in der Praxis wiederum vor allen Dingen auf der Erfahrung, der Kommunikationsstärke und der Motivation der Schadenmanager.

Bei diesem Beispiel wirken also die Möglichkeit des KI-Algorithmus, eine bestimmte Klasse von Totalschäden zu erkennen, die die Schadenmanager in der Regel nicht erkennen, und die Stärke der Schadenmanager, eine andere Klasse von Totalschäden zu identifizieren, die der KI-Algorithmus aufgrund der geringen Anzahl von verfügbaren Merkmalen nicht erkennen kann, sowie die Erfahrung, Kommunikationsstärke und Motivation des Menschen an mehreren Interaktionspunkten zusammen und bewirken statistisch messbare, signifikante Vorteile bei der Erkennung und Abrechnung von Totalschäden im Vergleich zur vorherigen Situation ohne den

<sup>384</sup> Vgl. Brieden, 2022

<sup>385</sup> In Anlehnung an Brieden, 2022

KI-Algorithmus und auf Basis der alleinigen Entscheidung durch den Schadenmanager. Diese Verbesserung der Totalschadenerkennung kommt letztendlich der gesamten Versichertengemeinschaft zu Gute.

### 4.6 Konzept einer kollaborativen Intelligenz

In diesem Unterkapitel wird der Ansatz einer kollaborativen Intelligenz im Sinne eines Zusammenwirkens menschlicher und maschineller Intelligenz in der Versicherungswirtschaft entwickelt und beschrieben. Ein derartiger komplementärer Ansatz zwischen Mensch und Maschine wird zwar in der Literatur bereits angesprochen, jedoch nur mit Bezug zur Industrie (vgl. z.B. Grote<sup>386</sup>, Grote et al.<sup>387</sup>, Apt und Priesack<sup>388</sup>, Ramge<sup>389</sup>) tiefer ausgearbeitet. Im Hinblick auf Dienstleistungsbranchen und insbesondere zur Versicherungswirtschaft sind bisher keine speziellen tiefergehenden wissenschaftlichen Arbeiten und Studien zu dieser Themenstellung zu finden. So treffen z.B. Schütte und Weber<sup>390</sup> die Aussage, dass es für den Handel zu vielen Mensch-Maschine-Ansätzen kommen dürfte und dass in der Vergangenheit zu sehr von einem Ausschließlichkeitsdenken entweder aus der Perspektive des Menschen oder aus der Perspektive der Maschine ausgegangen worden sei. Jedoch wird diese These nicht weiter ausgeführt und mit einem Beispiel aus der industriellen Fertigung, nämlich der Fahrzeug Montage, unterlegt.

Methodisch wird im Folgenden ein allgemeines industrieübergreifendes Modell für die Kollaboration von Mensch und Maschine aus der Literatur untersucht und an die Spezifika der Versicherungswirtschaft adaptiert, um auf diesem Weg ein versicherungsspezifisches Modell für die Mensch-Maschine-Kollaboration abzuleiten. Dies erfolgt dadurch, dass für die Ausprägungen der Bewertungskriterien für die im allgemeinen Modell betrachtete Interaktions-Stufe mit der qualitativ besten Bewertung Bezug auf die spezifischen Gegebenheiten in der Versicherungswirtschaft genommen wird und daraus Anforderungen an ein spezifisches Modell für die Versicherungswirtschaft abgeleitet werden. Dabei wird auf die im vorangegangenen Unterkapitel 4.4 entwickelten neuen und veränderten Rollen, die im Zusammenhang mit der Einführung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft notwendig werden, als wesentlicher Bestandteil eines solchen Modells kollaborativer Intelligenz, zurückgegriffen.

Die Idee der Komplementarität zwischen Mensch und Maschine ist zwar grundsätzlich nicht neu, aber bisher kaum in der Arbeitsorganisation sowie im Management, in den Organisationsstrukturen und -prozessen sowie in den Unternehmenskulturen und -strategien verankert.<sup>391</sup> Vielmehr steht dieser Ansatz sogar häufig mit den bisher etablierten Strukturen im Konflikt. In der Praxis dominiert oft ein technikorientiertes Leitbild des Zusammenspiels von Mensch und Maschine, nach dem in der Regel das Ziel besteht, Prozesse so weit wie möglich zu automatisieren und die menschliche Arbeit damit idealerweise zu substituieren oder den

---

<sup>386</sup> Vgl. Grote, 2018

<sup>387</sup> Vgl. Grote, et al., 1999

<sup>388</sup> Vgl. Apt & Priesack, 2019

<sup>389</sup> Vgl. Ramge, 2018

<sup>390</sup> Vgl. Schütte & Weber, 2021

<sup>391</sup> Vgl. Huchler, 2022

Menschen damit zu beauftragen, den verbleibenden Rest, der sich nicht oder nicht wirtschaftlich automatisieren lässt, zu bearbeiten. Oft wird damit also ein klassisches lineares Automatisierungskonzept verfolgt, das heißt es ist eine stufenweise Automatisierung bestimmter Prozesse vorgesehen, die eine vollständige Automatisierung des Gesamtprozesses als grundsätzliches Ziel verfolgt.<sup>392</sup>

Vor dem Hintergrund der in Kap. 4.1 beschriebenen Grenzen der Automatisierung stellt sich jedoch die Frage, ob durch eine vorherige systematische Analyse der Stärken und Schwächen sowohl von Menschen als auch von Maschinen in Bezug auf einen zu optimierenden und zu automatisierenden Prozess, nicht eine höhere Effektivität und Effizienz erreicht werden kann, wenn durch einen zwar niedrigeren Gesamtautomatisierungsgrad, aber steigender und spezialisierter Teilautomatisierung in Verbindung mit einer systematischen Einbindung menschlicher Stärken gearbeitet wird. Ein solches Vorgehen darf jedoch kein einmaliger Schritt bleiben, sondern muss als regelmäßig gestaltete Weiterentwicklung ausgelegt sein. Das heißt, mit zunehmender technischer Entwicklung der KI-Systeme und fortschreitender Entwicklung der veränderten Aufgaben und Kompetenzen der Menschen muss die bisherige Arbeitsaufteilung zwischen Mensch und Maschine immer wieder mit der Zielsetzung einer Optimierung des Gesamtsystems ohne einseitigen Fokus auf ausschließliche Erhöhung des Gesamtautomatisierungsgrades hinterfragt und optimiert werden.

#### 4.6.1 Komplementarität als Gestaltungskonzept kollaborativer Intelligenz

Innerhalb und auch zwischen verschiedenen wissenschaftlichen Disziplinen lässt sich eine breite Diskussion mit zahlreichen Beiträgen zum Einsatz künstlicher Intelligenz und dessen Folgewirkungen beobachten. Dabei werden technologische Aspekte der KI-Forschung, der Managementforschung, der Arbeits- und Organisationsforschung, der Arbeitswissenschaft, der Lern- und Bildungsforschung bis hin zu philosophischen und ethischen Themenstellungen mit großen Fragen der Zukunft digitaler und künstlich intelligent orientierter Gesellschaften und Individuen angesprochen.<sup>393</sup> Diesen sehr unterschiedlichen Beiträgen ist gemeinsam, dass immer wieder betont wird, dass das Digitale im Allgemeinen und die künstliche Intelligenz im Besonderen ihre Potenziale für Wertschöpfung und Arbeit der Zukunft nur dann entfalten können, wenn technologische Innovation, organisationale Veränderungen und soziale Entwicklungen mindestens jeweils vorangetrieben, besser jedoch grundsätzlich zusammen gedacht und realisiert werden.<sup>394</sup> Dies gilt insbesondere dann, wenn künstliche Intelligenz über die Automatisierung von regelbasierten Routinetätigkeiten, für die geringere Qualifikationsniveaus benötigt werden, hinaus, in den Bereich der Wissensarbeit vordringt. Diese Bewertung knüpft an dem im Kapitel 4.1 vorgestellten Konzept des sozio-technischen Systems, bestehend aus Mensch, Technologie und Organisation, an.

Dem in diesem Unterkapitel zu entwickelnden Konzept der kollaborativen Intelligenz liegt der Gedanke zu Grunde, dass sich Menschen und Maschinen im Rahmen eines solchen sozio-tech-

---

<sup>392</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>393</sup> Vgl. Tombeil, Ganz, & Kremer, 2020

<sup>394</sup> Vgl. Tombeil, Ganz, & Kremer, 2020

nischen Systems mit ihren jeweiligen Stärken komplementär ergänzen. Dazu müssen die verschiedenen Stärken beider Seiten für den jeweiligen Kontext bekannt sein, damit diese produktiv zusammengeführt werden können und sich in ihrer jeweiligen Entwicklung – wie im o.g. Beispiel des Totalschadenprozesses – weiter fördern können. In diesem Sinne ist bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen durch die Suche und Entwicklung eines höherwertigen Komplementaritätsverhältnisses zwischen Mensch und Maschine von besseren Resultate auszugehen, als wenn die Nachahmung und das Übertreffen des Menschen durch die Maschine das übergeordnete Ziel darstellt.<sup>395</sup> Dazu müssen zunächst die Stärken eines KI-Systems im jeweiligen Kontext untersucht werden, es gilt also zu ermitteln, welche Aufgaben sich bis zu welchem Grad mit Hilfe des KI-Systems automatisieren lassen und welche zusätzliche Unterstützung das KI-System für den Menschen bei der Erledigung seiner Aufgaben liefern kann. Zum anderen werden Ansatzpunkte dafür gesucht, wie sich Prozesse, die sich durch das KI-System ändern und dadurch geänderte oder neue Mensch-Maschine-Interaktionspunkte aufweisen, so gestaltet werden können, dass diese für die Menschen motivierend und lernförderlich sind.<sup>396</sup> Zentraler Punkt eines Konzepts kollaborativer Intelligenz ist also die Gestaltung neuer oder veränderter Mensch-Maschine-Interaktionspunkte.

Huchler<sup>397</sup> hat dazu ein Modell zur Bewertung der Qualität der verschiedenen Interaktionsstufen von Mensch und Maschine entwickelt. Nach diesem Modell wird die Qualität von fünf Interaktionsstufen von Mensch und Maschine anhand der fünf Kriterien Koordination, Arbeitsteilung, Lernen, Adaptivität und Empowerment bewertet. Die Interaktionsstufen erstrecken sich von einer rein menschenorientierten Interaktion bis zu einer rein KI-orientierten Interaktion. Die höchste Qualität ergibt sich nach diesem Modell für die mittlere Interaktionsstufe, die auf Komplementarität von Mensch und Maschine ausgelegt ist (vgl. Abb. 26).

Im Folgenden werden methodisch die Ausprägungen der fünf Bewertungskriterien für die Mensch-Maschine-Interaktion mit der höchsten Qualität, also der komplementären Mensch-Maschine-Interaktion ‚Mensch & KI‘, untersucht und dabei die Spezifika der Versicherungswirtschaft berücksichtigt. Daraus wird abgeleitet, welche Anforderungen jeweils für die einzelnen Bewertungskriterien im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft erfüllt sein müssen, damit das Modell eine Grundlage für eine komplementäre Gestaltung der Mensch-Maschine-Interaktion in der Versicherungswirtschaft sein kann. Dabei werden die Ergebnisse der vorangegangenen Unterkapitel, insbesondere die sich verändernden Aufgaben, Kompetenzen und Rollen durch Einführung und Nutzung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft (vgl. Kap. 4.2, Kap. 4.3 u. Kap. 4.4), bei den abzuleitenden Anforderungen berücksichtigt. Zusätzlich wird jedes Bewertungskriterium an dem o.g. Beispiel des Totalschadenprozesses (vgl. Kap. 4.5) verdeutlicht.

---

<sup>395</sup> Vgl. Huchler, 2020

<sup>396</sup> Vgl. Tombeil, Ganz, & Kremer, 2020

<sup>397</sup> Vgl. Huchler, 2020

Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion						
Interaktions-Stufe		Mensch	vor allem Mensch	Mensch & KI	vor allem KI	KI
		Qualität der Mensch-Maschine-Interaktion				
		schlechte Qualität	mittlere Qualität	gute Qualität	mittlere Qualität	schlechte Qualität
Bewertungskriterien	Koordination	Einseitige Koordination	Einfache Koordination	Interaktive Koordination	Determiniert verteilte Koordination	Kompensierende / präventive Koordination
	Arbeitsteilung	Humanzentrierte Arbeitsteilung	Einfache Arbeitsteilung	Komplementäre Arbeitsteilung	Übertechnisierte Arbeitsteilung	Technikzentrierte Arbeitsteilung
	Lernen	Getrenntes Lernen	Asymmetrisches Lernen	Wechselseitiges Lernen	Asymmetrisches Lernen	Verhindertes Lernen
	Adaptivität	Keine Adaptivität	Geführte Adaptivität	Komplementäre Adaptivität	Einseitige Adaptivität	Transformierte Adaptivität
	Empowerment	Ignorieren des Systems	Versandende technische Reorganisation	Win-Win	Verdrängung	Einseitige Automatisierung

Abb. 26: Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion<sup>398</sup>

Das Modell von Huchler wurde industrieübergreifend entwickelt, ist also nicht eingeschränkt auf Produktions- oder Dienstleistungsbranchen. Trotzdem ist im Folgenden zu berücksichtigen, dass bei der Produktion die Arbeit relativ unbeeinflusst von externen Faktoren (Autonomie der Produktion) erbracht wird, während bei der Dienstleistung der Einfluss externer Faktoren (z.B. spezifischere Kundenwünsche oder neue Informationen während der Dienstleistungserbringung) in Abhängigkeit von der Stufe der Wertschöpfungskette unterschiedlich weit in den Arbeitsprozess hineinreicht (Heteronomie der Dienstleistung).<sup>399</sup> Im Gegensatz zur Produktion sind bei Dienstleistungen also in weit stärkerem Maße Aspekte der Kommunikation und Kooperation mit dem Kunden oder weiteren Beteiligten während des Leistungserstellungsprozesses zu berücksichtigen.

#### 4.6.2 Koordination

Als erstes Bewertungskriterium im Modell von Huchler ist die ‚Koordination‘ zu betrachten. In der Arbeitswissenschaft bezeichnet der Begriff der Koordination (lat. ordinare: regeln, ordnen, in eine bestimmte Folge bringen; mittellat. coordinare: zuordnen, beiordnen) das Zusammenführen von Ressourcen, Arbeitsmitteln und menschlicher Arbeitskraft sowie die planerischen, gestalterischen und kooperativen Aktivitäten unter den Aspekten der Erfolgsoptimierung und

<sup>398</sup> In Anlehnung an Huchler, 2020

<sup>399</sup> Vgl. Ganz, Tombeil, Bornwasser, & Theis, 2013

Aufwandsökonomie.<sup>400</sup> Ziel der Koordination ist die Einhaltung und Beachtung übergeordneter Ziele trotz arbeitsteiliger Leistungserbringung. Die Koordination wird als adäquates Mittel verstanden, um negative Effekte der Arbeitsteilung innerhalb des Leistungserbringungsprozesses zu vermeiden.<sup>401</sup> Die Notwendigkeit der Koordination ergibt sich aus den zahlreichen Abhängigkeiten im Arbeitsprozess. Während Koordination klassischerweise im Rahmen der Aufbauorganisation über Führungskräfte erfolgt, wird Koordination in agilen Formaten den Arbeitsteams oder Einzelpersonen direkt übertragen.<sup>402</sup> Dabei wird in der Literatur vielfach die Koordination von Menschen oder Teams adressiert, jedoch die Koordination von Menschen und Maschinen bisher noch wenig berücksichtigt.

Bei dem Bewertungskriterium ‚Koordination‘ im Modell zur Bewertung der Interaktions-Stufen von Huchler ist die Frage zu beantworten, bei welchen Prozessen und an welchen Prozessstellen die Koordination durch Menschen sinnvoll ist bzw. an welchen Stellen rein KI-kodierte Prozesse mehr Sinn machen.<sup>403</sup> Damit geht es darum, welche Autonomiezonen im Rahmen des Gesamtprozesses zwischen Mensch und Maschine mit welchem Maß an Transparenz und Interaktion abgestimmt und verhandelt werden (ebd.)

Die Entwicklung der Mensch-Maschine-Kollaboration orientiert sich bisher oft an der leitenden Idee der Automatisierung, das heißt der möglichst weitgehenden Übertragung von vormals durch den Menschen durchgeführten Aufgaben auf Maschinen.<sup>404</sup> Wie bereits im Kap. 4.1 aufgezeigt, unterliegt einerseits die Automatisierung von Prozessen gewissen Grenzen, andererseits ist digitale Arbeit als sozio-technisches Gestaltungsprojekt zu verstehen,<sup>405</sup> das heißt die Gestaltung von sozio-technischen Systemen unter Beachtung einer kontextspezifischen Koordination von Mensch und Maschine bei geeignet gestalteten Prozessen und Strukturen versprechen eine umfassendere Nutzung weiterer Möglichkeiten von KI-Systemen (vgl. Kap. 3.5) bei ggf. geringerem Gesamtautomatisierungsgrad.

Bei der im Modell von Huchler qualitativ am höchsten bewerteten Interaktions-Stufe ‚Mensch & KI‘ werden die Autonomiezonen transparent und interaktiv im Prozess abgestimmt. Dabei bietet das KI-System je nach Automatisierungsmöglichkeit Prozessschritte an, die es übernehmen kann.<sup>406</sup> Das heißt, dass die Koordination eines gesamten Arbeitsprozesses nicht im Voraus über den gesamten Prozess feststehen muss, sondern im Prozessablauf fallspezifisch vom Menschen auf Basis von Vorschlägen durch die Maschine neu geordnet werden kann.<sup>407</sup> Dies ermöglicht dem Menschen, selbst zu bestimmen, bei welchen Fällen er welche Tätigkeiten selbst übernimmt sowie bei welchen Fällen und bei welchen Tätigkeiten er auf die Unterstützung der Maschine zurückgreift. Dazu müssen im Rahmen des Gesamtprozesses Möglichkeiten zur Intervention und Entscheidung durch den Menschen gegeben und im Vorfeld eingeplant sein sowie zumindest an einigen Interventionspunkten Auswahlmöglichkeiten für Prozessschritte zur Verfügung stehen, die vom Menschen oder von der Maschine übernommen

---

<sup>400</sup> Vgl. Staehle, 1999

<sup>401</sup> Vgl. Schlick, Bruder, & Luczak, 2018

<sup>402</sup> Vgl. Sichart & Preußig, 2022

<sup>403</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>404</sup> Vgl. Remmers, 2020

<sup>405</sup> Vgl. Hirsch-Kreinsen H., 2018

<sup>406</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>407</sup> Vgl. Remmers, 2020

werden können (ebd.). Dies bedeutet auch, dass geplante und gezielte Übergänge zwischen maschinell und menschlich gesteuerten Prozessschritten möglich sein müssen, die gerade nicht beschränkt sind auf Situationen, in denen der maschinelle Prozess unerwünscht verläuft und sich die menschliche Aktivität darauf beschränkt, überwachend und korrigierend einzugreifen.<sup>408</sup> Der Menschen muss statt dessen auch eine Interventionsmöglichkeit haben, die nicht nur im Sinne der Qualitätssicherung und Korrektur dessen erfolgt, was die Maschine vorschlägt, sondern er muss eine aktive und selbstbestimmte Möglichkeit der Wahl zwischen den Optionen, die von der Maschine angeboten werden und von ihm selbst vorgeschlagen werden, haben. Dabei ist im Einzelfall je Prozess auszuwählen und im Rahmen der Prozessgestaltung festzulegen, für welche Interventionspunkte dies gelten soll und an welchen Stellen eine solche Wahlmöglichkeit durch den Menschen nicht mehr vorhanden sein soll, weil z.B. die Fehlerwahrscheinlichkeit der Maschine entsprechend gering und die Prozessreife entsprechend hoch ist. Eine derart für den Menschen transparent und interaktiv gestaltete Koordination erhält im Modell von Huchler die qualitativ höchste Bewertung.<sup>409</sup>

Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass KI-Algorithmen, die Prognosen zur Verfügung stellen oder kontextbasierte Vorschläge für den nächsten Bearbeitungsschritt (next-best-action) aufzeigen, aufgrund des Trainings auf einem oft großen, aber immer beschränkten Testdatenbestand niemals eine absolute Sicherheit bieten, sondern deren Prognosen immer mit einer Wahrscheinlichkeit und damit immer auch mit gewissen Fehlerwahrscheinlichkeiten versehen sind. Solange diese Fehlerwahrscheinlichkeit nicht unterhalb eines kritischen Niveaus gebracht werden kann, ist also immer eine koordinierende Intervention durch den Menschen notwendig. Dabei ist es sinnvoll dem Menschen die Wahrscheinlichkeit, mit der der KI-Algorithmus ein Ergebnis prognostiziert, mitzuteilen, damit der Mensch eine quantitativ fundierte Basis für eine mögliche Intervention hat. Die Veröffentlichung der Wahrscheinlichkeit gegenüber dem Menschen entspricht dem Transparenzgebot der von Huchler beschriebenen interaktiven Koordination.

Im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft kann daraus abgeleitet werden, dass bei der Gestaltung und Automatisierung der teilweise komplexen Prozesse mit Hilfe von KI-Algorithmen die Koordination der Gesamtprozesse aus der Perspektive des Mitarbeiters immer transparent und interaktiv sein sollte. Prozessschritte, die von KI-Algorithmen mit geringer Fehlerwahrscheinlichkeit und Nachvollziehbarkeit der Entscheidung umgesetzt werden können und dadurch für den Mitarbeiter eine Entlastung bieten, sollten durch den KI-Algorithmus übernommen werden. Prozessschritte, bei denen diese Reife noch nicht gegeben ist oder bei denen es speziell auf die seitens der BaFin<sup>410</sup> geforderten Nachvollziehbarkeit von Entscheidungen ankommt, sollten so gestaltet werden, dass der Mensch fallspezifisch entscheiden kann, ob er einen systemseitig angebotenen Vorschlag annimmt oder einen solchen Vorschlag verwirft und auf Basis seiner eigenen Erfahrung selbst tätig wird. In diesem Sinne sollte die Koordination für die oft komplexen Gesamtprozesse in der Versicherungswirtschaft transparent und interaktiv zwischen Mensch und Maschine sein sowie an im Vorfeld definierten Interventionspunkten in den Händen des Menschen verbleiben.

---

<sup>408</sup> Vgl. Remmers, 2020

<sup>409</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>410</sup> Vgl. BaFin, 2020

Um für eine derart interaktive Koordination vorbereitet zu sein und daran mitwirken zu können, muss der Mitarbeiter insbesondere an den Interaktionspunkten mit der Maschine entscheiden können, ob der Vorschlag der Maschine oder ein Vorgehen auf Basis seiner eigenen Erfahrungen zu einem besseren Ergebnis auf Ebene des Gesamtprozesses führen würde. Dies ist für die in Kap. 4.4.1 beschriebene Rolle des Spezialisten besonders relevant, da der Spezialist bei der Bearbeitung des jeweiligen fachlichen Prozesses in direkter Interaktion mit der Maschine agiert. Zur laufenden Entwicklung des Spezialisten hinsichtlich dieser Anforderung ist darüber hinaus die Rolle des Coaches notwendig, der im Hinblick auf die zwischen Mensch und Maschine ausgerichtete Koordination im Prozess den Spezialisten führen und weiterentwickeln muss. Die übrigen Rollen der Aufgabenfelder Qualitätssicherung, Training, Erläuterung und Compliance (vgl. Kap. 4.4) sind nicht direkt in die fachlichen Prozesse und deren Interaktionspunkte integriert. Daher haben diese Rollen eine niedrige Relevanz im Rahmen der interaktiven Koordination zwischen Mensch und Maschine.

Bei dem im Kap. 4.5 aufgezeigten Beispiel des Totalschadenprozesses liefert der KI-Algorithmus für eine bestimmte Klasse von Totalschäden gute Ergebnisse und kann den Schadenmanager entlasten, bei einer anderen Klasse von Totalschäden ist die Erkennung durch den Menschen besser als durch den KI-Algorithmus. Die Entscheidung liegt in jedem Fall beim Schadenmanager. Der Gesamtprozess wurde in diesem Beispiel so konzipiert, dass die Koordination für den Menschen transparent bleibt, von ihm im hohen Maße selbst gestaltet werden kann und speziell an dem Interaktionspunkt, an dem entschieden werden muss, ob ein Totalschaden vorliegt oder nicht, die Koordination beim Menschen liegt. Die Koordination im beispielhaft dargestellten Totalschadenprozess entspricht damit der von Huchler vorgeschlagenen interaktiven Koordination.

### 4.6.3 Arbeitsteilung

Unter Arbeitsteilung versteht man allgemein die Aufgliederung einer Gesamtaufgabe in einzelne Teilaufgaben und die damit verbundene Zuordnung der Teilaufgaben zu organisatorischen Einheiten im Unternehmen.<sup>411</sup> Etwas genauer und für die im Folgenden darzustellenden Aspekte treffender wird mit Arbeitsteilung auch die Differenzierung von Arbeitsaufgaben auf spezialisierte Aufgabenträger im Unternehmen verstanden.<sup>412</sup> Ohne eine effektive Arbeitsteilung wären die in Entwicklung, Produktion und Service erzielten Produktivitätssteigerungen der Vergangenheit nicht möglich gewesen (ebd.). Neben der Arbeitsteilung zwischen Menschen oder Gruppen von Menschen beschäftigt sich die Arbeitswissenschaft auch mit der Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine. Dabei herrscht vielfach noch die Vorstellung einer ausschließlich an den technischen Möglichkeiten ausgerichteten Arbeitsteilung vor, bei der dem Menschen nur die noch nicht automatisierbaren Arbeiten zugeordnet werden, was jedoch regelmäßig zu erheblichen Zielkonflikten mit humanorientierten Ansätzen der Arbeitsorganisation führt.<sup>413</sup>

---

<sup>411</sup> Vgl. Meinberg & Topolewski, 1995

<sup>412</sup> Vgl. Schlick, Bruder, & Luczak, 2018

<sup>413</sup> Vgl. Schlick, Bruder, & Luczak, 2018



Setzt ein Unternehmen KI-Systeme ein, dann ist dies ein grundlegender Eingriff in die Gestaltung des Arbeitssystems, Arbeit wird dadurch in ihrer Funktion und Struktur verändert.<sup>414</sup> Wie bedeutend KI-Systeme für den Menschen und seine Arbeit werden, hängt vielfach davon ab, wie die Arbeitsteilung im Unternehmen und wie die Interaktion von Mensch und Technik gestaltet wird (ebd.).

Bei dem zweiten Bewertungskriterium ‚Arbeitsteilung‘ im Kontext der Mensch-Maschine-Interaktion im Modell von Huchler steht die Frage im Mittelpunkt, nach welchen Ordnungsprinzipien die zu verrichtende Arbeit zwischen Mensch und Maschine aufgeteilt wird, was eine komplementäre Arbeitsteilung gemäß des Modells ist (vgl. Abb. 26) und welche Potenziale eine komplementäre Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine birgt.

Die Möglichkeiten für die Gestaltung der Arbeit können je nach konkreter Systemauslegung sehr unterschiedlich sein und in der Literatur lassen sich verschiedene Ansätze dafür finden, wie speziell für eine komplementäre Arbeitsteilung die spezifischen Stärken und Schwächen menschlicher Arbeit und technischer Automatisierung identifiziert werden können.<sup>415</sup> Im Modell von Huchler reichen die Interaktions-Stufen von humanzentrierter Arbeitsteilung, bei der der Mensch die Technologie als passives Werkzeug nutzt und Möglichkeiten der Technik zur Entlastung und zur Qualitätssteigerung des Arbeitsprozesses nicht genutzt werden, über die komplementäre Arbeitsteilung, bei der die Tätigkeiten und Inhalte der Arbeit entlang der Potenziale und Erfordernisse von Mensch und lernendem System verteilt werden, bis hin zur Technik-zentrierten Arbeitsteilung, die dadurch gekennzeichnet ist, dass das System menschliche Kompetenzen und Bedürfnisse ignoriert bzw. diesen sogar entgegensteht und negative Resultate und Folgen in Kauf genommen werden.<sup>416</sup> Die komplementäre Arbeitsteilung wird im Modell von Huchler qualitativ am höchsten bewertet. Dabei werden die unterschiedlichen Potenziale von Menschen einerseits und KI-Automatisierung andererseits möglichst so zusammengefügt, dass diese im Sinne des Gesamtergebnisses und der zu erreichenden Ziele des jeweiligen Prozesses bestmöglich zur Wirkung kommen. Dabei wird ein technologischer Rahmen gesetzt, der in unterschiedlicher Weise genutzt werden kann, um dann eine ganzheitliche bzw. kollaborative Perspektive auf die Mensch-Maschine-Interaktion einzunehmen, aus der heraus die Stärken und Schwächen menschlicher Arbeit und technischer Automatisierung identifiziert werden können.<sup>417</sup>

Zur Gestaltung einer solchen komplementären Arbeitsteilung sind für den jeweils zu untersuchenden spezifischen Prozess die Fragen zu beantworten, wie konkret bestimmt und systematisiert werden kann, wer – also Mensch oder Maschine – was gut kann. Neben dem konkreten Arbeitsinhalt, also dem „Was“, ist dabei auch die Frage zu klären, ob die Art und Weise der Bearbeitung, also das „Wie“, und damit auch der Bearbeiter, also „Wer“, für das Ergebnis des Prozesses eine Bedeutung hat und wie die Unterschiede und Folgen technischer oder humaner Bearbeitung der selben Aufgabe systematisch berücksichtigt werden können.<sup>418</sup>

---

<sup>414</sup> Vgl. Gerst, 2019

<sup>415</sup> Vgl. Hirsch-Kreinsen, 2014

<sup>416</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>417</sup> Vgl. Hirsch-Kreinsen, 2014

<sup>418</sup> Vgl. Huchler, 2022

Auch im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft sind diese o.g. Fragen zur Gestaltung der Arbeitsteilung zu beantworten. Dabei sind die Besonderheiten der Versicherungswirtschaft im Vergleich zu anderen Industrien zu beachten. Da die Versicherungswirtschaft strengen regulatorischen und Compliance-Anforderungen unterliegt, müssen die Anforderungen hieraus bei der Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine laufend beachtet werden. Den Anforderungen an den Datenschutz und die Datensicherheit sind bei der Arbeitsteilung speziell mit Blick auf die zu verarbeitenden personenbezogenen Daten, die einem besonderen Schutz unterliegen, spezielle Aufmerksamkeit zu schenken. Aufgrund der Komplexität der Prozesse, der vielfach bei Kunden wenig ausgeprägten Kenntnisse über versicherungsspezifische Sachverhalte und der damit oft einhergehenden falschen Erwartungen sowie der oft nicht intuitiven Entscheidungen von KI-Algorithmen kommt der Erläuterung von Entscheidungen und der Herstellung von Nachvollziehbarkeit<sup>419</sup> gegenüber den Kunden und anderen Beteiligten in der Versicherungswirtschaft eine besondere Bedeutung zu.

Im Zuge der Konzeption und Gestaltung einer komplementären Arbeitsteilung ergeben sich daher für die Versicherungswirtschaft aufgrund der in Kap. 4.2 beschriebenen Veränderungen von Aufgaben und der in Kap. 4.3 beschriebenen damit einhergehenden Veränderungen von notwendigen Kompetenzen die in Kap. 4.4 abgeleiteten neuen Rollen. Bei der Gestaltung einer komplementären Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine sind alle im Kap. 4.4 beschriebenen neuen Rollen von hoher Relevanz. Für jeden fachlichen Prozess ist spezifisch, unter Berücksichtigung des Leistungsspektrums und der Reife der prozessspezifischen KI-Algorithmen sowie der Fähigkeiten und Kompetenzen der Rolle der Spezialisten die Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine festzulegen (vgl. Kap. 4.4.1). Dem Coach obliegt in diesem Rahmen die laufende Weiterentwicklung der Spezialisten (vgl. Kap. 4.4.1). Der Rolle des Qualitätsmanagers kommt in Zusammenarbeit mit der Rolle des Testers im Rahmen der komplementären Arbeitsteilung die Verantwortung für die laufende Sicherstellung der Einhaltung der festgelegten Qualitätsmaßstäbe für den zu betrachtenden Prozess zu (vgl. Kap. 4.4.2). Sowohl beim Erst-Training als auch beim Re-Training aufgrund von entdeckten Fehlern oder veränderten Rahmenbedingungen müssen bei der Arbeitsteilung die drei Rollen des Aufgabenfeldes Training berücksichtigt werden (vgl. Kap. 4.4.3). Im Hinblick auf die Notwendigkeit der Erläuterung von Sachverhalten und Entscheidungen gegenüber Kunden und anderen Stakeholdern müssen die drei Rollen des Aufgabenfeldes Erläuterung bei der Gestaltung einer komplementären Arbeitsorganisation beachtet werden (vgl. Kap. 4.4.4). Schließlich ist aufgrund der o.g. besonderen Compliance-Anforderungen in der Versicherungswirtschaft die komplementäre Arbeitsteilung so zu gestalten, dass die drei Rollen des Aufgabenfeldes Compliance ausreichend berücksichtigt werden (vgl. Kap. 4.4.5).

An einem Ausschnitt des o.g. Beispiels des Totalschadenprozesses lässt sich dies verdeutlichen. Wie dargestellt, ist neben der Erkennung eines möglichen Totalschadens durch den KI-Algorithmus oder den Menschen auch die Kommunikation an den Geschädigten für das Gesamtergebnis des Prozesses entscheidend. Diese Kommunikation kann grundsätzlich sowohl durch eine Maschine in Form einer spezifisch formulierten Mail an den Geschädigten oder durch einen Bot durch Sprach-Kommunikation an den Geschädigten als auch durch einen menschlichen Spezialisten in einem Dialog mit dem Geschädigten übernommen werden. Da

---

<sup>419</sup> Vgl. BaFin, 2020

bei der Kommunikation mit dem Geschädigten bei Vorliegen eines Totalschadenverdachts aufgrund der in Kap. 4.5 dargestellten Herausforderungen jedoch der Anspruch an die Kommunikation im Hinblick auf Komplexität, Reaktion auf unvorhersehbare Fragen oder Aussagen des Geschädigten sowie Empathie hoch ist, hat in diesem Fall der Mensch eine eindeutige Stärke gegenüber der Maschine. Obwohl eine KI-basierte Kommunikation in diesem Fall also grundsätzlich möglich wäre, ist aufgrund der Stärken des menschlichen Spezialisten gegenüber der Maschine, zu Lasten der Gesamtautomatisierung des Prozesses, jedoch zu Gunsten der Effektivität des Prozesses, der Prozessschritt der Kommunikation an den Kunden im Rahmen einer komplementären Arbeitsteilung so zu gestalten, dass dem menschlichen Spezialisten diese Kommunikation zugeordnet wird. Während also das „Was“ der Kommunikation in diesem Beispiel klar ist, bestimmt das „Wie“ der Kommunikation und das davon abhängige Ergebnis des Gesamtprozesses direkt das „Wer“.

#### 4.6.4 Lernen

Mit Lernen bezeichnet man einen Prozess, der als Ergebnis von Erfahrungen relativ langfristige Änderungen im Verhaltenspotenzial erzeugt.<sup>420</sup> Lernen ist demnach nicht statisch, sondern ein Veränderungsprozess. Lernen muss sich nicht immer unmittelbar durch eine Veränderung des Verhaltens ausdrücken, sondern es geht um eine Entwicklung des Potenzials für Verhaltensänderung.<sup>421</sup> Lernen kann dabei absichtlichen (intentional) oder beiläufigen (inzidentell oder implizit) sein und sich individuell oder kollektiv vollziehen. Der Lernprozess selbst kann nicht beobachtet werden, sondern verändertes Verhalten wird als Indikator für einen Lernprozess angesehen (ebd.). Die Entwicklung von Kompetenzen (vgl. Kap. 4.3) umfasst für jeden Menschen individuelle, selbstorganisierte Lernprozesse, die einer eigenen, personengebundenen Logik und eigenen Ordnungsparametern (z.B. Regularien und persönlichen Werten) folgen.<sup>422</sup> Selbstorganisiertes Denken und Handeln setzt ständiges Entscheiden voraus. Dies bedeutet, dass Wissen alleine nicht ausreicht, sondern Wissen muss in den Entscheidungssituationen zweckgebunden verknüpft und bewertet werden (ebd.). Zur Entwicklung von Kompetenzen sind demnach Wertvorstellungen notwendig, die nicht nur erlernt, sondern auch verinnerlicht und gelebt werden müssen (ebd.).

Bei dem dritten Bewertungskriterium ‚Lernen‘ im Modell von Huchler steht die Frage im Mittelpunkt, ob bei der Interaktion zwischen Mensch und Maschine Lernen durch den Menschen oder durch die Maschine gefördert wird und mit welchem Ziel diese Förderung ggf. gestaltet wird (vgl. Abb. 26). Im Modell erstrecken sich die Interaktions-Stufen vom getrennten Lernen, bei der der Mensch separat vom KI-Algorithmus lernt und die Qualität des KI-Algorithmus sich möglicherweise durch umfangreichere oder qualitativ hochwertigere Daten verbessert, aber nicht durch die Mensch-Maschine-Interaktion gesteigert wird, über das wechselseitige Lernen, bei der die Mensch-Maschine-Interaktion so lernförderlich gestaltet ist, dass sich Mensch und KI-Algorithmus wechselseitig unterstützen und so eine Erhöhung der Lernqualität bewirken, bis hin zum verhinderten Lernen, das dadurch beschrieben werden kann, dass der KI-

---

<sup>420</sup> Vgl. Anderson, 2000

<sup>421</sup> Vgl. Kiesel & Koch, 2012

<sup>422</sup> Vgl. Schlick, Bruder, & Luczak, 2018

Algorithmus zwar auch durch die Mensch-Maschine-Interaktion lernt, jedoch der Mensch zugleich schrittweise dequalifiziert wird.<sup>423</sup>

Mensch und KI-Algorithmus lernen auf verschiedene Arten, beide können sich bei den jeweiligen Lernprozessen aber wechselseitig bestärken. Ein derartiges wechselseitiges Lernen wird im Modell von Huchler mit der höchsten Qualitätsstufe bewertet. Dazu muss die Interaktion von Menschen mit einem KI-Algorithmus erstens lern- und erfahrungsförderlich gestaltet werden, so dass Menschen dabei gefördert werden, sich während der Arbeit mit einem KI-System Wissen und Erfahrung anzueignen. Unter Lernförderlichkeit werden dabei im Kontext menschlicher Arbeit Tätigkeitsbedingungen verstanden, die im Arbeitsalltag bei der Arbeitsausführung Lernprozesse begünstigen bzw. lerngünstige Voraussetzungen schaffen.<sup>424</sup> Als lernförderlich gelten Tätigkeitsmerkmale wie ein angemessener Handlungsspielraum, eine hinreichende Anforderungsvielfalt, eine ausreichende Transparenz für den Menschen bei der Verrichtung der Arbeit und ganzheitliche Arbeitsaufträge an den Menschen.<sup>425</sup> Eine derartige Lernförderlichkeit ist wesentliches Element eines sozio-technischen Systems.<sup>426</sup> Darüber hinaus muss es dem Menschen zweitens möglich sein, die Lerninhalte und das Lernverhalten eines KI-Algorithmus überprüfen und ggf. korrigieren zu können.<sup>427</sup> Wesentliche Grundlage der Lerninhalte eines KI-Algorithmus sind die Daten, auf deren Basis der Algorithmus trainiert wird. Zum Lernverhalten gehören die Verknüpfungen, die der KI-Algorithmus generiert. Durch eine Überprüfung und ggf. Korrektur von Lerninhalten und Lernverhalten eines KI-Algorithmus kann die Genauigkeit gesteigert, die Fehlerrate gesenkt und damit insgesamt die Leistungsfähigkeit des KI-Algorithmus verbessert werden. Eine solche wechselseitig lernförderliche Gestaltung erhöht zudem die Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Mensch bereit ist, sein Wissen und seine Erfahrungen in die Kollaboration mit dem KI-System einzubringen und damit dem KI-Algorithmus zur Verfügung zu stellen.<sup>428</sup> Ein derartig wechselseitig lernförderlicher Ansatz ist zwar auch bei einfachen Prozessen nützlich, aber insbesondere bei komplexen Prozessen, bei denen sich Mensch und Maschine gegenseitig unterstützen, hilfreich (ebd.). Darüber hinaus birgt ein wechselseitiges Lernen Chancen für Innovationen aus den jeweiligen Prozessen.

Im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft ist von besonderer Bedeutung, dass beim Lernen die Spezifika der Branche, die sich in der grundsätzlichen Geschäftslogik des Risikotransfers vom Einzelnen auf ein Kollektiv und des Ausgleichs des Risikos im Kollektiv und in der Zeit, in einer Vielzahl von sehr unterschiedlichen Produkten für die unterschiedlichen Risiken, oft sehr langfristigen Kundenbeziehungen, teilweise komplexen Prozessen mit mehreren Beteiligten, strengen Anforderungen an den Datenschutz sowie einer hoher Bedeutung von Compliance ausdrücken, beachtet werden. Die Mitarbeiter in der Versicherungswirtschaft müssen durch Lernprozesse ein tiefes Verständnis für diese Besonderheiten der Branche sowie für die Bedeutung dieser Besonderheiten im Hinblick auf die jeweiligen Funktionen, in denen sie tätig sind, entwickeln. Darüber hinaus müssen die Mitarbeiter geeignete Kommunikationsfähigkeiten entwickeln, um Sachverhalte und Zusammenhänge erklären und erläutern zu können.

---

<sup>423</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>424</sup> Vgl. Bigalk, 2006

<sup>425</sup> Vgl. Hacker, 2015

<sup>426</sup> Vgl. Huchler, 2019

<sup>427</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>428</sup> Vgl. Huchler, 2022

Beim kollaborativen Zusammenwirken von Mensch und Maschine ist es dabei von entscheidender Bedeutung, dass dieses Erlernen der Spezifika der Versicherungsbranche nicht als einmalige Initiative betrachtet wird, sondern dass Mitarbeiter gerade im Zusammenwirken mit KI-Algorithmen ihren jeweiligen Ausbildungs- und Wissensstand als Station auf einem lebenslangen Lernweg begreifen.<sup>429</sup>

Das hier beschriebene wechselseitige Lernen zwischen Mensch und Maschine im Zusammenhang mit der Einführung eines KI-Systems bezieht sich auf alle im Kap. 4.4 beschriebenen neuen und veränderten Rollen und ist für alle diese Rollen von hoher Relevanz. Das bedeutet, dass die Prozesse und die damit verbundenen neuen Rollen so eingeführt und gestaltet werden müssen, dass ein wechselseitiges Lernen für jede der beschriebenen Rollen unterstützt wird. Insbesondere ist dieses wechselseitige Lernen für die Rollen des Spezialisten und des Coaches relevant, da davon auszugehen ist, dass die Wirksamkeit des Algorithmus im Zeitablauf immer besser wird und damit auch die Spezialisierung des Menschen, der mit dem Algorithmus arbeitet, immer weiter voranschreiten muss. Dabei macht der beschränkte Umfang an Fähigkeit, die ein Mensch beherrschen kann, eine fortschreitende arbeitsteilige Spezialisierung unumgänglich,<sup>430</sup> so dass sich die Spezialisten mit Unterstützung der Coaches laufend weiterentwickeln müssen.

Beim beispielhaft genannten Totalschadenprozess (vgl. Kap. 4.5) ist ein gemäß des Modells von Huchler gefordertes wechselseitiges Lernen im Prozess verankert und die für die Lernförderlichkeit wichtigen Kriterien (s.o.) sind erfüllt. Das wechselseitige Lernen zeigt sich bei dem beispielhaft genannten Totalschadenprozess darin, dass das System Unterstützung anbietet und der Mensch im Rahmen der interaktiven Koordination das Angebot annehmen oder ablehnen kann. Für die Fälle aus der Klasse von Totalschäden, die der Algorithmus in der Regel besser erkennt als der Mensch, muss eine Überprüfung und eine abschließende Entscheidung zur Beauftragung eines Gutachters durch den Mensch getroffen werden, so dass der Mensch dabei die Möglichkeit hat, zu hinterfragen, warum der KI-Algorithmus einen Vorschlag für einen Totalschadenfall unterbreitet und dadurch entsprechend lernen kann. Wichtig ist dabei, dass im Falle einer Ablehnung durch den Menschen immer der Grund für die Ablehnung mitgeteilt wird, um die Vorschläge des Systems im Sinne des Lernens immer weiter zu entwickeln. Umgekehrt werden die Ergebnisse der Überprüfungen von Totalschadenverdachtsfällen – unabhängig von der Identifikation durch den Menschen oder den KI-Algorithmus – durch einen Gutachter wieder an den KI-Algorithmus zurückgekoppelt, so dass eine iterative Verbesserung des Algorithmus erfolgen kann und damit auch die Lernfähigkeit des Algorithmus unterstützt wird.

Die Kriterien der Lernförderlichkeit sind im Beispiel des Totalschadenprozesses erfüllt, da aus der Perspektive des Menschen ein angemessener Handlungsspielraum besteht, denn der Mensch kann Vorschläge des Algorithmus annehmen aber auch ablehnen. Der Mensch hat während des gesamten Prozesses vollständige Transparenz, insbesondere über die wichtige Koordination des Prozesses (vgl. Kap. 4.6.2). Durch die große Bandbreite der verschiedenen Konstellationen von Totalschäden sowie die wichtige Herausforderung hinsichtlich der Kommunikation an den Kunden besteht darüber hinaus eine hinreichende Anforderungsvielfalt für

---

<sup>429</sup> Vgl. Sichart & Preußig, 2022

<sup>430</sup> Vgl. Probst, Raub, & Romhardt, 2006

den Menschen. Schließlich obliegt dem Menschen die Verantwortung für den Gesamtprozess, so dass auch die Anforderung des ganzheitlichen Arbeitsauftrags als erfüllt angesehen werden kann.

### 4.6.5 Adaptivität

Der Begriff Adaptivität (lat. *adaptare*: anpassen) bezeichnet die Eigenschaft oder die Fähigkeit von Individuen, von Gruppen oder allgemein von Systemen, sich an veränderte Bedingungen anzupassen. Bei KI-Algorithmen wird mit Adaptivität die Fähigkeit beschrieben, sich verschiedenen und sich ändernden Kontexten anzupassen.<sup>431</sup> Eine adaptive Software kann sich z.B. an verschiedene Nutzer anpassen oder – in einem bestimmten Rahmen – auf unvorhergesehene Ereignisse reagieren. Adaptivität wird mit Bezug zum Menschen definiert als Fähigkeit, mehrere Wege zum Erfolg zu finden und anzuwenden sowie nahtlos zwischen diesen verschiedenen Wegen zu wechseln.<sup>432</sup> Bei Menschen wird mit Adaptivität also die Fähigkeit bezeichnet, sich auf veränderte Situationen einzustellen und darauf angemessen zielorientiert zu reagieren.

Der Begriff der Adaptivität ist zentral bei der Frage der Gestaltung und Einbettung von KI-Systemen in den Arbeitsprozess. Derzeit dominiert eher ein assimilierender Ansatz, also die Forderung nach Anpassung der Umwelt und der Nutzer an ein KI-System, bei der nur eine eingeschränkte Mitwirkung durch die Nutzer bei der Gestaltung von KI-Systemen, bei der Festlegung der Art und Weise der Nutzung von KI-Systemen sowie bei deren Einbettung in die Arbeitsprozesse verwirklicht wird.<sup>433</sup> Unter Berücksichtigung der Grenzen von KI-Systemen und der Potenziale von Menschen (vgl. Kap. 4.1) ist statt dessen zu klären, wie sich Adaptivität von Menschen und Maschinen so gestalten lässt, dass der zu betrachtende Gesamtprozess optimiert wird.

Im Modell zur Bewertung von Interaktions-Stufen von Huchler ist beim vierten Kriterium ‚Adaptivität‘ die Frage zu klären, ob und ggf. wie weit sich das KI-System an den Menschen anpassen soll oder ob und ggf. wie weit sich der Mensch an das KI-System anpassen soll. In der Ausprägung der menschenorientierten Interaktion (vgl. Abb. 26, links) liegt keine Adaptivität vor. In diesem Fall verbleibt das KI-System ausschließlich in den im Vorfeld definierten Prozessen und der Mensch wendet das System auf spezifische Situationen an. Während sich im Gegensatz dazu bei der KI-orientierten Interaktion (vgl. Abb. 26, rechts) die Umwelt schrittweise an das KI-System anpasst (transformierende oder assimilierende Adaptivität).<sup>434</sup> Bei der am höchsten bewerteten Interaktions-Stufe ‚Mensch & KI‘ liegt eine wechselseitig sich ergänzende Anpassung vor. Diese komplementäre Adaptivität ist so ausgestaltet, dass sich sowohl Mensch als auch Maschine wechselseitig positiv ergänzend aneinander anpassen.

Vor dem Hintergrund zunehmender Komplexität, verstärkter Vernetzung von Prozessen und dezentraler Koordination aus dem Prozess heraus sollte der Mensch verstärkt in das Zentrum

---

<sup>431</sup> Vgl. Butz, Krüger, & Völkel, 2022

<sup>432</sup> Vgl. Hoffmann, et al., 2013

<sup>433</sup> Vgl. Huchler, 2019

<sup>434</sup> Vgl. Huchler, 2022

der Betrachtung genommen werden.<sup>435</sup> Dabei geht es über formale Planung, Regelung und Steuerung des Prozesses sowie über formale Qualifikationen der Menschen hinaus um Kompetenzen und grundlegende menschliche Fähigkeiten, wie z.B. Kreativität, Empathie und Initiative sowie um informelle Leistungen,<sup>436</sup> implizites Wissen und Erfahrungswissen,<sup>437, 438</sup> das situativ, mit dem Kunden und im Prozess generiert und genutzt wird. Im Prozess und im konkreten Fall werden Widersprüche aufgedeckt, die planerisch nicht berücksichtigt und nicht formal geregelt werden können. Solche Widersprüche werden im Prozess unter Berücksichtigung übergeordneter Ziele fallspezifisch ausgehandelt und gelöst. Dies erfordert ein hohes Maß an Adaptivität und Selbstorganisation sowohl für den Mensch als auch für die Maschinen. Die qualitativ am höchsten bewertete Interaktions-Stufe, die komplementäre Adaptivität, ist gerade dadurch gekennzeichnet, dass die Koordination situativ und je nach Kompetenz von Mensch und Maschine zwischen diesen übertragen werden kann.<sup>439</sup> Daraus lassen sich hohe Anforderungen im Hinblick auf die Konzeption, Realisierung und Wartung von KI-Systeme ableiten, damit eine solche komplementäre Adaptivität technisch ermöglicht wird (ebd.). Im Hinblick auf Aus- und Weiterbildung bietet eine komplementäre Adaption erhebliche Vorteile, denn gut an menschliche Fähigkeiten adaptierte KI-Systeme können von weniger erfahrenen Menschen besser beherrscht werden, als schlechter adaptierte KI-Systeme von erfahrenen Menschen.<sup>440</sup>

Eine derartig komplementär gestaltete Adaptivität wirkt auf alle neuen und veränderten Rollen im Zusammenhang mit der Einführung und Nutzung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft (vgl. Kap. 4.4). Das Zusammenwirken von Mensch und Maschine und damit die beschriebene Adaptivität haben dabei eine besondere Bedeutung und hohe Relevanz bei der Rolle des Spezialisten, da diese im Rahmen der gemeinsamen Bearbeitung der fachlichen Prozesse direkt mit Maschinen interagieren. Durch eine komplementäre Adaptivität werden Prozessschritten, die durch ein KI-System nicht bearbeitet werden können, an Spezialisten (vgl. Kap. 4.4.1) angesteuert. Diese Spezialisten können die angesteuerten Fälle jedoch nicht so bearbeiten wie dies zuvor bei einfacheren Fällen der Fall gewesen ist, denn es handelt sich durchweg um komplexere, schwierigere oder konfliktrichtigere Fälle, die belastender sind, mehr Zeit in Anspruch nehmen und für die in der Regel ein höheres Qualifikationsniveau erforderlich ist.<sup>441</sup> Dies führt dazu, dass sich die Spezialisten ständig weiterentwickeln und ihr Qualitätsniveau laufend ausbauen müssen. Diese Entwicklungsnotwendigkeit stellt zudem eine hohe Anforderung an die Rolle des Coaches, für die die Adaptivität ebenso eine hohe Relevanz hat.

Gerade diese komplementäre Adaptivität zwischen Mensch und Maschine ist für die Versicherungswirtschaft bedeutend. Aufgrund der für einen Teil der Prozesse hohen Komplexität, den wachsenden Kundenerwartungen bei gleichzeitig oft nur gering ausgeprägtem Versicherungswissen der Kunden oder Geschädigten, sich z.B. aufgrund verändertem Mobilitätsverhalten,

---

<sup>435</sup> Vgl. Huchler, 2019

<sup>436</sup> Vgl. Huchler, Voß, & Wehrich, 2007

<sup>437</sup> Vgl. Böhle & Porschen, 2012

<sup>438</sup> Vgl. Böhle & Rose, 1992

<sup>439</sup> Vgl. Huchler, 2019

<sup>440</sup> Vgl. Schlick, Bruder, & Luczak, 2018

<sup>441</sup> Vgl. Huchler, 2019

vermehrten Naturgefahren oder steigenden Cyber-Gefahren wandelnden Risiken und durch zunehmende Wettbewerbsdynamiken kommt es immer mehr darauf an, dass Mitarbeiter und Maschinen im Wechselspiel aufeinander reagieren, in Zusammenarbeit geeignete Lösungen für Kunden generieren und sich bei dieser Lösungsfindung aneinander anpassen.

Beim beispielhaft genannten Totalschadenprozess (vgl. Kap. 4.5) wurde der Ansatz einer komplementären Adaptivität dahingehend berücksichtigt, dass der KI-Algorithmus zur Erkennung von Totalschäden eine bestimmte Klasse von Totalschäden erkennt, die von Menschen in der Regel nicht erkannt werden und umgekehrt. Im Rahmen der Prozessgestaltung wurde daher unmittelbar nach der Schadenmeldung ein Mensch-Maschine-Interaktionspunkt geschaffen, an dem der KI-Algorithmus seine Bewertung des vorliegenden Falles im Hinblick auf die Möglichkeit eines Totalschadens an den Menschen übergibt. Wie beschrieben, kann der Sachbearbeiter diese Bewertung übernehmen und einen Gutachter beauftragen oder die Bewertung ablehnen. Ebenso ist der Sachbearbeiter aufgefordert die vorliegenden Daten auf Basis des eigenen Erfahrungswissens im Hinblick auf eine Totalschadenvermutung zu überprüfen. Sowohl Mensch als auch Maschine können zu einer positiven oder auch negativen Bewertung kommen, so dass grundsätzlich alle vier Kombinationsmöglichkeiten vorkommen können. Wie oben geschrieben (vgl. Kap. 4.5), gehören die vom Menschen bzw. von dem KI-Algorithmus erkannten Totalschadenfälle in der Regel zu verschiedenen Klassen von Schadenfällen. Trotzdem kann in der Praxis ein vom Urteil des Menschen abweichender Entscheidungsvorschlag des KI-Algorithmus dazu führen, dass der Mensch sein bisheriges Urteil überdenkt und ggf. zu einer anderen Entscheidung kommt, so dass sich Mensch und Maschine bei diesem Gesamtprozess ergänzen und an diesem Interaktionspunkt komplementär adaptiv zusammenwirken.

### 4.6.6 Empowerment

Mit dem Begriff Empowerment (deutsch: Ermächtigung, Befähigung, Stärkung von Autonomie) ist im Zusammenhang mit KI-Systemen gemeint, Mitarbeiter mit ihren Fähigkeiten und ihrem Potenzial zu unterstützen und zu befähigen, motiviert, ohne Ängste und mit den notwendigen Ressourcen in der digitalen Arbeitswelt handeln zu können, in der künstliche Intelligenz eine zunehmende Rolle spielt.<sup>442</sup> Empowerment gibt dem Menschen damit notwendige Autonomie für selbstbestimmtes Arbeiten und Einfluss auf die Interaktion mit einer Maschine. Dabei kommt dem Empowerment vor dem Hintergrund immer größerer Dynamik und Volatilität in der Unternehmenswelt ein hoher Stellenwert zu und konsequentes Empowerment der Beschäftigten ist ein Erfolgsschlüssel agiler und humaner Arbeitswelten und muss daher in der Unternehmenspraxis einen zentralen Stellenwert einnehmen.<sup>443</sup>

Bei der Bewertung der Interaktions-Stufen im Modell von Huchler ist die Frage zu beantworten, ob und ggf. wie Prozessschritte durch einen Menschen oder eine Maschine im Hinblick auf die Kriterien förderlicher und nicht belastender Arbeitsinhalte, Zeitsouveränität und Lernförderlichkeit bearbeitet werden können.<sup>444</sup> Dies bedeutet, dass bei der Organisation von Ar-

---

<sup>442</sup> Vgl. Moring, 2022

<sup>443</sup> Vgl. Gül, Boes, Kämpf, Lühr, & Ziegler, 2020

<sup>444</sup> Vgl. Huchler, 2022



beit über die zu erwartenden Kriterien, wie z.B. ‚Optimierung der Bearbeitungszeiten‘ und ‚Erhöhung der Qualität‘, weitere Kriterien in den Fokus rücken, denen im Allgemeinen bei der Arbeitsorganisation eher geringe Beachtung geschenkt wird.<sup>445</sup>

Im Modell erstrecken sich die Interaktions-Stufen für das fünfte Bewertungskriterium ‚Empowerment‘ vom Ignorieren des Systems, bei der der Mensch nicht in Interaktion mit dem KI-Algorithmus tritt und den Algorithmus ignoriert, da kein Mehrwert generiert wird oder keine Akzeptanz seitens des Menschen vorliegt, über eine Win-Win-Situation, bei der Mensch und Maschine darin bestärkt werden, die Arbeitssituation an den Mensch-Maschine-Interaktionspunkten nach den übergeordneten Zielen zu gestalten, wodurch sich die ökonomischen und technischen Automatisierungsziele und die Beschäftigteninteressen sich wechselseitig bestärken, bis hin zur einseitigen Automatisierung, bei der der KI-Algorithmus die Mensch-Maschine-Interaktion dominiert, die technischen Automatisierungsziele den Beschäftigteninteressen im Systemdesign entgegenstehen und Komplementarität und Kollaboration nicht vorgesehen sind.<sup>446</sup>

Bei der Bewertung der Interaktions-Stufe im Modell von Huchler erhält die Win-Win-Situation die qualitativ höchste Bewertung. Bei dieser Win-Win-Situation wird die Arbeit so organisiert, dass Empowerment nicht nur ermöglicht, sondern aktiv unterstützt wird. Durch ein solches Empowerment erhalten Mitarbeiter die Möglichkeit, die Arbeit mitzugestalten und sich einzubringen. Dadurch wird bei den Mitarbeitern das Gefühl von Zielorientierung bei der Tätigkeit, Sinn der Arbeit und Nachhaltigkeit der Arbeit bestärkt.<sup>447</sup> Erst mit einem solchen Empowerment können immer wichtiger werdende agile Arbeitsformen nicht nur formal umgesetzt, sondern tatsächlich gelebt werden.<sup>448</sup> Empowerment ist darüber hinaus wichtige Grundlage dafür, dass Mitarbeiter bereit sind, ihr Wissen zu teilen und dass Lernprozesse im Unternehmen stattfinden können.<sup>449</sup> Diese Wissensteilung ist wiederum Basis für die Weiterentwicklung und Optimierung von KI-Algorithmen, denn bei der Interaktion von Mensch und Maschine ist es für das Weiterlernen der Maschine von entscheidender Bedeutung, dass der Mensch bei Bedarf aufgrund seines Erfahrungswissens den Vorschlag des KI-Algorithmus nicht annimmt und dem KI-Algorithmus den Grund für eine derartige Intervention mitteilt, damit der KI-Algorithmus weiterlernt. Insofern kommt Empowerment nicht nur dem Menschen zu Gute, sondern befördert damit auch die Weiterentwicklung der Maschine.

Im Hinblick auf die Versicherungswirtschaft hat Empowerment aufgrund der teilweise hohen Komplexität der Prozesse, der oft gegenüber den Kunden erklärungsbedürftigen Sachverhalte, die jedoch gleichzeitig in vielen Fällen für die Kunden sensibel und wichtig sind, sowie der oft vorhandenen Notwendigkeit einer direkten Interaktion zwischen Kunden und Mitarbeitern eine große Bedeutung. Ein solches Empowerment trägt dazu bei, dass Mitarbeiter bei im Kundendialog aufkommenden Problemen schnell, effektiv und lösungsorientiert agieren können und so zu einer guten Kundenzufriedenheit und Kundenbindung beitragen. Bei Mitarbeitern

---

<sup>445</sup> Vgl. Huchler, 2019

<sup>446</sup> Vgl. Huchler, 2022

<sup>447</sup> Vgl. Gül, Boes, Kämpf, Lühr, & Ziegler, 2020

<sup>448</sup> Vgl. Ziegler, Kämpf, Lühr, & Boes, 2020

<sup>449</sup> Vgl. Gül, Boes, Kämpf, Lühr, & Ziegler, 2020

konnte am Beispiel der Schadenbearbeitung nachgewiesen werden, dass durch Empowerment und die dadurch erhöhte Bereitschaft der Mitarbeiter zur persönlichen Klärung schwieriger Schadenfälle regelmäßig Erfolgserlebnissen bei den Mitarbeitern hervorgerufen werden, was die Motivation und das Engagement der Mitarbeiter fördert.<sup>450</sup> Ein solches Empowerment führt damit zu erhöhter Mitarbeiterzufriedenheit, was sich wiederum selbst bei schwierigen Fällen positiv auf die Kundenzufriedenheit auswirkt.<sup>451</sup>

Ein derartig implementiertes Empowerment wirkt speziell auf die Rollen, bei denen eine direkte und laufende Interaktion zwischen Mensch und Maschine im jeweiligen Prozess stattfindet. Dies ist bei Spezialisten (vgl. Kap. 4.4.1) der Fall, deren Arbeit sich durch zunehmende Interaktion mit Maschinen verändert und die sich auf diese Veränderung einstellen müssen. Die Einstellung auf diese Veränderung wird durch Empowerment unterstützt. Ebenso ergibt sich für die Rolle des Coaches eine hohe Relevanz für das Empowerments, da die Coaches einen maßgeblichen Anteil an der Entwicklung und Förderung der Spezialisten haben und für diese Aufgabe selbst befähigt werden müssen. Auch bei den anderen Rollen, die sich durch neue und veränderte Aufgaben im Zuge der Einführung und Nutzung von KI-Algorithmen in der Versicherungswirtschaft ergeben (vgl. Kap. 4.4), hat Empowerment für die Mitarbeiter eine unterstützende und motivierende Wirkung. Bei diesen Rollen ist die Bedeutung des Empowerments im Vergleich zur Bedeutung bei den Spezialisten jedoch aufgrund der deutlich geringer ausgeprägten direkten Kundeninteraktion geringer.

Bei dem Beispiel des Totalschadenprozesses (vgl. Kap. 4.5) wurde das wechselseitig bestärkende Empowerment durch die bereits beschriebene Identifikation verschiedener Klassen von Totalschäden einerseits durch den Menschen und andererseits durch die Maschine umgesetzt. Dem Menschen ist bewusst, dass bestimmte Totalschäden ausschließlich durch ihn identifiziert werden und die Maschine bei diesen Totalschäden auf den Menschen angewiesen ist, jedoch ist ihm auch bekannt, dass andere Totalschäden nur durch die Maschine identifiziert werden und er bei diesen Fällen die Hilfe der Maschine benötigt. Da die Sachbearbeiter grundsätzlich daran interessiert sind, ein gutes Ergebnis im Sinne der Entdeckung möglichst vieler Totalschadenfälle zu erzielen und die Sachbearbeiter die jeweiligen Stärken von Mensch und Maschine bei der Erkennung von Totalschäden kennen, liegt bei diesem Zusammenwirken von Mensch und Maschine nicht nur faktisch eine Win-Win-Situation vor, sondern diese Win-Win-Situation wird von den Sachbearbeitern auch als solche angenommen und aktiv gelebt.

### 4.6.7 Zusammenfassung

Die Interaktions-Stufe ‚Mensch & KI‘ (vgl. Abb. 26), die durch die Ausprägung der untersuchten fünf Kriterien Koordination, Arbeitsteilung, Lernen, Adaptivität und Empowerment (vgl. Kap. 4.6.2 – Kap. 4.6.6) beschrieben wird, legt ein Modell für eine kollaborative Intelligenz im Sinne eines Zusammenwirkens der jeweiligen Stärken von Mensch und Maschine dar. Vor dem Hintergrund der neuen und veränderten Aufgaben durch die Einführung von KI-Systemen, der dadurch veränderten Anforderungen an Kompetenzen von Mitarbeitern und Führungskräften sowie der notwendigen neuen Rollen, stellt dieses Modell einen bisher noch wenig, in der

---

<sup>450</sup> Vgl. Mühlhaus, Pointner, Hofmann, & Krams, 2023

<sup>451</sup> Vgl. Leyh, Mühlhaus, Pointner, & Dahl, 2023

Versicherungswirtschaft noch gar nicht, beachteten Ansatz dar, zu optimierten Gesamtprozessen zu kommen und dabei die Vorteile von KI-Systemen zu nutzen sowie gleichzeitig auf die Anforderungen und Belange von Menschen einzugehen. Bislang fehlen Organisationskonzepte, die einen solchen Ansatz unterstützen und ermöglichen anstatt diesen nur normativ einzufordern.<sup>452</sup>

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 27) gibt einen Überblick über die neuen und veränderten Aufgaben im Rahmen der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft in Kombination mit den fünf untersuchten Kriterien zur Ausgestaltung der Interaktionsstufe ‚Mensch & KI‘. Grundsätzlich sind alle fünf Kriterien für jede neue und veränderte Rolle relevant. Bei der Rolle des Spezialisten zeigt sich eine besondere Relevanz aller fünf Kriterien, da der Spezialist im Rahmen der Bearbeitung der Prozesse in unmittelbarer und laufender Interaktion mit der Maschine steht. Demzufolge ist auch bei der Rolle des Coaches, der den Spezialisten befähigen muss, eine hohe Relevanz zu finden.

Darüber hinaus ist das Kriterium ‚Arbeitsteilung‘ für alle neuen und veränderten Rollen von besonderer Relevanz, da einerseits eine geeignete Arbeitsteilung für alle Rollen von hoher Bedeutung für das Funktionieren des kollaborativen Modells ist und andererseits sich mit zunehmender Entwicklung der Kollaboration die jeweiligen Stärken von Menschen in den verschiedenen Rollen und von Maschinen weiterentwickeln und damit das Modell immer wieder neu justiert werden muss.

Schließlich ergibt sich ebenfalls beim Kriterium ‚Lernen‘ für alle neuen und veränderten Rollen eine besondere Relevanz, denn bei allen im Kap. 4.4 beschriebenen Rollen müssen sich die jeweiligen Rolleninhaber mit der zunehmenden Entwicklung der Leistungsfähigkeit der KI-Algorithmen immer weiterentwickeln und ihre Kompetenzen laufend ausbauen. Gleichzeitig müssen sich auch die Maschinen mit der Entwicklung der Menschen schrittweise in der kollaborativen Zusammenarbeit weiterentwickeln, also ebenfalls kontinuierlich dazulernen. Das wechselseitige Lernen der beschriebenen Rollen und der Maschinen ist also eine wesentliche Grundlage für die kollaborative Intelligenz.

Eine kompetenzbasierte Potenzialanalyse (vgl. Kap. 4.6.1) kann eine Basis für eine komplementäre Arbeitsgestaltung zwischen Mensch und Maschine bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft sein, wenn dabei die Ausgestaltung nach den genannten fünf Kriterien gemäß der Interaktionsstufe ‚Mensch & KI‘ erfolgt und dabei die Spezifika der Versicherungswirtschaft beachtet sowie die veränderten und neuen Rollen von Menschen berücksichtigt werden. Daraus ergibt sich ein sozio-technisches System, wie es in Kap. 4.1 beschrieben worden ist. Entscheidend ist dabei, dass Komplementarität nicht nur normativ propagiert wird, sondern von Beginn an bei der Gestaltung von Prozessen im Rahmen der Einführung und Nutzung von KI-Systemen beachtet und zum maßgeblichen Designkriterium wird.

---

<sup>452</sup> Vgl. Huchler, 2022



Im nächsten Kapitel wird ein prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft erarbeitet. Dabei wird auf den Ergebnissen der vorangegangenen Kapitel, insbesondere die Kriterien für eine Vorreiterrolle bei der Einführung künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 3.1), die Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft (vgl. Kap. 3.3) und die Ergebnisse der Klassifikation der Stufen der Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen (vgl. Kap. 3.4) sowie schließlich das in diesem Kapitel erarbeitete Modell einer kollaborativen Intelligenz (vgl. Kap. 4.6) aufgebaut.

## 5 Prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft

In diesem Kapitel wird ein prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft entwickelt. Dabei werden auf die Voraussetzungen zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft, die im Kap. 3.3 entwickelt und analysiert worden sind, auf die im Kap. 3.4 erarbeitete Rangfolge der Stufen der versicherungswirtschaftlichen Wertschöpfungskette hinsichtlich der Erfüllung dieser notwendigen Voraussetzungen zur Einführung von KI-Systemen sowie auf das kollaborative Modell zwischen Mensch und Maschine zur komplementären Arbeitsgestaltung aus dem Kap. 4.6 zurückgegriffen und diese bisherigen Ergebnisse der vorliegenden Arbeit werden in das zu entwickelnde prototypische Modell integriert. Wie bereits im Kap. 4.1 aufgezeigt wurde, ist zur erfolgreichen Einführung von KI-Systemen ein sozio-technisches System zu gestalten, das heißt Menschen, Technologie und Prozesse müssen aufeinander abgestimmt erarbeitet und kontinuierlich entwickelt werden. Die dazu notwendige technologische Entwicklung, die Rollen- und Kompetenzgestaltung sowie die organisationale Einbettung werden in diesem Kapitel beschrieben. Über die prototypische Einführung von KI-Systemen hinaus werden Antworten auf die Frage zur Generierung von Wettbewerbsvorteilen durch den Einsatz von KI-Systemen diskutiert, damit die Einführung von KI-Systemen nicht zum Selbstzweck wird, sondern immer als Grundlage für die Unterstützung der Unternehmensziele dient.

Zur Einführung von KI-Systemen gehören darüber hinaus aufgrund des Lernverhaltens und der Spezifika der Lösungsfindung von KI-Algorithmen (vgl. Kap. 2) sowie aufgrund des Umgangs mit Daten in der regulierten Versicherungswirtschaft auch rechtliche und ethische Debatten, wie sie in der Tiefe bei anderen Technologien noch nicht geführt werden mussten.<sup>453</sup> Die im jeweiligen Unternehmens- und Anwendungskontext zu lösenden rechtlichen und ethischen Aspekte werden in den relevanten Stufen des zu entwickelnden Modells aufgegriffen.

Die Planung und Gestaltung des Einsatzes von KI-Systemen sind in der Praxis komplexer als dies im Vergleich zu bisherigen Veränderungen der Fall war.<sup>454</sup> Daher ist ein systematisches Vorgehen besonders notwendig. Das in diesem Kapitel dargestellte prototypische Modell gibt einen Rahmen für die Einführung und Nutzung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft und trägt damit dazu bei, die Einführung derartiger Systeme in der Branche zu fördern und deren Vorteile zu nutzen.

Da spezifische Modelle zur Einführung künstlicher Intelligenz für die Versicherungswirtschaft in der bis dato verfügbaren Literatur nicht zu finden sind, werden methodisch in diesem Kapitel zunächst verschiedene vorliegende industrieübergreifende Modelle zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bewertet und dann zwei industrieübergreifende Modelle, die sich in ihren Ausprägungen stark unterscheiden, als Grundlagen für ein zu entwickelndes prototypisches Modell für die Versicherungswirtschaft ausgewählt. Aus diesen beiden Modellen

---

<sup>453</sup> Vgl. Tombeil, Dukino, Zaiser, & Ganz, 2021

<sup>454</sup> Vgl. Wittpahl, 2019

wird dann im nächsten Schritt ein Modell erarbeitet und an die Spezifika der Versicherungswirtschaft adaptiert, wobei die o.g. Ergebnisse aus den vorangegangenen Kapiteln berücksichtigt werden.

## 5.1 Methodisches Vorgehen zur Entwicklung des prototypischen Modells

Die Einführung und die Nutzung von künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft stehen im Vergleich zur Nutzung künstlicher Intelligenz in anderen Industrien noch am Anfang (vgl. Kap. 3.1). Gleichzeitig bietet die künstliche Intelligenz in der datenorientierten Versicherungswirtschaft umfangreiche Einsatzmöglichkeiten und damit erhebliche Potenziale für alle Stufen der versicherungswirtschaftlichen Wertschöpfungskette (vgl. Kap. 3.5). In der Literatur sind aktuell nur wenige prototypische Modelle zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz zu finden, die darüber hinaus unterschiedlich differenziert sind. Ein umfassendes, spezifisches Modell für die Versicherungswirtschaft ist aktuell gar nicht zu finden. Um für die Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft ein prototypisches Modell zu entwickeln, werden zunächst verschiedene industrieübergreifende Modelle betrachtet und bewertet.

Davenport beschreibt in „The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work“<sup>455</sup> wie Unternehmen KI-Systeme nutzen können, um ihre Prozesse zu verbessern und einen Wettbewerbsvorteil zu erlangen. Davenport diskutiert verschiedene Aspekte der KI-Transformation von der Identifikation geeigneter Anwendungsfälle, über die Implementierung bis hin zur Skalierung von KI-Technologien. Ebenso werden Herausforderungen wie z.B. Datenschutz und ethische Fragen beleuchtet. Das Werk behandelt dabei schwerpunktmäßig die strategischen und wirtschaftlichen Aspekte einer Einführung von KI-Systemen, geht jedoch weniger auf technische Herausforderungen, wie z.B. Auswahl von Tools und Entwicklung von Algorithmen, Vorbereitung von Daten, Training von Modellen und Implementierung in vorhandene IT-Infrastrukturen ein. Darüber hinaus werden aktuelle Entwicklungen der KI-Forschung und mögliche künftige Trends nur am Rande betrachtet. Für das hier verfolgte Ziel eines wissenschaftlich fundierten, prototypischen Modells zur Einführung von künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft fehlen damit einige wichtige Aspekte, so dass das von Davenport dargestellte Modell zwar einige Ansätze insbesondere für die strategischen und wirtschaftlichen Aspekte des zu entwickelnden Modells liefert, jedoch als Grundlage für das in dieser Arbeit zu beschreibende Modell nicht in Frage kommt.

Fontaine et al. erläutern in dem Artikel „Building the AI-Powered Organization“<sup>456</sup> die Transformation zu einer KI-zentrierten Organisation. Dabei stehen Führung und kulturelle Aspekte stark im Vordergrund. Darüber hinaus werden organisationale Aspekte der Einführung von KI beschrieben, während andere wichtige Aspekte, wie z.B. Wirtschaftlichkeit, Auswahl erster Anwendungsfälle, technologische Fragen und Skalierung von Anwendungen nur wenig angesprochen werden. Die Arbeit von Fontaine ist also als Grundlage für die Entwicklung eines

---

<sup>455</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>456</sup> Vgl. Fontaine, McCarthy, & Saleh, 2019

umfassenden prototypischen Modells für die Einführung von KI-Systemen zu eng ausgelegt, liefert jedoch für die in dem Artikel angesprochenen Aspekte wichtige Ansatzpunkte.

Fontana beschreibt in seinem umfassenden Werk „The AI-First Company – How to Compete and win with Artificial Intelligence“<sup>457</sup> ein breites und tiefes achtstufiges Modell zur Einführung, Nutzung und Skalierung künstlicher Intelligenz. Dieses Modell ist nicht auf eine spezifische Industrie ausgerichtet und umfasst acht Stufen:

1. Durchführung von Vorüberlegungen zur Einführung künstlicher Intelligenz im Hinblick auf der Suche nach geeigneten Anwendungsfällen, die einen Wettbewerbsvorteil bieten
2. Schaffung der notwendigen Voraussetzungen für einen zügigen und möglichst einfachen Start der Einführung von KI-Systemen
3. Überlegungen zur Beschaffung der notwendigen Daten
4. Vorgehensweise zum Aufbau des notwendigen Know-Hows
5. Beschreibung der Auswahl geeigneter Tools und der Entwicklung von KI-Modellen
6. Vorgehens bei der Anpassung von KI-Modellen an sich ändernde Rahmenbedingungen
7. Vorbereitung und Durchführung zur Steuerung und Messungen der Erfolgswirksamkeit von KI-Algorithmen
8. Generierung von Wettbewerbsvorteilen durch die eingeführten KI-Systeme sowie die Berücksichtigung künftiger Trends.

Im Modell von Fontana werden kulturelle Aspekte, Ansätze des Veränderungs-Managements, Fragen zur Führung und zur organisationalen Einbettung neuer Rollen kaum beleuchtet. Darüber hinaus werden prozessuale Aspekte und notwendige Veränderungen von Prozessen nur rudimentär angesprochen. Andererseits sind die acht Stufen im Modell von Fontana mit einem starken Fokus auf technische Aspekte beschrieben, der über die Anforderungen für den im Folgenden zu erarbeitenden Ansatz zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft hinausgeht.

Für das im Folgenden zu erarbeitende prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft wird das achtstufige Modell von Fontana zu Grunde gelegt und um zwei Stufen zur Berücksichtigung der fehlenden kulturellen und organisationalen Aspekte zu einem zehnstufigen Modell erweitert. Fragestellungen zur Anpassung der Prozesse werden aus den vorangegangenen Kapiteln und aus der Literatur ergänzt. Die technischen Aspekte werden nicht in der Tiefe aufgenommen, wie diese bei Fontana beschrieben sind. Strategische und wirtschaftliche Aspekte werden aus dem Werk von Davenport und kulturelle und organisationale Aspekte werden aus dem Artikel von Fontaine et al. ergänzt. Darüber hinaus werden die Ergebnisse der vorangegangenen Kapitel der vorliegenden Arbeit berücksichtigt und das Modell an die Spezifika der Versicherungswirtschaft angepasst.

Die folgende Abbildung zeigt die zehn Stufen des zu erarbeitenden Modells inkl. der zentralen Fragen, die je Stufe zu beantworten sind (vgl. Abb. 28).

---

<sup>457</sup> Vgl. Fontana, 2021



<b>Prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz – Überblick</b>	
<b>Analyse und Identifikation von Wettbewerbsvorteilen</b>	Wie können Wettbewerbsvorteile identifiziert werden?
<b>Definition der Initiierungsphase</b>	Wo und wie soll der Start erfolgen?
<b>Gestaltung des notwendigen Transformationsprozesses</b>	Wie kann die notwendige kulturelle Veränderung initiiert werden?
<b>Systematischer Aufbau von Kompetenzen</b>	Welche Kompetenzen werden benötigt und wie können diese aufgebaut werden?
<b>Entwicklung der Organisation</b>	Welche organisationale Entwicklung muss erfolgen?
<b>Systematische Bereitstellung von Daten</b>	Welche Daten werden benötigt und wie können diese bereitgestellt werden?
<b>Entwicklung von Modellen und prozessuale Adaption</b>	Welche Modelle werden benötigt und wie sind Prozesse anzupassen?
<b>Evaluierung der Effektivität</b>	Wird die angestrebte Wirkung erreicht?
<b>Systematische Optimierung von Modellen und Prozessen</b>	Wie müssen Modelle und Prozesse weiterentwickelt werden?
<b>Generierung von Wettbewerbsvorteilen</b>	Wie können Wettbewerbsvorteile generiert werden?

Abb. 28: Prototypisches Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz – Überblick (eigene Darstellung)<sup>458</sup>

### 5.1.1 Analyse und Identifikation von Wettbewerbsvorteilen

Ziel der ersten Stufe des zehnstufigen Ansatzes zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft ist es, die Schaffung einer Grundlage für die Generierung von Wettbewerbsvorteilen durch den Einsatz von KI-Systemen darzustellen und die Erarbeitung des dazu benötigten Portfolios von Use-Cases unter Berücksichtigung bisheriger Forschungsergebnisse aus der Literatur und der Ergebnisse der vorangegangenen Kapitel zu beschreiben.

Strategisches Handeln ist nach Porter darauf ausgerichtet, Wettbewerbsvorteile zu identifizieren und zu realisieren.<sup>459</sup> Porter definiert die Realisierung von Wettbewerbsvorteilen als Fähigkeit eines Unternehmens, einen höheren Wert zu schaffen als seine Wettbewerber, indem es die Kosten senkt oder sich von den Wettbewerbern differenziert, um dadurch – zumindest zeitweise – einen Vorteil gegenüber den Wettbewerbern zu schaffen. Nach Porter gibt es zwei grundlegende Arten von Wettbewerbsvorteilen. Erstens kann ein Unternehmen in einem Markt die Kostenführerschaft erreichen, indem es seine Kostenstruktur vorteilhafter als seine

<sup>458</sup> In Anlehnung an Fontana, 2021

<sup>459</sup> Vgl. Porter, 1985

Konkurrenten gestaltet. Wenn Produkte oder Dienstleistungen günstiger erstellt werden können als dies durch Wettbewerber der Fall ist, besteht die Chance, Marktanteile zu gewinnen und den Preiswettbewerb zu dominieren. Zweitens kann ein Unternehmen eine Differenzierung erreichen, indem Produkte, Dienstleistungen oder andere Merkmale des Unternehmens sich von denen der Wettbewerber unterscheiden und Kunden diesem Unterschied einen Wert zuschreiben. Eine solche Differenzierung kann z.B. bei der Marke, dem Design, der Qualität, der Funktionalität, dem Service oder anderen Dimensionen erfolgen.

Unternehmen, speziell in Dienstleistungsbranchen, werden in Zukunft immer stärker darauf angewiesen sein, Wettbewerbsvorteile aus Informationen zu generieren, die wiederum aus gesammelten Daten stammen.<sup>460</sup> Bei der Sammlung und Verarbeitung von Daten sowie bei der Generierung von Informationen aus diesen Daten werden KI-Systeme eine maßgebliche Rolle spielen. Wettbewerbsvorteile können bei Versicherungsunternehmen für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette mit Hilfe von KI-Systemen beispielsweise daraus generiert werden, dass auf Basis von Daten Produktinnovationen entwickelt, mit Hilfe detaillierter Informationen zu Risiken das Pricing verfeinert, durch Automatisierung die Kosten reduziert, durch next-best-action und Betrugserkennung die Schadenaufwände gemindert oder durch kundenindividuelle Vorgehensweisen der Kundenservice verbessert werden (vgl. Kap. 3.1.5).

Neben den Wettbewerbsvorteilen, die mittelbar oder unmittelbar an das Produkt gebunden sind, wirkt im Zuge des Wandels von einer Produkt- zu einer Service-dominierten Logik in vielen Industrien das klassische Produkt als Vermittler von Services, so dass die Serviceorientierung damit ein wesentliches Schlüsselmerkmal bei der Generierung von Wettbewerbsvorteilen eines Unternehmens darstellt.<sup>461</sup> Zu solchen Services, die an Produkte gekoppelt sind, gibt es beispielsweise mit dem an die Kfz-Versicherung gebundenen Werkstattservice oder dem mit der Gebäude-Versicherung verbundenen Handwerkerservice sowie der medizinischen Betreuung, dem Rücktransport im Krankheitsfall oder dem Versand von Medikamenten in der Kranken- oder Unfall-Versicherung seit Jahren etablierte Ansätze in der Versicherungswirtschaft. Mit Hilfe von KI-Systemen können neue Services gestaltet, dafür affine Kunden selektiert und die Services an diese Kunden vermittelt werden. Der Einsatz von KI-Systemen kann damit die Service-Orientierung von Unternehmen verstärken und sich dadurch positiv auf die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen auswirken.<sup>462</sup>

Dies gilt jedoch sowohl für Versicherer und ihre Produkte und Services als auch für Unternehmen außerhalb der Versicherungswirtschaft, die durch den Einsatz von KI-Systemen ihre eigenen Produkte um versicherungsnahe Services ergänzen.<sup>463</sup> Beispielsweise bieten Automobilhersteller zusammen mit Neu- oder Gebrauchtfahrzeugen eigene oder fremde Versicherungsprodukte an und dringen damit in den Versicherungsmarkt ein. KI trägt damit mit dazu bei, dass traditionelle Grenzen zwischen den Branchen verschwimmen und sich Wettbewerb auch über diese traditionellen Grenzen entwickelt (ebd.). Für Versicherer ergeben sich durch KI einerseits Chancen für neue Wettbewerbsvorteile, gleichzeitig entwickeln sich für Versicherer

---

<sup>460</sup> Vgl. Rifkin, 2014

<sup>461</sup> Vgl. Lusch & Vargo, 2006

<sup>462</sup> Vgl. Kett, Evcenko, Falkner, Frings, & Neuhüttler, 2021

<sup>463</sup> Vgl. The Geneva Association, 2018

auch Risiken, bisher bestehende Wettbewerbsvorteile an Wettbewerber innerhalb und außerhalb der Versicherungsbranche zu verlieren.

Nach Fontana<sup>464</sup> können Unternehmen einen neuen Typ von Wettbewerbsvorteilen erlangen, wenn sie die Fähigkeit entwickeln, Informationen laufend automatisch zu verknüpfen und daraus einen kontinuierlichen Lernprozess im Unternehmen in Gang setzen. Dieser so genannte ‚Data Learning Effect‘ ist dadurch definiert, dass Unternehmen erstens fortlaufend große Mengen von Daten erfassen und verarbeiten können, zweitens in der Lage sind, aus diesen Daten relevante Informationen zu generieren sowie drittens aus diesen Informationen Neues lernen können und es damit schaffen, ihr Wissen kontinuierlich zu erweitern (ebd.). Ein derartiger Data Learning Effect ermöglicht es Unternehmen einen Wettbewerbsvorteil zu erlangen, indem sie durch einen kontinuierlichen Lernprozess laufend bessere Entscheidungen treffen als ihre Wettbewerber (ebd.). Mit zunehmender Entwicklung eines Data Learning Effects verstärkt sich dieser selbst, da Netzwerkeffekte wirken. Denn mit jeder neuen Erkenntnis, die vom System generiert und von diesem wieder genutzt wird, können die Leistungsfähigkeit und die Genauigkeit des KI-Systems kontinuierlich verbessert werden.

Dabei sind zwei verschiedene Netzwerkeffekte zu unterscheiden: Netzwerkeffekte, die dadurch zu Stande kommen, dass weitere Daten von außen zugeführt werden, so genannte Netzwerkeffekte erster Ordnung, und Netzwerkeffekte, die durch zusätzliche Daten entstehen, die durch ein KI-System generiert werden, so genannte Netzwerkeffekte zweiter Ordnung. Ein Beispiel für einen Netzwerkeffekt erster Ordnung stellen Kundenbewertungen von Versicherungsprodukten dar, die von Kunden abgegeben und von einem Empfehlungsalgorithmus aufgegriffen werden, um diese bei Folgeempfehlungen für neue Kunden mitverwendet zu können. Durch jede von außen zugeführte Kundenempfehlung wird der Netzwerkeffekt erster Ordnung angestoßen. Der Wert des Netzwerks erster Ordnung steigt also mit der Anzahl der Nutzer des Netzwerks. Ein Beispiel für einen Netzwerkeffekt zweiter Ordnung ist ein Telematiktarif in der Kraftfahrzeugversicherung, denn hier ist die Erzeugung von Daten bei der Nutzung des Kraftfahrzeugs, die Generierung von Informationen aus diesen Daten und die darauf basierende laufende Verbesserung des Tarifs ein Bestandteil des Produkts. Die Nutzer des Telematiktarifs bilden ein Netzwerk von Datenerzeugern. Jeder bestehende und neue Nutzer profitiert von der Erzeugung weiterer Daten durch jedes Mitglied des Netzwerks. Der Wert des Netzwerks zweiter Ordnung hängt also nicht nur von der Anzahl der Nutzer, sondern zusätzlich noch von ihrer Interaktion und von ihren Beiträgen zum Netzwerk ab. Netzwerkeffekte erster Ordnung sind leichter zu entwickeln, jedoch wachsen Netzwerkeffekte zweiter Ordnung schneller (ebd.).

Mit Hilfe eines Data Learning Effects besteht für Unternehmen die Chance, zunächst einen Wettbewerbsvorteil auf der Angebotsseite zu erarbeiten, indem z.B. Kosten reduziert, Produkte verbessert oder Services optimiert werden, der aufgrund der kontinuierlichen Verbesserung dann zu einem Wettbewerbsvorteil auf der Nachfrageseite führt, da für eigene Produkte ein immer größerer Vorteil gegenüber Konkurrenzprodukten entwickelt werden kann (ebd.).

---

<sup>464</sup> Vgl. Fontana, 2021

Im ersten Schritt des zehnstufigen Ansatzes zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz ist die Frage zu beantworten, durch welche Anwendungsfälle Wettbewerbsvorteile mit Hilfe von KI-Systemen generiert werden können.<sup>465</sup> Um zu ermitteln, wie geeignete Wettbewerbsvorteile durch den Einsatz von KI-Systemen im jeweiligen unternehmensspezifischen Umfeld realisiert werden können, wird zunächst über die gesamte versicherungsspezifische Wertschöpfungskette ein Portfolio von Anwendungsfällen (engl.: Use-Cases) erarbeitet.<sup>466</sup> Unter einem Use-Case wird dabei eine Sequenz von Interaktionen zwischen einem Akteur und einem IT-System verstanden, die das Verhalten des IT-Systems aus der Perspektive des Akteurs beschreibt und mit der der Akteur ein spezifisches Ziel zu erreichen beabsichtigt.<sup>467</sup> Der Akteur kann dabei sowohl eine natürliche Person als auch ein anderes IT-System sein. Zur Beschreibung eines Use-Cases gehören immer die Voraussetzungen, die erfüllt sein müssen, damit der Use-Case ausgeführt werden kann, eine Zusammenfassung des zu Grunde liegenden Ausgangsszenarios und der stattfindenden Interaktionen, eine Schritt-für-Schritt Beschreibung der Interaktionen zwischen Akteur und IT-System, um das gewünschte Ergebnis zu erzielen, sowie eine Beschreibung des Nutzens, der durch den Use-Case generiert werden soll. Dabei sollte bereits bei der Erarbeitung des Use-Cases beschrieben werden, wie der zu realisierende Nutzen gemessen werden kann.

Zur Beschreibung und Bewertung von Use-Cases ist es wichtig zu verstehen, welche Techniken der künstlichen Intelligenz (vgl. Kap. 2.3) zur Lösung welcher Aufgaben geeignet sind.<sup>468</sup> Dies bedeutet, dass bei den Spezialisten und Verantwortlichen, die die Use-Cases erstellen, und denjenigen, die in einem späteren Schritt eine Priorisierung und Auswahl treffen, ausreichend Wissen über den Anwendungsbereich sowie über die Vor- und Nachteile der einzelnen Techniken der künstlichen Intelligenz bestehen müssen. Insbesondere müssen Unternehmen es schaffen, die statistischen und analytischen Fähigkeiten spezialisierter Mitarbeiter, wie z.B. Daten Analysten, in der Organisation auf eine breitere Basis zu stellen.<sup>469</sup> Dafür ist vor allen Dingen die Bereitschaft der Mitarbeiter für Veränderung und für das Lernen neuer Fähigkeiten eine wichtige Grundvoraussetzung (ebd.). Dieses organisationale Lernen (vgl. Kap. 5.1.4) im Hinblick auf Grundlagen der künstlichen Intelligenz ist vor allen Dingen deshalb entscheidend, da die Weiterentwicklung von Techniken der künstlichen Intelligenz mit hoher Geschwindigkeit erfolgt und laufend neue Erkenntnisse erarbeitet werden.<sup>470</sup> Ein solch aktuelles Wissen erfordert kontinuierliche Recherche und laufende Weiterbildung der mit den genannten Aufgaben betrauten Spezialisten und Mitarbeiter.

Bei der Nutzengenerierung durch KI-Systeme sind grundsätzlich die beiden Kategorien ‚Stärkung des Wachstums‘ und ‚Reduktion von Kosten‘ zu unterscheiden (vgl. Kap. 3.1.5). Die Nutzengenerierung wurde bereits im Kap. 3.3 als erste von fünf Voraussetzungen für die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft analysiert. Dort ließ sich das qualitative Ergebnis ableiten, dass – unabhängig von den unternehmensspezifischen Besonderheiten – die größten Potenziale für Wertschöpfung aus der Nutzung von künstlicher

---

<sup>465</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>466</sup> Vgl. Bughin, et al., 2017

<sup>467</sup> Vgl. Cockburn, 2000

<sup>468</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>469</sup> Vgl. Davenport & Ronanki, 2018

<sup>470</sup> Vgl. Davenport, 2019

Intelligenz im Marketing und Vertrieb zu heben sind. Darüber hinaus sind weitere, jedoch geringere Potenziale im Underwriting und Pricing sowie im Schadenmanagement zu finden. Auch in den beiden Wertschöpfungsstufen Vertragsmanagement und Kundenservice lassen sich ebenfalls Nutzenpotenziale generieren, die aber ebenfalls geringer sind als die in den zuvor genannten Wertschöpfungsstufen. In der Rangfolge der einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette folgen schließlich das Produktmanagement sowie das Risk- und Assetmanagement, wo sich ebenfalls Nutzen generieren lassen, die jedoch wiederum geringer sein dürften.

Gemäß des Kriteriums 4 für eine Vorreiterrolle bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz sollten Use-Cases möglichst entlang der gesamten Wertschöpfungskette ermittelt werden. Insbesondere sollten KI-Systeme nicht nur in unterstützenden und administrativen Funktionen eingeführt, sondern ein Fokus auf Nutzung von künstlicher Intelligenz im Kerngeschäft gelegt werden (vgl. Kap. 3.2.4).

Bei der Ermittlung von Wettbewerbsvorteilen durch den Einsatz von KI-Systemen bietet es sich also an, Use-Cases für die einzelnen Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette zu erarbeiten und dabei die zuvor genannte Rangfolge der Wertschöpfungsstufen zu beachten, das heißt bei der Einführung künstlicher Intelligenz sollten zunächst die Wertschöpfungsstufen mit dem größten Potenzial hinsichtlich geeigneter Use-Cases untersucht werden. Dies bedeutet, dass sich insbesondere Use-Cases aus dem Marketing und dem Vertrieb zum Start anbieten. Die Sensitivitätsanalyse aus Kap. 3.4.6 zeigt, dass die Differenz der Gesamtbewertungen für die Wertschöpfungsstufen Marketing und Vertrieb umso geringer wird, je höher bei der Bewertung das Gewicht für die Nutzengenerierung angesetzt wird. Unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten sollte also mit einem Use-Case aus dem Marketing und dann mit einem Use-Case aus dem Vertrieb begonnen werden, wobei die Präferenz für das Marketing gegenüber dem Vertrieb mit steigender Gewichtung der Nutzengenerierung abnimmt (vgl. Kap. 3.4.6).

Schließlich sollten bei der Erarbeitung von Use-Cases nicht nur aktuelle, sondern auch künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette berücksichtigt werden. Gemäß Kap. 3.5 lassen sich auf Basis der Kernprämissen des Transformations-Szenarios und den zu Grunde liegenden kausalen Zusammenhängen der Einflussfaktoren verschiedene künftige Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die einzelnen Stufen der Wertschöpfungskette ableiten. In Abhängigkeit von unternehmensspezifischen Gegebenheiten sollten diese künftigen Einsatzmöglichkeiten ebenfalls bei der Erarbeitung und Bewertung von Use-Cases mit berücksichtigt werden.

Hinsichtlich der beiden Nutzen-Kategorien ‚Stärkung des Wachstums‘ und ‚Reduktion von Kosten‘ sollte ebenfalls gemäß des Kriterienkatalogs für eine Vorreiterrolle darauf geachtet werden, dass mit den Use-Cases das Ziel verfolgt wird, Wachstum zu stärken sowie die Entwicklung und den Ausbau von Geschäftsmodellen zu unterstützen, anstatt den Fokus vorwiegend auf Kostenreduktion zu richten (vgl. Kap. 3.2.5).

Aufgrund der immer größeren Bedeutung von an das klassische Produkt gebündelte Services, sollten die zu erarbeitenden und zu untersuchenden Use-Cases sich nicht nur auf das Produkt im engen Sinne, sondern auch auf die Generierung bzw. den Ausbau von Services beziehen (s.o.).

Bei der Bewertung der einzelnen Use-Cases sollte ein strukturiertes Vorgehen gewählt und transparente Kriterien angelegt werden. Andererseits sollte die Bewertung möglichst einfach gehalten werden. Zu den Bewertungskriterien sollten auf jeden Fall die Unterstützung übergeordneter strategischer Ziele, Art und Höhe des zu erwartenden Nutzens sowie Zeitdauer zur Realisierung des Nutzens, Aufwand der Implementierung des KI-Systems sowohl in technischer als auch in organisatorischer Hinsicht, Umfang der notwendigen Veränderung von Prozessen und Arbeitsweisen sowie Art, Höhe und Eintrittswahrscheinlichkeit der wichtigsten Umsetzungsrisiken gehören.<sup>471</sup>

Schließlich sollte die Ordnung des Netzwerkeffektes für die zu bewertenden Use-Cases bestimmt werden (s.o.), um bei der Auswahl umzusetzender Use-Cases in den folgenden Schritten des zehnstufigen Ansatzes ein weiteres Kriterium zu haben, das einerseits ein Indikator für die Umsetzungscomplexität und andererseits ein Indikator für die Stärke des Data Learning Effects ist.

Zusammenfassend ergibt sich die in der folgenden Abbildung (vgl. Abb. 29) dargestellte Checkliste für die Erstellung eines Portfolios von Use-Cases und damit eine Grundlage für die Generierung von Wettbewerbsvorteilen.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der ersten Stufe	
<b>Analyse und Identifikation von Wettbewerbsvorteilen</b>	<p>Ermittlung von Wettbewerbsvorteilen durch ein Portfolio von Use-Cases unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• der geeigneten Techniken der künstlichen Intelligenz für die zu lösenden Anwendungsprobleme</li><li>• der Rangfolge der versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen für eine erfolgreiche KI-Transformation</li><li>• künftiger Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette</li><li>• der Abdeckung der gesamten versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette</li><li>• der beiden Nutzenkategorien „Reduktion von Kosten“ und „Stärkung des Wachstums“</li><li>• von Services, die die Produkte ergänzen</li><li>• von Netzwerkeffekten erster Ordnung und im Folgeschritt dann Netzwerkeffekte zweiter Ordnung</li></ul>

Abb. 29: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der ersten Stufe (eigene Darstellung)

<sup>471</sup> Vgl. Davenport, 2019

### 5.1.2 Definition der Initiierungsphase

Im Rahmen der Einführung künstlicher Intelligenz stellt sich in der zweiten Stufe die Frage, wie für den Start geeignete Use-Cases aus dem in der ersten Stufe erstellten Portfolio ausgewählt werden können und was zum Beginn zu berücksichtigen ist, um die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz erfolgreich zu gestalten.

Die Einführung von künstlicher Intelligenz stellt einen iterativen Prozess dar, bei dem für die zu bearbeitenden Use-Cases das Know-How bei den involvierten Mitarbeitern sukzessive aufgebaut, die zu verwendende Datenbasis schrittweise aufgebaut, die KI-Algorithmen in mehreren Iterationen entwickelt, getestet, erprobt und erweitert werden und dabei immer wieder Rückmeldungen der Nutzer berücksichtigt werden.<sup>472</sup> Durch dieses iterative Vorgehen kann in der gesamten Organisation schrittweise Know-How aufgebaut werden. Dazu ist es von entscheidender Bedeutung, zu Beginn der Einführung von KI-Systemen zunächst mit einfachen Use-Cases zu starten, für die geringere Anforderungen an z.B. das notwendige Know-How, die zu verwendenden Daten, die zu entwickelnden Modelle, usw., zu stellen sind und erst im Laufe der Entwicklung die Komplexität der Use-Cases und damit auch die Anforderungen im Hinblick auf die genannten Aspekte zu steigern.<sup>473</sup>

Aus der Menge der Use-Cases (vgl. Kap. 5.1.1) sollten im ersten Schritt also diejenigen identifiziert werden, mit denen eine einfache Frage beantwortet bzw. eine einfache Hypothese aus möglichst einer fachlichen Domäne getestet werden soll.<sup>474</sup> Aus der Rangfolge der versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung der Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz (vgl. Tab. 9) bieten sich dazu Use-Cases aus dem Marketing an, da – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – bei dieser Wertschöpfungsstufe hinsichtlich der untersuchten Voraussetzungen jeweils die höchste oder zweithöchste Rangfolge ermittelt werden konnte. Insbesondere die Voraussetzungen ‚Prozessintegration‘ und ‚Kultur u. Organisation‘ werden im Marketing im Vergleich zu den anderen Wertschöpfungsstufen am besten erfüllt (vgl. Kap. 3.4).

Einfache Fragen oder Hypothesen bieten darüber hinaus den Vorteil, dass zu den Zwischenschritten und zum Ergebnis des entwickelnden KI-Algorithmus einfacher an die Auftraggeber kommuniziert werden kann und Ergebnisse daher mit größerem Verständnis aufgenommen werden können.<sup>475</sup> Dies ist besonders beim Start der Einführung künstlicher Intelligenz entscheidend, da gerade zu Beginn Vertrauen in die Technologie aufgebaut werden muss.

Erste Use-Cases sollten darüber hinaus dazu genutzt werden, verschiedene Techniken der künstlichen Intelligenz (vgl. Kap. 2.3) zu testen und dadurch Know-How und Erfahrung darin aufzubauen, welche fachlichen Probleme sich mit welchen Techniken lösen lassen.<sup>476</sup>

Bei Versicherern stellen die oft auf zahlreiche verschiedene Datenbanken mehrerer IT-Systeme verteilten Daten, die häufig in unterschiedlicher Struktur vorliegen, nicht verknüpft sind und deren Aktualität oft unklar ist, eine große Herausforderung bei der Entwicklung von KI-

---

<sup>472</sup> Vgl. Papp, et al., 2022

<sup>473</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>474</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>475</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>476</sup> Vgl. Krüger, 2021

Algorithmen dar. Daher ist beim Start der Entwicklung eines KI-Algorithmus die Verwendung einer einfachen Datenbasis entscheidend. Dazu sollte zu Beginn möglichst nur eine Datenbank als Grundlage genommen werden und zu Lasten der Funktionalität zunächst auf die komplexere Verknüpfung mehrerer Datenbanken verzichtet werden.<sup>477</sup> Die Vorbereitung der Daten, das heißt Durchführung notwendiger Formatierungen, Umsetzung von Datenbereinigungen, wie z.B. fehlende Werte ergänzen, Dubletten löschen oder falsche Daten löschen, sowie Sicherstellung einer effizienten Verarbeitungsmöglichkeit durch die zu entwickelnden Modelle, sollte daher zu Gunsten schneller Ergebnisse auf ein Minimum reduziert werden (ebd.). Darüber hinaus sollte zu Beginn auf die Verwendung besonders sensibler und daher schützenswerter Daten verzichtet werden, damit die oft aufwändige Lösung von Datenschutzproblemen zunächst im Hintergrund bleiben kann und die Aufmerksamkeit auf die Entwicklung effektiver Modelle gelegt werden kann. Dies bedeutet für die Versicherungswirtschaft, dass für den Beginn der Einführung von KI-Systemen Use-Cases aus dem Bereich der Schadenversicherung und weniger aus der Personenversicherung zu präferieren sind.

Die o.g. Einfachheit bezieht sich ebenfalls auf das zu entwickelnde analytische Modell, das einem KI-Algorithmus zu Grunde liegt. Zu Gunsten anzustrebender Einfachheit sollte das zu lösende Problem auf seinen Kern beschränkt werden und jegliche Sonderfälle zunächst außen vorgelassen werden. Durch eine derartige Konzentration auf die wesentlichen Fallkonstellationen eines zu lösenden Problems kann das analytische Modell des zu entwickelnden KI-Algorithmus einfach gehalten werden (vgl. Kap. 5.1.7).<sup>478</sup> Für die durch das Modell zu berücksichtigenden Fallkonstellationen ist in Abhängigkeit von den fachlichen Anforderungen und dem Kontext des zu bearbeitenden Use-Cases im Vorfeld die erforderliche Genauigkeit des Modells festzulegen (ebd.). So werden z.B. die Anforderungen an die Genauigkeit eines Modells für das Pricing eines Kfz-Tarifs, bei dem die von den Aufsichtsbehörden geforderte Erklärbarkeit gewährleistet werden muss, aber eine wirtschaftliche Verifizierung aller ermittelten Beiträge durch einen Menschen nicht möglich sein wird, höher sein als für ein Modell zur Ermittlung von Betrugs- oder Regressmuster, bei dem entsprechende Verdachtsfälle zur weiteren Prüfung und Bearbeitung an Mitarbeiter ausgesteuert werden.

Darüber hinaus sollte mit Use-Cases des Netzwerkeffekts erster Ordnung begonnen werden, da diese zwar einen geringeren Netzwerkeffekt bieten, sich jedoch einfacher realisieren lassen (vgl. Kap. 5.1.1). Erst in einem nachfolgenden Schritt empfehlen sich Use-Cases mit Netzwerkeffekten zweiter Ordnung.

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 30) stellt die Checkliste für den Start der Einführung von KI-Algorithmen zusammenfassen dar.

---

<sup>477</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>478</sup> Vgl. Fontana, 2021



Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zweiten Stufe	
<b>Definition der Initiierungsphase</b>	Festlegung des Start-Prozesses für die Einführung von KI-Algorithmen unter Berücksichtigung <ul style="list-style-type: none"> <li>• einer Auswahl einfacher Use-Cases zu einfachen Fragen oder Hypothesen aus dem im ersten Schritt erarbeiteten Portfolio</li> <li>• des Tests verschiedener Techniken der künstlichen Intelligenz</li> <li>• einer möglichst einfachen Datenbasis</li> <li>• eines einfachen analytischen Modells</li> <li>• von Netzwerkeffekten erster Ordnung</li> </ul>

Abb. 30: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zweiten Stufe (eigene Darstellung)

### 5.1.3 Gestaltung des notwendigen Transformationsprozesses

In der dritten Stufe des zehnstufigen prototypischen Modells zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft geht es um die kulturelle Veränderung, die notwendig ist, um künstliche Intelligenz erfolgreich einzuführen und zu nutzen. Zum Begriff der Kultur wird auf die in Kap. 3.4.5 eingeführte Definition von Schein<sup>479</sup> verwiesen.

Aktives Veränderungsmanagement ist bei der Einführung jeder neuen Technologie notwendig, aber bei der Einführung künstlicher Intelligenz bestehen im Vergleich zu anderen Technologien einige Besonderheiten, die es speziell zu adressieren gilt.<sup>480</sup> Diese Besonderheiten liegen darin begründet, dass die Ergebnisse künstlicher Intelligenz einerseits für den Menschen oft nicht nachvollziehbar und teilweise auch kontraintuitiv sind.<sup>481</sup> Andererseits sind beim Einsatz künstlicher Intelligenz oft dann die besten Ergebnisse zu erzielen, wenn trotz der Einschränkungen der Nachvollziehbarkeit eine Zusammenarbeit von Mensch und Maschine erfolgt (vgl. Kap. 4.6).

Daher sind Initiativen zur Einführung künstlicher Intelligenz in vielen Fällen damit konfrontiert, dass große kulturelle Hindernisse bewältigt werden müssen.<sup>482</sup> Diese kulturellen Herausforderungen werden oft nicht ausreichend adressiert, denn häufig erfolgt bei der Einführung künstlicher Intelligenz eine starke Fokussierung auf technische Aspekte, wie z.B. Daten-Infrastruktur, analytische Modelle und KI-Software, während übersehen wird, dass die Kultur eines Unternehmens, die Art und Weise, wie zusammengearbeitet wird, sowie die Organisationsstruktur (vgl. Kap. 5.1.4) auf die Unterstützung zur Einführung von KI-Systemen ausgerichtet werden müssen (ebd.). Bei den meisten Unternehmen, die vor dem Beginn des digitalen Zeitalters gegründet worden sind, stehen traditionelle Denk- und Arbeitsweisen einer erfolgreichen Einführung künstlicher Intelligenz hinderlich entgegen (ebd.). Das digitale Zeitalter wird

<sup>479</sup> Vgl. Schein & Schein, 2018

<sup>480</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>481</sup> Vgl. Ebers, Heinze, Krügel, & Steinrötter, 2020

<sup>482</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

dabei als Zeitraum im Verlauf der Menschheitsgeschichte definiert, der durch digitale Informations- und Kommunikationstechnologien geprägt ist.<sup>483</sup> Für die meisten Versicherer gilt, dass ihre Gründung vor dem Beginn des digitalen Zeitalters erfolgte, so dass zur erfolgreichen Einführung künstlicher Intelligenz bei Versicherern ein besonderes Augenmerk auf kulturelle Aspekte gelegt werden muss.

Bei der notwendigen kulturellen Veränderung im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz kommt dem Top-Management (vgl. Kap. 3.2.6) und den Führungskräften eine besondere Bedeutung zu. Das Top-Management und die Führungskräfte haben in diesem Zusammenhang gemäß Fountain, McCarthy und Saleh<sup>484</sup> vier Aufgaben, die industrieübergreifend und damit speziell auch für die Versicherungswirtschaft relevant sind:

In vielen Unternehmen haben Mitarbeiter lediglich abstrakte Vorstellung davon, was künstliche Intelligenz ist und wozu künstliche Intelligenz dient.<sup>485</sup> Es ist regelmäßig davon auszugehen, dass ein Teil der Mitarbeiter der Einführung künstlicher Intelligenz skeptisch oder sogar ablehnend gegenübersteht (ebd.). Da die Versicherungswirtschaft bisher noch zurückhalten beim Einsatz künstlicher Intelligenz ist (vgl. Kap. 3.1.3), ist davon auszugehen, dass diese Beobachtung speziell für die Mitarbeiter in der Versicherungswirtschaft gilt. Aufgrund zu erwartender Ängste bei Mitarbeitern vor Veränderung, dem Verlust ihrer Kompetenzen oder sogar ihrer Arbeitsplätze, ist es die Aufgabe von Führungskräften die grundsätzliche Funktionsweise von KI-Systemen sowie den Sinn und Zwecke der Einführung künstlicher Intelligenz immer wieder zu erläutern.<sup>486</sup> Darüber hinaus ist es eine entscheidende Aufgabe der Führungskräfte, den Mitarbeitern zu vermitteln, welche Veränderungen sich für diese ergeben, also welche Aufgaben wegfallen, sich verändern und neu hinzukommen (vgl. Kap. 4.2), welche neuen Rollen dadurch entstehen (vgl. Kap. 4.4) und welche Kompetenzen bei den Mitarbeitern zur Ausübung dieser Rollen erforderlich sind (vgl. Kap. 4.3). Über diese Veränderungen müssen Mitarbeiter informiert und zumindest teilweise aktiv in die Gestaltung der veränderten Zusammenarbeit mit den KI-Algorithmen eingebunden werden.<sup>487</sup> Gerade die Einbindung von Mitarbeitern in den Prozess der Implementierung eines KI-Systems ist erfolgskritisch.<sup>488</sup> Da KI-Systeme häufig zur Entscheidungsunterstützung von Menschen bei der Lösung komplexer Fragestellungen eingesetzt werden, kommt es für den Erfolg der Zusammenarbeit von Mensch und Maschine darauf an, dass die menschlichen Spezialisten sich mit den Entscheidungsvorschlägen der KI-Algorithmen auseinandersetzen und danach streben, mit Unterstützung des KI-Algorithmus zu einer besseren Entscheidung zu kommen, als wenn sie alleine entscheiden würden (ebd.). Mitarbeitern muss dazu durch das Top-Management und die Führungskräfte individuell aufgezeigt werden, wie es ihnen gelingen kann, die erforderlichen neuen Kompetenzen bei dem Zusammenwirken mit einem KI-Algorithmus aufzubauen und die neuen Rollen auszufüllen.

Als zweite Aufgabe des Top-Managements und der Führungskräfte gilt es, präventiv nach möglichen Hindernissen für die Einführung künstlicher Intelligenz zu suchen und angemessene

---

<sup>483</sup> Vgl. Lengsfeld, 2019

<sup>484</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>485</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>486</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>487</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>488</sup> Vgl. Davenport, 2019

Lösungsmöglichkeiten für derartige Hindernisse zu erarbeiten. Solche Hindernisse können z.B. Widerstände auf der Ebene des mittleren Managements infolge von befürchteter Statusveränderungen durch die Auswirkungen der Einführung von KI-Algorithmen sein. Auch traditionelle Budgetierungsvorgehen, gemäß derer Budgets nach Funktionen oder Geschäftsbereichen bereitgestellt werden und die dadurch die für die Einführung künstlicher Intelligenz notwendige crossfunktionale Arbeit (s.u.) nicht ausreichend fördern, können wichtige Hindernisse zur Einführung von KI-Algorithmen sein. Derartige mögliche Hindernisse sollten vor dem Hintergrund des jeweiligen unternehmensindividuellen Kontexts präventiv ermittelt und jeweils Ansätze für gegensteuernde Maßnahmen erarbeitet werden.

Drittens ist es wesentlich, dass Führungskräfte dafür Sorge tragen, ausreichend finanzielle und personelle Ressourcen für die im Zusammenhang mit der Einführung von KI-Algorithmen notwendigen Veränderungen zur Verfügung zu stellen und sich bei der Planung und Budgetierung von Ressourcen nicht nur auf technische Aspekte zu konzentrieren (s.o.). Etwa 90% der Unternehmen, die erfolgreich KI-Systeme eingeführt haben, haben ca. die Hälfte des Einführungsaufwands in die Veränderung von Prozessen, in Kommunikation und in Trainingsmaßnahmen investiert.<sup>489</sup>

Schließlich ist es eine wichtige Aufgabe von Führungskräften bei der Planung der umzusetzenden Use-Cases (vgl. Kap. 5.1.1) und nach dem erfolgten Start mit einer Auswahl einfacher Use-Cases (vgl. Kap. 5.1.2) ein ausgewogenes Verhältnis zwischen Komplexität, Umsetzungsdauer und Nutzen der Use-Cases zu beachten, damit einerseits erste schnelle Erfolge durch weniger komplexe Vorhaben mit geringer Umsetzungsdauer erzielt werden können und andererseits auch größere Herausforderungen, die i.A. nur durch komplexere und länger umzusetzende Vorhaben gelöst werden können, angegangen werden können.

Um zusätzlich zu den oben dargestellten Aufgaben des Top-Managements und der Führungskräfte kulturelle Aspekte bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen adäquat zu berücksichtigen, sollte der Fokus auf drei Veränderungen gelegt werden.<sup>490</sup>

Erstens sollten KI-Algorithmen und die zu Grunde liegenden analytischen Modelle auf Basis interdisziplinärer Zusammenarbeit entwickelt werden, da mit KI-Systemen der größte Nutzen erzielt werden kann, wenn diese durch ein crossfunktionales Team entstehen, in das verschiedene Fähigkeiten und Perspektiven, beispielsweise durch Experten der jeweiligen fachlichen Domäne, durch Daten-Analysten, durch IT-Entwickler, usw., eingebracht werden (ebd.). Durch diese verschiedenen Perspektiven besteht bereits frühzeitig bei der Entwicklung eines KI-Algorithmus die Chance, die verschiedenen Anforderungen zu berücksichtigen sowie notwendige prozessuale oder organisatorische Veränderungen erkennen und gestalten zu können (vgl. Kap. 3.4.4 u. Kap. 5.1.4).

Zweitens ergeben sich dadurch, dass Menschen bei der Lösung komplexer Probleme die Vorschläge von KI-Algorithmen nutzen, bessere Entscheidungen als dies bei alleinigen Entscheidungen nur durch Menschen oder nur durch Maschinen gelingt.<sup>491</sup> Voraussetzung dafür ist

---

<sup>489</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>490</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>491</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

jedoch, dass die Menschen sich bei ihrer Entscheidungsfindung auf die Vorschläge von KI-Algorithmen, die auf Basis von Datenanalysen und darauf aufbauenden Prognosen ermittelt werden, eine ausreichende Offenheit zeigen, sich darauf einlassen und diesen Vorschlägen ausreichend Vertrauen entgegenbringen. Voreilige individuelle Bewertungen von Prognosen der KI-Algorithmen, die oft aus unterschiedlichen Motiven geäußert werden, müssen dafür genauso zurückgestellt werden wie klassische hierarchisch angelehnte Entscheidungen. Stattdessen sollten die Hintergründe und Funktionsweisen von KI-Algorithmen sowie die Wirkungszusammenhänge kollaborativ entstehender Entscheidungen immer wieder erläutert und transparent gemacht werden (vgl. Kap. 4.6).

Drittens sollte bei der Umsetzung von Use-Cases die Entwicklung von einer starren und risikoaversen Vorgehensweise hin zu einer experimentierfreudigen, anpassungsfähigen und agilen Vorgehensweise vollzogen werden (ebd.). Dabei muss berücksichtigt werden, dass KI-Algorithmen zunächst nicht alle gewünschten Funktionalitäten abdecken, sondern schrittweise entwickelt werden müssen, wobei auch Fehler zu tolerieren sind. Gerade die Entwicklung von KI-Algorithmen zeichnet sich durch eine sukzessive Verbesserung des zu Grunde liegenden analytischen Modells aus, wofür eine Arbeitsweise mit laufenden Entwicklungs-, Test- und Feedbackschleifen notwendig ist.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der dritten Stufe	
<b>Gestaltung des notwendigen Transformationsprozesses</b>	<p>Initiierung von Veränderungen durch</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• Fokus der Führungskräfte auf Erklärung des Sinns der Einführung von KI-Systemen und Unterstützung der Mitarbeiter bei der Veränderung ihrer Rollen, präventive Ermittlung von Einführungshindernissen und deren Lösungsmöglichkeiten, Berücksichtigung ausreichender Ressourcen für nicht-technische Aspekte und Berücksichtigung eines ausgewogenen Verhältnisses von Komplexität, Umsetzungsdauer und Nutzen der Use-Cases</li><li>• Aufbau crossfunktionaler Teams zur Entwicklung von KI-Algorithmen</li><li>• Aufbau von Vertrauen in die Entscheidungsvorschläge von KI-Algorithmen, indem die Funktionsweise der Algorithmen erläutert und die kollaborative Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine erklärt wird</li><li>• Entwicklung einer anpassungsfähigen, experimentierfreudigen und agilen Vorgehensweise</li></ul>

Abb. 31: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der dritten Stufe (eigene Darstellung)

Darüber hinaus ist die Frage zu beantworten, zu welchem Zeitpunkt die Initiierung von Veränderung besonders relevant ist. Bei den ersten Tests von Use-Cases müssen bereits Initiativen zur Veränderung berücksichtigt werden, jedoch betreffen die ersten Tests von Use-Cases in der Regel nur eine kleine Gruppe von Mitarbeitern, auf die sich die Veränderungsinitiativen beschränken. Sobald sich ein Use-Case bewährt hat und die breite Einführung des auf dem Use-Case beruhenden KI-Algorithmus und der damit einhergehenden Prozessveränderungen

erfolgen soll, sind in der Regel deutlich mehr Mitarbeiter betroffen, so dass die Initiativen zur Veränderung zu diesem Zeitpunkt vorbereitet sein und umfangreich umgesetzt werden müssen.<sup>492</sup>

Zusammenfassend ergibt die in der oben stehenden Abbildung (vgl. Abb. 31) dargestellte Checkliste für die Initiierung von Veränderungen.

#### 5.1.4 Systematischer Aufbau von Kompetenzen

Im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz geht es in der vierten Stufe des prototypischen Modells um die Frage, welche Kompetenzen aufgebaut und dauerhaft aufrechterhalten werden muss. Außerdem ist zu klären, wie diese Entwicklung erfolgen kann.

Um die erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz unter Einhaltung der Voraussetzungen (vgl. Kap. 3.3) sicherzustellen, ist grundsätzlich eine breite Wissensbasis im Hinblick auf die Funktionsweise, die Chancen, die Risiken und auch die Grenzen der Anwendung von KI-Systemen in der gesamten Organisation notwendig. Dieses Wissen sollte sowohl auf der Ebene der Unternehmensleitung, der Führungskräfte und der Mitarbeiter vorhanden sein und laufend weiterentwickelt werden.<sup>493</sup> Das an diese verschiedenen Personengruppen im Unternehmen zu vermittelnde Wissen sollte adäquat zu deren jeweiligen Funktionen im Unternehmen sein und jeweils rollenspezifische Lerninhalte umfassen. Zu diesen Lerninhalten gehören z.B. die Voraussetzungen zur Einführung und Nutzung von KI-Systemen, der Prozess zur Einführung von KI-Systemen, die Auswirkungen von KI-Systemen auf verschiedene Rollen im Unternehmen, die Chancen und Risiken der Einführung von KI-Systemen sowie mögliche Gegenmaßnahmen für wesentliche Risiken, die Entwicklung von Know-How zu KI-relevanten Themen sowie mögliche strategische Implikationen von KI-Systemen auf die jeweilige Branche und das Unternehmen. Über verschiedene Lernformate sollten diese Inhalte zielgruppengerecht transportiert werden.<sup>494</sup>

Die Mitglieder der Unternehmensleitung sollten ein grundsätzliches Verständnis von der Funktionsweise von KI-Systemen erlangen und lernen, wie Chancen im Zusammenhang mit KI-Systemen erkannt und die richtigen Prioritäten bei der Auswahl verschiedener Use-Cases gesetzt werden können.<sup>495</sup>

Führungskräfte sollten sich darüber hinaus neben den Chancen auch intensiv mit den Risiken und geeigneten Gegenmaßnahmen auseinandersetzen, damit sie zwischen Chancen und Risiken im jeweiligen Kontext abwägen können. Darüber hinaus ist speziell für Führungskräfte die Auseinandersetzung mit dem zur Nutzung von KI-Systemen notwendigen kulturellen Wandel notwendig, der Umgang mit zu erwartenden Widerständen muss thematisiert werden und die Auswirkungen auf vorhandene Rollen im Unternehmen muss diskutiert werden.

---

<sup>492</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>493</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>494</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>495</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

Für Mitarbeiter ergeben sich im Zuge der Einführung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft wegfallende, sich verändernde und neue Aufgaben (vgl. Kap. 4.2) sowie sich verändernde Kompetenzen (vgl. Kap. 4.3), die zu neuen Rollen von Menschen an der Mensch-Maschine-Schnittstelle führen. Diese neuen Rollen wurden in den Kapiteln 4.4.1 bis 4.4.5 detailliert beschrieben. Mitarbeiter, die die im Kap. 4.4 beschriebenen Rollen übernehmen sollen, müssen auf die mit diesen Rollen verbundenen Aufgaben und die dazu notwendigen veränderten Kompetenzen intensiv vorbereitet werden. Dabei sind nicht nur die zu übernehmenden Rollen für die jeweiligen Mitarbeiter neu, sondern die verschiedenen Rollen und deren Zusammenwirken im Zuge der Einführung und Nutzung von KI-Systemen sind auch für die jeweilige Organisation neu und müssen etabliert werden.

Es genügt also nicht, Mitarbeiter dabei zu unterstützen, neue Rollen zu übernehmen, sondern es geht darüber hinaus um organisationales Lernen und eine organisationale Entwicklung. Unter organisationalem Lernen wird gemäß Probst, Raub und Romhardt<sup>496</sup> eine Veränderung der organisationalen Wissensbasis, die Schaffung eines kollektiven Bezugsrahmens sowie die Erhöhung der organisationalen Problemlösungs- und Handlungskompetenz verstanden. Benötigt wird eine in Bezug auf das Zusammenwirken der veränderten und neuen Rollen lernende und leistungsfördernde Organisation.<sup>497</sup> Dabei müssen individuelles und organisationales Lernen miteinander verknüpft werden.<sup>498</sup> Probleme und Fragestellungen aus der Praxis der Einführung und Nutzung von KI-Systemen müssen also sowohl durch die jeweils betroffenen Personen und als auch durch die gesamte Organisation gelöst und beantwortet werden und die individuellen Lösungen müssen zu den organisationalen Lösungen passen. Dies stellt speziell für die Versicherungswirtschaft eine Herausforderung dar, da in der Vergangenheit bei der Aus- und Weiterbildung oft großer Wert auf fachliches Domänenwissen gelegt worden ist und daher oft tiefes fachliches Wissen vorhanden ist, jedoch ein funktionsübergreifendes, prozessorientiertes und auf Kundenorientierung ausgerichtetes Lernen oft noch nicht ausreichend ausgeprägt ist.

Darüber hinaus müssen die Methoden des Lernens weiterentwickelt und neue Methoden der Weiterbildung eingeführt werden, um einerseits dem laufenden Anpassungsbedarf und andererseits auch der wachsenden zeitlichen Herausforderung für Einzelpersonen sowie für die Organisation im Hinblick auf das Lernen gerecht zu werden.<sup>499</sup>

Lernen – sowohl auf individueller als auch auf kollektiver Ebene – ist ein positiv besetzter Begriff.<sup>500</sup> Diese positive Konnotation kann bei dem notwendigen Veränderungsprozess (vgl. Kap. 3.4.5 u. Kap. 5.1.3) im Zusammenhang mit der Einführung künstlicher Intelligenz helfen. Eine wichtige Voraussetzung für den Lernerfolg ist jedoch, dass für Individuen und für die Organisation konkrete Lernziele und -prozesse definiert und nachgehalten werden, so dass die individuelle und organisationale Entwicklung effektiv und effizient erfolgen kann.

---

<sup>496</sup> Vgl. Probst, Raub, & Romhardt, 2006

<sup>497</sup> Vgl. Friedrich, Hiese, Dreßler, & Wolfenstetter, 2021

<sup>498</sup> Vgl. Senge, 2011

<sup>499</sup> Vgl. Jäger & Tewes, 2021

<sup>500</sup> Vgl. Probst, Raub, & Romhardt, 2006

In Ergänzung zu dem aufzubauenden Know-How zur Nutzung künstlicher Intelligenz, das im Kapitel 4 beschrieben worden ist, muss ebenfalls Know-How zur Entwicklung künstlicher Intelligenz aufgebaut werden. Dazu ist eine Organisation nötig, die mit der schnellen Entwicklung im KI-Umfeld mithalten kann. Es genügt nicht, bedarfsweise spezielle KI-Fähigkeiten einzukaufen.<sup>501</sup> Die Entwicklung künstlicher Intelligenz erfordert Spezialisten mit Know-How zur Vorbereitung, Verarbeitung und Analyse von Daten (vgl. Kap. 5.1.6), zur Entwicklung und Optimierung von Modellen (vgl. Kap. 5.1.7 u. Kap. 5.1.9) sowie zur Implementierung dieser Modelle in KI-Software. Bei diesen Mitarbeitern, die für die Entwicklung von KI-Modellen, deren Implementierung und der Sicherstellung der dafür notwendigen Voraussetzungen verantwortlich sind, müssen laufend die Fähigkeiten zur Gestaltung und Weiterentwicklung von Analytics-Modellen, im Umgang mit den relevanten Programmiersprachen, zur Bearbeitung und Analyse von Daten sowie zur Weiterentwicklung der Data Governance auf dem für den Praxiseinsatz notwendigen aktuellen Stand gehalten werden.<sup>502</sup>

Für die erfolgreiche Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz ist neben dem zielgerichteten Einsatz des intern verfügbaren KI-Know-Hows sowohl der Aufbau und die Förderung von Talenten mit KI-Know-How als auch die Nutzung von extern vorhandenem Know-How durch den Aufbau und die Pflege von strategischen Partnerschaften entscheidend.<sup>503</sup> Durch erfolgreiches Etablieren von Partnerschaften können sowohl der Aufbau internen Know-Hows gefördert als auch Bedarfsspitzen durch externe Spezialisten abgefangen werden. Dabei sollte jedoch immer darauf geachtet werden, dass die Abhängigkeiten von Partnerunternehmen transparent sind und aktiv gestaltet werden (vgl. Kap. 5.1.10).

Die organisatorische Entwicklung muss im Einklang mit der Entwicklung des Know-How stehen. Angesichts des auch dauerhaft abzusehenden Mangels an KI-Experten mit ausreichend Kenntnis über die Techniken künstlicher Intelligenz bietet es sich an, organisatorisch zunächst eine zentrale Einheit mit KI-Experten zu bilden, die Experten für Projekte mit hoher Priorität zur Verfügung stellt<sup>504</sup> (vgl. Kap. 5.1.5). Wenn sich in einer späteren Phase die Anforderungen einerseits und die Kenntnisse der jeweiligen Experten andererseits spezifiziert haben, kann es sinnvoll sein, spezielle Teams bestimmten Unternehmensfunktionen zuzuordnen (ebd.). Selbst dann ist es aber in den meisten Fällen sinnvoll, eine zentrale Einheit mit übergreifenden Aufgaben zu betrauen (vgl. Kap. 5.1.5).

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 32) stellt die Checkliste für die Entwicklung notwendigen Kompetenzen zusammenfassen dar.

---

<sup>501</sup> Vgl. Friedrich, Hiese, Dreßler, & Wolfenstetter, 2021

<sup>502</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>503</sup> Vgl. Friedrich, Hiese, Dreßler, & Wolfenstetter, 2021

<sup>504</sup> Vgl. Davenport, 2019

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der vierten Stufe	
<b>Systematischer Aufbau von Kompetenzen</b>	<p>Entwicklung von Kompetenzen durch</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Etablierung einer breiten Wissensbasis zur Funktionsweise, den Chancen und den Risiken künstlicher Intelligenz in der gesamten Organisation</li> <li>• Wissensvermittlung zu den jeweils relevanten Inhalten an Unternehmensleitung, Führungskräfte und Mitarbeiter zielgruppengerecht und über verschiedene Lernformate</li> <li>• Berücksichtigung und Verknüpfung von individuellem und organisationalem Lernen</li> <li>• Festlegen und Nachhalten konkreter Lernziele und –prozesse</li> <li>• Berücksichtigung der Lerninhalte zur Einführung und zur Nutzung sowie zur Entwicklung künstlicher Intelligenz</li> <li>• Bildung strategischer Partnerschaften unter Berücksichtigung der dadurch entstehenden Abhängigkeiten</li> <li>• Anpassung der organisatorischen Entwicklung im Einklang mit dem zunehmenden Lernfortschritt</li> </ul>

*Abb. 32: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der vierten Stufe (eigene Darstellung)*

#### 5.1.5 Entwicklung der Organisation

In der fünften Stufe des zehnstufigen Modells werden die mit der Einführung künstlicher Intelligenz einhergehenden organisatorischen Veränderungen und deren Gestaltung behandelt.

In vielen Unternehmen wurde in den letzten Jahren intensiv nach Möglichkeiten zur Segmentierung von Tätigkeiten gesucht. Durch derartige Segmentierungen wurden Grundlagen für Spezialisierungen geschaffen, die zu Effizienzvorteilen führen sollten. Ebenso wurde im Zuge der Realisierung von Skaleneffekten die Spezialisierung weiter vorangetrieben. Zahlreiche Unternehmen, speziell auch Versicherer, haben Größen- und Skaleneffekte genutzt, um Aufgaben immer weiter zu segmentieren und dadurch die Spezialisierung voranzutreiben.<sup>505</sup> Spezialisierte Aufgaben wurden organisatorisch gebündelt, was zu siloartigen Organisationsstrukturen in vielen Unternehmen geführt hat. Mit Hilfe von spezifischen IT-Anwendungen wurden dann einzelne Funktionen in einzelnen Organisationseinheiten (teil-)automatisiert und optimiert (ebd.). Derartige Silos und das damit in der Organisation oft vorherrschende Konkurrenzdenken sind jedoch gemäß einer Studie von Hays und Pierre Audoin<sup>506</sup> wesentliche Gründe dafür, dass digitale Veränderungen in diesen Organisationen nicht die erwarteten Erfolge erbracht haben. Auch die o.g. funktionspezifischen IT-Systeme und die damit in der Regel verbundene Datenhaltung in lokalen Datenbanken (vgl. Kap. 5.1.6) sind für crossfunktionale Ansätze in vielen Fällen hinderlich.

<sup>505</sup> Vgl. Iansiti & Lakhani, 2020

<sup>506</sup> Vgl. Schabel, Stiehler, & Möckel, 2015



Bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen ist statt der Arbeit in siloartigen Strukturen eine crossfunktionale Zusammenarbeit ein wesentlicher Erfolgsfaktor (vgl. Kap. 5.1.3). Im Zuge der Einführung von KI-Systemen sind daher für die jeweiligen Use-Cases crossfunktionale Teams aufzubauen (vgl. Kap. 5.1.3) und es ist die Frage zu klären, wo in der Organisation welche Aufgaben im Kontext des Einsatzes von KI-Systemen angesiedelt werden und wo die dafür notwendigen KI- und Analytics-Kapazitäten aufgebaut werden sollen.<sup>507</sup> Für die organisatorische Verankerung von KI- und Analytics-Kapazitäten bietet sich prinzipiell eine zentrale, eine dezentrale oder eine hybride Organisationsform an. Die für ein Unternehmen jeweils geeignete Organisationsform hängt dabei von der spezifischen Ausgangssituation ab. Ausschließlich zentrale oder ausschließlich dezentrale Organisationsformen gibt es in der Praxis eher selten, häufig sind hybride Organisationsformen anzufinden, in denen sich zentrale und dezentrale Einheiten ergänzen. Dann stellt sich die Frage, welche Aufgaben im Zusammenhang mit der Einführung und dem Betrieb von KI-Algorithmen zentral und welche dezentral angesiedelt werden.<sup>508</sup>

In einer zentralen Organisationseinheit (engl.: hub) werden vornehmlich KI- und Analytics-Kapazitäten gebündelt, deren Aufgaben darin bestehen, eine Data-Governance (vgl. Kap. 5.1.6) zu etablieren und weiterzuentwickeln, das Recruiting und die Entwicklung von KI- und Analytics-Kapazitäten zu forcieren (vgl. Kap. 5.1.4), die unternehmensinternen Prozesse zu KI- und Analytics-Themen zu gestalten sowie die externen Dienstleister im KI- und Analytics-Umfeld auszuwählen und zu steuern.<sup>509</sup> Derartige zentrale Organisationseinheiten bieten sich für die genannten Aufgaben an, da diese unabhängig von der fachlichen Domäne, in der KI-Algorithmen zum Einsatz kommen, benötigt werden und daher eine einheitliche Ausgestaltung solcher zentralen, unternehmensübergreifenden Aufgaben wirtschaftlich ist.

Dezentrale Organisationseinheiten (engl.: spoke), denen KI- und Analytics-Kapazitäten zugeordnet werden, werden an die fachlichen Organisationseinheiten angebunden, die die jeweiligen KI-Algorithmen nutzen. Diese dezentralen Organisationseinheiten haben vornehmlich die Aufgabe, für KI-Algorithmen geeignete Use-Cases mitzugestalten und diese Use-Cases zu testen sowie Use-Cases, die die im Vorfeld definierten Ergebnisse erreichen konnten und bei denen der Einsatz in der Praxis ansteht, in den produktiven Betrieb mit zu übernehmen. Dazu gehört die Schulung der betroffenen Mitarbeiter, die Implementierung geänderter Prozesse inklusive der Gestaltung der veränderten Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine, die Messung der Ergebnisse des KI-Algorithmus im Praxisbetrieb sowie die Sammlung und Nutzung von Feedback-Informationen von Mitarbeitern und Kunden zu den KI-Algorithmen.<sup>510</sup> Die genannten Aufgaben sind jeweils abhängig von der fachlichen Domäne, in der die KI-Algorithmen eingesetzt sind, daher bietet sich für diese Aufgaben die direkte Zuordnung zum jeweiligen Fachbereich an.

Die dargestellte Zuordnung der genannten Aufgaben zu zentralen bzw. zu dezentralen Organisationseinheiten gilt industrieübergreifend und daher auch für die Versicherungswirtschaft. Die Rangfolge der Zuordnung von Aufgaben und notwendigen Kapazitäten zu spezifischen

---

<sup>507</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>508</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>509</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

<sup>510</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

fachlichen Domänen und den ihnen zugehörigen dezentralen Organisationseinheiten sollte davon abhängig gemacht werden, wie gut die jeweiligen fachlichen Domänen die für die Einführung künstlicher Intelligenz notwendigen Voraussetzungen erfüllen. Für die Versicherungswirtschaft sind diese Voraussetzungen im Kap. 3.3 dargestellt. Im Kap. 3.4 wurde eine Klassifikation der Versicherungs-spezifischen Wertschöpfungsstufen hinsichtlich der Erfüllung dieser Voraussetzungen hergeleitet. Für die Versicherungswirtschaft sollte sich daher die Zuordnung von Aufgaben und Kapazitäten zu dezentraler Organisationseinheiten – unabhängig von unternehmensspezifischen Besonderheiten – an der hergeleiteten Rangfolge der zugehörigen Versicherungs-spezifischen Wertschöpfungsstufen orientieren. Dies bedeutet, dass unter Beachtung der in Kap. 3.4.6 formulierten Voraussetzungen im Zuge der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz die Zuordnung von Aufgaben und Kapazitäten zu dezentralen Organisationseinheiten mit der Wertschöpfungsstufe Marketing beginnen wird, sich im Vertrieb fortsetzen wird, usw.

Einige Aufgaben im Zusammenhang mit der Einführung von KI-Algorithmen sind nicht eindeutig einer zentralen oder dezentralen Organisationseinheit zuzuordnen, sondern in Abhängigkeiten von den Spezifika und der Erfahrung eines Unternehmens mit KI-Algorithmen ist dazu jeweils eine Entscheidung zu treffen. Zu diesen Aufgaben gehören z.B. die Erarbeitung und Optimierung der Modelle für die KI-Algorithmen (vgl. Kap. 5.1.7 u. Kap. 5.1.9), die Auswahl und Einführung geeigneter Tools sowie der Aufbau des notwendigen Know-Hows (vgl. Kap. 5.1.4), die Gestaltung des Veränderungsprozesses (vgl. Kap. 5.1.3), die Bereitstellung von Daten (vgl. Kap. 5.1.6) sowie Messung der Wirkung der KI-Algorithmen (vgl. Kap. 5.1.8) und die Umsetzung der Skalierung (vgl. Kap. 5.1.10).<sup>511</sup> Für die Entscheidung, ob die Zuordnung dieser Aufgaben zu einer zentralen oder dezentralen Organisationseinheit erfolgen soll, können die folgenden drei Kriterien herangezogen werden (ebd.).

Erstens der Reifegrad der KI-Einführung im Unternehmen. Für Unternehmen, die bisher noch wenig Erfahrung mit der Einführung von KI-Systemen haben, bietet sich in der Regel zunächst die zentrale Bündelung der KI-Kapazitäten für die genannten Aufgaben an. Mit fortschreitendem Reifegrad, steigender Erfahrung und damit auch zunehmender Spezialisierung der Aufgaben können dann schrittweise KI-Kapazitäten für einige dieser Aufgaben in dezentrale und damit den fachlichen Domänen näherliegende Organisationseinheiten verlagert werden. Zweitens die Komplexität des Geschäftsmodells. Je komplexer das Geschäftsmodell und je größer damit die Anzahl der Funktionen und die Anzahl der Geschäftsbereiche oder länderspezifischen Niederlassungen, umso größer ist die Tendenz zumindest einen Teil der genannten Funktionen zentral anzusiedeln, um dadurch Synergieeffekte zu realisieren. Für spezifische Aufgabenstellungen einzelner Funktionen, Geschäftsbereiche oder Niederlassungen können in diesem Fall KI-Kapazitäten von der zentralen Einheit ausgeliehen werden, um dann nach Abschluss der Aufgabe die gesammelten Erfahrungen wieder in der zentralen Einheit zu teilen. Drittens ist die Innovationsgeschwindigkeit und das erreichte Level der Innovation zu nennen. Unternehmen, die sich einem hohen Innovationsdruck ausgesetzt sehen, werden dazu tendieren, die genannten Funktionen zentral anzusiedeln, um die eigene Innovationsgeschwindigkeit steuern und messen zu können.

---

<sup>511</sup> Vgl. Fountaine, McCarthy, & Saleh, 2019

Für Versicherer können alle drei genannten Kriterien jeweils unterschiedlich ausgeprägt sein, so dass je nach Ausprägung eine fallweise Entscheidung über die zentrale oder dezentrale Anordnung der genannten Aufgaben getroffen und diese Entscheidung mit fortschreitender Entwicklung des Reifegrads im Hinblick auf künstliche Intelligenz immer wieder überprüft werden muss.

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 33) gibt die Checkliste für organisatorische Entwicklungen im Rahmen der Einführung von KI-Algorithmen wider.

<b>Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz -                      Details der fünften Stufe</b>	
<b>Entwicklung der                      Organisation</b>	Organisatorische Entwicklung gestalten durch <ul style="list-style-type: none"> <li>• Aufbau und Entwicklung zentraler Aufgaben (z.B. Data-Governance, Recruitment, KI-Prozesse, Dienstleister-Management)</li> <li>• Aufbau und Entwicklung dezentraler Aufgaben (z.B. Gestaltung und Test von Use-Cases, Schulung, Prozessgestaltung, Ergebnismessung, Verarbeitung von Mitarbeiter- und Kunden-Feedback)</li> <li>• Entscheidung zu Ansiedlung hybrider Aufgaben (z.B. Modelloptimierung, Tool-Auswahl u. –Einführung, Know-How-Entwicklung, Gestaltung des Veränderungsprozesses, Datenbereitstellung, Performance-Messung, Skalierung) in Abhängigkeit vom KI-Reifegrad, der Komplexität des Geschäftsmodells sowie der Innovationsgeschwindigkeit und des erreichten Innovationslevels</li> </ul>

*Abb. 33: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der fünften Stufe (eigene Darstellung)*

### 5.1.6 Systematische Bereitstellung von Daten

Daten stellen die Grundlage eines jeden KI-Algorithmus dar. In der sechsten Stufe des zehnstufigen Modells zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz geht es um die Frage, was bei der Bereitstellung der notwendigen Daten beachtet werden muss und wie dies erfolgen kann.

Die Verfügbarkeit von ausreichend Daten in hoher Qualität ist für jeden KI-Algorithmus eine notwendige Voraussetzung.<sup>512</sup> Dabei gibt es jedoch keine allgemein anerkannte Definition des Begriffs ‚Datenqualität‘ und der Attribute, mit denen Datenqualität gemessen wird.<sup>513</sup> Gemäß der Ergebnisse aus dem Forschungsprojekt „Big Data Quality Dimensions: A Systematic Literature Review“ wird Datenqualität mit Hilfe der folgenden sechs Attribute gemessen: Als erstes Attribut ist die Exaktheit und Fehlerfreiheit zu nennen, als zweite Eigenschaft gilt die Vollständigkeit, das dritte Charakteristikum ist die Konsistenz, das heißt Datensätze, die in verschiede-

<sup>512</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>513</sup> Vgl. Papp & Ortner, 2022

nen Systemen abgespeichert sind, müssen für gemeinsame Merkmale identisch sein, als viertes Attribut ist die Verfügbarkeit zu nennen, das heißt Daten müssen zu dem Zeitpunkt verfügbar sein, zu dem sie benötigt werden, als fünftes Attribut gilt die Dublettenfreiheit aller Datensätze und schließlich ist als sechstes Attribut für die Datenqualität die Aktualität zu nennen.<sup>514</sup>

Eine hohe Datenqualität gemäß dieser sechs Attribute wird in vielen Unternehmen nicht erreicht, insbesondere große Unternehmen haben oft substanzielle Probleme mit der Qualität ihrer Daten.<sup>515</sup> Gründe dafür sind beispielsweise erstens die manuelle Erfassung von Daten durch Mitarbeiter, z.B. im Vertrieb oder Kundenservice, und dadurch bedingte Fehler, unvollständige Daten oder nicht aktuelle Daten. Zweitens führen einerseits funktionspezifische Entwicklungen innerhalb von Unternehmen und andererseits Unternehmensübernahmen in der Vergangenheit und die dadurch bedingt verschiedenen Quellen wichtiger Schlüsseldaten zu Dateninkonsistenzen. Der dritte Grund ist technischer Natur. Es bestehen technisch bedingt oft viele verschiedene Datenstrukturen und -formate sowie technische Zugriffsprobleme (ebd.). Diese Schwierigkeiten treten bei vielen großen Unternehmen auf, die Lösung dieser Herausforderungen ist in der Regel sehr zeitaufwändig und steht daher regelmäßig in Konkurrenz zu anderen wichtigen Vorhaben.

Detaillierte wissenschaftliche Studien zur Bewertung der Datenqualität bei Versicherern sind bisher nicht vorhanden. Die o.g. Gründe für Probleme hinsichtlich der Qualität der Daten in großen Unternehmen gelten jedoch auch für Versicherer. Denn bei Versicherer ist ein hoher Anteil der Mitarbeiter im Kundenservice, Schaden- und Leistungsmanagement sowie Vertrieb eingesetzt und damit in der Regel auch mit manueller Datenerfassung betraut. Darüber hinaus wurden in der Vergangenheit oft funktionspezifische Entwicklungen (vgl. Kap. 5.1.5) vorgenommen, wodurch zahlreiche lokale IT-Systeme und Datenbanken entstanden sind. In vielen Konzernen ist eine Trennung der Daten verschiedener Konzernunternehmen vorzufinden, die eine konzernübergreifende Datenhaltung von hoher Qualität verhindert. Ein Teil der Kundendaten von Versicherern sind darüber hinaus in vielen Fällen bei Vertriebspartnern vorhanden und nicht im Zugriff der Versicherer oder die Kundendaten von Vertriebspartnern und Versicherern sind inkonsistent. Zudem haben viele Konzerne in der Vergangenheit zahlreiche Unternehmenszusammenschlüsse und Übernahmen vollzogen<sup>516</sup> und haben dadurch oft eine komplexe Landschaft von IT-Systemen, was allen sechs Attributen der Datenqualität entgegenwirkt.

Die speziell in großen Organisationen bestehenden Herausforderungen hinsichtlich der hohen Aufwände zur Erzeugung einer ausreichenden Qualität vorhandener Daten in Kombination mit den zu jedem Zeitpunkt vorliegenden zahlreichen anderen hochpriorisierten Aufgaben stellen oft eine hohe Hürde bei der Einführung von KI-Systemen dar.<sup>517</sup> Um diesen Herausforderungen zu begegnen wurde in der Vergangenheit in vielen Unternehmen eine zentrale Datenhaltung in einem so genannten Data Lake postuliert.<sup>518</sup> Dies erfolgte in der Erwartung, dass bei

---

<sup>514</sup> Vgl. Ramasamy & Chowdhury, 2020

<sup>515</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>516</sup> Vgl. Strey, 2021

<sup>517</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>518</sup> Vgl. Meir-Huber & Papp, 2022

einem zentralen Data Lake die Sicherstellung einer hohen Datenqualität einfacher umzusetzen sei. Derartige Ansätze sind jedoch in den meisten Unternehmen gescheitert, da die Komplexität der Einrichtung und laufenden Pflege eines zentralen Data Lakes unterschätzt wurde (ebd.). Stattdessen hat sich die Erkenntnis durchgesetzt, dass Daten dezentral gespeichert werden müssen, was wiederum eine Data Governance zur Lösung der o.g. Herausforderung im Hinblick auf die Qualität der Daten erforderlich macht (ebd.). Mit Data Governance wird nach Seiner die „formale Ausführung und Durchsetzung von Befugnissen für die Verwaltung von Daten und datenbezogenen Vermögenswerten“ bezeichnet.<sup>519</sup> Data Governance ist damit eine Sammlung von Prozessen, die sowohl unternehmensinterne Anforderungen als auch rechtlicher Vorgaben berücksichtigt, und dem Zweck dient, dass Daten effektiv verwaltet, geschützt, verfügbar gemacht und genutzt werden können. Durch Data Governance soll eine Harmonisierung der dezentralen Datenquellen ohne umfassende Datenintegrationsprogramme erreicht werden, indem die Datenhaltung der einzelnen dezentralen Datenquelle an einen übergreifenden Standard herangeführt wird und so die Datenqualität nachhaltig verbessert wird.<sup>520</sup> Die Erarbeitung, Einführung und dauerhafte Umsetzung einer wirksamen Data Governance kann insofern als wesentliche Voraussetzung für die Einführung von KI-Systemen angesehen werden.

Mit der Einführung einer effektiven Data Governance ist jedoch die Herausforderung der Bereinigung bestehender, auf dezentralen Systemen verteilter Daten von nicht ausreichender Qualität nicht gelöst. Dazu bedarf es automatisierter oder teilautomatisierter Prozesse, mit denen vorhandene Daten bereinigt, ergänzt und Regeln der Data Governance umgesetzt werden.<sup>521</sup> Selbst für die Bereinigung und Ergänzung von Daten mit dem Ziel, diese für die Verwendung durch KI-Algorithmen vorzubereiten, können Machine Learning Algorithmen mit menschlicher Unterstützung eingesetzt werden, indem bei vorhandenen, aber unvollständigen oder inkonsistenten Datensätzen auf Basis erkannter Muster in den Datensätzen Ergänzungen vorgenommen oder Korrekturen inkonsistenter Datensätze umgesetzt werden.<sup>522</sup>

Während sich die Ausführungen in diesem Unterkapitel bisher auf die im Unternehmen vorhandenen Daten und deren Qualität bezogen, ist die Gewinnung und Nutzung extern erzeugter Daten immer bedeutender.<sup>523</sup> Die Menge der extern verfügbaren Daten wächst kontinuierlich.<sup>524</sup> Versicherer arbeiten mit Daten von Kunden, von Vertriebspartnern, von Dienstleistern und aus öffentlich zugänglichen Quellen.

Durch Kunden generierte Daten entstehen für Versicherer neben den üblichen Interaktionen im Rahmen der Vertriebs-, Service- und Schadenprozesse auch durch Produkte oder Services, deren immanenter Bestandteil die Erzeugung, Verarbeitung und Auswertung von Daten ist. Dies ist z.B. bei Kfz-Telematiktarifen oder bei Gesundheitstarifen der Fall. Bei diesen Tarifen zeigt sich, dass die Nutzung von aus dem tatsächlichen Verhalten der Versicherungsnehmer abgeleiteten Daten ein signifikant besseres risikobasiertes Pricing im Vergleich zu wenigen, vom Versicherungsnehmer selbst gemeldeten Daten, wie z.B. Alter, Regionalklasse, Typklasse,

---

<sup>519</sup> Vgl. Seiner, 2014

<sup>520</sup> Vgl. Meir-Huber & Papp, 2022

<sup>521</sup> Vgl. Davenport, 2019

<sup>522</sup> Vgl. Ilyas, 2019

<sup>523</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>524</sup> Vgl. Davenport, 2019

usw., ermöglicht.<sup>525</sup> Dabei sollten die Verträge, die die Nutzung der generierten Daten regeln, sorgfältig gestaltet werden, so dass die Eigentumsrechte der Kunden an deren Daten mit den Rechten zur Verwendung der aus den KI-Algorithmen generierten Daten und Erkenntnissen in Einklang gebracht werden können.<sup>526</sup> Durch derartige Produkte oder Services, die Daten sammeln und unter Einbindung der Kunden weitere Daten generieren, werden mit jedem weiteren Kunden Verbesserungen für das gesamte Kollektiv erzielt, wodurch Netzwerkeffekte zweiter Ordnung (vgl. Kap. 5.1.1) erzeugt werden, die ein schnelles Wachstum gewährleisten.

Darüber hinaus tauschen Versicherer mit zahlreichen Dienstleistern Daten aus. Dies gilt z.B. im Rahmen des Outsourcings von Prozesse oder bei der Schadenregulierung, bei der z.B. Wetterdaten von spezialisierten Anbietern abgefragt werden oder Kostenvoranschläge und Rechnungen von Werkstätten oder Handwerkern durch Dienstleister im Hinblick auf Korrektheit und Angemessenheit der aufgeführten Leistungen geprüft werden, wozu detaillierte Informationen zu den Herstellervorgaben, verwendeten Bauteilen, Materialien, technischen Ausführungen, Qualitätsstufen, Preisen, Mengen, usw. benötigt werden. In vielen Fällen sind Verträge mit Dienstleister so gestaltet, dass die Versicherer keinen Zugriff auf die von den Dienstleistern verwendeten Daten haben und die Dienstleister wiederum nur absolut notwendige Daten von den Versicherern erhalten. Bei der Gestaltung der Verträge mit Dienstleistern sollte darauf geachtet werden, dass dem Versicherer möglichst ebenfalls Nutzungsrechte an den durch den Dienstleister verwendeten Daten zugesprochen werden.<sup>527</sup> Idealerweise lassen sich Konstellationen mit Partnerunternehmen finden, bei denen sich Daten des Versicherers und Daten des Dienstleisters komplementär ergänzen, so dass sich für beide Partner ein Anreiz zur Freigabe der Verwendung der Daten durch den jeweiligen Partner ergeben und dadurch die jeweiligen Geschäftsmodelle unterstützt werden (ebd.). Zu den wichtigen Partnern von Versicherern gehören selbständige Vertriebe, mit denen Vereinbarungen zur Nutzung von Daten geschlossen werden sollten. Aufgrund der Nähe der Vertrieb zu den Kunden, haben derartige Vereinbarungen eine besondere Bedeutung im Hinblick auf Vollständigkeit, Aktualität und Konsistenz von Kundendaten, die für den Versicherer sehr relevant sind.

Daten, die aus öffentlich zugänglichen Quellen, wie z.B. Social Media Plattformen, öffentlichen Datenbanken von Behörden, usw., generiert werden, um z.B. Kundenpräferenzen und -bedürfnisse, sozio-demografische Entwicklungen, usw. besser ableiten zu können, können selbst aus entsprechenden Internetseiten generiert werden oder dafür können spezialisierte Dienstleister, so genannte Crawler, beauftragt werden. Da diese Daten auch von Wettbewerbern erhoben werden können, bieten sie zunächst noch keinen Wettbewerbsvorteil. Ein solcher Wettbewerbsvorteil kann jedoch dann erzeugt werden, wenn die so selektierten Daten mit den im Unternehmen vorhandenen Daten verknüpft werden und aus den Verknüpfungen Mehrwerte generiert werden können.<sup>528</sup> Daten aus öffentlich zugänglichen Quellen, insbesondere mit personenbezogenen Daten, sollten trotz der einfachen Verfügbarkeit ebenso verantwortungsvoll genutzt werden als wenn die Nutzungsrechte dieser Daten auf einer vertraglichen Vereinbarung beruhen würden (ebd.).

---

<sup>525</sup> Vgl. Verbelen, Antonio, & Claeskens, 2018

<sup>526</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>527</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>528</sup> Vgl. Fontana, 2021

Darüber hinaus sind Prozessdaten von hoher Bedeutung für Unternehmen. Daten, die detailliert die Abfolge von Prozessschritten in Abhängigkeit von den jeweils zu Grunde liegenden Ausgangssituationen und den bestimmenden Variablen im Prozessablauf wiedergeben, sollten gesammelt werden. Prozesse können dadurch optimiert werden, dass die gesammelten Daten zu kontext- und anwendungsfallspezifischen und -relevanten Informationen veredelt werden, indem daraus eine Grundlage für die Erkennung von Mustern für Prozessabläufe durch KI-Algorithmen gewonnen wird.<sup>529</sup> Auf Basis derartiger Daten können Systeme zur Ermittlung des geeigneten nächsten Schrittes (next-best-action) entwickelt werden.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der sechsten Stufe	
<b>Systematische Bereitstellung von Daten</b>	<p>Bereitstellung notwendiger Daten unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• der Erarbeitung, Einführung und Umsetzung einer ausgeprägten Data Governance</li> <li>• der Bereinigung und Ergänzung vorhandener Daten durch automatische und teilautomatische Prozesse sowie durch KI-Algorithmen</li> <li>• der Nutzung von Kundendaten unter Wahrung gegenseitiger Interessen bei der vertraglichen Gestaltung</li> <li>• der Nutzung von Daten der Partner und Dienstleister, mit denen eine Win-Win-Situation angestrebt werden sollte</li> <li>• der verantwortungsvollen Nutzung von Daten aus öffentlichen Quellen</li> <li>• der Speicherung und Verarbeitung von Prozessdaten, um daraus Muster zur Optimierung von Prozessen abzuleiten</li> <li>• von Produkten oder Services, die einen Netzwerkeffekt zweiter Ordnung ermöglichen</li> </ul>

*Abb. 34: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der sechsten Stufe (eigene Darstellung)*

Die oben stehende Abbildung (vgl. Abb. 34) stellt die Checkliste für die Bereitstellung notwendiger Daten zusammenfassen dar.

### 5.1.7 Entwicklung von Modellen und prozessuale Adaption

In der siebten Stufe des zehnstufigen Modells zur Einführung künstlicher Intelligenz steht die Entwicklung von KI-Modellen und die Anpassung von Prozessen im Vordergrund.

Nach Manhart ist ein KI-Modell ein Computerprogramm, in dem Realitätsausschnitte auf dem Rechner mit Werkzeugen, Methoden und Techniken der KI repräsentiert werden.<sup>530</sup> KI-Modelle stellen Daten (vgl. Kap. 5.1.6) und deren Beziehungen dar. Dazu kommen verschiedene

<sup>529</sup> Vgl. Jalowski, Roth, Oks, & Wilga, 2021

<sup>530</sup> Vgl. Manhart, 1995

statistische Methoden, Lernalgorithmen und Verfahren zur Anwendung. Viele dieser Verfahren sind als Open-Source-Anwendung frei verfügbar.<sup>531</sup> Um ein geeignetes Verfahren zu identifizieren, sind zunächst die zur Lösung des Anwendungsproblems in Frage kommenden Verfahren zu selektieren. Welches Verfahren tatsächlich ausgewählt werden sollte, hängt vom konkreten Anwendungsproblem sowie von den für das Verfahren erforderlichen und in der Praxis verfügbaren Daten ab.

Für drei der wichtigsten Arten des Machine Learnings (vgl. Kap. 2.3) wird im Folgenden dargestellt, wie die Modellbildung erfolgt. Diese Darstellungen sind industrieübergreifend gültig und gelten daher auch für die Versicherungswirtschaft.

Überwachtes Lernen (engl.: supervised learning) eignet sich, wenn Daten grundsätzlich verfügbar sind und auch die gewünschten Ausgabedaten für eine hinreichend große Menge von Konstellationen bekannt sind.<sup>532</sup> Beim überwachten Lernen werden Beispiele für die Beziehung zwischen Eingabedaten und gewünschten Ausgabedaten vorgegeben und mit Hilfe eines zuvor gewählten Verfahrens versucht das System eine allgemeine Funktion zwischen den Eingabe- und Ausgabedaten zu ermitteln.<sup>533</sup> Beim überwachten Lernen müssen die gewünschten Ausgabedaten also in einem vorgelagerten Schritt markiert werden (engl.: label). Die Modellbildung erfolgt dadurch, dass zunächst ein Verfahren (z.B. Random Forest Trees, lineare Regression, Support Vector Machines, K-Nearest Neighbour) des überwachten Lernens gewählt wird und anschließend das gewählte Verfahren die Beziehung zwischen den Eingabedaten und den markierten Ausgabedaten erlernt. Die größte Herausforderung besteht beim überwachten Lernen darin, eine ausreichend große Menge von qualitativ hochwertigen, markierten Datensätzen zur Verfügung zu haben.

Beim unüberwachten Lernen (eng.: unsupervised Learning) werden deutlich mehr Daten benötigt als beim überwachten Lernen, da die gewünschten Ausgabedaten nicht bekannt sind und daher nicht markiert werden können.<sup>534</sup> Beim unüberwachten Lernen ist es das Ziel, mit Hilfe eines zuvor gewählten Verfahrens (z.B. k-means-Clustering) zuvor unbekannte Muster in den Daten zu entdecken. Das gewählte Verfahren sucht dabei nach algorithmisch detektierbaren Gemeinsamkeiten innerhalb der Daten und versucht dadurch die Daten zu segmentieren, einzuteilen und zu bündeln.<sup>535</sup> Das unüberwachte Lernen eignet sich dann, wenn bisher nicht bekannte Informationen oder Zusammenhänge gefunden werden sollen und große Datenmengen zur Verfügung stehen. Die Modellbildung besteht beim unüberwachten Lernen darin, dass ein gewähltes Verfahren mit einer großen Datenmenge trainiert wird. Je nach gewähltem Verfahren wird die Anzahl der zu suchenden Segmente oder die Anzahl der maximalen Iterationen vorgegeben.

Darüber hinaus wird in der Praxis häufig das bestärkende Lernen (eng.: reinforcement learning) angewandt. Im Gegensatz zum überwachten und zum unüberwachten Lernen erfolgt die Modellbildung beim bestärkenden Lernen dadurch, dass nach der Wahl eines Verfahrens die durch das Verfahren auf der Basis von Versuch und Irrtum erzeugten Ausgaben bestätigt oder

---

<sup>531</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>532</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>533</sup> Vgl. Wennker, 2020

<sup>534</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>535</sup> Vgl. Wennker, 2020



abgelehnt werden.<sup>536</sup> Für die Anwendung des bestärkenden Lernens ist es also notwendig, die Ausgabedaten dahingehend beurteilen zu können, ob diese jeweils gewünscht sind oder nicht. Der wesentliche Unterschied zum überwachten Lernen besteht darin, dass das bestärkende Lernen sequentiell ist, das heißt, dass die aktuelle Belohnung oder Bestrafung vom aktuellen Status des Systems abhängt, während beim überwachten Lernen für den gesamten Trainingsdatensatz die Beziehung zwischen Eingabe- und Ausgabedaten vorgegeben wird.

Oft wird zur Lösung eines spezifischen Anwendungsproblems nicht nur eine Technologie genutzt, sondern je nach Komplexität des zu lösenden Anwendungsproblems kann es sinnvoll sein, geeignete Kombinationen mehrerer Technologien einzusetzen. Dazu muss im Unternehmen das Wissen über mehrere Technologien entwickelt werden. Gemäß des dritten Kriteriums für eine Vorreiterrolle von Unternehmen bei der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz sollten verschiedene Technologien beherrscht und eingesetzt werden (vgl. Kap. 3.1.5).

Bei der Nutzung von Ergebnissen von KI-Modellen muss immer bewusst sein, dass KI-Modelle kein absolut sicheres Ergebnis liefern, sondern die Ergebnisse auf Basis bestimmter Wahrscheinlichkeiten ermittelt werden. Je nach Anwendungsfall muss daher im Vorfeld eine Grenze für eine im fachlichen Kontext vertretbare Fehlertoleranz definiert werden, die vom Modell nicht überschritten werden darf. Bevor ein KI-Modell in der Praxis angewandt wird, sollten im Rahmen einer Modellevaluation in Abhängigkeit von der zu lösenden Aufgabenstellung und des ausgewählten Verfahrens also immer geeignete Metriken zur Bewertung der Modellgüte verwendet werden (vgl. Kap. 5.1.8).<sup>537</sup> Gerade in der regulierten Versicherungswirtschaft ist eine solche dokumentierte Bewertung der Modellgüte wichtig, damit ggf. gegenüber Abschlussprüfern und Aufsichtsbehörden ein Nachweis erbracht werden kann.

Beim Training von Modellen ist darauf zu achten, dass die verwendeten Daten eine ausreichende Variabilität enthalten. Bei einem KI-Modell, das auf den Trainingsdaten sehr gute Ergebnisse liefert, jedoch mangels Generalisierung für neue Testdaten nicht gut funktioniert, spricht man von Überanpassung (engl.: overfitting). Im Gegensatz dazu funktioniert ein Modell bei Unteranpassung (eng.: underfitting) sowohl auf den Trainingsdaten als auch auf neuen Testdaten nicht ausreichend gut. In diesem Fall ist das Modell möglicherweise zu einfach gewählt, um ein realistisches Abbild der realen Situation geben zu können.<sup>538</sup>

KI-Modelle werden in der Regel für die Lösung eines spezifischen Problems entwickelt und trainiert. Von einer solchen spezifischen Aufgabe, die ein KI-Algorithmus oft sehr gut lösen kann, darf jedoch nicht auf eine allgemeine Kompetenz des KI-Modells geschlossen werden, die in der Regel nicht vorhanden ist.<sup>539</sup> Während Menschen in der Regel wenig Schwierigkeiten haben, Anomalien kognitiv zu verarbeiten, kommen KI-Modelle beim Auftauchen von Anomalien schnell an ihre Grenzen. Bisher ist es nicht gelungen, ein für die Lösung eines Anwendungsproblems erfolgreiches KI-Modell zu verallgemeinern, also auf ähnliche Umstände außerhalb des trainierten Systems zu übertragen. Um diese Herausforderung zu bewältigen, ist es not-

---

<sup>536</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>537</sup> Vgl. Krüger, 2021

<sup>538</sup> Vgl. Pokorni, Braun, & Knecht, 2021

<sup>539</sup> Vgl. Krüger, 2021

wendig, dass das so genannte Transferlernen erfolgreich umgesetzt werden würde. Dies bedeutet, dass KI-Modelle darauf trainiert werden, das Lernen einer erfolgreich gemeisterten Aufgabe auf eine ähnliche Aufgabe übertragen zu können. Bisher bedarfs es für jedes zu lösende Anwendungsproblem also eines spezifischen KI-Modells, das gemäß der Beschreibungen im zu Grunde liegenden Use-Case zu entwickeln ist und das die in Abhängigkeit vom zu lösenden Anwendungsproblem festgelegte Fehlertoleranz einhalten muss.

Neben der Modellgüte ist in der regulierten Versicherungswirtschaft die Interpretierbarkeit der vom KI-Modell gelieferten Ergebnisse von Bedeutung. Bei KI-Algorithmen im Allgemeinen und bei Deep-Learning (vgl. Kap. 2.3) im Besonderen kann nicht mehr nachvollzogen werden, an welchem Entscheidungspunkt innerhalb eines mehrstufigen Entscheidungsprozesses welche Einzelentscheidung getroffen worden ist und wie sich diese auf das Ergebnis auswirkt. Um in der Praxis trotzdem eine Erklärbarkeit der Ergebnisse von KI-Modellen gewährleisten zu können, hat sich in den letzten Jahren ein neuer Forschungszweig innerhalb der KI-Forschung entwickelt. Mit dem Begriff ‚Explainable AI‘ werden Algorithmen und Techniken bezeichnet, die bei einer Ex-Post-Betrachtung Aufschlüsse über das Zustandekommen eines Ergebnisses geben sollen.<sup>540</sup> Es gibt bereits Ansätze, um nachvollziehen zu können, wie ein KI-Algorithmus zu seiner Entscheidung gekommen ist. Die Wahl eines solchen Ansatzes zur Erklärung ist abhängig vom zu Grunde liegenden Anwendungsproblem und damit von dem Erläuterungsbedarf im jeweiligen Kontext sowie von dem gewählten Verfahren zur Modellbildung. Bei den bisher verfügbaren Ansätzen zur Erklärung des Zustandekommens der Entscheidung eines KI-Algorithmus wird in der Regel das durch den KI-Algorithmus zu lösende Problem auf einem alternativen, einfacheren und transparenteren Weg gelöst und anschließend die Ergebnisse beider Lösungswege miteinander verglichen. Bei identischen oder ähnlichen Ergebnissen ergeben sich durch die transparentere Vorgehensweise des alternativen Ansatzes Anhaltspunkte für die Vorgehensweise des KI-Algorithmus. Deutlich abweichende Ergebnissen zwischen KI-Algorithmus und alternativem Ansatz können ein Indikator für einen Fehler im KI-Modell oder in den Trainingsdaten sein. Speziell beim Deep-Learning können in solchen Fällen die bereits erlernten, aber als fehlerhaft oder nicht erwünscht erkannten Routinen nicht gelöscht werden.<sup>541</sup> Das führt dazu, dass nicht funktionierende Modelle nicht korrigiert werden können, sondern in der Regel verworfen und neu aufgesetzt werden müssen.

Zusammenfassend ist festzuhalten, dass die bisher vorliegenden Ansätze zur Erklärung des Zustandekommens eines Ergebnisses eines KI-Algorithmus durch die Ex-Post-Betrachtung in der Regel dazu führen, dass die durch die Ansätze steigende Transparenz und Nachvollziehbarkeit zu Lasten der Geschwindigkeit und der Genauigkeit des KI-Algorithmus gehen.<sup>542</sup>

Ergänzend zur Erfüllung der berechtigten Anforderungen im Hinblick auf Transparenz zum Entscheidungsverhalten von KI-Algorithmen bedarf es eines adäquaten Schutzes des in den Algorithmen enthaltenen geistigen Eigentums, der bei höherer Transparenz gefährdet sein könnte. Zum Schutz des geistigen Eigentums könnte die erforderliche Transparenz für einen begrenzten Personenkreis oder unter streng definierten Auflagen hergestellt werden.

---

<sup>540</sup> Vgl. Gruhn & von Hayn, 2020

<sup>541</sup> Vgl. Krüger, 2021

<sup>542</sup> Vgl. Krüger, 2021

Liegt ein KI-Modell vor, das den vorab festgelegten Ansprüchen im Hinblick auf die Modellgüte sowie der Transparenz und der Erklärbarkeit genügt, so ist zu untersuchen, wie sich der zu Grunde liegende bisherige Prozess durch Implementierung des auf dem KI-Modell basierenden KI-Algorithmus verändert. Im Kap. 4.2 sind die wegfallenden, sich ändernden und neu hinzukommenden Aufgaben der aktuellen Einsatzfelder künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft für die drei wesentlichen Anwendungskategorien ‚Erkennung von Text und Sprache‘, ‚Analyse von Mustern und Trends‘ und ‚Content-abhängige Datenverarbeitung und Daten-basierte Entscheidungsfindung‘ beschrieben. Auf Basis der fachlichen Funktion des KI-Algorithmus ist im Detail zu prüfen, welche Veränderung am bisherigen Prozess vorgenommen werden muss.

Da KI-Modelle spezifische Aufgaben gut lösen können, jedoch keine allgemeine Kompetenz besitzen, werden durch die künftige schrittweise Einführung von KI-Algorithmen sukzessive spezifische Aufgaben einzelner Prozesse durch künstliche Intelligenz übernommen, jedoch zumindest bei komplexeren Prozessen, bei denen Überzeugungsstärke, Empathie oder Verhandlungsgeschick eine Rolle spielen, ist auf absehbare Zeit davon auszugehen, dass diese nicht vollständig von KI-Algorithmen übernommen werden können (vgl. Kap. 4.6).

Je nach Anwendungsproblem, das durch das KI-Modell gelöst werden soll und in Abhängigkeit von der Komplexität der Prozesse, ist eine mehr oder weniger tiefe technische Integration mit der Anbindung von Schnittstellen und Datenbanken notwendig. Dabei kann sich im praktischen Einsatz ergeben, dass umfangreiche technische Herausforderungen zu lösen sind, die den zuvor geschätzten Aufwand übersteigen. In diesem Fall besteht die Notwendigkeit, nach alternativen Wegen zu suchen, die dann möglicherweise Einschränkungen im Hinblick auf den Zugriff auf Daten in der notwendigen Qualität oder zum notwendigen Zeitpunkt nach sich ziehen. Dies wiederum führt dazu, dass sich Anpassungsbedarf am ursprünglichen KI-Modell ergibt, damit das zu Grunde liegende Anwenderproblem gelöst werden kann, trotz der Tatsache, dass die bei der Modellentwicklung angenommene Verfügbarkeit von Daten nicht in der angenommenen Art und Weise gegeben ist. Eine solche Anpassung am KI-Modell kann wiederum Anpassungen am Prozess nach sich ziehen. Derartige Wirkungsketten können auch durch Änderungen an peripheren Schnittstellen oder Prozessen ausgelöst werden.

Durch die Gestaltung der Mensch-Maschine Interaktion gemäß des in Kap. 4.6 beschriebenen Modells für eine kollaborative Intelligenz im Sinne eines Zusammenwirkens der jeweiligen Stärken von Mensch und Maschine kann sich der Bedarf weiterer Anpassungen am ursprünglichen KI-Modell ergeben. Dies kann z.B. dadurch hervorgerufen werden, dass entgegen der ursprünglichen Prozessfolge bestimmte Daten zu einem anderen als bisher geplanten Zeitpunkt benötigt werden oder die Aufgabenverteilung zwischen Mensch und Maschine angepasst werden muss. Durch derartige Änderungen der Prozesse besteht dann in der Praxis oft der Bedarf, das ursprüngliche KI-Modell zu ändern und an die veränderten Rahmenbedingungen anzupassen.

Die durch den KI-Algorithmus notwendige Veränderung des Prozesses wird in vielen Fällen zu einer Anpassung der Mensch-Maschine Interaktion führen (vgl. Kap. 4.4). Dabei sollte ein optimierter Prozess angestrebt werden, bei dem sowohl die Vorteile von KI-Systemen genutzt als auch gleichzeitig auf die Anforderungen und Belange von Menschen eingegangen werden.

Eine kompetenzbasierte Potenzialanalyse (vgl. Kap. 4.6.1) kann eine Basis für eine derart komplementäre Arbeitsgestaltung zwischen Mensch und Maschine bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen sein, wenn dabei die Ausgestaltung nach den fünf Kriterien ‚Koordination‘, ‚Arbeitsteilung‘, ‚Lernen‘, ‚Adaptivität‘ und ‚Empowerment‘ gemäß der Interaktionsstufe ‚Mensch & KI‘ (vgl. Kap. 4.6) erfolgt und dabei die Spezifika der Versicherungswirtschaft beachtet sowie die veränderten und neuen Rollen von Menschen (vgl. Kap. 4.4) berücksichtigt werden.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der siebten Stufe	
<b>Entwicklung von Modellen und prozessuale Adaption</b>	<p>Entwicklung von Modellen und Anpassung von Prozessen unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• der Wahl eines geeigneten KI-Verfahrens in Abhängigkeit vom jeweiligen Anwendungsproblem sowie den für das Modell erforderlichen und in der Praxis verfügbaren Daten</li><li>• einer zu wählenden Metrik zur Bewertung der Modellgüte</li><li>• der je nach gewähltem KI-Verfahren notwendigen Vorbereitung der Daten (z.B. Markierungen der Daten)</li><li>• der je nach Anwendungsproblem zu beantwortenden Frage der Interpretierfähigkeit der Modellergebnisse</li><li>• der Grenzen des gewählten Modells</li><li>• der Anpassung der Prozesse</li><li>• der Gestaltung der veränderten Mensch-Maschine Interaktion</li><li>• der komplementären Arbeitsgestaltung zwischen Mensch und Maschine gemäß der fünf Kriterien ‚Koordination‘, ‚Arbeitsteilung‘, ‚Lernen‘, ‚Adaptivität‘ und ‚Empowerment‘ der Interaktionsstufe ‚Mensch &amp; KI‘</li></ul>

Abb. 35: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der siebten Stufe (eigene Darstellung)

Die Entwicklung von KI-Modellen und die Veränderung von Prozessen geschieht dabei nicht sequentiell, sondern in der Regel iterativ. Das heißt eine erste Version des KI-Modells führt zu einer ersten Version des angepassten Prozesses, die aufgrund der Anforderungen im Hinblick auf die komplementäre Arbeitsgestaltung wiederum zu Justierungen am KI-Modell führt usw. Die Zielsetzung ist dabei ein KI-Modell, das einerseits die Anforderungen hinsichtlich vorher festgelegter Güte und Transparenz erfüllt sowie andererseits ein angepasster Prozess, der die Anforderungen hinsichtlich der komplementären Arbeitsgestaltung erfüllt.

Die oben stehende Abbildung (vgl. Abb. 35) stellt die Checkliste für die Entwicklung von KI-Modellen und Anpassung von Prozessen zusammenfassen dar.

### 5.1.8 Evaluierung der Effektivität

In der achten Stufe des zehnstufigen Modells zur Einführung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft steht die Messung der beabsichtigten Wirkung im Vordergrund.

Für den erfolgreichen Einsatz eines KI-Algorithmus gemäß der Beschreibung im zu Grunde liegenden Use-Case reicht die grundsätzliche Funktionsfähigkeit des Algorithmus nicht aus, sondern dafür kommt es zusätzlich darauf an, dass mit Hilfe des KI-Algorithmus der im jeweiligen Use-Case festgeschriebene Nutzen im Praxiseinsatz tatsächlich dauerhaft generiert werden kann. Dazu muss die Erreichbarkeit des geplanten Nutzens bereits bei der Entwicklung des KI-Modells und dessen erster Tests sowie bei der Anpassung der Prozesse (vgl. Kap. 5.1.7) laufend überprüft werden, damit ungeplante Steigerungen der Entwicklungskosten oder unvorhergesehene Schwierigkeiten bei der Genauigkeit des KI-Modells, die die Kosten-Nutzen-Relation des Use-Cases beeinträchtigen können, möglichst frühzeitig bei der Entwicklung aufgedeckt werden können. Da Optimierungen am KI-Modell oder an den Prozessen mit dem Ziel der beabsichtigten Steigerung des Nutzens möglicherweise nicht wirtschaftlich durchgeführt werden können, sollten bzgl. der Kosten-Nutzen-Relation bereits vorab Abbruchkriterien im Hinblick auf die Weiterentwicklung des Use-Cases formuliert werden.<sup>543</sup> Nach dem Abschluss der Entwicklung muss dann der Nutzen vor der ersten Produktivsetzung des KI-Algorithmus gemessen werden und daran anschließend die laufende Generierung des avisierten Nutzen im Produktivbetrieb regelmäßig nachgehalten werden. Kann der geplante Nutzen nicht oder nicht dauerhaft erzielt werden, so sind die Ursachen dafür zu ermitteln und entsprechende Optimierungen am KI-Modell oder den Prozessen vorzunehmen (vgl. Kap. 5.1.9).

Zu den Festlegungen im ursprünglichen Use-Case gehört nicht nur der quantifizierte Nutzen (vgl. Kap. 3.1.5, Kap. 3.2.5 u. Kap. 3.4.1), sondern auch eine Beschreibung, gemäß der der Nutzen in der Praxis laufend zu messen ist. Diese Messung erfolgt in zwei Schritten. Im ersten Schritt erfolgt die Messung der Güte des KI-Modells und im zweiten Schritt die Messung des Nutzens des auf dem KI-Modell beruhenden Prozesses. Der Nutzen drückt sich in den Kategorien ‚Stärkung des Wachstums‘ oder ‚Senkung der Kosten‘ (vgl. Kap. 3.2.5) aus. Im Folgenden werden die beiden Schritte zur Messung des Nutzens näher beschrieben.

#### **Messung der Güte des KI-Modells**

Häufig lassen sich Fragestellungen an den Entscheidungspunkten eines Prozesses durch ‚richtig‘ oder ‚falsch‘ beantworten.<sup>544</sup> So liegt z.B. bei einem Schadenfall ein Betrugsverdacht vor oder nicht, die Voraussetzungen zur Steuerung eines beschädigten Fahrzeugs in eine Werkstatt sind erfüllt oder nicht oder für einen Kunden sind die Kriterien, die Interesse an einem Versicherungsprodukt anzeigen, erfüllt oder nicht. Problemstellungen dieser Art werden auch binäre Klassifikationen (engl.: binary classification) genannt.<sup>545</sup> Liegt eine derartige Fragestellungen vor und gibt ein KI-Modell zu den in der Realität vorliegenden Klassifikationen ‚richtig‘ oder ‚falsch‘ eine Bewertung durch die Ausprägungen ‚positiv‘ oder ‚negativ‘ ab, so sind die Ergebnisse ‚richtig positiv‘ (engl.: true positive, TP) und ‚richtig negativ‘ (engl.: true negative,

---

<sup>543</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021

<sup>544</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>545</sup> Vgl. Fontana, 2021

TN) korrekt bewertet und die Ergebnisse 'falsch positiv' (engl.: false positive, FP) und 'falsch negativ' (engl.: false negative, FN) nicht korrekt bewertet worden. Diese Beziehungen werden in einer so genannten Confusions-Matrix dargestellt (vgl. Abb. 36).<sup>546</sup>

Confusions-Matrix			
Realität vs. Modell		Realität	
		Richtig	Falsch
Modell	Positiv	richtig positiv (TP)	falsch positiv (FP)
	Negativ	falsch negativ (FN)	richtig negativ (TN)

Abb. 36: Confusions-Matrix<sup>547</sup>

Aus einer hinreichend großen Zahl von Testfällen, zu denen die Klassifikationen in der Realität und die Bewertungen des Modells bekannt sind, lässt sich daraus die Genauigkeit für die korrekte Bewertung des KI-Modells nach folgender Formel berechnen:<sup>548</sup>

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

Die nach dieser Formel ermittelte Genauigkeit ist ein erstes, einfaches Maß für die Güte des KI-Modells. Gerade in der regulierten Versicherungswirtschaft ist es in der Regel notwendig, differenziertere Aussagen zur Güte von KI-Modellen zu erarbeiten und insbesondere verschiedene Fehlerkategorien mit unterschiedlichen Kosten dieser Fehler genauer bewerten zu können.

In Abhängigkeit von dem zu Grunde liegenden Anwendungsproblem können zur differenzierteren Messung der Güte des KI-Modells für binäre Klassifikationen verschiedene Verfahren herangezogen werden, von denen im Folgenden beispielhaft zwei gängige Verfahren dargestellt werden.

Als erstes Verfahren ist die Receiver Operating Characteristic (ROC) zu nennen.<sup>549</sup> Dabei wird die Leistungsfähigkeit eines KI-Modells zur binären Klassifikation grafisch dargestellt. Die grafi-

<sup>546</sup> Vgl. Fawcett, 2005

<sup>547</sup> In Anlehnung an Fawcett, 2005

<sup>548</sup> Vgl. Fawcett, 2005

<sup>549</sup> Vgl. Fontana, 2021

sche Darstellung, die so genannte ROC-Kurve, entsteht dabei dadurch, dass der Klassifikationsschwellenwert, der darüber entscheidet, ab welchem Punkt das Ergebnis des KI-Modells als ‚positiv‘ oder ‚negativ‘ klassifiziert wird, variiert wird. Die ROC-Kurve zeigt dann das Verhältnis zwischen zwei Werten: Erstens dem Anteil der richtig als positiv erkannten Fälle zur Gesamtzahl der tatsächlich positiven Fälle, also  $TP/(TP + FN)$ , und zweitens den Anteil der fälschlicherweise als positiv erkannten Fälle zur Gesamtzahl der tatsächlich negativen Fälle, also  $FP/(FP + TN)$ . Die Fläche unterhalb der ROC-Kurve, die möglichst nahe an dem Wert 1 liegen sollte, ist ein übliches Maß für die Güte eines KI-Modells zur Lösung einer binären Klassifikation.<sup>550</sup> Ein Vorteil des ROC-Verfahrens besteht darin, dass die grafische Darstellung einen einfachen Vergleich der Güte zweier KI-Modell anhand der jeweiligen ROC-Kurven zulässt. Da die ROC-Kurve die Klassifikationsleistung des KI-Modells über alle möglichen Schwellenwerte betrachtet, besteht darüber hinaus nicht die Gefahr, dass eine besonders gute oder schlechte Klassifikationsleistung für einen speziellen Schwellenwertes zu einer Fehlinterpretation führt.<sup>551</sup> Ein Nachteil des ROC-Verfahrens liegt darin, dass die ROC-Kurve keine Aussage über die Güte des KI-Modells für einen speziellen Schwellenwert liefert.<sup>552</sup> Zur Lösung dieses Problems kann nach der Auswahl eines KI-Modells mit Hilfe des Vergleichs der ROC-Kurven für das identifizierte KI-Modell eine Optimierung hinsichtlich des Schwellenwertes mit Hilfe der oben beschriebenen Formel für die Genauigkeit erfolgen. Anschließend sollte überprüft werden, ob die Eigenschaft des identifizierten Schwellenwertes, ein Optimum hinsichtlich der Genauigkeit zu liefern, stabil im Hinblick auf geringfügige Anpassungen des Schwellenwertes ist. Solche Anpassungen sind im Zuge der weiteren Optimierungen des KI-Modells zu erwarten (vgl. Kap. 5.1.9).

Ein zweites Verfahren zur Bewertung der Güte eines KI-Modells zur Lösung einer binären Klassifikation ist Precision and Recall.<sup>553</sup> Bei diesem Verfahren stellt Precision das Verhältnis der vom KI-Modell richtig als positiv erkannten Fälle zu der Gesamtzahl der positiv erkannten Fälle dar, also  $TP/(TP + FP)$ , während mit Recall das Verhältnis zwischen den vom KI-Modell richtig als positiv erkannten Fälle zur Gesamtzahl der tatsächlich positiven Fälle darstellt, also  $TP/(TP + FN)$ . Für die Maßzahl Precision bedeutet ein hoher Wert, dass das KI-Modell nur eine geringe Anzahl an falsch positiven Bewertungen vornimmt. Da mit Precision gemessen werden kann, wie genau positive Vorhersagen des KI-Modells erfolgen, eignet sich dieses Verfahren für Anwendungsprobleme, bei denen falsch positive Vorhersagen besonders kritisch und daher mit hohen Kosten verbunden sind. Ist jedoch insgesamt der Anteil der positiven Fälle nur relativ gering, so können selbst wenige falsch positive Vorhersagen zu einem relativ niedrigen Wert für Precision führen.<sup>554</sup> Für die Maßzahl Recall bedeutet ein hoher Wert hingegen, dass das KI-Modell nur wenige positive Fälle nicht erkennt. Daher eignet sich Recall besonders für Anwendungsprobleme, bei denen das Nicht-Erkennen von positiven Fällen besonders kritisch und mit hohen Kosten verbunden ist. Analog gilt auch hier, dass das Nicht-Erkennen selbst weniger positiver Fälle zu einem niedrigen Wert für Recall führen kann, wenn die Anzahl der positiven Fälle relativ gering ist.<sup>555</sup> Precision und Recall stehen in der Regel in

---

<sup>550</sup> Vgl. Papp, et al., 2022

<sup>551</sup> Vgl. Powers, 2008

<sup>552</sup> Vgl. Powers, 2008

<sup>553</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>554</sup> Vgl. Powers, 2008

<sup>555</sup> Vgl. Powers, 2008

einer Wechselbeziehung zueinander. Das heißt, dass bei der Wahl eines niedrigen Klassifikationsschwellenwertes mehr Fälle als positiv vorhergesagt werden und damit der Wert für den Recall ansteigt, aber die Wahrscheinlichkeit von falsch positiven Vorhersagen steigt, so dass der Wert für Precision sinkt. Umgekehrt werden bei der Wahl eines hohen Klassifikationsschwellenwertes nur relativ sicher zu identifizierende Fälle als positive Fälle vorhergesagt, was zu einem hohen Wert für Precision führt, aber dazu führt, dass ein Teil der tatsächlich positiven Fälle nicht als solche vorhergesagt werden, so dass der Wert für Recall sinkt. Mit Precision und Recall lassen sich also unterschiedliche Kosten für verschiedene Fehlerkategorien berücksichtigen.

Über diese beiden Verfahren hinaus gibt es weitere Verfahren zur Messung der Güte von KI-Modellen zur Lösung binärer Klassifikationen, wie z.B. das Verfahren F1-Score, das aus dem harmonischen Mittel aus Precision und Recall gebildet wird.<sup>556</sup> Diese Verfahren greifen in vielen Fällen auf die hier vorgestellte ROC-Kurve sowie Precision und Recall zurück. In der Praxis hängt die Auswahl eines geeigneten Verfahrens im Wesentlichen von dem zu Grunde liegenden Anwendungsproblem, von der Größe und Verteilung der Klassen sowie von den Kosten verschiedener Fehlerkategorien ab. Häufig bietet sich die Kombination mehrerer Verfahren an.

Für die Messung der Güte von KI-Modellen zur Lösung von Anwendungsprobleme mit nicht nur binären Antworten, eignet sich das Loss-Maß.<sup>557</sup> Dieses Maß quantifiziert die Differenz zwischen den tatsächlichen Ausgabewerten und den vom KI-Modell vorhergesagten Ausgabewerten. Beim Training eines KI-Modells wird versucht, durch Anpassung der Parameter des Modells das Loss-Maß zu minimieren. Entscheidend für die Aussagekraft des Loss-Maßes ist, ob der Testdatensatz ausreichend groß ist, so dass die Verteilung verschiedener Ausgabewerte für den verwendeten Testdatensatz der Verteilung für den gesamten Datensatz entspricht. Das Loss-Maß ist ein einfaches Maß für die Güte, das relativ häufig angewandt wird. Durch die Konstruktion des Loss-Maßes kann dieses Maß direkt mit dem Optimierungsprozess des KI-Modells verknüpft werden. Ein wesentlicher Nachteil des Loss-Maßes ist jedoch, dass es aufgrund der mathematischen Konstruktion stark sensitiv auf Ausreißer reagieren kann.

Neben diesen beispielhaft genannten Verfahren zur Messung der Güte von KI-Modellen gibt es zahlreiche weitere Verfahren, die jeweils spezifische Vor- und Nachteile haben und deren Verwendung in Abhängigkeit von dem durch das KI-Modell zu lösenden Anwendungsproblem im Vorfeld zu erörtern ist. So ist für das jeweils zu lösende Anwendungsproblem zu klären, welche verschiedenen Fehler auftreten können und mit welchen Kosten diese Fehler zu bewerten sind. Beispielsweise führen bei einem KI-Modell zur Erkennung von Betrugsfälle nicht entdeckte Betrugsfälle zu ungerechtfertigten Schadenzahlungen und erhöhen damit den Schadenaufwand, während zu Unrecht des Betrugs verdächtige Kunden zu einer deutlichen Verschlechterung der Kundenzufriedenheit und möglicherweise zu Kündigungen von Versicherungsverträgen führen. Für verschiedene Fehlerarten müssen daher jeweils Kosten-Nutzen-Analysen durchgeführt werden, um die potenziellen Auswirkungen verschiedener Fehler

---

<sup>556</sup> Vgl. Zocca, Spacagna, Slater, & Roelants, 2017

<sup>557</sup> Vgl. Fontana, 2021



im Vorfeld zu kennen und den KI-Algorithmus durch geeignete Wahl der Klassifikationsschwellenwerte so einrichten zu können, dass die Kosten für Fehler der verschiedenen Kategorien minimiert werden.

### **Messung des Nutzens des auf dem KI-Modell beruhenden Prozesses**

Nach der Bestimmung der Güte eines KI-Modells muss im zweiten Schritt der Nutzen des auf dem KI-Modell beruhenden Prozesses gemessen werden. Die Ausgabewerte des KI-Modells werden in der Praxis im Rahmen eines Prozesses durch einen Menschen oder eine Maschine weiterverarbeitet. Je nach Ausprägung der Ausgabewerte werden in der Regel unterschiedliche Folgeschritte im Prozess durchzuführen sein, bei deren konkreter Festlegung weitere Parameter auf Basis der Analyse von Vergangenheitswerten oder Expertenbefragungen berücksichtigt werden müssen. Erst durch die Wirkung dieser Folgeprozesse ergibt sich der Nutzen des KI-Modells. Dies soll im Folgenden am Beispiel des o.g. KI-Modells für die Betrugserkennung verdeutlicht werden.

In dem KI-Modell zur Erkennung von Betrugsfällen können sich die Ausgabewerte z.B. durch verschiedene Wahrscheinlichkeiten für das tatsächliche Vorliegen eines Betrugsfalles oder durch verschiedene Größenordnungen für den vermuteten Betrugsschaden unterscheiden. In Abhängigkeit von diesen Wahrscheinlichkeiten oder den Größenordnungen sind dann in der Praxis Folgeprozesse zu initiieren, die sich beispielsweise durch den Umfang weiterer Ermittlungsarbeiten oder die Art und Weise der Ansprache der betroffenen Kunden unterscheiden. Die konkreten Parameter für den Umfang der Ermittlungsarbeiten oder der Art und Weise der Kundenansprache in Abhängigkeit von den durch das KI-Modell ermittelten Wahrscheinlichkeiten werden in der Praxis auf Basis von statistischen Auswertungen historischer Betrugsverdachtsfälle oder Experten-Schätzungen vorgenommen.

Sind alle Parameter bestimmt worden, so können schließlich die für die Ergebnisse verschiedener Prozessausgänge konkret bewerteten Nutzen im Hinblick auf die beiden Kategorien ‚Steigerung des Wachstums‘ oder ‚Senkung der Kosten‘ ermittelt werden.

Darüber hinaus ist bei der Bestimmung des Nutzens für die Folgeprozesse die Ordnung des Netzwerkeffektes (vgl. Kap. 5.1.1) des zu Grunde liegenden Anwendungsproblems zu berücksichtigen, da die Stärke des Data Learning Effects (vgl. Kap. 5.1.1) von der Ordnung des Netzwerkeffektes abhängig ist. Bei einem Netzwerkeffekt zweiter Ordnung wirken zusätzlich zu den von außen zugeführten Daten die vom KI-System generierten Daten und der aus diesen Daten erzeugte Nutzen. Liegt ein Netzwerkeffekt zweiter Ordnung vor, so wird sich der Gesamtnutzen, zu dem der Nutzen aus den durch das KI-System erzeugten Daten beiträgt, dynamischer entwickeln als bei einem Netzwerkeffekt erster Ordnung, bei dem ausschließlich der durch die von außen zugeführten Daten generierte Nutzen wirkt. Die Messung von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung ist in der Regel kontextabhängig und kann aufgrund der in vielen Fällen indirekten Wirkung komplex sein. Um die Wirkung von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung abschätzen zu können, müssen zusätzlich zu den o.g. Verfahren zur Messung des Nutzens in der Regel Prognosen zur Entwicklung der Wachstumstreiber des Netzwerkes, zum konkreten Wachstum der erzeugten Daten und zum Nutzen, der aus diesen Daten generiert werden kann, vorgenommen werden.

Nach Abschluss des Schrittes 1, Messung der Güte des KI-Modells, und des Schrittes 2, Messung des Nutzens des auf dem KI-Modell beruhenden Prozesses, liegt das Ergebnis der Messung des Nutzens des in den angepassten Prozess integrierten KI-Algorithmus vor. In der Praxis werden diese beiden Schritte in der Regel iterativ durchlaufen und nach den einzelnen Iterationen Anpassungen am KI-Modell oder an den Prozessen vorgenommen werden (vgl. Kap. 5.1.7).

Zur Messung der Wirkung gehört neben der Ermittlung und dem Nachhalten des zu generierenden Nutzens auch die Messung der Effizienz des KI-Algorithmus. Dabei ist in erster Linie die Geschwindigkeit der Berechnungen des Algorithmus als Basis für die Antwortzeit des in einen Prozess eingebetteten KI-Algorithmus entscheidend. Die Antwortzeit ist wesentlich für die Akzeptanz und Zufriedenheit der Nutzer mit dem KI-Algorithmus (vgl. Kap. 5.1.3).

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 37) stellt die Checkliste für die Messung der Wirkung im Rahmen der Einführung künstlicher Intelligenz dar.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der achten Stufe	
<b>Evaluierung der Effektivität</b>	<p>Wirkung messen unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• des Kontexts des zu Grunde liegenden Anwendungsproblems, der Klassenverteilung der Ergebnisse sowie der beim entwickelten KI-Modell für das Anwendungsproblem auftretenden Fehler und der Kosten dieser Fehler</li><li>• eines geeigneten Verfahrens zur Messung der Güte des KI-Modells unter Beachtung der Vor- und Nachteile des Verfahrens und insbes. der zu erwartenden Kosten der Fehler des KI-Modells</li><li>• des Nutzens für unterschiedliche Folgeprozessschritte für verschiedene Ausgabewerte des KI-Modells bei zuvor festgelegten weiteren Parametern für die Umsetzung der Folgeprozessschritte</li><li>• der dynamischeren Entwicklung des Nutzens von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung im Vergleich zum Nutzen von Netzwerkeffekten erster Ordnung</li><li>• der Effizienz des KI-Algorithmus</li></ul>

Abb. 37: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der achten Stufe (eigene Darstellung)

### 5.1.9 Systematische Optimierung von Modellen und Prozessen

In der neunten Stufe des zehnstufigen Ansatzes zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft steht die Frage im Mittelpunkt, aus welchen Anlässen die eingeführten KI-Modelle und Prozesse (vgl. Kap. 5.1.7) hinsichtlich ihrer dauerhaften Wirksamkeit überprüft und ggf. optimiert werden müssen.

Während es im Kap. 5.1.7 darum ging, mit einem geeigneten KI-Verfahren ein KI-Modell zu entwickeln, durch das das zu Grunde liegende Anwendungsproblem grundsätzlich gelöst werden kann und das den spezifischen Anforderungen im Hinblick auf die notwendige Modellgüte und die Interpretierfähigkeit erfüllt, sowie die Prozesse so anzupassen, dass das KI-Modell unterstützt und gleichzeitig die Anforderungen hinsichtlich der komplementären Arbeitsgestaltung erfüllt werden, stehen in diesem Kapitel die Überprüfung und ggf. Anpassung des KI-Modells und der Prozesse vor dem Hintergrund des Einsatzes in der Praxis im Mittelpunkt.

Da KI-Modelle keine statischen Systeme sind, sondern auf Basis der in der Praxis genutzten Daten ständig lernen und sich damit verändern, besteht die Notwendigkeit, regelmäßig zu überprüfen, ob die von dem KI-Modell ermittelten Ergebnisse auch dauerhaft eine Lösung für das ursprüngliche Anwendungsproblem des Use-Cases liefern, die den Anforderungen an die Modellgüte dauerhaft genügt. Es gibt mehrere Anlässe, die eine solche regelmäßige Überprüfung notwendig machen. Diese Anlässe sind im Folgenden aufgeführt.

Durch die Änderung der ursprünglichen fachlichen Anforderungen kann es im Laufe der Zeit notwendig werden, das bisherige KI-Modell anzupassen und dabei ggf. auch auf geänderte Daten zurückgreifen zu müssen.<sup>558</sup> Eine solche Anpassung des KI-Modells wird in vielen Fällen auch eine Anpassung der Prozesse nach sich ziehen. Derartige Veränderungen der fachlichen Anforderungen können sich z.B. im Laufe Zeit durch Änderung der Rahmenbedingungen, vor deren Hintergrund die Entwicklung und Implementierung des KI-Algorithmus durchgeführt worden ist, ergeben. So ist z.B. bei KI-Modellen, die bestimmte Muster organisierten Versicherungsbetrugs erkennen können, aufgrund der laufend stattfindenden Änderung und Anpassung der Betrugsverfahren durch die Täter eine permanente Weiterentwicklung der Erkennung der veränderten Betrugsverfahren notwendig. Dadurch können neue fachliche Anforderungen entstehen, die es notwendig machen, dass neue, bisher nicht verwendete Daten zur Betrugserkennung genutzt werden müssen, deren manuelle Erfassung oder maschinelle Übernahme über eine Schnittstelle dann einen modifizierten Prozess erforderlich machen. Ebenso können sich durch Erfahrungen und Rückmeldungen von Mitarbeitern oder Kunden, die im Praxisbetrieb eines auf einem KI-Modell beruhenden Prozesses eingeholt werden, neue oder veränderte fachliche Anforderungen ergeben, die eine Anpassung des KI-Modells und ggf. der Prozesse notwendig machen.

Darüber hinaus können neue Daten im Laufe der Zeit verfügbar werden oder bisher vorhandene Daten wegfallen, so dass eine Anpassung der KI-Modelle notwendig wird. Ein Beispiel für derartige Datenänderungen ist bei KI-Modellen zu finden, die unter anderem auf Basis von Daten von versicherten Fahrzeugen arbeiten. So können durch die Änderung von Fahrzeugdaten infolge neuer Fahrzeugmodellvarianten neue, genauere und geeignetere Daten entstehen oder bisher vorhandene Daten wegfallen, so dass eine Weiterentwicklung der KI-Modelle, das Training mit den aktuellen Daten und unter Umständen eine Anpassung der Prozesse notwendig wird.

Ein weiterer Grund für eine Modellanpassung kann darin bestehen, dass sich die in der Praxis verwendeten Daten im Laufe der Zeit von den zum Training des KI-Modells genutzten Daten

---

<sup>558</sup> Vgl. Fontana, 2021

im Hinblick auf die Beziehung zwischen Eingabe- und Zieldaten oder im Hinblick auf die statistischen Eigenschaften der Eingabedaten verändern können, so dass sich die für das ursprüngliche KI-Modell gemessene Güte verschlechtert und die vorgegebene Modellgüte nicht mehr erreicht wird.<sup>559</sup> Eine Änderung der Beziehung zwischen Eingabe- und Zieldaten wird als ‚Concept Drift‘ bezeichnet und beschreibt die sich im Zeitablauf sukzessiv verändernden Abhängigkeiten der einem KI-Modell zu Grunde liegenden Eingabe- und Ausgabedaten.<sup>560, 561</sup> Dies kann z.B. durch die Einführung neuer Produkte oder durch sich schnell veränderndes Käuferverhalten entstehen. In der Lebensversicherung war dies beispielsweise im Zuge des schnellen Anstiegs der Leitzinsen ab Anfang 2022 zu beobachten, wodurch bei Einmalbeitragsprodukten aufgrund der steigenden Attraktivität alternativer Anlagen ein deutlicher Nachfrageeinbruch zu beobachten war. Liegt eine Änderung der statistischen Eigenschaften der Eingabedaten vor, so spricht man von einem ‚Data Drift‘.<sup>562</sup> Beispielhaft für eine derartige Veränderung seien sich im Zeitablauf verändernde Wittereinflüsse und damit sich ändernde Unwetterwirkungen oder eine sich über die Zeit verändernde Kundenbasis genannt. In beiden Fällen ist durch regelmäßiges Training mit aktuellen Daten sicherzustellen, dass den genannten Effekten frühzeitig vorgebeugt wird. Ein solches Re-Training kann zu einer Änderung der KI-Modelle und ggf. der Prozesse führen.

Durch technische Fortschritte bei den zu Grunde liegenden Verfahren der künstliche Intelligenz kann es sinnvoll werden, bisher funktionierende KI-Modell zu optimieren. Neue, genauere und effizientere Verfahren im Bereich des Machine Learnings oder des Deep Learnings, die im Vergleich zu den bisher verwendeten Verfahren eine optimierte Lösung des zu Grunde liegenden Anwendungsproblems versprechen und von deren Fortschritt zu profitieren sich lohnen könnte, können die Nutzung optimierter Verfahren sinnvoll und damit die Anpassung oder Neuentwicklung des KI-Modells notwendig machen.

Fehler, die im Laufe der Zeit im bisher verwendeten KI-Modell entdeckt werden, können ebenfalls eine Anpassung und Aktualisierung des KI-Modells notwendig machen. Diese Fehlerkorrekturen können dann unter Umständen auch zu einer Veränderung der Prozesse führen.

Im Praxisbetrieb können Bedenken hinsichtlich der Erfüllung der bestehenden Anforderungen des Datenschutzes oder der IT-Sicherheit auftreten oder aber neue gesetzliche Vorgaben zum Datenschutz oder der IT-Sicherheit können eine Weiterentwicklung des KI-Modells und ggf. der Prozesse notwendig machen. So hat sich die Vereinigung der US-Versicherungsaufseher National Association of Insurance Commissioners (NAIC) im Juni 2023 in einem Verordnungsentwurf<sup>563</sup> dazu geäußert, welche Anforderungen sie an Versicherer beim Einsatz von KI-Systemen stellt. Wesentliches Ziel ist es dabei, eine ungerechtfertigte unterschiedliche Behandlung verschiedener Personen zu verhindern. Die Europäische Union (EU) arbeitet aktuell an dem weltweit ersten Regulierungsrahmen für künstliche Intelligenz, der so genannten KI-Verordnung.<sup>564</sup> Nach aktuellem Stand ist davon auszugehen, dass die EU diese KI-Verordnung

---

<sup>559</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>560</sup> Vgl. Wuttke, 2022

<sup>561</sup> Vgl. Koppe, Schatz, & Hornung, 2021

<sup>562</sup> Vgl. Wuttke, 2022

<sup>563</sup> Vgl. NAIC, 2023

<sup>564</sup> Vgl. EU-Kommission, 2021

noch in der aktuell laufenden Legislaturperiode bis 2024 beschließen wird. Der Regulierungsvorschlag zielt darauf ab, KI-Entwicklern, -Anbietern und -Nutzern Klarheit bzgl. der Anforderungen und der Verpflichtungen bzgl. der Nutzung von KI-Systemen zu geben. Gleichzeitig soll der Vorschlag die administrativen und finanziellen Belastungen für Unternehmen begrenzen.<sup>565</sup>

Die folgende Abbildung (vgl. Abb. 38) gibt die Checkliste für die Optimierung der KI-Modelle und Prozesse im Rahmen der Einführung von KI-Algorithmen wider.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der neunten Stufe	
<b>Systematische Optimierung von Modellen und Prozessen</b>	Bedarf zur Optimierung der KI-Modelle durch <ul style="list-style-type: none"> <li>• Änderung fachlicher Anforderungen</li> <li>• neue oder wegfallende Daten</li> <li>• sich im Vergleich zu den Trainingsdaten ändernden Daten (Concept Drift oder Data Drift)</li> <li>• technische Fortschritte der zugrundeliegenden KI-Verfahren</li> <li>• Behebung von Fehlern in den KI-Modellen oder Prozessen</li> <li>• Anpassungen an Vorgaben zum Datenschutz und der IT-Sicherheit oder neue Vorgaben zum Datenschutz und der IT-Sicherheit</li> </ul>

*Abb. 38: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der neunten Stufe (eigene Darstellung)*

#### 5.1.10 Generierung von Wettbewerbsvorteilen

Nachdem im Kapitel 5.1.1 beschrieben wurde, wie auf KI-Systeme beruhende Wettbewerbsvorteile identifiziert werden können und die Kapitel 5.1.2 bis 5.1.9 eine Beschreibung der Einführung und Nutzung von KI-Systemen lieferten, soll in diesem Kapitel mit der zehnten und letzten Stufe des Modells zur Implementierung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft die Frage beantwortet werden, wie über die unmittelbare Einführung hinaus Wettbewerbsvorteile durch den Einsatz von KI-Systemen generiert werden können.

Unternehmen, die die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in den Mittelpunkt ihrer Strategie stellen und damit der Nutzung von KI-Systemen eine grundlegende Priorität bei allen wesentlichen Entscheidungen einräumen, werden gemäß Fontana<sup>566</sup> als AI-First Unternehmen bezeichnet. Bei AI-First Unternehmen hat die Einführung von KI-Systemen einen transformativen Charakter, bei der Veränderungen von Strategie, Geschäftsmodellen, Strukturen, Prozessen und Kultur im Hinblick auf eine möglichst weitgehende Nutzung von KI-Systemen erfolgen. Ein solches Unternehmen setzt KI-Systeme nicht nur punktuell und unterstützend

<sup>565</sup> Vgl. EU-Kommission, 2023

<sup>566</sup> Vgl. Fontana, 2021

ein, sondern KI-Systeme werden umfänglich und systematisch genutzt, um Innovationen auf den Weg zu bringen und Wettbewerbsvorteile zu generieren.

Diese Wettbewerbsvorteile können bei AI-First Unternehmen auf vier verschiedene Arten generiert werden (vgl. Abb. 39). Erstens durch vertikale Integration von KI-Fähigkeiten, zweitens durch Datengewinnung, Standardisierung und den Aufbau von Ökosystemen, drittens durch eine übergreifende Sammlung und Nutzung von Daten zur Gestaltung neuer Produkte und Services sowie viertens durch Disruptionen mit Hilfe von KI-Systemen.<sup>567</sup> Fontana nennt industrieübergreifend eine fünfte Art der Generierung von Wettbewerbsvorteilen bei AI-First Unternehmen indem durch extensive Datennutzung das Pricing verfeinert wird. Das Pricing stellt in der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette zusammen mit dem Underwriting eine eigene Wertschöpfungsstufe dar (vgl. Kap. 3.4), die im Hinblick auf die Risikoselektion und damit für die Wettbewerbsfähigkeit eines Versicherers eine erhebliche Relevanz hat. Im Underwriting und Pricing werden aktuell bereits KI-Algorithmen zur Generierung von Wettbewerbsvorteilen eingesetzt (vgl. Kap. 3.2.4) und künftig ist von weiteren Einsatzmöglichkeiten auszugehen (vgl. Kap. 3.5.5). Die Erarbeitung von Wettbewerbsvorteilen im Underwriting und Pricing der Versicherungswirtschaft durch den Einsatz von KI-Algorithmen braucht daher im Rahmen der folgenden Adaption der Generierung von Wettbewerbsvorteilen mit Hilfe von KI-Systemen bei AI-First Unternehmen auf die Versicherungswirtschaft nicht separat aufgeführt zu werden.

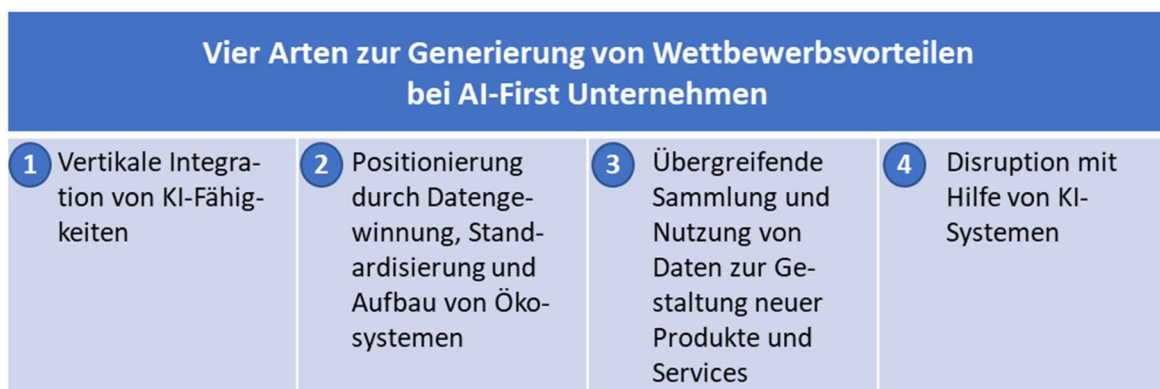


Abb. 39: Vier Arten zur Generierung von Wettbewerbsvorteilen bei AI-First Unternehmen (eigene Darstellung)

Google kann als Beispiel für ein AI-First Unternehmen betrachtet werden. Google hat künstliche Intelligenz und maschinelles Lernen zu einem zentralen Bestandteil seiner Unternehmensstrategie gemacht.<sup>568</sup> Die Produkte und Prozesse bei Google werden unter Nutzung von KI weiterentwickelt. Google integriert KI-Systeme in viele seiner Hauptprodukte und -dienstleistungen, einschließlich der Suchmaschine, um Suchergebnisse zu personalisieren und Ergebnisse mit höherer Relevanz zu generieren. Darüber hinaus ist KI Bestandteil des Betriebssystems Android, des Sprachassistenten Google Assistant, der Bilderkennung in Google Fotos und der personalisierten Werbung in Google Ads. Google investiert erheblich in Forschung und

---

<sup>567</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>568</sup> Vgl. Wolan, 2020

Entwicklung von künstlicher Intelligenz und betreibt das renommierte Forschungslabor Deep Minds.

Auch Facebook hat künstliche Intelligenz als wesentlichen Bestandteil in seine Strategie aufgenommen und ist daher ein weiteres Beispiel für ein AI-First Unternehmen. Facebook betrachtet künstliche Intelligenz als Schlüsselkompetenz für seine künftige Unternehmensentwicklung und für weiteres Wachstum. Facebook nutzt KI-Algorithmen, um den Nutzern personalisierte Inhalte anzubieten. Mit Hilfe von KI-Algorithmen sucht Facebook nach unangemessenen Inhalten und gefälschten Nutzerkonten. KI-basierte Gesichtserkennung wird von Facebook zur Identifikation von Personen auf Fotos genutzt. Facebook investiert darüber hinaus in Chatbots, die auf KI-Systemen basieren, und in KI-gestützte Virtual-Reality-Anwendungen.

Derzeit ist kein etablierter Versicherer bekannt, der künstliche Intelligenz gemäß der o.g. Definition eines AI-First Unternehmens in den Mittelpunkt seiner Strategie gestellt hat. Das Insurtech Lemonade hat künstliche Intelligenz als Kernbestandteil in seiner Strategie verankert, um die Prozesse zu rationalisieren, die Kundeninteraktion zu verbessern und Versicherungsbetrug zu bekämpfen. Lemonade kann daher als AI-First Unternehmen bezeichnet werden. Lemonade setzt KI-Algorithmen bereits bei der Kundeninteraktion, bei der Angebotserstellung, im Underwriting, in der Schadenbearbeitung und bei der Betrugserkennung ein.

Im Folgenden werden die o.g. vier Arten zur Generierung von Wettbewerbsvorteilen durch AI-First Unternehmen näher beleuchtet und auf die Versicherungswirtschaft adaptiert.

### **Vertikale Integration von KI-Fähigkeiten**

Unter vertikaler Integration wird gemäß Hübner das Ersetzen von Markttransaktionen durch unternehmensinterne Formen der Koordination verstanden.<sup>569</sup> Bei vertikaler Integration werden verschiedene Leistungen, die auch von anderen Unternehmen bezogen werden könnten, selbst erbracht. Einerseits besteht bei einem hohen vertikalen Integrationsgrad in der Regel eine größere Kontrolle über die Qualität von Produkten und Dienstleistungen und durch die höhere Kontrolle sind die Reaktionsmöglichkeiten auf Marktveränderungen oft besser. Andererseits kann insbesondere bei neuen Produkten und Dienstleistungen der Aufbau eigener Fähigkeiten hohe Anfangsinvestitionen und lange Entwicklungsdauern nach sich ziehen. Bei einem hohen vertikalen Integrationsgrad besteht darüber hinaus das Risiko, dass durch nicht ausreichende Spezialisierung nicht dieselbe Expertise und Effizienz erreicht werden kann, wie bei Unternehmen, die sich auf eine oder wenige Aufgaben spezialisieren. Bei einem hohen Grad an vertikaler Integration ist in der Regel eine erhöhte Abhängigkeit von internen Ressourcen anzunehmen, während bei einem niedrigen vertikalen Integrationsgrad von einer erhöhten Abhängigkeit von externen Leistungserbringern auszugehen ist.

Die vertikale Integration kann die Skalierung von künstlicher Intelligenz beschleunigen.<sup>570</sup> Bei einem hohen Grad vertikaler Integration erfolgen die unter Kap. 5.1.2 bis Kap. 5.1.9 beschriebenen Schritte, wie z.B. der Aufbau von Know-How, die Sammlung von Daten, die Entwicklung von KI-Modellen, die Anpassung von Prozessen sowie der Aufbau und die Anbindung von Datenbanken, weitgehend innerhalb des Unternehmens. Gerade bei einer im Hinblick auf die

---

<sup>569</sup> Vgl. Hübner, 1987

<sup>570</sup> Vgl. Fontana, 2021

breite Einführung in Versicherungsunternehmen noch neuen und sich schnell entwickelnden Technologie wie der künstlicher Intelligenz besteht bei hoher vertikaler Integration die Chance, eigene KI-Fähigkeiten aufzubauen und diese für die verschiedenen Wertschöpfungsstufen zu nutzen, Innovationen voranzutreiben und dadurch Wettbewerbsvorteile zu generieren bei vermindertem Risiko, dass Wettbewerber diese Innovationen ebenfalls zu einem frühen Zeitpunkt nutzen können. Bei Unternehmen mit einem hohen vertikalen Integrationsgrad besteht darüber hinaus die Chance, Synergien im Hinblick auf die Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz zwischen den verschiedenen Wertschöpfungsstufen zu nutzen. Zusätzlich bestehen in der Regel bessere Möglichkeiten das geistige Eigentum an KI-Systemen zu schützen, da erstens Abhängigkeiten von externen Partnern geringer sind und zweitens entsprechende Kompetenzen zum Schutz des geistigen Eigentums nur einmal über alle Wertschöpfungsstufen aufgebaut werden müssen. Schließlich bestehen bei einem hohen Grad vertikaler Integration Chancen, sich ergänzende Daten über die verschiedenen Stufen der Wertschöpfungskette zu sammeln und diese als Grundlage für die Arbeit von KI-Algorithmen zu nutzen.

Im Gegensatz dazu werden Versicherer bei der Zusammenarbeit mit externen Partnern sowohl aus regulatorischen Gründen als auch aus Schutzgründen immer bestrebt sein, den Umfang der an die Partner zu liefernden Daten auf ein notwendiges Minimum zu beschränken. Dies führt jedoch dazu, dass damit weitergehende Nutzungsmöglichkeiten von Daten und KI-Systemen eingeschränkt werden. Bei Fragestellungen hinsichtlich der Tiefe der vertikalen Integration ist darüber hinaus zu berücksichtigen, dass sich Geschäftsmodelle externer Partner im Laufe der Zeit ändern können und ursprünglich aus Wettbewerbsgesichtspunkten unkritische Datenlieferungen im Zuge eines weiterentwickelten Geschäftsmodells eines externen Partners kritisch werden können. Dies kann z.B. der Fall sein, wenn solcher ein externer Partner Wertschöpfungsschritte übernimmt, die er bisher nicht abgedeckt hatte und damit in einen Wettbewerb zum beauftragenden Unternehmen eintritt. Darüber hinaus ist zu berücksichtigen, dass sich Eigentümerstrukturen externer Partner ändern und Wettbewerber externe Partner übernehmen können.

Ein Beispiel dafür ist der Prüfdienstleister Control Expert, der zunächst manuelle Prüfungen von Reparaturechnungen für Kraftfahrzeuge vorgenommen hat und inzwischen für einen Großteil des deutschen Versicherungsmarktes auf Basis von Daten der Versicherer und selbst entwickelten KI-Modellen diese Rechnungsprüfungen weitgehend digital vornimmt. Darüber hinaus hat sich das Geschäftsmodell vom ursprünglichen Lieferanten von Prüfergebnissen zu einzelnen Werkstattrechnungen hin zum umfassenden Anbieter von Digitalisierungslösungen für Versicherer deutlich weiterentwickelt. Control Expert, als Marktführer im Bereich der Belegprüfung für Reparaturechnungen, wurde im Jahr 2020 von der Allianz, dem größten deutschen Versicherer, mehrheitlich übernommen.<sup>571</sup>

Dieses Beispiel zeigt, dass im Hinblick auf die vertikale Integration von KI-Fähigkeiten für Versicherer frühzeitig Chancen und Risiken abzuwägen sind und dabei verschiedene Entwicklungsszenarien für das eigene Unternehmen, für Wettbewerber und für potenzielle Partner mit zu berücksichtigen sind.

---

<sup>571</sup> Vgl. Allianz X, 2020



Unabhängig vom Grad der vertikalen Integration werden sich Unternehmen vermehrt von spezialisierten und abgegrenzten Produktionseinheiten hin zu offenen und auf Kollaboration ausgerichteten Organisationen entwickeln.<sup>572</sup> Dadurch werden bisherige Branchenstrukturen zunehmend diagonalen Plattformstrukturen mit vernetzten Datenströmen zwischen Unternehmen derselben und verschiedener Branchen weichen. Durch diese stärker vernetzten Zusammenarbeitsformen und Informationsströme ergeben sich höhere Wertschöpfungspotenziale für KI-Systeme als innerhalb von Branchen und Unternehmen. Um diese höheren Wertschöpfungspotenziale heben zu können, ist die o.g. Entwicklung von KI-Modellen, die Anpassung von Prozessen, der Aufbau von Datenbanken, der Aufbau von Know-How, die Entwicklung von Innovationen und der Schutz des geistigen Eigentums notwendig ohne dabei die Abhängigkeit von externen Partnern bei Schlüsselkompetenzen zu groß werden zu lassen. Dabei können strategische Partnerschaften, bei denen die gegenseitigen Interessen ausbalanciert und verbindlich vereinbart werden (vgl. Kap 5.1.4), helfen.

### **Positionierung durch Datengewinnung, Standardisierung und Aufbau von Ökosystemen**

Unternehmen, denen es gelingt, Daten von Kunden zu erhalten, indem sie ihren Kunden einen Vorteil für die Datennutzung geben, können diese Daten als Grundlage für KI-Algorithmen nutzen und damit ihre Produkte und Services verbessern.<sup>573</sup> Wenn durch verbesserte Produkte und Services weitere Kundennachfrage und Bereitschaft zur Datenüberlassung generiert werden kann, führt dies zu einem sich selbst verstärkenden Effekt (ebd.).

In der Versicherungswirtschaft sind erste Ansätze für die Belohnung von Kunden für deren Bereitstellung von Daten zu erkennen. Bei Telematiktarifen in der Kraftfahrzeugversicherung oder bei Gesundheitstarifen in der Krankenversicherung erhalten Kunden Prämiennachlässe dafür, dass die Unternehmen auf Basis der ermittelten Bewegungsdaten beim Autofahren oder der Daten in Bezug auf gesundheitsrelevantes Verhalten risikoadäquatere Prämien kalkulieren können.<sup>574</sup> Diese niedrigeren Prämien bieten insbesondere für preisbewusste und risikobewusste Kunden einen Vorteil, während weniger risikobewusste Kunden tendenziell eher zu klassisch kalkulierten Tarifen tendieren.

Wenn es Unternehmen gelingt, durch mehr und bessere Daten mehr Kunden zu gewinnen und ihren Marktanteil immer weiter zu vergrößern, dann können diese Unternehmen immer mehr in die Position kommen, Standards für Produkte oder Services maßgeblich zu beeinflussen oder sogar derartige Standards durchzusetzen.<sup>575</sup> Wenn neben einer ausreichend großen Marktmacht zusätzlich noch Netzwerkeffekte zweiter Ordnung wirken (vgl. Kap. 5.1.1), wie dies z.B. bei Telematiktarifen oder Gesundheitstarifen der Fall ist, so werden die Produkte mit jedem weiteren Kunden und mit den aus den KI-Algorithmen generierten Daten immer risikoadäquater und bieten entsprechende Vorteile für risikobewusste Kunden, so dass sich die Möglichkeiten Standards zu definieren, weiter verbessern können. Ausgeprägte Standards wiederum können zur Bildung von Ökosystemen beitragen. Standards fördern die Interopera-

---

<sup>572</sup> Vgl. Vöpel, 2018

<sup>573</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>574</sup> Vgl. The Geneva Association, 2018

<sup>575</sup> Vgl. Fontana, 2021

bilität verschiedener Unternehmen innerhalb eines Ökosystems, bilden eine Grundlage für gemeinsame Weiterentwicklungen und Innovationen in einem Ökosystem und können dazu beitragen, Kostenvorteile innerhalb eines Ökosystems zu realisieren. Da in vielen Unternehmen Kompetenzen und Ressourcen zur Implementierung und Nutzung von KI-Systemen nicht in ausreichendem Umfang zur Verfügung stehen, die Nutzung von KI-Systemen aber immer mehr wettbewerbsrelevant wird, ist zu erwarten, dass Wertschöpfung zunehmend kollaborativ erfolgt und dadurch Ökosysteme entstehen.<sup>576</sup> Dies bietet Chancen für die Unternehmen, die die Kompetenzen und Ressourcen zur Nutzung von KI-Systemen aufbauen, extensiv Daten zu sammeln, Standards zu setzen und Ökosysteme zu gestalten.

So können beispielsweise beim größten deutschen Kraftfahrzeug-Versicherer, der HUK Coburg, Kunden von risikoadäquaten Versicherungsprämien eines Telematiktarifs profitieren und gleichzeitig baut der Versicherer gemeinsam mit einigen Wettbewerbern ein Portal für Mobilitätsdienstleistungen, wie z.B. Zulassungen, Finanzierungen, Wartungsarbeiten, Reparaturen sowie Abgas- und Hauptuntersuchungen, auf.<sup>577</sup> Es gibt also in der Versicherungswirtschaft Ansätze für den Aufbau von Ökosystemen, diese Ansätze befinden sich aktuell jedoch noch in einer frühen Phase.

### **Übergreifende Sammlung und Nutzung von Daten zur Gestaltung neuer Produkte und Services**

Durch die Sammlung von großen Mengen von Daten und die Verwendung von KI-Systemen zur Erkennung von Mustern in diesen Daten können neue Produkte gestaltet werden.<sup>578</sup> Gerade künstliche Intelligenz ist eine Technologie, mit deren Hilfe Innovationen betrieben sowie neue Produkte und Services gestaltet werden können.<sup>579</sup>

Neben den bereits erwähnten Telematiktarifen in der Kraftfahrzeugversicherung und den Gesundheitstarifen in der Krankenversicherung gibt es zahlreiche Anwendungsgebiete, in denen durch KI-unterstützte Auswertung großer Datenmengen neue, deutlich risikoadäquatere Produkte kreiert werden können. So erfolgt mit Hilfe des Zonierungssystems für Überschwemmungen, Rückstau und Starkregen (ZÜRS) der deutschen Versicherer<sup>580</sup> eine Eingruppierung von Gebäuden in vier Gefährdungsklassen für Überschwemmungen, die bei der Kalkulation der Versicherungsprämien für Elementargefahren genutzt werden. Außerdem wurden drei Gefährdungsklassen für Starkregen für alle Gebäude in Deutschland eingeführt. Schließlich können mit Hilfe von ZÜRS für jeden Standort Risiken in Bezug auf Umweltschäden nach dem Umwelthaftungsgesetz ermittelt werden. ZÜRS bietet damit einerseits eine wertvolle Hilfe bei der Kalkulation von Prämie für die Risiken Überschwemmung, Rückstau und Starkregen in der Gebäude- und die Hausratversicherung. Andererseits liefert ZÜRS mit den vier Gefährdungsklassen für Überschwemmung und drei Gefährdungsklassen für Starkregen nur eine Einteilung des jeweiligen Gefährdungspotenzials auf einer diskreten Skala. Darüber hinaus ist das Gefährdungspotenzial durch die Risiken Sturm und Hagel nicht mit ZÜRS ermittelbar. Selbst bei

---

<sup>576</sup> Vgl. Kett, Evcenko, Falkner, Frings, & Neuhüttler, 2021

<sup>577</sup> Vgl. SDA SE Open Industrie Solutions, 2021

<sup>578</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>579</sup> Vgl. Miller, 2021

<sup>580</sup> Vgl. GDV e.V., 2023

Versicherern liegen für diese Gefahren in der Regel keine nach Regionen differenzierten Informationen vor. Die Genauigkeit der mit Hilfe von ZÜRS ermittelbaren Gefährdungseinschätzung hängt zudem stark von der Korrektheit und Aktualität der gemeldeten Daten ab.

Mit Hilfe von KI-Systemen auf Basis aktueller und präziser Daten zu historischen Unwetterereignissen aller in einen Gebäude- oder Hausrattarif inkludierten Risiken und aktueller Wetterdaten, die über spezialisierte Wetterdienst zu beziehen sind, können deutlich genauere und umfassendere Versicherungsprodukte kreiert werden, die die Kalkulation einer risikoadäquateren Prämie ermöglichen. Darüber hinaus können bei entsprechendem Gefährdungspotenzial spezifische bauliche Präventionsmaßnahmen empfohlen werden, wie z.B. verstärkte Fenster im unteren Gebäudebereich, verstärkte Dachziegeln oder Dachziegelverankerungen, die für höhere Sturmklassen geeignet sind. Bei Umsetzung solcher Präventionsmaßnahmen können geringere Prämien oder finanzielle Beteiligungen für die Maßnahmen vorgesehen werden. Darüber hinaus können kurzfristige Warnungen vor akuten wetterbedingten Bedrohungen versandt und nach Extremwettern mit Hilfe von Sensoren automatisch Beschädigungen überprüft und ggf. digital gemeldet sowie ggf. erste Maßnahmen zur Schadenminderung eingeleitet werden. Das Beispiel zeigt, dass in der Versicherungswirtschaft durch umfassende und präzise Daten und dem Einsatz von KI-Systemen neue Produkte und Services generiert werden können, die deutlich über die heutige Funktion klassischer Versicherungsprodukte im Sinne des finanziellen Ausgleichs eines entstandenen Schadens hinausgehen und umfassend Informations-, Präventions- und Warnfunktionen, die bereits vor Eintritt eines Schadens wirken, beinhalten können.<sup>581</sup>

Große Mengen von Daten, in denen KI-Systeme Muster erkennen, können nicht nur für Versicherungsprodukte, sondern auch für Services im Kontext der einzelnen Wertschöpfungsstufen eines Versicherers genutzt werden. So gibt es heute bereits Beispiele für schnelle Ermittlungen von Schadenhöhen auf Basis von Bildern von beschädigten Objekten. Diese Schadenhöhenermittlung funktioniert derzeit in der Regel gut bei vergleichsweise einfachen Beschädigungen. Mit zunehmender Datenvielfalt und Varianz der Daten können bei vorliegenden Ressourcen und Fähigkeiten immer komplexere Schadenbilder analysiert und den Kunden innerhalb kurzer Zeit ein Vorschlag für eine zügige Direktauszahlung unterbreitet bzw. Reparaturmöglichkeit durch Partner angeboten werden. KI-Systeme können dabei heute noch durch Menschen durchzuführende Prüfarbeiten übernehmen und dadurch Ergebnisse in deutlich kürzerer Zeit liefern.

Unternehmen, die mit Hilfe von Daten, Ressourcen und Fähigkeiten neue Produkte schaffen, die für Kunden einen Mehrwert bieten, erhalten durch neue Kunden mehr Daten, die wiederum zur Optimierung der Produkte genutzt werden können. So wird eine sich selbst verstär-

---

<sup>581</sup> Vgl. Eling, Nüssle, & Staubli, 2021

kende Optimierung von Produkten mit Vorteilen für Kunden und Unternehmen in Gang gesetzt.<sup>582</sup>

### **Disruption mit Hilfe von KI-Systeme**

Gemäß Clayton Christensen<sup>583</sup> gibt es zwei Arten von Innovationen: Inkrementelle Verbesserungen bestehender Produkte und Dienstleistungen sowie disruptive Änderungen, die dadurch gekennzeichnet sind, dass sie bestehende Marktbedingungen verändern. Etablierte Unternehmen sind oft stark auf ihre bestehenden Kunden ausgerichtet und konzentrieren sich darauf, ihre aktuellen Geschäftsmodelle zu schützen. Die Tendenz zum Schutz bestehender Geschäftsmodelle wird oft durch knappe Ressourcen, Risikoaversität sowie den auf Stabilität und Effizienz ausgerichteten Unternehmensorganisationen und -kulturen verstärkt. Dies führt dazu, dass in etablierten Unternehmen vornehmlich nach Verbesserungen bestehender Produkte oder Dienstleistungen gesucht wird und Marktbedingungen oft über lange Zeit stabil bleiben.

Künstliche Intelligenz hat im Gegensatz dazu in vielen Branchen das Potenzial disruptive Veränderungen auszulösen.<sup>584, 585</sup> Um das disruptive Potenzial künstlicher Intelligenz nutzen zu können, müssen neue, datengetriebene Geschäftsmodelle entwickelt werden.<sup>586</sup> Dies kann grundsätzlich dadurch erfolgen, dass mit Hilfe künstlicher Intelligenz Kundenbedürfnisse neu erkannt bzw. spezifischer erkannt werden und Produkte auf diese Bedürfnisse exakt zugeschnitten werden. Dadurch können Produkte kundenspezifisch und zu geringeren Preisen angeboten werden, da für Kunden nicht notwendige Produktfeatures weggelassen werden können und dadurch die Möglichkeit besteht, Kosten zu reduzieren. Die reduzierten Preise können wiederum an den Kunden weitergegeben werden und damit zu verstärkter Nachfrage und Wachstum führen.

In der Versicherungswirtschaft wird das Geschäftsmodell des Insuretechs Lemonade als disruptiv angesehen.<sup>587</sup> Lemonade verfolgt einen kundenzentrierten Ansatz und setzt auf schnelle Antragsverfahren und einfache Schadenregulierungsprozesse auf digitaler Basis und mit künstlicher Intelligenz.<sup>588, 589</sup> Lemonade nutzt künstliche Intelligenz, um Prozesse zu automatisieren und dadurch Kosten zu senken sowie zur schnellen Ermittlung von Schadenhöhen damit Schadenprozesse beschleunigt abgewickelt werden können. Außerdem kommen mehrere KI-Algorithmen bei der Betrugsprüfung zum Einsatz. Lemonade hat eine neue Prämienstruktur, bei der feste Gebühren für bestimmte Dienstleistungen des Insuretechs veranschlagt werden. Der nach Abzug der Schadenaufwände verbleibende Gewinn wird unter Beteiligung der Kunden an soziale Projekte vergeben.<sup>590</sup> Dadurch will das Insuretech den klassischen Konflikt zwischen dem Versicherer und den Versicherten im Hinblick auf Klärung eines Schadensfalls und dessen Höhe auf Konformität zu den oft komplizierten Versicherungsbedingungen

---

<sup>582</sup> Vgl. Fontana, 2021

<sup>583</sup> Vgl. Christensen, 1997

<sup>584</sup> Vgl. Bitkom, 2017

<sup>585</sup> Vgl. Bruhn & Hadwich, 2021

<sup>586</sup> Vgl. Valentowitsch, 2021

<sup>587</sup> Vgl. Zarif, Holland, & Milne, 2019

<sup>588</sup> Vgl. Krüger, 2021

<sup>589</sup> Vgl. Maas, Meichtry, & Steiner, 2019

<sup>590</sup> Vgl. Catlin & Lorenz, 2017

reduzieren. Dabei macht das Insuretech die Entscheidungsfindung gegenüber den Kunden möglichst transparent.<sup>591</sup> Die konsequent digitalen Prozesse erlauben Lemonade gute Skalierungsmöglichkeiten. Lemonade hat seit seiner Gründung in verschiedenen Märkten beeindruckende Wachstumsraten generieren können.

Lemonade sammelt systematisch enorme Mengen von Daten.<sup>592</sup> Durch die Nutzung dieser Daten und die Erzeugung weiterer Daten durch KI-Algorithmen wirken Netzwerkeffekte. Vorhandene und neue Nutzer können durch die durch das Netzwerk der Nutzer erzeugten Daten profitieren, wodurch sich die Chance für beschleunigtes Wachstum ergibt. Bei derartigen Netzwerkeffekte ist das Verhältnis zwischen Datenmenge und Nutzen nicht linear, sondern exponentiell, so dass die Aufholung von Größenvorteilen durch den Wettbewerb ab einem bestimmten Zeitpunkt in der Praxis kaum mehr möglich ist.<sup>593</sup> Durch einen solchen Effekte besteht die Chance, die vorhandenen Marktbedingungen zu verändern und damit eine disruptive Entwicklung auszulösen.

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 40) stellt die Checkliste für die Generierung von Wettbewerbsvorteilen durch die Einführung künstlicher Intelligenz dar.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zehnten Stufe	
<b>Generierung von Wettbewerbsvorteilen</b>	Wettbewerbsvorteile generieren unter Berücksichtigung <ul style="list-style-type: none"> <li>• umfassender Überlegungen zur Tiefe der vertikalen Integration von KI-Systemen unter Berücksichtigung eigener Anfangsinvestitionen, der Dauer des Aufbaus eigener Fähigkeiten, der Abhängigkeit von Partnern u. Mitarbeitern, des Potenzials sich ergänzender Daten verschiedener Wertschöpfungsstufen, der künftigen Ausrichtungen von Partnern u. Wettbewerbern sowie des Schutzes des geistigen Eigentums</li> <li>• der Positionierung durch Datengewinnung durch Generierung von Kundennutzen, zunehmender Beeinflussung oder Definition von Standards und dem Aufbau von Ökosystemen</li> <li>• übergreifender Sammlung und Nutzung von Daten zur Gestaltung neuer Produkte und Services, die deutlich über den klassischen finanziellen Ausgleich entstandener Schäden hinausgehen</li> <li>• Disruption durch KI-Systeme durch neue, datengetriebene Geschäftsmodelle, kundenspezifische Angebote u. Produkte, Möglichkeiten der Generierung von Kostenvorteilen u. Schaffung von Anreizen für risikoaverses Verhalten sowie Schaffung von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung</li> </ul>

Abb. 40: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details der zehnten Stufe (eigene Darstellung)

<sup>591</sup> Vgl. Wennker, 2020

<sup>592</sup> Vgl. Wennker, 2020

<sup>593</sup> Vgl. Ballestrem & Hack, 2020

## 5.2 Zusammenfassung

Mit dem in den Kapiteln 5.1.1 bis 5.1.10 dargestellten zehnstufigen Ansatz liegt ein theoriebasiertes, prototypisches Modell zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft vor. Dabei wurde der im Kapitel 3.4 hergeleiteten Klassifikation der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft besonders Rechnung getragen, so dass – unter Berücksichtigung unternehmensspezifischer Besonderheiten – eine geeignete Reihenfolge für die aufgeführten Maßnahmen im Hinblick auf die Wertschöpfungsstufen gewählt werden kann. Durch die Berücksichtigung des im Kapitel 4 dargestellten Modells einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine im Rahmen der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz finden darüber hinaus das Zusammenwirken von Mensch und Maschine, die dafür notwendigen Veränderungsprozesse und kulturelle Aspekte besondere Beachtung.

Künstliche Intelligenz ist ein bedeutendes und breit diskutiertes Thema in Wirtschaft und Gesellschaft. Gemäß zahlreicher Studien beschäftigen sich Politik, Sozialpartner, Unternehmen und Forschungseinrichtungen mit den möglichen Auswirkungen künstlicher Intelligenz auf Gesellschaft, Märkte, Unternehmen, Wertschöpfungsketten und Produkte.<sup>594</sup> Im Gegensatz zu dieser breiten Auseinandersetzung verläuft die Einführung künstlicher Intelligenz in den Unternehmen bisher noch verhalten. So betrug beispielsweise der Anteil der Unternehmen, die KI-Systeme in ihren Produkten, Dienstleistungen und internen Prozessen einsetzen, gemäß einer Studie des BMWi im Jahr 2019 industrieübergreifend nur ca. 6%.<sup>595</sup> Eine Erhebung des Fraunhofer Instituts kommt für das Jahr 2019 zu dem Ergebnis, dass bei nur 16% der Unternehmen mindestens eine konkrete Anwendung zur künstlichen Intelligenz im Einsatz ist.<sup>596</sup> Dabei ist häufig festzustellen, dass der Einsatz künstlicher Intelligenz in vielen Unternehmen bisher oft nur punktuell erfolgt oder noch nicht über einen Testbetrieb hinausgeht.<sup>597</sup>

Um den Einsatz künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft zu unterstützen, bedarf es der Erfüllung der im Kap. 3.3 dargestellten Voraussetzungen. Wie ausführlich im Kap. 3.4 hergeleitet, werden diese Voraussetzungen in den verschiedenen Wertschöpfungsstufen unterschiedlich erfüllt. Unter Berücksichtigung unternehmensspezifischer Besonderheiten sollte die hergeleitete Klassifikation der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen ebenso wie der in Kap. 4 beschriebene Ansatz des Zusammenwirkens von Mensch und Maschine bei der Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft und der hergeleiteten neuen und veränderten Rollen und Kompetenzen beachtet werden. Um systematisch bei der Einführung künstlicher Intelligenz vorzugehen, bedarf es eines Modells, das bisher für die Versicherungswirtschaft und unter Berücksichtigung der genannten Klassifikation der Wertschöpfungsstufen und der kollaborativen Intelligenz nicht vorgelegen hat.

---

<sup>594</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021

<sup>595</sup> Vgl. BMWi, 2020

<sup>596</sup> Vgl. Bauer, Ganz, Hämmerle, & Renner, 2019

<sup>597</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021

Das vorliegende prototypische Modell zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft, das aus verschiedenen industrieübergreifenden Modellen mit jeweils unterschiedlichen Schwerpunkten erarbeitet und an die Spezifika der Versicherungswirtschaft adaptiert worden ist, bietet eine Struktur und einen Leitfaden für die Einführung künstlicher Intelligenz. Es kann dabei helfen, die Komplexität der Einführung in den verschiedenen Dimensionen im Vorfeld richtig zu erfassen und eine geeignete Planung für das jeweils konkrete Vorhaben unter Berücksichtigung der spezifischen Situation und der Rahmenbedingungen vorzunehmen. Die Reihenfolge der zehn Stufen des Modells liefert einen Anhaltspunkt für die Reihenfolge der Umsetzung. Die zehn Stufen werden jedoch nicht sequentiell durchlaufen, sondern in der Praxis wird es – in Abhängigkeit von der jeweiligen unternehmensspezifischen Situation – zu überlappenden und iterativen Umsetzungen mehrerer Stufen kommen. Das Modell kann dabei eine Grundlage für die Kommunikation der mit der Einführung betrauten Personen untereinander sowie für die Kommunikation mit diversen Stakeholdern sein. Im Hinblick auf die Risikominimierung kann das Modell dazu beitragen, unter Berücksichtigung der spezifischen Unternehmenssituation potenzielle Risiken im Zusammenhang mit der Einführung künstlicher Intelligenz frühzeitig zu erkennen und rechtzeitig geeignete Gegenmaßnahmen aufzusetzen. Insgesamt kann das Modell dabei helfen, die bei vielen Versicherern laufende oder anstehende Einführung künstlicher Intelligenz in einen Rahmen einzubetten, die bestehenden Risiken zu identifizieren und zu reduzieren sowie die Chancen künstlicher Intelligenz zu erkennen und zu nutzen.

Die unten stehende Abbildung (vgl. Abb. 41) zeigt die aus den einzelnen Stufen der Kapitel 5.1.1 bis 5.1.10 zusammengefasste Checkliste des prototypischen Modells zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft.

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details	
<b>Analyse und Identifikation von Wettbewerbsvorteilen</b>	<p>Ermittlung von Wettbewerbsvorteilen durch ein Portfolio von Use-Cases unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• der geeigneten Techniken der künstlichen Intelligenz für die zu lösenden Anwendungsprobleme</li> <li>• der Rangfolge der versicherungsspezifischen Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen für eine erfolgreiche KI-Transformation</li> <li>• künftiger Einsatzmöglichkeiten künstlicher Intelligenz für die Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette</li> <li>• der Abdeckung der gesamten versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette</li> <li>• der beiden Nutzenkategorien „Reduktion von Kosten“ und „Stärkung des Wachstums“</li> <li>• von Services, die die Produkte ergänzen</li> <li>• von Netzwerkeffekten erster Ordnung und im Folgeschritt dann Netzwerkeffekte zweiter Ordnung</li> </ul>
<b>Definition der Initiierungsphase</b>	<p>Festlegung des Start-Prozesses für die Einführung von KI-Algorithmen unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Einer Auswahl einfacher Use-Cases mit einfachen Fragen oder Hypothesen aus dem im ersten Schritt erarbeiteten Portfolio</li> <li>• des Tests verschiedener Techniken der künstlichen Intelligenz</li> <li>• von drei kulturellen Aspekte (1. interdisziplinäre Zusammenarbeit, 2. Entscheidungen auf Basis von Daten und Prognosen und 3. agilen Vorgehensweisen)</li> <li>• einer möglichst einfachen Datenbasis</li> <li>• eines einfachen analytischen Modells</li> <li>• des Netzwerkeffekts erster Ordnung</li> </ul>
<b>Gestaltung des notwendigen Transformationsprozesses</b>	<p>Initiierung von Veränderungen durch</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Fokus der Führungskräfte auf Erklärung des Sinns der Einführung von KI-Systemen und Unterstützung der Mitarbeiter bei der Veränderung ihrer Rollen, präventive Ermittlung von Einführungshindernissen und deren Lösungsmöglichkeiten, Berücksichtigung ausreichender Ressourcen für nicht-technische Aspekte und Berücksichtigung eines ausgewogenen Verhältnisses von Komplexität, Umsetzungsdauer und Nutzen der Use-Cases</li> <li>• Aufbau crossfunktionaler Teams zur Entwicklung von KI-Algorithmen</li> <li>• Aufbau von Vertrauen in die Entscheidungsvorschläge von KI-Algorithmen, indem die Funktionsweise der Algorithmen erläutert und die kollaborative Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine erklärt wird</li> <li>• Entwicklung einer anpassungsfähigen, experimentierfreudigen und agilen Vorgehensweise</li> </ul>



Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details	
<b>Systematischer Aufbau von Kompetenzen</b>	<p>Entwicklung von Kompetenzen durch</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Etablierung einer breiten Wissensbasis zur Funktionsweise, den Chancen und den Risiken künstlicher Intelligenz in der gesamten Organisation</li> <li>• Wissensvermittlung zu den jeweils relevanten Inhalten an Unternehmensleitung, Führungskräfte und Mitarbeiter zielgruppengerecht und über verschiedene Lernformate</li> <li>• Berücksichtigung und Verknüpfung von individuellem und organisationalem Lernen</li> <li>• Festlegen und Nachhalten konkreter Lernziele und –prozesse</li> <li>• Berücksichtigung der Lerninhalte zur Einführung und zur Nutzung sowie zur Entwicklung künstlicher Intelligenz</li> <li>• Bildung strategischer Partnerschaften unter Berücksichtigung der dadurch entstehenden Abhängigkeiten</li> <li>• Anpassung der organisatorischen Entwicklung im Einklang mit dem zunehmenden Lernfortschritt</li> </ul>
<b>Entwicklung der Organisation</b>	<p>Organisatorische Entwicklung gestalten durch</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Aufbau und Entwicklung zentraler Aufgaben (z.B. Data-Governance, Recruitment, KI-Prozesse, Dienstleister-Management)</li> <li>• Aufbau und Entwicklung dezentraler Aufgaben (z.B. Gestaltung und Test von Use-Cases, Schulung, Prozessgestaltung, Ergebnismessung, Verarbeitung von Mitarbeiter- und Kunden-Feedback)</li> <li>• Entscheidung zu Ansiedlung hybrider Aufgaben (z.B. Modelloptimierung, Tool-Auswahl u. –Einführung, Know-How-Entwicklung, Gestaltung des Veränderungsprozesses, Datenbereitstellung, Performance-Messung, Skalierung) in Abhängigkeit vom KI-Reifegrad, der Komplexität des Geschäftsmodells sowie der Innovationsgeschwindigkeit und des erreichten Innovationslevels</li> </ul>
<b>Systematische Bereitstellung von Daten</b>	<p>Bereitstellung notwendiger Daten unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• der Erarbeitung, Einführung und Umsetzung einer ausgeprägten Data Governance</li> <li>• der Bereinigung und Ergänzung vorhandener Daten durch automatische und teilautomatische Prozesse sowie durch KI-Algorithmen</li> <li>• der Nutzung von Kundendaten unter Wahrung gegenseitiger Interessen bei der vertraglichen Gestaltung</li> <li>• der Nutzung von Daten der Partner und Dienstleister, mit denen eine Win-Win-Situation angestrebt werden sollte</li> <li>• der verantwortungsvollen Nutzung von Daten aus öffentlichen Quellen</li> <li>• der Speicherung und Verarbeitung von Prozessdaten, um daraus Muster zur Optimierung von Prozessen abzuleiten</li> <li>• von Produkten oder Services, die einen Netzwerkeffekt zweiter Ordnung ermöglichen</li> </ul>

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details	
<b>Entwicklung von Modellen und prozessuale Adaption</b>	<p>Entwicklung von Modellen und Anpassung von Prozessen unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• der Wahl eines geeigneten KI-Verfahrens in Abhängigkeit vom jeweiligen Anwendungsproblem sowie den für das Modell erforderlichen und in der Praxis verfügbaren Daten</li> <li>• einer zu wählenden Metrik zur Bewertung der Modellgüte</li> <li>• der je nach gewähltem KI-Verfahren notwendigen Vorbereitung der Daten (z.B. Markierungen der Daten)</li> <li>• der je nach Anwendungsproblem zu beantwortenden Frage der Interpretierfähigkeit der Modellergebnisse</li> <li>• der Grenzen des gewählten Modells</li> <li>• der Anpassung der Prozesse</li> <li>• der Gestaltung der veränderten Mensch-Maschine Interaktion</li> <li>• der komplementären Arbeitsgestaltung zwischen Mensch und Maschine gemäß der fünf Kriterien ‚Koordination‘, ‚Arbeitsteilung‘, ‚Lernen‘, ‚Adaptivität‘ und ‚Empowerment‘ der Interaktionsstufe ‚Mensch &amp; KI‘</li> </ul>
<b>Evaluierung der Effektivität</b>	<p>Wirkung messen unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• des Kontexts des zu Grunde liegenden Anwendungsproblems, der Klassenverteilung der Ergebnisse sowie der beim entwickelten KI-Modell für das Anwendungsproblem auftretenden Fehler und der Kosten dieser Fehler</li> <li>• eines geeigneten Verfahrens zur Messung der Güte des KI-Modells unter Beachtung der Vor- und Nachteile des Verfahrens und insbes. der zu erwartenden Kosten der Fehler des KI-Modells</li> <li>• des Nutzens für unterschiedliche Folgeprozessschritte für verschiedene Ausgabewerte des KI-Modells bei zuvor festgelegten weiteren Parametern für die Umsetzung der Folgeprozessschritte</li> <li>• der dynamischeren Entwicklung des Nutzens von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung im Vergleich zum Nutzen von Netzwerkeffekten erster Ordnung</li> <li>• der Effizienz des KI-Algorithmus</li> </ul>
<b>Systematische Optimierung von Modellen und Prozessen</b>	<p>Bedarf zur Optimierung der KI-Modelle durch</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• Änderung fachlicher Anforderungen</li> <li>• neue oder wegfallende Daten</li> <li>• sich im Vergleich zu den Trainingsdaten ändernden Daten (Concept Drift oder Data Drift)</li> <li>• technische Fortschritte der zugrundeliegenden KI-Verfahren</li> <li>• Behebung von Fehlern in den KI-Modellen oder Prozessen</li> <li>• Anpassungen an Vorgaben zum Datenschutz und der IT-Sicherheit oder neue Vorgaben zum Datenschutz und der IT-Sicherheit</li> </ul>

Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Details	
<b>Generierung von Wettbewerbsvorteilen</b>	<p>Wettbewerbsvorteile generieren unter Berücksichtigung</p> <ul style="list-style-type: none"><li>• umfassender Überlegungen zur Tiefe der vertikalen Integration von KI-Systemen unter Berücksichtigung eigener Anfangsinvestitionen, der Dauer des Aufbaus eigener Fähigkeiten, der Abhängigkeit von Partnern u. Mitarbeitern, des Potenzials sich ergänzender Daten verschiedener Wertschöpfungsstufen, der künftigen Ausrichtungen von Partnern u. Wettbewerbern sowie des Schutzes des geistigen Eigentums</li><li>• der Positionierung durch Datengewinnung durch Generierung von Kundennutzen, zunehmender Beeinflussung oder Definition von Standards und dem Aufbau von Ökosystemen</li><li>• übergreifender Sammlung und Nutzung von Daten zur Gestaltung neuer Produkte und Services, die deutlich über den klassischen finanziellen Ausgleich entstandener Schäden hinausgehen</li><li>• Disruption durch KI-Systeme durch neue, datengetriebene Geschäftsmodelle, kundenspezifische Angebote u. Produkte, Möglichkeiten der Generierung von Kostenvorteilen u. Schaffung von Anreizen für risikoaverses Verhalten sowie Schaffung von Netzwerkeffekten zweiter Ordnung</li></ul>

Abb. 41: Inkrementeller zehnstufiger Ansatz zur Einführung künstlicher Intelligenz - Zusammenfassung (eigene Darstellung)

---

## 6 Ausblick

Der deutsche und internationale Versicherungsmarkt befindet sich in einer herausfordernden Situation. Dabei prägen laut dem Gesamtverband der Versicherer vor allen Dingen vier Trends die künftige Entwicklung maßgeblich:<sup>598</sup>

### **Klimawandel**

Die Folgen des Klimawandels sind bereits heute an vielen Stellen auf der Welt spürbar. Als Risikoträger sind Versicherer in Folge steigender Gefahren durch Naturkatastrophen und dem damit steigenden Risiko von Schäden von den Auswirkungen des Klimawandels besonders betroffen. Versicherer müssen mit dem Risiko steigender Schäden umgehen können und sich dabei fragen, welche Risiken zu welchen Prämien versicherbar sind. Für bestimmte Risiken in Regionen, die von den Folgen des Klimawandels besonders bedroht sind, kann es möglich sein, dass diese nicht mehr zu vertretbaren Prämien versicherbar sind. Der Klimawandel hat darüber hinaus Auswirkungen auf die Investitionsstrategie von Versicherern, da Versicherer als große Investoren den Wandel zu einer klimaneutralen Wirtschaft durch ihr Investitionsverhalten maßgeblich mitgestalten können und diesbezüglich immer höhere Erwartungen seitens Politik und Gesellschaft an die Versicherer gerichtet werden.

### **Prävention**

Der Prävention kommt eine immer größere Bedeutung zu. Neue geopolitische Risiken, komplexe globale Lieferketten, steigende Cyber-Risiken und steigende Gefahren von Naturkatastrophen verlangen nach zielgerichteten Maßnahmen, um direkte und indirekte Auswirkungen von Schäden bestmöglich zu mindern und Risiken mehr zu streuen. Dies erfordert, die komplexen Zusammenhänge von Ursachen für Schäden und deren Auswirkungen genauer zu analysieren und darauf aufbauend Angebote für Präventionsmaßnahmen anzubieten, die sowohl für Kunden attraktiv als auch für Versicherer wirtschaftlich tragbar sind.

### **Demografischer Wandel**

Durch den demografischen Wandel stehen künftig immer weniger Erwerbstätige immer mehr Rentnern gegenüber. Diese Veränderung der Demografie wirkt auf die gesamte Gesellschaft, auf die Unternehmen und auf jeden Einzelnen mit besonderen Auswirkungen auf die finanzielle Absicherung im Alter und auf die Gesundheitsversorgung. Dies hat Einfluss auf die Produkte und Services von Versicherern, um den geänderten Bedürfnissen und Risikoprofile einer alternden Bevölkerung und von Menschen mit veränderten Erwerbsbiografien besser gerecht werden zu können. Darüber hinaus sind Versicherer von der demografischen Entwicklung auch in ihrer eigenen Personalpolitik betroffen.

### **Digitalisierung**

Die Digitalisierung betrifft alle Industrien und nahezu alle Wertschöpfungsstufen. Dabei geht es für Versicherer um die Automatisierung von Prozessen oder Prozessschritten sowie um digitale Formen der Kommunikation mit Kunden, Vertriebspartnern, Dienstleistern und anderen

---

<sup>598</sup> Vgl. GDV e.V., 2023

Stakeholdern. Darüber hinaus bietet die Digitalisierung Möglichkeiten für veränderte oder neue Produkte und Services. Die maschinelle Analyse großer Datenmengen erlaubt ganz neue Erkenntnisse für nahezu alle Wertschöpfungsstufen. Mit Hilfe von KI-Systemen können Muster erkannt werden, die Menschen bisher verborgen geblieben sind und mit den generierten Erkenntnissen daraus können digitale Folgeprozesse aufgesetzt werden.

Diese vier Trends stehen nicht unabhängig nebeneinander, sondern zwischen diesen Trends bestehen zahlreiche Interdependenzen. Speziell die Digitalisierung kann mit dazu beitragen, die durch den demografischen Wandel bedingten Herausforderungen für die Personalpolitik zu bewältigen. Auch bei der Prävention kann die Digitalisierung dabei helfen, die richtigen Maßnahmen zielgerichtet ausfindig zu machen und einzusetzen. Je besser und präziser das Verständnis der Auswirkungen des Klimawandels ist, umso genauer können sich Versicherer im Hinblick auf die Versicherbarkeit und das Pricing darauf einstellen. Das heißt, auch beim Verständnis und beim Umgang mit dem Klimawandel kann die Digitalisierung helfen. Neben den drei erstgenannten Trends kommt also der Digitalisierung der Versicherungsbranche eine entscheidende Bedeutung zu. Künstliche Intelligenz gilt als eine Technologie, deren erfolgreicher Einsatz darüber mitentscheiden wird, wie die digitale Transformation der Versicherungswirtschaft gelingen wird. Die Umsetzung der digitalen Transformation wiederum kann Versicherern dabei helfen, sich gegenüber Wettbewerbern zu differenzieren oder neue Märkte zu erschließen. Daher kommt es sehr auf die Erfüllung der für die Einführung künstlicher Intelligenz notwendigen Voraussetzungen (vgl. Kap. 3.3) an. Um künstliche Intelligenz nutzen zu können, müssen sich Versicherer – parallel zu der Bewältigung der Herausforderungen durch die o.g. Trends – darauf konzentrieren, die dargestellten Voraussetzungen schrittweise zu erfüllen.

Künstliche Intelligenz hat das Potenzial, Wirtschaft und Gesellschaft nachhaltig zu verändern.<sup>599</sup> Künstliche Intelligenz bietet für alle Industrien und auch für die Versicherer für jede Stufe der Wertschöpfungskette Chancen (vgl. Kap. 3.5). Um diese Chancen nutzen zu können und dabei gleichzeitig die Grenzen von KI-Systemen und das Potenzial von Menschen zu berücksichtigen (vgl. Kap. 4.1), bedarf es eines kollaborativen Ansatzes, der gleichzeitig die Stärken von Menschen und von Maschinen zur Geltung bringt (vgl. Kap. 4.6). Um die Stärken der Menschen und die der Maschinen komplementär wirken zu lassen, müssen sozio-technische Systeme geschaffen werden, in denen die Faktoren Mensch, Technologie und Organisation aufeinander abgestimmt sind. Ein solches sozio-technisches System wird durch komplementäres Zusammenwirken von KI-Systemen mit Menschen, die ein KI-System betreiben oder die im Rahmen der Prozesse Aufgaben in Interaktion mit dem KI-System übernehmen, eingebettet in formale und informelle Strukturen und Abläufe, in denen diese Menschen mit den KI-Systemen zusammenwirken, bestimmt.<sup>600</sup> Dies bringt erhebliche und neue Herausforderungen für Versicherer mit sich, da die bisherigen Denkmuster oft dadurch geprägt waren, dass durch die Digitalisierung menschliche Arbeit einfach ersetzt wird, während das Denken in sozio-technischen Systemen die komplexere Suche nach dem Zusammenwirken von Mensch und Maschine erfordert. Diese Herausforderung ist zusätzlich vor dem Hintergrund des sich

---

<sup>599</sup> Vgl. Buxmann & Schmidt, 2021

<sup>600</sup> Vgl. Grote, 2018

abzeichnenden und voraussichtlich verstärkenden Fachkräftemangels zu betrachten, der einerseits weitere Digitalisierung erforderlich macht und andererseits ein stärkeres Eingehen auf die Bedürfnisse und Erwartungen von Arbeitnehmern verlangt. Hier gilt es in den nächsten Jahren sowohl durch Forschung als auch durch Praxisprojekte weiteres Wissen und Erfahrung aufzubauen.

Aufgrund der hohen Komplexität im Zusammenhang mit der Einführung von KI-Systemen sollten sich Praxisprojekte an einem Modell orientieren. Das in dieser Arbeit entwickelte prototypische Modell zur Einführung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft unter besonderer Berücksichtigung der Erfüllung der Voraussetzungen für die Einführung künstlicher Intelligenz der einzelnen Stufen der versicherungswirtschaftlichen Wertschöpfungskette sowie unter Beachtung einer kollaborativen Intelligenz zwischen Mensch und Maschine bietet eine Struktur und einen Rahmen für die Einführung von KI-Systemen. Damit kann es dazu beitragen, Risiken zu vermindern und Chancen zu nutzen.

Dazu gehört auch und vor allem der Zugang zu Daten, die effiziente und effektive Speicherung von Daten sowie der zum richtigen Zeitpunkt mögliche Zugriff auf Daten. Wirken mit Hilfe von KI-Systemen zusätzlich noch Netzwerkeffekte (vgl. Kap. 5.1.1), so kann ein erlangter Vorteil gegenüber Wettbewerbern von diesen ab einem bestimmten Zeitpunkt nicht mehr aufgeholt werden.<sup>601</sup> Aufgrund der benötigten Datenmengen und auch der enormen Investitionen, die damit verbunden sind, haben große Unternehmen dabei Vorteile gegenüber kleineren und mittleren (vgl. Kap. 3.1.5).

Während die theoretische Auseinandersetzung mit künstlicher Intelligenz industrieübergreifend immer mehr zunimmt, erfolgt die Umsetzung und Einführung in der Praxis bisher nur langsam.<sup>602</sup> Speziell die Versicherungswirtschaft hat im Vergleich zu anderen Industrien Aufholbedarf sowohl hinsichtlich der theoretischen Beschäftigung als auch in Bezug auf die praktische Einführung künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 3.1). Die Gründe für diesen Aufholbedarf liegen in dem hohen Veränderungsbedarf des traditionellen und auf Beständigkeit ausgelegten Geschäftsmodells, der oft siloartigen Organisationsstrukturen (vgl. Kap. 5.1.5), in den hohen regulatorischen Anforderungen, der hohen Bedeutung von Datenschutz und IT-Sicherheit für die Versicherungswirtschaft sowie in der Höhe der notwendigen Investitionen zur Erneuerung und Änderung von IT-Systemen und Prozessen.

Die in dieser Arbeit vorgenommene Klassifikation der Stufen der versicherungsspezifischen Wertschöpfungskette im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzung für die Einführung künstlicher Intelligenz (vgl. Kap. 3.4) kann für Versicherer eine Grundlage für die Standortbestimmung im Hinblick auf den im eigenen Unternehmen vorliegenden Grad der Erfüllung der Voraussetzungen je Wertschöpfungsstufe sein und eigenen Optimierungsbedarf aufzeigen. Im Hinblick auf die künftige Forschung sollten Studien zur Erhebung der Erfüllung der genannten Voraussetzungen bei Versicherungsunternehmen durchgeführt werden und daraus Ansatzpunkte für eine bessere Vorbereitung auf die Einführung künstlicher Intelligenz abgeleitet werden.

---

<sup>601</sup> Vgl. Ballestrem & Hack, 2020

<sup>602</sup> Vgl. Ganz, Friedrich, Hornung, Schneider, & Tombeil, 2021



Das in dieser Arbeit entwickelte Modell einer kollaborativen Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine (vgl. Kap. 4), bei dem weder ein technikzentrierter noch ein humanzentrierter Ansatz verfolgt wird, sondern der Fokus auf die komplementäre Nutzung der Stärken von Mensch und Maschine gelegt wird, liefert eine Grundlage für den Einsatz und die Nutzung künstlicher Intelligenz in der Praxis und zeigt den Handlungsbedarf im Hinblick auf zu entwickelnde Rollen und Kompetenzen bei Versicherern auf. Mit zunehmendem Einsatz von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft sollten Untersuchungen zur differenzierteren Ausgestaltung dieser Rollen und Kompetenzen unter Berücksichtigung des wichtigen Domänenwissens der einzelnen Wertschöpfungsstufen durchgeführt werden, um daraus weitere Ansätze für den Einsatz in der Praxis ableiten zu können.

Schließlich liefert das entwickelte zehnstufige Modell (vgl. Kap. 5) einen umfassenden Ansatz zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft. Damit liegt für den praktischen Einsatz ein Rahmen mit konkretem Bezug zur Versicherungswirtschaft vor, mit dem der Bogen von der Ermittlung von geeigneten Wettbewerbsvorteilen, über die verschiedenen Stufen der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz bis zur längerfristigen Generierung von Wettbewerbsvorteilen gespannt wird. Das zehnstufige Modell als Ganzes sowie auch jede einzelne der zehn Stufen können in der Praxis eine wertvolle Hilfe bei der Einführung und Nutzung von KI-Systemen sein. Jede Stufe des Modells beinhaltet dabei Ansätze für weitere Forschungsansätze. Beispielhaft sei die erste Stufe zur Ermittlung von Wettbewerbsvorteilen und die fünfte Stufe zur Entwicklung der Organisation herausgegriffen. Bei der ersten Stufe bieten sich weitere Forschungen zur Generierung von Netzwerkeffekten an. Netzwerkeffekte – und insbesondere solche zweiter Ordnung – bieten enorme Wettbewerbsvorteile, sind jedoch schwierig zu generieren. Durch Telematiktarife in der Kraftfahrzeugversicherung besteht die Chance, derartige Netzwerkeffekte zu entwickeln und systematisch zu nutzen. Hierzu gibt es aktuell jedoch noch zu wenig Erkenntnisse über die konkrete Wirkungsweise und deren Nutzung. Bei der fünften Stufe bieten sich Forschungsansätze zur differenzierteren Ausgestaltung zentraler, dezentraler und hybrider Organisationseinheiten im Zuge der Einführung künstlicher Intelligenz an. Dabei sollte tiefergehend untersucht werden, anhand welcher Kriterien eine Zuordnung einzelner Funktionen zu verschiedenen Organisationseinheiten erfolgen sollte und wie sich diese Zuordnung ggf. mit zunehmendem Reifegrad im Hinblick auf KI-Systeme in der Organisation entwickeln sollte.

In Zukunft werden mit Hilfe generativer KI (vgl. Kap. 2.2) neue Geschäftsmodelle entstehen und explainable KI (vgl. Kap. 2.2 u. Kap. 5.1.7) wird dazu beitragen, das notwendige Vertrauen in KI-Algorithmen bei der Verarbeitung persönlicher Daten von Kunden und Interessenten auszubauen.<sup>603</sup> Diese Entwicklungen tragen dazu bei, dass durch künstlicher Intelligenz weitere Chancen entstehen, Wettbewerbsvorteile zu generieren. Zum Einfluss dieser Entwicklungen speziell auf die Versicherungswirtschaft bedarf es ebenfalls weiterer Forschungsbemühungen, um daraus wiederum konkrete Ansätze für die Praxis ableiten zu können.

In wie weit Versicherer die Möglichkeiten künstlicher Intelligenz nutzen und wie zügig sie damit vorankommen werden, wird auch von der Ausgestaltung der regulatorischen Richtlinien

---

<sup>603</sup> Vgl. Marr, 2023

---

durch die Aufsichtsbehörden auf nationaler und internationaler Ebene abhängen. Aufsichtsbehörden befassen sich intensiv mit Regulierungsvorgaben für den Einsatz künstlicher Intelligenz. Der Rechtsrahmen für den Einsatz künstlicher Intelligenz sollte klar und verantwortungsvoll gestaltet werden. Die berechtigten Schutzinteressen von Kunden und Interessenten sollten dabei immer mit der Möglichkeit zur Nutzung der Chancen durch die Versicherer abgewogen werden. Dabei sollten KI-Systeme nicht pauschal bestimmten Regularien unterworfen werden, sondern ein risikobasierter Ansatz verfolgt werden, das heißt Schutzmechanismen müssen hinsichtlich ihrer Schutzwirkung adäquat im Hinblick auf die Risiken verschiedener KI-Algorithmen sein.

Es gibt zu mehreren Aspekten im Kontext der Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz unter besonderer Beachtung einer kollaborativen Intelligenz Ansätze zu weiterer Forschungsarbeit. Wie im Kapitel 3 ausgeführt, liegen bisher kaum wissenschaftliche Studien zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft und zu dem in dieser Industrie durch künstliche Intelligenz zu generierenden Nutzen vor. Durch künftige Studien, mit denen idealerweise Erkenntnisse auf Ebene der einzelnen Wertschöpfungsstufen generiert werden, könnte die in dieser Arbeit vorgenommene Klassifikation der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der analysierten Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz weiter verfeinert werden.

Während in der vorliegenden Arbeit die Versicherungswirtschaft als Ganzes betrachtet wurde, ist aufgrund verschiedener regulatorischer Vorgaben und Unterschieden in der Ausprägung der einzelnen Wertschöpfungsstufen der Personenversicherung einerseits und Schaden-/Unfallversicherung andererseits von differenzierten Nutzungsmöglichkeiten künstlicher Intelligenz in der Personenversicherung und in der Schaden-/Unfallversicherung auszugehen. Solche Unterschiede bieten Ansatzpunkte für detailliertere Analysen hinsichtlich der einzelnen Wertschöpfungsstufen dieser Segmente und damit für eine Verfeinerung der in dieser Arbeit abgeleiteten Klassifikation der Wertschöpfungsstufen im Hinblick auf die Erfüllung der Voraussetzungen zur Einführung künstlicher Intelligenz.

Im Hinblick auf die im Kapitel 4 entwickelten Rollen und Kompetenzen von Menschen für die Zusammenarbeit mit Maschinen ist mit zunehmender Konkretisierung der Regulatorik und mit sich entwickelnder Leistungsfähigkeit von KI-Systemen damit zu rechnen, dass weitere Ansatzpunkte für Analysen und Bewertungen herausgearbeitet werden können, da die Rollen teilweise von der weiteren Ausgestaltung der regulatorischen Rahmenbedingungen und der weiteren technischen Entwicklung von KI-Systemen abhängen. Die Erkenntnisse aus solchen weiteren Analysen könnten Ausgangspunkt für eine Weiterentwicklung des in dieser Arbeit vorgestellten Modells der kollaborativen Intelligenz sein.

Ein Ansatzpunkt für weitere Forschungen stellt darüber hinaus die künftige Entwicklung der Akzeptanz und des Vertrauens von Kunden im Hinblick auf KI-Systeme von Versicherern dar. Dazu könnten Faktoren, die das Vertrauen von Kunden in KI-Systeme der Versicherer beeinflussen, untersucht werden und daraus Erkenntnisse für die weitere Gestaltung von KI-Systemen abgeleitet werden.



Schließlich bietet es sich an, Vergleichsstudien im Hinblick auf die Einführung von KI-Systemen in der Versicherungswirtschaft verschiedener Länder unter Berücksichtigung der Unterschiede in den regulatorischen Rahmenbedingungen, der Kundenakzeptanz, der technologischen Infrastruktur und der Wettbewerbssituation durchzuführen, um daraus wichtige Erkenntnisse und Ansatzpunkte für den deutschen Markt zu generieren.

Die Entwicklung, Beherrschung und Anwendung von künstlicher Intelligenz ist längst zu einer entscheidenden Frage für die Versicherungswirtschaft geworden. Vor diesem Hintergrund ist für jeden Versicherer die intensive Beschäftigung mit künstlicher Intelligenz, mit Fragen zu Geschäftsmodellen, zur Datenhaltung und -nutzung sowie mit Aspekten zu Ethik und Regulatorik in hohem Maße geboten. Für die deutschen Versicherer, die mit zahlreichen Herausforderungen umzugehen haben, ist die Einführung von KI vielleicht eine der entscheidendsten Fragen im Hinblick auf ihre Zukunfts- und Wettbewerbsfähigkeit.

---

## Literaturverzeichnis

- Acemoglu, D., Restrepo, P. (2020). Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy*, Jhg. 128, Nr. 6, S. 2188 - 2244.
- Ackermann, T. (2020). Individualisierung des öffentlichen Verkehrs.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 440 - 463.
- Adolph, D., Binder, A. (2021). Warum KI in der Zukunft Killerideen braucht.  
In M. Terstiege, *KI in Marketing und Sales - Erfolgsmodelle aus Forschung und Praxis*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 75 - 95.
- Agrawal, A., Gans, J., Goldfarb, A. (2018). *Is your company's data actually valuable in the AI era?*  
In Artificial Intelligence,  
Boston: Harvard Business Review Press, S. 73 - 78
- Aguirre, E., Mahr, D., Grewal, D., de Ruyter, K., Wetzels, M. (2015). Unraveling the personalization paradox - The effect of information collection and trust-building strategies on online effectiveness.  
*Journal of Retailing*, Jhg. 91, Nr. 1, S. 34 - 49.
- Ahmad, R., Fischer, S., Lattemann, C., Robra-Bissantz, S. (2020). Automatisiert und trotzdem personalisiert - Die Dienstleistung der Zukunft.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Automatisierung und Personalisierung von Dienstleistungen - Konzepte, Kundeninteraktionen und Geschäftsmodelle, Band 1*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 47 - 72.
- Allianz X. (2020). *Allianz beteiligt sich an ControlExpert*  
Pressemitteilung, München: Allianz.
- Anderson, J. (2000). *Learning an memory: An integrated approach*, 2. Aufl.  
New York: John Wiley.
- Apt, W., Priesack, K. (2019). KI und Arbeit - Chance und Risiko zugleich.  
In V. Wittpahl, *Künstliche Intelligenz - Technologie, Anwendung, Gesellschaft*, Berlin Heidelberg: Springer Vieweg, S. 221 - 238.
- Atakishiyev, S., Babiker, H., Farruque, N., Goebel, R., Kim, M., Motallebi, M., Zaiane, O. (08. Oktober 2023). *A multi-component framework for the analysis and design of explainable artificial intelligence*.  
Von Cornell University - Computer Science - Artificial Intelligence:  
<https://arxiv.org/abs/2005.01908>
- Autor, D. (2015). Why Are There Still So Many Jobs? The History And Future Of Workplace Automation. *Journal of Economic Perspectives*, Jhg. 29, Nr. 3, S. 3 - 30.
- BaFin. (2020). *Big Data und künstliche Intelligenz: Prinzipien für den Einsatz von Algorithmen in Entscheidungsprozessen*. Bonn: Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht.

- Ball, D., Coelho, P., Vilares, M. (2006). Service Personalization and Loyalty. *Journal of Service Marketing, Jhg. 20., Nr. 6*, S. 391 - 403.
- Ballestrem, J., Hack, S. (2020). Zugangsansprüche zu Daten.  
In J. Ballestrem, U. Bär, T. Gausling, S. Hack, S. Oelffen, *Künstliche Intelligenz - Rechtsgrundlagen und Strategien in der Praxis*,  
Wiesbaden: Springer Gabler, S. 65 - 75.
- Bara, G. B., Bucciarelli, M. (2000). Deduction and induction: Reasoning through mental models. *Mind and Society, Jhg. 1, Nr. 1*, S. 95-107.
- Bartram, S., Branke, J., Motahari, M. (2020). *Artificial Intelligence in Asset Management*. CFA Institute Research Foundation, Literature Review.
- Bauer, H., Richter, G., Wüllenweber, J., Breunig, M., Wee, D., Klein, H. (2017). *Smartening up with artificial intelligence: What's in it for Germany and its Industrial Sector?* Digital McKinsey.
- Bauer, W., Ganz, W., Hämmerle, M., Renner, T. (2019). *Künstliche Intelligenz in der Unternehmenspraxis*. Stuttgart: Fraunhofer Institut.
- Baum, S. D., Goertzel, B., Goertzel, T. G. (Januar 2011). How long until human-level AI? Results from an expert assessment. *Technological Forecasting and Social Change, Jhg. 78, Nr. 1*, S. 185-195.
- Behrens, J., Heindl, A., Winter, J., Biam, D., Fecht, D. (2021). *Sachbearbeitung und künstliche Intelligenz: Forschungsstand, Einsatzbereiche und Handlungsfelder*. Stuttgart: Fraunhofer Institut.
- Bessen, J. (2018). *Automation and Jobs: When Technology Boosts Employment*. Boston: Boston University School of Law.
- Biener, C., Braun, A., Schmeiser, H., Scharnhorst, U., Schweri, J., Burch, I. (2021). *Abschlussbericht "Skills der Zukunft"*. St. Gallen: Universität St. Gallen.
- Bigalk, D. (2006). *Lernförderlichkeit von Arbeitsplätzen - Spiegelbild der Organisation? Eine vergleichende Analyse von Unternehmen mit hoch und gering lernförderlichen Arbeitsplätzen*. Kassel: Kassel University Press.
- Bitkom. (2017). *Künstliche Intelligenz*. Berlin: Bitkom e.V.
- BMWi. (2020). *Einsatz von Künstlicher Intelligenz in der Deutschen Wirtschaft - Stand der KI-Nutzung im Jahr 2019*. Berlin: BMWi.
- BMWi. (2019). *Zur Diskussion der Effekte Künstlicher Intelligenz in der wirtschaftswissenschaftlichen Literatur – Diskussionspapier Nr. 8*. Berlin: BMWi
- Böhle, F., Rose, H. (1992). *Technik und Erfahrung - Arbeit in hochautomatisierten Systemen*. Frankfurt a.M.: Campus Verlag.

- Böhle, F. (2015). Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit mit Ungewissheit. *Zeitschrift für innovative Arbeitsgestaltung und Prävention, Jhg. 2, Nr. 3, S. 9.*
- Böhle, F., Porschen, S. (2012). Verwissenschaftlichung und Erfahrungswissen - Zur Entgrenzung, neuen Grenzziehungen und Grenzüberschreitungen gesellschaftlich anerkannten Wissens.  
In U. Wengenroth, *Grenzen des Wissens - Wissen um Grenzen*, Weilerswist: Velbrück Verlag, S. 154 - 192.
- Bonin, H., Gregory, T., Zierahn, U. (2015). *Übertragung der Studie von Frey / Osborne (2013) auf Deutschland*. Mannheim: Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung GmbH.
- Booth, W., Colomb, G., Williams, J. (1995). *The Craft of Research*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Braun, A., Walthes, F., Fleischer, M., Ufert, A. (2022). Der vollkommene Markt – ein nahendes Dilemma der Assekuranz? *Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft, Jhg. 111, Nr. 4, S. 217 - 243.*
- Brieden, A. (2022). *Potentialanalyse Totalschadenprognose*. München.
- Brieden, A., Krams, C., Mindl, V. (2021). Innovatives Schadenmanagement für das digitale Zeitalter. *Zeitschrift für Versicherungswesen., Jhg. 72, Nr. 4, S. 102 – 104.*
- Britannia. (30. Juli 2022). *www.britannia.com*.  
Alan Turing and the beginning of AI  
Von Britannia – Science & Tech  
<https://www.britannica.com/technology/artificial-intelligence/Alan-Turing-and-the-beginning-of-AI>
- Bruhn, M., Hadwich, K. (2021). Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement - Anwendungen, Einsatzgebiete und Herangehensweisen.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement, Band 1: Geschäftsmodelle - Serviceinnovationen – Implementierung*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 3 – 50.
- Brynolfsson, E., McAfee, A. (03. Dezember 2022). Hbr.org.  
The Business of Artificial Intelligence  
Von Harvard Business Review – The Big Idea Series – AI, For Real  
<https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence?ab=seriesnav-bigidea>
- Buchanan, B. (2005). A (very) brief history of artificial intelligence. *AI Magazin, Jhg. 26, Nr. 4, S. 53 - 60.*
- Bughin, J., Hazan, E., Labaye, E., Manyika, J., Dahlström, P., Ramaswamy, S., Cochin de Billy, C. (2016). *Digital Europe - Pushing the frontier, capturing the benefits*. London: McKinsey Global Institute.
- Bughin, J., Hazan, E., Ramaswamy, S., Chui, M., Allas, T., Dahlström, P., Trench, M. (2017). *Artificial Intelligence - The next digital frontier?* London: McKinsey Global Institute.

- Burmeister, K., Fink, A., Mayer, C., Schiel, A., Schulz-Montag, B. (2019). *Szenario-Report: KI-Basierte Arbeitswelten 2030*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Burrell, J. (2016). How the Machine "Thinks": Understanding Opacity in Machine Learning Algorithms. *Big Data & Society, Jhg. 3, Nr. 1*, S. 1 - 12.
- Busse von Colbe, W., Witte, F. (2018). *Investitionstheorie und Investitionsrechnung, 5. Aufl.* Berlin: Springer.
- Butz, A., Krüger, A., Völkel, S. (2022). *Mensch-Maschine-Interaktion, 3. Aufl.* Oldenbourg: De Gruyter.
- Buxmann, P., Schmidt, H. (2021). Ökonomische Effekte der künstlichen Intelligenz. In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Berlin: Springer Gabler, S. 27 – 48.
- Buxmann, P., Schmidt, H. (2021). Vorwort zur 2. Auflage. In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Berlin: Springer Gabler, S. V - VII.
- Catlin, T., Lorenz, J. (2017). *Digital disruption in Insurance: Cutting through the Noise*. Boston Düsseldorf: Digital McKinsey.
- Center for Security and Emerging Technology. (11. November 2023). *cat.eto.tech*. Country Activity Tracker (CAT): Artificial Intelligence <https://cat.eto.tech/>
- Chishti, S., Bartoletti, I., Leslie, A., Millie, S. (2020). *The AI Book - The Artificial Intelligence Handbook for Investors, Entrepreneurs and Fintech Visionaries*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd.
- Christensen, C. (1997). *The Innovator's Dilemma - When New Technologies Cause Great Firms to Fail*. Boston, Massachusetts: Harvard Business Review Press.
- Christopherson, T., Pärn, J. (2021). Data Science bei Otto. In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Berlin: Springer Gabler, S. 101 - 119.
- Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P., Malhotra, S. (2018). *Notes from the AI-Frontier - Insights from hundreds of Use-Cases*. London: McKinsey Global Institute.
- Ciresan, D., Meier, U., Masci, J., Gambardella, L., Schmidhuber, J. (2011). Flexible, High Performance Convolutional Neural Networks for Image Recognition. *Proceedings of the Twenty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Manno-Lugano, Switzerland, S. 1237 – 1243.
- CNBC. (01. November 2022). *youtube.com*. Hot Robot At SXSW Says She Wants To Destroy Humans [https://www.youtube.com/watch?v=WO\\_DPiOPmF0](https://www.youtube.com/watch?v=WO_DPiOPmF0)
- Cockburn, A. (2000). *Writing Effective Use Cases*. Boston: Addison-Wesley.

- 
- Cornelius, A. (2019). *Künstliche Intelligenz - Entwicklungen, Erfolgsfaktoren und Einsatzmöglichkeiten*. Freiburg: Haufe-Lexware.
- Daugherty, P., Wilson, H. (2018). *Human and Machine - Reimagining Work in the Age of AI*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Daugherty, P., Wilson, H. (2022). *Radically Human*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., Wößner, N. (2017). *German Robots – The Impact of Industrial*. Nürnberg: Institute for Employment Research.
- Davenport, T. (2019). *The AI Advantage: How to Put the Artificial Intelligence Revolution to Work*. Cambridge, Massachusetts, London, England: The MIT Press.
- Davenport, T., Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review, Jhg. 96, Nr. 1*, S. 108 - 116.
- Dawar, N. (2018). Marketing in the Age of Alexa. *Harvard Business Review, Jhg. 96, Nr. 3*, S. 80 - 86.
- Deuse, J., Weisner, K., Busch, F., Achenbach, M. (2018). Gestaltung sozio-technischer Systeme für Industrie 4.0. In H. Hirsch-Kreinsen, P. Ittermann, J. Niehaus, *Digitalisierung industrieller Arbeit - Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen, 2. Aufl.*, Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, S. 195 – 213.
- Dukino, C., Kötter, F., Müller, T., Renner, T., Zaiser, H. (2020). *Künstliche Intelligenz anwenden - Einsatzmöglichkeiten und Methoden*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Ebers, M., Heinze, C., Krügel, T., Steinrötter, B. (2020). *Rechtshandbuch Künstliche Intelligenz und Robotik*. München: Verlag C.H. Beck.
- Eckert, C., Neunsinger, C., Osterrieder, K. (2022). Managing Customer Satisfaction: Digital Applications for Insurance Companies. *The Geneva Papers on Risk and Insurance - Issues and Practice, Jhg. 47, Nr. 3*, S. 569 - 602.
- Eling, M., Nüssele, D., Staubli, J. (2021). The impact of artificial intelligence along the insurance value chain and on the insurability of risks. *The Geneva Papers on Risk and Insurance - Issue and Practice, S. 1 – 37*.
- EU-Kommission. (2021). *Verordnung des Europäischen Parlaments und Rates zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz (Gesetz über künstliche Intelligenz) und zur Änderung bestimmter Rechtsakte der Union*. Brüssel: Europäische Kommission.
- EU-Kommission. (05. August 2023). *europa.eu*  
Vorschlag für einen Rechtsrahmen für künstliche Intelligenz  
Von Gestaltung der digitalen Zukunft Europas  
<https://digital-strategy.ec.europa.eu/de/policies/regulatory-framework-ai>
- Europäische Union. (2016). *General Data Protection Regulation*. Brüssel: Europäische Union.

- Europäisches Patentamt. (14. September 2020). *euoparl.europa.eu*  
Was ist künstliche Intelligenz und wie wird sie genutzt?  
Von Aktuelles - Europäisches Patentamt  
<https://www.euoparl.europa.eu/news/de/headlines/society/20200827STO85804/was-ist-kunstliche-intelligenz-und-wie-wird-sie-genutzt>
- Farny, D. (1995). Die Gestaltung von Versicherungsprodukten im Marketing von Versicherungsunternehmen. *Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft, Jhg. 84, Nr. 1-2, S. 79 - 102*
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters, Jhg. 27, Nr. 8, S. 861 - 874.*
- Feng-hsiung, H. (2002). *Behind Deep Blue*. Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- Fontana, A. (2021). *The AI-First Company: How to compete and win with Artificial Intelligence*. New York: Penguin Random House LLC.
- Fontaine, T., McCarthy, B., Saleh, T. (2019). Building the AI-powered Organization. *Harvard Business Review, Jhg. 97, Nr. 4, S. 62-73.*
- Frederick, D. (2011). Deduction and Novelty. *The Reasoner, Jhg. 5, Nr. 4, S. 56 - 57.*
- Frey, C., Osborne, M. (2013). *The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?* Oxford: University of Oxford, Oxford Martin School (OMS).
- Friedrich, L., Hiese, A., Dreßler, R., Wolfenstetter, F. (2021). Künstliche Intelligenz in Banken - Status quo, Herausforderungen und Anwendungspotenziale.  
In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Berlin: Springer Gabler, S. 49 – 63.
- Ganz, W., Friedrich, M., Hornung, M., Schneider, B., Tombeil, A. (2021). *Arbeiten mit künstlicher Intelligenz - Fallbeispiele aus Produktion, Sacharbeit und Dienstleistung*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Ganz, W., Kremer, D., Hoppe, M., Tombeil, A.-S., Dukino, C., Zaiser, H., Zanker, C. (2021). *Arbeits- und Prozessgestaltung für KI-Anwendungen*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Ganz, W., Tombeil, A., Bornewasser, M., Theis, P. (2013). *Produktivität von Dienstleistungsarbeit - Produktivitätsleitlinie*. Stuttgart: Fraunhofer Verlag.
- Gassmann, O., Frankenberger, K., Choudury, M. (2021). *Geschäftsmodelle entwickeln – 55+ innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Model Navigator*. München: Carl Hanser Verlag.
- GDV e.V. (30. September 2023). *gdv.de*.  
„ZÜRS Geo“ – Zonierungssystem für Überschwemmungsrisiko und Einschätzung von Umweltrisiken  
Von Gesamtverband der Versicherer – Themen - Klima  
<https://www.gdv.de/gdv/themen/klima/-zuers-geo-zonierungssystem-fuer-ueberschwemmungsrisiko-und-einschaetzung-von-umweltrisiken-11656>

- 
- GDV e.V. (03. Oktober 2023). [gdv.de](https://www.gdv.de)  
Dossier: Branchentrends  
Von Gesamtverband der Versicherer - Aktuelles Geschehen  
<https://www.gdv.de/gdv/themen/transformation/versicherung-branchentrends>
- GDV, e.V. (2022). *Statistisches Taschenbuch 2021*. Berlin: Gesamtverband der Versicherer.
- Gentsch, P. (2018). *Künstliche Intelligenz für Sales, Marketing und Service: Mit AI und Bots zu einem Algorithmic Business - Konzepte, Technologien und Best Practices*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 67 - 69.
- Gerst, D. (2019). Autonome Systeme und künstliche Intelligenz.  
In H. Hirsch-Kreinsen, A. Karacic, *Autonome Systeme und Arbeit*. Bielefeld: transcript Verlag, S. 101 – 138.
- Giese, J., Platz, D., Peisker, M., Illguth, V., Hausmann, G. (2020). KI in Versicherungen - Zufriedenere Kunden, weniger Betrug, bessere Prozesse.  
In V. Gruhn, A. von Hayn, *KI verändert die Spielregeln - Geschäftsmodelle, Kundenbeziehungen und Produkte neu denken*. München: Carl Hanser Verlag, S. 148 – 170.
- Gordon, A. (2022). *Identifying Trends to Make Better Decisions, Manage Uncertainty, and Profit from Change*. New York: Amacom Books.
- Gordon, R. J. (2016). *The rise and fall of american growth*. Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- Grace, K., Salvatier, J., Dafoe, A., Zhang, B., Evans, O. (2018). When Will AI Exceed Human Performance? Evidence from AI Experts. *Journal of Artificial Intelligence Research, Jhg. 62*, S. 729 - 754.
- Graetz, G., Michael, G. (2018). *Robots at work, Review of Economics and Statistics, Jhg. 100, Nr. 5*, S. 753 - 768.
- Greene, T. (09. April 2023). [www.thenextweb.com](https://thenextweb.com).  
AI fails to recognize these nature images 98% of the times  
<https://thenextweb.com/news/ai-fails-to-recognize-these-nature-images-98-of-the-time>
- Gronbach, S. (2004). *Multichannel in der Versicherungswirtschaft?* Berlin, Heidelberg: Springer.
- Grote, G. (2018). Gestaltungsansätze für das komplementäre Zusammenwirken von Mensch und Technik in Industrie 4.0.  
In H. Hirsch-Kreinsen, P. Ittermann, J. Niehaus, *Digitalisierung industrieller Arbeit - Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen, 2. Aufl.*, Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, S. 215 - 231.
- Grote, G., Wäfler, T., Ryser, C., Weik, S., Zölch, M., Windischer, A. (1999). *Wie sich Mensch und Technik sinnvoll ergänzen. Eine Analyse automatisierter Produktionssysteme mit KOMPASS*. Zürich: vdf Hochschulverlag der ETH.



- Gruhn, V., von Hayn, A. (2020). *KI verändert die Spielregeln - Geschäftsmodelle, Kundenbeziehungen und Produkte neu denken*. München: Carl Hanser Verlag.
- Gül, K., Boes, A., Kämpf, T., Lühr, T., Ziegler, A. (2020). Empowerment - Ein Schlüsselkonzept für die agile Arbeitswelt.  
In A. Boes, K. Gül, T. Lühr, *Empowerment in der agilen Arbeitswelt*, Freiburg: Haufe-Lexware, S. 17 - 19.
- Hacker, W. (2015). *Lern-, gesundheits- und leistungsförderliche Arbeitsgestaltung in kleinen und mittleren Unternehmen - Warum und wie?* Dresden: Technische Universität Dresden.
- Hahn, A., Klug, K. (2019). Kunde-Marke-Interaktion durch Chatbots. *Marketing Review St. Gallen, Jhg. 36, Nr. 4, S. 12 - 21*.
- Hartmann, V. (2021). Digitale Produktbeobachtungspflichten für Smart Products - Chancen und Risiken einer digitalen Produktbeobachtung für IoT-Produkte.  
In I. Knappertsbusch, K. Gondlach, *Arbeitswelt und KI 2030 - Herausforderungen und Strategien für die Arbeit von morgen*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 63 - 73.
- Hawking, S. (2023). *Kurze Antworten auf große Fragen, 9. Aufl.*. Stuttgart: Klett-Cotta.
- Helten, E., Hartung, T. (2001). Restrukturierung von Wertschöpfungsketten im Allfinanzbereich - Eine Folge veränderten Nachfrageverhaltens sowie interner und externer Innovationen.  
In W. Ackermann, *Financial Services - Modelle und Strategien der Wertschöpfung*. St. Gallen: Institut für Versicherungswirtschaft der Universität St. Gallen, S. 50 - 66.
- Henke, N., Bughin, J., Chui, M., Manyika, J., Saleh, T., Wiseman, B., Sethupathy, G. (2016). *The Age of Analytics: Competing in a data-driven world*. London: McKinsey Global Institute, S. 29 - 41.
- Herrmann, H., Masawi, B. (2022). Three and a half decades of artificial intelligence in banking, financial service, and insurance: A systematic evolutionary review. *Strategic Change, Jhg. 31, Nr. 6, S. 549 - 569*.
- Hildesheim, W., Michelsen, D. (2021). Künstliche Intelligenz im Jahr 2020 - Aktueller Stand von branchenübergreifenden KI-Lösungen: Was ist möglich? Was nicht? Beispiele und Empfehlungen.  
In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 183 - 201.
- Hirsch-Kreinsen, H. (2014). Wandel der Produktionsarbeit - "Industrie 4.0". *WSI Mitteilungen, Jhg. 67, Nr. 6, S. 421 - 429*.
- Hirsch-Kreinsen, H. (2018). Das Konzept des Soziotechnischen Systems - revised. *Arbeits- und Industriesoziologische Studien, Jhg. 11, Nr. 2, S. 11 - 28*.
- Hirsch-Kreinsen, H. (2018). Einleitung: Digitalisierung industrieller Arbeit.  
In H. Hirsch-Kreinsen, P. Ittermann, J. Niehaus, *Digitalisierung industrieller Arbeit -*

- 
- Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen, 2. Aufl.*,  
Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, S. 13 - 32.
- Höckel, H. (2021). Mindest-Matching in Social Media mittels KI.  
In M. Terstiege, *KI in Marketing und Sales - Erfolgsmodell aus Forschung und Praxis*.  
Wiesbaden: Springer Gabler, S. 225 - 238.
- Hoffmann, R., Ward, P., Feltovich, P., Di Bello, L., Fiore, S., Andrews, D. (2013). *Accelerated Expertise - Training for high proficiency in a complex world*. Hove: Psychology Press.
- Hübner, T. (1987). *Vertikale Integration in der Automobilindustrie - Anreizsystem und wettbewerbspolitische Beurteilung*. Berlin: n.a..
- Huchler, N. (2019). Assimilierende versus komplementäre Adaptivität.  
In H. Hirsch-Kreinsen, A. Karacic, *Autonome Systeme und Arbeit - Perspektiven, Herausforderungen und Grenzen künstlicher Intelligenz in der Arbeitswelt*.  
Bielefeld: transcript Verlag, S. 139 - 180.
- Huchler, N. (2020). Die Mensch-Maschine-Interaktion bei Künstlicher Intelligenz im Sinne der Beschäftigten gestalten - Das HAI-MMI-Konzept und die Idee der Komplementarität.  
*Digitale Welt, Jhg. 31, S. 2020*.
- Huchler, N. (2022). Komplementäre Arbeitsgestaltung - Grundrisse eines Konzepts zur Humanisierung der Arbeit mit KI. *Zeitschrift für Arbeitswissenschaft, Jhg. 76, Nr. 2, S. 158 - 175*.
- Huchler, N., Adolph, L., André, E., Bauer, W., Bender, N., Müller, N., Suchy, O. (2020).  
*Kriterien für die Mensch-Maschine-Interaktion bei KI*. Plattform Lernende Systeme,  
München.
- Huchler, N., Voß, G., Wehrich, M. (2007). *Soziale Mechanismen im Betrieb. Empirische und theoretische Analysen zur Entgrenzung und Subjektivierung von Arbeit*. München  
Mering: Rainer Hampp Verlag.
- Iansiti, M., Lakhani, K. (2020). Competing in the Age of AI - How Machine Intelligence changes the rules of Business. *Harvard Business Review, Jhg. 2020, Nr. 1, S. 1 - 9*.
- Ilyas, I. (2019). Data Unification at Scale: Data Tamer.  
In M. Brodie, *Making Databases Work: The Pragmatic Wisdom of Michael Stonebraker*. San Rafael: Morgan & Claypool Publishers, S. 269 – 278.
- Jäger, C., Tewes, S. (2021). KI in der Weiterbildung der Zukunft.  
In I. Knappertsbusch, K. Gondlach, *Arbeitswelt und KI 2030 - Herausforderungen und Strategien für die Arbeit von morgen*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 389 – 400.
- Jahnert, J., & Schmeiser, H. (2022). The relationship between net promoter score and insurers' profitability: an empirical analysis at the customer level. *The Geneva Papers on Risk and Insurance - Issues and Practice, Jhg. 47, Nr. 4, S. 944-972*.
- Jajal, T. D. (31. Juli 2022). medium.com  
*Distinguishing between narrow AI, general AI and super AI*

- Von Medium – Mapping Out 2050  
<https://medium.com/mapping-out-2050/distinguishing-between-narrow-ai-general-ai-and-super-ai-a4bc44172e22>
- Jalowski, M., Roth, A., Oks, S., Wilga, M. (2021). Innovation KI-basierter Dienstleistungen für die industrielle Wertschöpfung - Ein artefaktzentrierter Ansatz.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 165 - 190.
- Jannott, H. (1986). Interdependenzen von versicherungstechnischem und allgemeinem Geschäft.  
In R. Henn, F. Schickinger, *Staat, Wirtschaft, Assekuranz und Wissenschaft, Festschrift für R. Schwebler*. Karlsruhe, S. 260 ff..
- Johnson-Laird, P. (1992). *Human and machine thinking*. Hove: Taylor & Francis Inc.
- Johnson-Laird, P., Byrne, R. (1991). *Deduction*. Hove: Psychology Press.
- Kaplan, A., Haenlein, M. (Januar-Februar 2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence.  
*Business Horizons, Jhg. 62, Nr. 1, S. 15-25.*
- Kawamura, S., Machida, K., Matsui, K., Sakamoto, D., Ishii, M. (2016). Utilization of Artificial Intelligence in Call Centers. *NTT Technical Review, Jhg. 14, Nr. 5, S. 1 - 4.*
- Kelley, K. H., Fontanetta, L. M., Heintzmann, M., Pereira, N. (2018). Artificial Intelligence: Implications for social inflation and insurance. *Risk Management and Insurance Review, Jgh. 21, Nr. 3, S. 373-387.*
- Kett, H., Evcenko, D., Falkner, J., Frings, S., Neuhüttler, J. (2021). Künstliche Intelligenz als Veränderungstreiber für Geschäftsmodelle.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement, Band 1: Geschäftsmodelle - Serviceinnovationen – Implementierung*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 53 - 78.
- Kiesel, A., Koch, I. (2012). *Lernen - Grundlagen der Lernpsychologie*. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Kleinaltenkamp, M., Gabriel, L., Morgen, J., Nguyen, M. (2023). Marketing und Innovation in disruptiven Zeiten - Eine Einführung und eine Einordnung der Beiträge dieses Buches.  
In M. Kleinaltenkamp, L. Gabriel, J. Morgen, M. Nguyen, *Marketing und Innovation in disruptiven Zeiten*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 1 - 32.
- Klug, K., Hahn, A. (2021). Digitale Empathie von Conversational Interfaces. *Marketing Review St. Gallen, Nr. 4, S. 18 - 25.*
- Knight, W. (04. Dezember 2022). [technologyreview.com](https://www.technologyreview.com)  
*The dark Secret of the Heart of AI*  
Von MIT Technology Review:  
<https://www.technologyreview.com/2017/04/11/5113/the-dark-secret-at-the-heart-of-ai/>

- Kogut, B., Zander, U. (1992). Knowledge of the Firm, Combinative Capabilities, and the Replication of Technology. *Organization Science, Jhg. 3, Nr. 3*, S. 383 – 397.
- Köhler, H. (2023). *Bürgerliches Gesetzbuch*. München: Deutscher Taschenbuch Verlag GmbH & Co.
- Köhne, T. (2004). Wertschöpfungsmanagement und strategische Vernetzung in der Versicherungsbranche.  
In T. Köhne, *Strategische Kooperationen in der Versicherungsbranche*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 3 - 31.
- Köhne, T. (2016). *Versicherungsmarketing. Marketing und Vertrieb im Versicherungsunternehmen in Theorie und Praxis*. Karlsruhe: Verlag Versicherungswirtschaft
- Köhne, T.; Melashenko, I. (2019). Produktinnovationen und Produktmodifikationen in der Versicherungswirtschaft zwischen 2006 und 2017. *Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft: German Journal of Risk and Insurance, Jhg. 108, Nr. 3-4*, S. 275–305.
- Kolev, N., Geimer, J., Stiller, M., Daweke, E., Butzmann, L. (2017). *Artificial Intelligence: From mystery to mastery*. Deloitte Digital.
- Koppe, T., Schatz, J., Hornung, T. (2021). Herausforderungen und Potenziale von KI-gestützter visueller Inspektion in der Elektroindustrie.  
In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 65 - 80.
- Kotter, J. (1996). *Leading Change*. Boston: Harvard Business Review Press.
- Kreutzer, R. (2019). Grundlagen der künstlichen Intelligenz und Einsatzfelder im Marketing und Vertrieb. *WiSt - Wirtschaftswissenschaftliches Studium, Jhg. 48, Nr. 12*, S. 4 - 12.
- Kreutzer, R., Sirrenberg, M. (2019). *Künstliche Intelligenz verstehen – Grundlagen - Use-Cases - unternehmenseigene KI-Journey*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Kroque, K. (15. Februar 2018). *forbes.com*  
Why Sales Reps Spend So Little Time Selling  
Von Forbes - Entrepreneurs  
<https://www.forbes.com/sites/kenkroque/2018/02/15/why-sales-reps-spend-so-little-time-selling/?sh=744fbdbe1051>
- Krüger, S. (2021). *Die KI-Entscheidung - Künstliche Intelligenz und was wir daraus machen*. Wiesbaden: Springer.
- Kühnapfel, J. (2021). *Scoring und Nutzwertanalysen*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Laas, D., Schmeiser, H., Wagner, J. (2016). Empirical Findings on Motor Insurance Pricing in Germany, Austria and Switzerland. *The Geneva Papers on Risk and Insurance - Issues and Practice, Jhg. 41*, S. 398 - 431.

- Lake, B. M., Ullmann, T. D., Tenenbaum, J. B., Gershman, S. J. (2016). Building machines that learn and think like people. *Behavioral and Brain Sciences*, Jhg. 40, S. e253.
- LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, Jhg. 521, Nr. 7553, S. 436-444.
- Leimeister, J. (2020). *Dienstleistungsengineering und -management – Data-driven Service Innovation*. Berlin: Springer.
- Lengsfeld, J. (2019). *Digital Era Framework - Ein Bezugsrahmen für das Digitale Informationszeitalter*. Bad Waldsee.
- Lethaus, F., Sichler, B., Neukart, F., Seidel, C. (2021). KI-Innovation über das autonome Fahren hinaus.  
In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg*, 2. Aufl., Wiesbaden: Springer Gabler, S. 81 - 100.
- Leyh, K., Mühlhaus, D., Pointner, S., Dahl, H. (2023). Sorgen zufriedene Mitarbeiter auch für mehr Kundenzufriedenheit? *Versicherungswirtschaft*, Jgh. 78, Nr. 4.
- Lorenzoni, A., Reilly, M. (2022). *Why AI in Insurance Claims and Underwriting? Improving the Insurance Experience*. Accenture Research.
- Lusch, R., Vargo, S. (2006). Service-Dominant Logic - Reactions, Reflections and Refinements. *Marketing Theory*, Jhg. 6, Nr. 3, S. 281 - 288.
- Maas, P., Meichtry, T., Steiner, P. (2019). Erfolgspotenziale von Conversational Agents. *Marketing Review St. Gallen*, Jhg. 36, Nr. 4, S. 22 - 29.
- Machlup, F. (1962). *The production and distribution of knowledge in the United States*. Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- Mahidhar, V., Davenport, T. (2018). *Why companies that wait to adopt AI may never catch up*. Harvard Business Review Digital Articals, December 2018, S. 8 - 13.
- Maier, M., Carlotto, H., Saperstein, S., Sanchez, F., Balogun, S., Merritt, S. (2020). Improving the accuracy and transparency of underwriting with artificial intelligence to transform the life-insurance industry. *AI Magazine*, Jhg. 41, Nr. 3, S. 78–93.
- Manhart, K. (1995). *KI-Modell in den Sozialwissenschaften - Logische Struktur und wissensbasierte Systeme von Balancetheorien*. München Wien: R. Oldenbourg Verlag.
- Manyika, J., Ramaswamy, S., Khanna, S., Sarrazin, H., Pinkus, G., Sethupathy, G., Yaffe, A. (2015). *Digital America - A Tale of the Haves and the Have-Mores*. London: McKinsey Global Institute.
- Marcus, G., Davis, E. (2019). *Rebooting AI: Building Artificial Intelligence We Can Trust*. New York: Pantheon Books.
- Marr, B. (03. Oktober 2023). *forbes.com*  
The 5 Biggest Artificial Intelligence (AI) Trends In 2023  
Von Forbes – Innovation – Enterprise Tech

- <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2022/10/10/the-5-biggest-artificial-intelligence-ai-trends-in-2023/?sh=4e2ffcec1d3d>
- McCarthy, J. (1955). *A Proposal for the Dartmouth summer research project on artificial intelligence*.
- McCarthy, J. (2007). *What is Artificial Intelligence?* Stanford.
- Meinberg, U., Topolewski, F. (1995). *Lexikon der Fertigungsleittechnik*, Berlin Heidelberg: Springer, S. 41.
- Meir-Huber, M., Papp, S. (2022). Datengetriebene Unternehmen.  
In S. Papp, W. Weidinger, K. Munro, B. Ortner, A. Cadonna, G. Langs, G. Zauner, *Handbuch Data Science und KI*, München: Carl Hanser Verlag, S. 449 - 473.
- Meller, B., Tetlock, P., Arkes, H. (2019). Forecasting tournaments, epistemic humility and attitude depolarization. *Cognition, Jhg. 188*, S. 19 - 26.
- Miller, A. (2021). KI, Innovation und Startups - HighTech-Startups als Treiber von KI-Ökosystemen.  
In I. Knappertsbusch, K. Gondlach, *Arbeitswelt und KI 20230*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 31 - 39.
- Monett, D., Lewis, C. (2018). Getting clarity by defining artificial intelligence - A survey.  
In *Philosophy and theory of artificial intelligence 2017*, Springer International Publishing, S. 212-214.
- Moring, A. (2022). *AI on The Job - Guide to Successful Human-Machine Collaboration*. Berlin: Springer.
- Mühlhaus, D., Krams, C., Pointner, S. (2022). Zufriedenheit im Fokus des Schadenmanagements bei der Versicherungskammer. *Zeitschrift für Versicherungswesen, Jhg. 2022, Nr. 23*
- Mühlhaus, D., Pointner, S., Hofmann, J., Krams, C. (2023). Modernes Zufriedenheitsmanagement in der Assekuranz - Von Menschen, KI und prädiktiver Kundenzufriedenheit. In M. Kleinaltenkamp, G. Lorenz, J. Morgen, M. Nguyen, *Marketing und Innovation in disruptiven Zeiten*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 429 - 458.
- Müller, U., Angele, J. (2020). KI in der Finanzindustrie - Kunden anders erreichen, Prozesse anders gestalten.  
In V. Gruhn, A. von Hayn, *KI verändert die Spielregeln - Geschäftsmodelle, Kundenbeziehungen und Produkte neu denken*. München: Carl Hanser Verlag, S. 130 - 146.
- NAIC (2023). *Use of algorithms, predictive models, and artificial intelligence systems by insurers*. Kansas City, Missouri: NAIC.

- Nevis, E. C., DiBella, A. J., Gould, J. M. (2009). Understanding Organizations as Learning Systems.  
In *Knowledge, groupware and the internet*, Routledge, S. 43-64.
- Nonaka, I., Takeuchi, H. (1995). *The Knowledge-Creating Company: how japanese companies create the dynamics of innovation*. New York Oxford, Oxford University Press.
- Oletzky, T., Reinhardt, A. (2022). Herausforderung der Regulierung von und der Aufsicht über den Einsatz Künstlicher Intelligenz in der Versicherungswirtschaft. *Zeitschrift für die gesamte Versicherungswissenschaft, Jhg. 111, Nr. 4, S. 495 - 513*.
- Otte, R. (2019). *Künstliche Intelligenz für dummies*. Weinheim: Wiley.
- Our World in Data. (05. November 2023). [www.ourworldindata.org](http://www.ourworldindata.org).  
Our World in Data: artificial intelligence  
<https://www.ourworldindata.org/artificial-intelligence>
- Oxford Living Dictionary. (30. Juli 2022). [www.lexico.com](http://www.lexico.com).  
Oxford Living Dictionary: artificial intelligence  
[https://www.lexico.com/definition/artificial\\_intelligence](https://www.lexico.com/definition/artificial_intelligence)
- Panetta, K. (2018). *5 Trends emerge in the Gartner Hype Cycle for Emerging Technologies*. Gartner.
- Papp, S., Ortner, B. (2022). Datenqualität. In S. Papp, W. Weidinger, K. Munro, B. Ortner, A. Cadonna, G. Langs, G. Zauner, *Handbuch Data Science und KI*. München: Carl Hansa Verlag, S. 145 - 167.
- Papp, S., Weidinger, W., Munro, K., Ortner, B., Cadonna, A., Langs, G., Zauner, G. (2022). *Handbuch Data Science und KI*. München: Carl Hanser Verlag.
- Peppers, D., Rogers, M., Dorf, B. (1999). Is your Company ready for one-to-one Marketing?  
*Harvard Business Review, Jhg. 77, Nr. 1, S. 151 - 160*.
- Petry, S. (2021). KI- von der Strategie bis zum Projekt.  
In *KI in Marketing und Sales - Erfolgsmodelle aus Theorie und Praxis*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 337 - 387.
- Pfeifer, W. (03. Dezember 2022). [dwds.de](http://dwds.de)  
*Ethymologisches Wörterbuch des Deutschen: wissen*  
Von digitalisierte und von Wolfgang Pfeifer überarbeitete Version im Digitalen Wörterbuch der deutschen Sprache  
<https://www.dwds.de/wb/etymwb/wissen>
- Pfeiffer, S., Suphan, A. (2018). Industrie 4.0 und Erfahrung - das unterschätzte Innovations- und Gestaltungspotenzial von Beschäftigten im Maschinen- und Automobilbau.  
In H. Hirsch-Kreinsen, P. Ittermann, J. Niehaus, *Digitalisierung industrieller Arbeit - Die Vision Industrie 4.0 und ihre sozialen Herausforderungen, 2. Aufl.*, Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, S. 275 - 303.

- 
- Pokorni, B., Braun, M., Knecht, C. (2021). *Menschenzentrierte KI-Anwendungen in der Produktion - Praxiserfahrungen und Leitfaden zu betrieblichen Einführungsstrategien*. Stuttgart: Fraunhofer- Institut für Arbeitswirtschaft und Organisation.
- Polanyi, M. (1966). *The Tacit Dimension*. Chicago: The University of Chicago Press.
- Porter, M. (1985). *The competitive advantage: Creating and sustaining superior performance*. New York: The Free Press.
- Porzberg, F., Ringel, J., Lerck, K., Gündel, F., Wagenknecht, K. (2021). *Claims management 2025 - Strategien und Handlungsfelder für das Ökosystem Schaden*. Leipzig Ismaning: Versicherungsforen msg.
- Powers, D. (2008). *Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness and Correlation*. Adelaide, Australia: Flinders University, School of Informatics and Engineering.
- Press, G. (2017). *Top 10 Hot Artificial Intelligence Technologies*. Forbes.
- Probst, G., Raub, S., Romhardt, K. (2006). *Wissen managen. Wie Unternehmen ihre wertvollste Ressource optimal nutzen, 5. Aufl.*, Wiesbaden: Betriebswirtschaftlicher Verlag Dr. Th. Gabler | GWV Fachverlage GmbH, S. 22.
- Provost, F., Fawcett, T. (2013). *Data Science for Business*. Sebastopol: O'Reilly Media.
- Rahlf, C. (2007). *Redefinition der Wertschöpfungskette von Versicherungsunternehmen*. Wiesbaden: Deutscher Universitäts Verlag.
- Rainsberger, L. (2021). *KI - Die neue Intelligenz im Vertrieb - Tools, Einsatzmöglichkeiten und Potenziale von Artificial Intelligence*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Ramasamy, A., Chowdhury, S. (2020). Big Data Quality Dimension: A Systematic Literature Review. *Journal of Information Systems and Technology Management, Jhg. 17, S. e202017003*.
- Range, T. (2018). Mensch fragt. Maschine antwortet. Wie künstliche Intelligenz Wirtschaft, Arbeit und unser Leben verändert. *Aus Politik und Zeitgeschichte (APuZ), S. 15 - 21*.
- Rangwala, A., Starrs, A., Viale, E., Presutti, D., Bramblet, J., Saldanha, K., Shibata, N. (2020). *Technology vision for insurance 2020*. Accenture.
- Rao, A., Verweij, G. (2017). *Sizing the price: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise?*, PwC's Global Artificial Intelligence Study. Price Waterhouse Coopers.
- Remmers, P. (2020). Ethische Perspektiven der Mensch-Roboter-Kollaboration. In H. Buxbaum, *Mensch-Roboter-Kollaboration*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 55 - 68.
- Rifkin, J. (2014). *Die Null Grenzkosten Gesellschaft - Das Internet der Dinge, kollaboratives Gemeingut und der Rückzug des Kapitalismus*. Frankfurt a.M.: Campus Verlag.



- Rink, T. (2021). Aktuelle Einsatzbereiche der KI innerhalb des Finanzdienstleistungsbereichs. In C. Aichele, J. Herrmann, *Betriebswirtschaftliche KI-Anwendungen - Digitale Geschäftsmodelle auf Basis künstlicher Intelligenz*, Wiesbaden: Springer Vieweg, S. 167 - 194.
- Romhardt, K. (1996). Interventionen in die organisatorische Wissensbasis zwischen Theorie und Praxis – Welchen Beitrag kann die Systemtheorie leisten? *cahier de recherche, Université de Genève*.
- Russel, S., Norvig, P. (1995). *Artificial Intelligence, a Modern Approach*. Prentice Hall.
- Sackmann, S. A. (1992). *Möglichkeiten der Gestaltung von Unternehmenskultur*, In: *Lattmann, C. (Hrsg.): Die Unternehmenskultur*. Heidelberg: Physica, S. 153 - 187.
- Saon, G., Kurata, G., Sercu, T., Audkhkasi, K., Thomas, S., Dimitriadis, D., Picheny, M. (2017). *English Conversational Telephone Speech Recognition by Humans and Machines*. Ithaca, New York: Cornell University.
- SAP. (30. Juli 2022). sap.com  
Was ist künstliche Intelligenz?  
Von SAP - News Center  
<https://news.sap.com/germany/2018/03/was-ist-kuenstliche-intelligenz/>
- Schabel, F., Stiehler, A., Möckel, K. (2015). *Von starren Prozessen zu agilen Projekten*. Mannheim: Hays.
- Schein, E., Schein, P. (2018). *Organisationskultur und Leadership*. München: Vahlen.
- Schlick, C., Bruder, R., Luczak, H. (2018). *Arbeitswissenschaft, 4. Aufl.* Berlin: Springer Vieweg.
- Schneider, J., Vöpel, H., Weis, M. (2018). *Think beyond tomorrow - Künstliche Intelligenz und die Neuordnung der Wirtschaft*. Stuttgart: Ernest & Young.
- Schütte, R., Weber, F. (2021). Handelsunternehmen 4.0 - Digitalisierung durch Daten, Plattformen und künstliche Intelligenz. In M. Bruhn, K. Hadwich, *Künstliche Intelligenz im Dientsleistungsmanagement*, Wiesbaden: Springer, S. 413 - 440.
- SDA SE Open Industrie Solutions. (2021). *HUK-Coburg neuer Investor bei SDA SE, Pressemitteilung*, Hamburg: SDA SE.
- Seamans, R., Raj, M. (2018). *AI, Labor, Productivity and the need for Firm-Level Data; Working Paper 24239*. Cambridge: National Bureau of Economic Research.
- Seiner, B. (2014). *Non-Invasive Data Governance: The Path of least resistance and Greatest Success*. Basking Ridge: Technics Publications LLC.
- Senge, P. (2011). *Die fünfte Disziplin - Kunst und Praxis der lernenden Organisation, 11. Aufl.* Stuttgart: Schäffer Poeschel Verlag.

- 
- Serradell-López, E., Algueró, C. (2010). Subcultures in Large Companies: An Exploratory Analysis.  
In World Summit on Knowledge Society, Berlin Heidelberg, Springer, S. 8-18.
- Sichart, S., Preußig, J. (2022). *Agil führen - Neue Methoden für moderne Führungskräfte, 2. Aufl.* Freiburg: Haufe-Lexware.
- Spender, A., Bullen, L., Altmann-Richer, L., Cripps, J., Duffy, R., Falkous, C., Yeap, W. (2019). Wearables and the internet of things: Considerations for the life and health insurance industry. *British Actuarial Journal, Jhg. 24, Nr. 22, S. 1 - 31.*
- Staehele, W. (1999). *Management, 8. Aufl.* München: Vahlen.
- Stowasser, S. (2021). Erfolgreiche Einführung von KI im Unternehmen - Bausteine für das Change-Management.  
In I. Knappertsbusch, K. Gondlach, *Arbeitswelt und KI 2030 - Herausforderungen und Strategien für die Arbeitswelt von morgen.* Wiesbaden: Springer Gabler, S. 145 - 154.
- Strey, E. (2021). *Aktuelle Zahlen & Fakten zum Versicherungsmarkt in Deutschland.* Leipzig: Versicherungsforen Leipzig.
- Taulli, T. (2023). *Generative AI - How ChatGPT and other AI-Tools will revolutionize Business.* Monrovia: Apress Media LLC.
- Terstiege, M., Alexander, T., Cinar, M., Pleißner, B. (2021). Marketer-Experteninterview zum Einfluss von KI.  
In M. Terstiege, *KI in Marketing und Sales - Erfolgsmodelle aus Forschung der Praxis.* Wiesbaden: Springer Gabler, S. 18 - 23.
- Teso, S., Kersting, K. (2019). Explanatory Interactive Machine Learning. *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society.* Washington: AIES '19, S. 239 - 245.
- Tetlock, P. (2017). *Expert political judgment: How good is it? How can we know?* Princeton and Oxford: Princeton University Press.
- Tetlock, P., Gardner, D. (2015). *Superforecasting: The Art and Science of Prediction.* New York: Crown Publishing Group.
- The Geneva Association. (2018). *Insurance in the Digital Age - A view on key implications for the economy and society.* Zurich: The Geneva Association.
- Theis, A., Wiener, K. (2018). Anbieterlandschaft am Versicherungsmarkt: Ein Ausblick  
In Gesamtverband der deutschen Versicherungswirtschaft, *Volkswirtschaftliche Themen und Analysen, Band 8.* Berlin: Gesamtverband der Versicherer
- Timpf, S. (2017). *Beschäftigungswirkungen der Digitalisierung und kein Ende der Arbeit?* Düsseldorf: Hans Böckler Stiftung, Kommission Arbeit der Zukunft.
- Tombeil, A., Ganz, W., Kremer, D. (2020). Arbeit und künstliche Intelligenz in wissensintensiven Dienstleistungen.

- In G. Ernst, K. Zühlke-Robinet, G. Finking, *Digitale Transformation - Arbeit in Dienstleistungssystemen*. Baden-Baden: Nomos Verlagsgesellschaft, S. 165 - 180.
- Tombeil, A.-S., Dukino, C., Zaiser, H., Ganz, W. (2021). *KI-Ambition als Treiber für die Realisierung von Digitalisierung: Wann ist weniger mehr?* Stuttgart: Fraunhofer Institut.
- Townson, S. (2023). *Manage AI Biases instead of trying to eliminate it*. Massachusetts: MIT Sloan Management Review, Jhg. 64, Nr. 2, S. 1 - 3.
- Turing, A. M. (1950). *Computing machinery and intelligence*. Mind Journal.
- Valentowitsch, J. (2021). Künstliche Intelligenz als disruptiver Faktor im Dienstleistungsgeschäft.  
In M. Bruhn, K. Hadwich, *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement, Band 1: Geschäftsmodelle - Serviceinnovationen - Implementierung*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 126 - 138.
- Verbelen, R., Antonio, K., Claeskens, G. (2018). Unraveling the predictive power of telematics data in car insurance pricing. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, Jhg. 67, Nr. 5, S. 1275 - 1304.
- von Krogh, G., Roos, J., Slocum, K. (1994). An essay on corporate epistemology. *Strategic Management Journal*, Jhg. 15, Nr. S2, S. 53-71.
- Vöpel, H. (2018). Wie künstliche Intelligenz die Ordnung der Wirtschaft revolutioniert. *Wirtschaftsdienst*, Jhg. 98, Nr. 11, S. 828 - 830.
- Wang, P. (2008). What do you mean by "AI"? *Artificial General Intelligence*, S. 362 - 373.
- Wang, P. (2019). On Defining Artificial Intelligence. *Journal of Artificial General Intelligence*, Jhg. 10, Nr. 2, S. 1-37.
- Weick, K. E., Roberts, K. H. (1993). Collective mind in organizations: Heedful interrelating on flight decks. *Administrative Science Quarterly*, Jhg. 38, Nr. 3, S. 357 - 381.
- Wennker, P. (2020). *Künstliche Intelligenz in der Praxis - Anwendungen in Unternehmen und Branchen: KI wettbewerbs- und zukunftsorientiert einsetzen*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Wess, S. (2021). Mit künstlicher Intelligenz immer die richtigen Entscheidungen treffen.  
In P. Buxmann, H. Schmidt, *Künstliche Intelligenz - Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg, 2. Aufl.*, Wiesbaden: Springer Gabler, S. 165 - 181.
- Wilson, H., Mulani, N., Alter, A. (2018). Sales get a Machine-Learning Makeover.  
In *How to go Digital - Practical Wisdom to Help Drive Your Organization's Digital Transformation*. Cambridge London: The MIT Press, S. 75 - 80.
- Wilson, J., Daugherty, P. (2018). Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces. *Harvard Business Review*, Jhg. 96, Nr. 4, S. 114 - 123.

- 
- Wittpahl, V. (2019). *Künstliche Intelligenz: Technologie Anwendung Gesellschaft*. Berlin Heidelberg: Springer Vieweg.
- Wöhe, G., Döring, U., Brösel, G. (2020). *Einführung in die Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, 27. Aufl.*, München: Vahlen Verlag.
- Wolan, M. (2020). *Next Generation Digital Transformation*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- World Economic Forum. (2018). *The Future of Jobs Report*. Geneva: World Economic Forum.
- Wuttke, L. (2022). *Künstliche Intelligenz in Marketing und Vertrieb - Beispiele, Konzepte und Anwendungsfälle*. Wiesbaden: Springer Gabler.
- Yampolskiy, R. (2021). What will happen when your company's algorithms go wrong? *Harvard Business Review, Jhg. Winter 2021*, S. 140 - 141.
- Zangemeister, C. (1976). *Nutzwertanalyse in der Systemtechnik, 4. Aufl.*, München: Zangemeister & Partner, S. 45.
- Zarif, A., Holland, C., Milne, A. (2019). *Evaluating the impact of AI on insurance: The four emerging AI- and data-driven business models*. Loughborough: Loughborough University.
- Zekos, I. (2021). AI Risk Management.  
In I. Zekos, *Economics and Law of Artificial Intelligence - Finance, Economic Impacts, Risk Management and Governance*. Cham: Springer Switzerland.
- Zekos, I. (2021). Artificial Intelligence Governance.  
In I. Zekos, *Economics and Law of Artificial Intelligence - Finance, Economic Impacts, Risk Management and Governance*. Cham: Springer Switzerland, S. 117 - 146.
- Ziegler, A., Kämpf, T., Lühr, T., Boes, A. (2020). Agile Arbeitsformen in der Praxis.  
In A. Boes, K. Gül, T. Lühr, *Empowerment in der agilen Arbeitswelt*. Freiburg: Haufe-Lexware, S. 33 - 52.
- Zocca, V., Spacagna, G., Slater, D., Roelants, P. (2017). *Python Deep Learning - Next generation techniques to revolutionize computer vision, AI, speech and data analysis*. Birmingham: Packt Publishing Ltd.
- Zweigle, T. (2021). Marketingforschung 4.0 – Wie wird künstliche Intelligenz die Umfrageforschung der Zukunft revolutionieren?  
In M. Terstiege, *KI in Marketing und Sales - Erfolgsmodelle aus Forschung und Praxis*. Wiesbaden: Springer Gabler, S. 165 - 185.

## Anlage A:

## Auswertung unterstützender Aussagen zur Nutzung künstlicher Intelligenz

Die nachfolgende Tabelle listet die Auswertung der täglich erscheinenden Newsletter „Versicherungsmonitor“ und „Versicherungswirtschaft heute“ sowie der unternehmenseigenen Pressemitteilungen im Hinblick auf unterstützende Aussagen zur Einführung und Nutzung künstlicher Intelligenz durch Mitglieder des Top-Managements für die Top-Ten-Versicherer des deutschen Marktes im Zeitraum vom 01.01.2018 bis zum 31.12.2022 auf.

<b>Versicherungskammer</b>	30.11.2021	Versicherungsmonitor	KI spürt abtrünnige PKV-Kunden auf
	15.11.2021	Versicherungsmonitor	Das KI-Radar für die Kundenlotsen
	21.06.2021	Versicherungsmonitor	VKB baut digitale Gebäudekompetenz aus
	28.10.2020	Versicherungsmonitor	VKB-Datenchef: In der Krise bei KI nicht nachlassen
	08.09.2020	Versicherungsmonitor	Walthes: KI und Data-Analytics sind Chefsache
	27.04.2020	Versicherungsmonitor	Gesundheitspartner statt Krankenversicherer
	02.12.2019	Versicherungsmonitor	KI sucht Fehler in Klinikrechnungen
	03.07.2019	Versicherungsmonitor	Mit KI zu weniger Schadenzahlungen
	22.03.2019	Versicherungsmonitor	VKB mit neuem Service in der Pflege
	25.01.2018	Versicherungsmonitor	Keine Angst vor künstlicher Intelligenz
	12.01.2022	Versicherungswirtschaft	Agenturvertrieb der Versicherungskammer geht Partnerschaft mit Selli ein
	05.05.2021	Pressemitteilung	Forderungsmanagement mit künstlicher Intelligenz
<b>Generali</b>	13.07.2021	Versicherungsmonitor	KI aus der Nische herausholen
	29.04.2021	Versicherungsmonitor	Generali forscht digital und feilt an Strategieplan
	26.03.2021	Versicherungsmonitor	Generali lässt KI die Prämien berechnen
	16.12.2020	Versicherungsmonitor	Generali startet Joint-Venture mit Accenture
	22.11.2020	Versicherungsmonitor	Schau mir in die Augen, Generali

	23.12.2019	Versicherungsmonitor	Innovationsgarage der Generali wird eigenständig
	19.06.2019	Versicherungsmonitor	Generali will mit Google Poliven entwickeln
	02.05.2019	Versicherungsmonitor	Transformation zu Ende, Wachstum geht weiter
	07.12.2020	Versicherungswirtschaft	Generali Schweiz: Wie der Versicherer mit KI die Budgets optimieren will
	04.10.2021	Versicherungswirtschaft	Gesundheit digital: Neue Wege in der Datensouveränität
	17.12.2020	Versicherungswirtschaft	Generali schließt Joint-Venture mit Accenture
	06.05.2020	Versicherungswirtschaft	Generali-Managerin: Digitalisierung hat durch die Corona-Pandemie einen enormen Schub bekommen
<b>Allianz</b>	28.06.2022	Versicherungsmonitor	KI-Nutzung: Der kulturelle Wandel fehlt
	17.01.2022	Versicherungsmonitor	Allianz will KI-basierte Schadenregulierung ausbauen
	26.11.2020	Versicherungsmonitor	Altsysteme hart abschalten
	02.11.2020	Versicherungsmonitor	Allianz X: Wo Digitalfirmen andocken
	09.03.2020	Versicherungsmonitor	Allianz X investiert in digitale Schadenabwicklung
	24.09.2019	Versicherungsmonitor	KI: Die Technik ist nicht mehr das Problem
	04.02.2019	Versicherungsmonitor	Großes Potenzial für KI im Schadenbereich
	29.03.2018	Versicherungsmonitor	Allianz treibt Kulturwandel voran
	15.01.2017	Versicherungsmonitor	Bäte: Es wird weiter knirschen
<b>Ergo</b>	30.01.2020	Versicherungsmonitor	Klein: KI ist nicht der Terminator
	04.06.2019	Versicherungsmonitor	Versicherer im mühsamen KI-Training
	13.11.2018	Versicherungsmonitor	Ergo investiert in Mobilitätsplattform
	01.06.2017	Versicherungsmonitor	Ergo: Management zufrieden, Mitarbeiter nicht
	03.09.2019	Versicherungswirtschaft	Ergo-Digitalchef Klein: Bei KI geht es nicht um futuristische Visionen
	16.06.2021	Versicherungswirtschaft	So baut die Ergo die IT-Architektur um
	29.08.2019	Versicherungswirtschaft	Ergo setzt auf Friss bei der Schadenregulierung

<b>Talanx</b>	10.04.2019	Versicherungsmonitor	Lernende Maschinen bieten neue Chancen
	06.03.2019	Versicherungsmonitor	Talanx-Tochter Warta kooperiert mit Control Expert
	27.12.2018	Versicherungsmonitor	Leue: Digitalisierung ist Mittel zum Zweck
	21.06.2017	Versicherungsmonitor	Talanx: Digitale Impulse aus dem Ausland
	17.05.2021	Versicherungswirtschaft	Talanx nutzt KI für prüfung aller Kfz-Schäden
	10.12.2020	Versicherungswirtschaft	Christof Wetzel: Innovationszyklen haben sich auf wenige Wochen bis Monate verkürzt
	10.10.2019	Versicherungswirtschaft	Talanx wagt KI in der Schadenbearbeitung
<b>Axa</b>	11.10.2021	Versicherungsmonitor	Axa Schweiz will KI in der Schadenregulierung nutzen
	22.01.2019	Versicherungsmonitor	Axa investiert in Buchhaltungs-Start-Up Zeitgold
	20.04.2017	Versicherungsmonitor	Axa eröffnet neues Data-Innovation Lab in Köln
	20.12.2019	Versicherungswirtschaft	Axa-Chef Vollert erklärt, wie Versicherungen einfacher werden
	13.08.2021	Versicherungswirtschaft	Der Moderator: Wie Alexander Vollert die Axa Deutschland digital auf Vordermann bringt
<b>HUK</b>	11.01.2022	Versicherungsmonitor	Fünf Mythen der Digitalisierung in der Versicherung
	07.10.2021	Versicherungsmonitor	HUL, LVM und HDI gründen Plattform
	07.01.2021	Versicherungsmonitor	Die persönliche Versicherungsmaschine
	11.09.2019	Versicherungsmonitor	HUK: Telematik funktioniert nur mit großen Beständen
<b>R+V</b>	30.10.2018	Versicherungsmonitor	RuV: Identifizierung mit KI statt mit PIN
	31.10.2018	Pressemitteilung	Video-Ident: R+V setzt künstliche Intelligenz ein
<b>Provinzial</b>	18.05.2018	Versicherungsmonitor	Provinzial Nordwest baut Firmengeschäft aus
	08.05.2018	Pressemitteilung	Künstliche Intelligenz im Rahmen der Kündigungsbearbeitung Kfz
<b>Debeka</b>	05.04.2019	Pressemitteilung	Mit künstlicher Intelligenz der Hepatitis C auf der Spur