



Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie


DE.DIGITAL

Künstliche Intelligenz - Geschäftsmodellinnovationen und Entwicklungstrends

Erkenntnisse aus der Anwendung von KI in der Wirtschaft

[bmwi.de](https://www.bmwi.de)

Impressum

Herausgeber

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi)
Öffentlichkeitsarbeit
11019 Berlin
www.bmwi.de

Text und Redaktion

FIR an der RWTH Aachen:

Prof. Dr.-Ing. Günther Schuh
Prof. Dr.-Ing. Volker Stich
Frederick Birtel, M. Sc.
Dr.-Ing. Jan Hicking
Christian Holper, M. Sc.
Sebastian Junglas, M. Sc.
Felix Steinlein, M. Sc.
Tim Walter, M. Sc.
Lucas Wenger, M. Sc.

Stand

Januar 2021

Gestaltung

FIR e.V. an der RWTH Aachen

Bildnachweis

majcot / Shutterstock

Diese und weitere Broschüren erhalten Sie bei:

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie
Referat Öffentlichkeitsarbeit
E-Mail: publikationen@bundesregierung.de
www.bmwi.de

Zentraler Bestellservice:

Telefon: 030 182722721
Bestellfax: 030 18102722721

Diese Publikation wird vom Bundesministerium für Wirtschaft und Energie im Rahmen der Öffentlichkeitsarbeit herausgegeben. Die Publikation wird kostenlos abgegeben und ist nicht zum Verkauf bestimmt. Sie darf weder von Parteien noch von Wahlwerbern oder Wahlhelfern während eines Wahlkampfes zum Zwecke der Wahlwerbung verwendet werden. Dies gilt für Bundestags-, Landtags- und Kommunalwahlen sowie für Wahlen zum Europäischen Parlament.

Inhaltsverzeichnis

1.	Management-Summary	8
2.	Einleitung	9
2.1	KI-basierte Geschäftsmodelle und KI-Trends	9
2.2	Ziele der Studie	10
3.	Begrifflichkeiten	12
3.1	Künstliche Intelligenz (KI).....	12
3.2	Geschäftsmodell.....	14
3.3	Innovation.....	15
3.4	KI-Geschäftsmodellinnovation.....	15
4.	Methode	17
4.1	Interviewmethode.....	17
4.2	Beschreibung von KI-Geschäftsmodellinnovationen.....	17
4.3	Fragen zu KI-Trends.....	18
5.	Fallstudien zu KI-Geschäftsmodellinnovationen	19
5.1	Fallstudie Heidelberger Druckmaschinen AG und Heidelberg Digital Unit GmbH	20
5.1.1	Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation.....	20
5.1.2	Das Nutzenversprechen von Heidelberger.....	21
5.1.3	Die Wertschöpfungskette von Heidelberger.....	22
5.1.4	Die Ertragsmechanik von Heidelberger.....	23
5.1.5	Der Kunde von Heidelberger.....	23
5.1.6	Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells bei Heidelberg	24
5.2	Fallstudie Salesforce.....	25
5.2.1	Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation.....	25
5.2.2	Das Nutzenversprechen von Salesforce	26
5.2.3	Die Wertschöpfungskette von Salesforce.....	27
5.2.4	Die Ertragsmechanik von Salesforce.....	27
5.2.5	Der Kunde von Salesforce.....	28
5.2.6	Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells bei Salesforce	28

5.3	Fallstudie relayr	30
5.3.1	Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation.....	30
5.3.2	Das Nutzenversprechen von relayr.....	31
5.3.3	Die Wertschöpfungskette von relayr	31
5.3.4	Die Ertragsmechanik von relayr	31
5.3.5	Der Kunde von relayr	32
5.3.6	Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells von relayr 32	
5.4	Fallstudie Siemens Mobility.....	33
5.4.1	Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation.....	33
5.4.2	Das Nutzenversprechen von Siemens Mobility.....	34
5.4.3	Die Wertschöpfungskette von Siemens Mobility.....	35
5.4.4	Die Ertragsmechanik von Siemens Mobility.....	36
5.4.5	Der Kunde von Siemens Mobility.....	36
5.5	Fallstudie HUK-COBURG.....	37
5.5.1	Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation.....	37
5.5.2	Das Nutzenversprechen von HUK-COBURG.....	38
5.5.3	Die Wertschöpfungskette von HUK-COBURG	39
5.5.4	Die Ertragsmechanik von HUK-COBURG	40
5.5.5	Der Kunde von HUK-COBURG	40
5.6	Zwischenfazit der Fallstudienuntersuchung.....	41
6.	Experteninterviews zu KI-Trends für lernende Systeme in der produzierenden Industrie	43
6.1	Einleitung	43
6.2	Anwendermarkt.....	44
6.3	Technologie.....	46
6.3.1	Software-Trends	46
6.3.2	Datentrends.....	48
6.3.3	Infrastrukturrends.....	49
6.4	Anwendungen in der Produktion	50
6.4.1	Anwendungsentwicklung	50
6.4.2	KI-Anwendungen für lernende Systeme in der Produktion.....	52

6.5	Praxiserkenntnisse für die Anwendungsentwicklung.....	56
6.6	Zwischenfazit Trends für lernende Systeme in der Produktion.....	57
7.	Fazit: Erfolgsprinzipien für die erfolgreiche Nutzung von KI in Unternehmen	58
7.1	Erfolgsprinzip 1: Zeitliche Machbarkeit von KI-Projekten berücksichtigen	59
7.2	Erfolgsprinzip 2: Interne Akzeptanz im eigenen Unternehmen fördern	59
7.3	Erfolgsprinzip 3: Auswahl relevanter und wirtschaftlicher Anwendungsfälle	60
7.4	Erfolgsprinzip 4: Solide Datengrundlage als Erfolgsvoraussetzung.....	60
7.5	Erfolgsprinzip 5: Daten verantwortungsvoll behandeln	60
7.6	Erfolgsprinzip 6: Value-Share-Ertragsmechanik	61
8.	Literatur	62

Abkürzungsverzeichnis

AG	Aktiengesellschaft
API	Application Programming Interface
AWS	Amazon Web Services
CAQ	Computer-aided quality
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
CRM	Customer-Relationship-Management
DL	Deep Learning
dt.	deutsch
ERP	Enterprise-Resource-Planning
GMI	Geschäftsmodellinnovationen
GUI	Graphical User Interface
HDD	HUK-COBURG Datenservice und Dienstleistungen GmbH
IIoT	Industrial Internet of Things
IoT	Internet of Things
IT	Informationstechnologie
KI	Künstliche Intelligenz
KNN	Künstliches Neuronales Netz
KPI	Key Performance Indicator
MES	Manufacturing Execution System
ML	Maschinelles Lernen
NLP	Natural Language Processing
OEE	Overall Equipment Effectiveness
OEM	Original Equipment Manufacturer
OPC-UA	Open Platform Communications Unified Architecture
PaaS	Platform-as-a-Service
PAT	Performance Advisor Technology
ROI	Return on Investment
SaaS	Software-as-a-Service
WMS	Web Map Service

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Ordnungsrahmen von KI-Modellen.....	12
Abbildung 2: Die vier Dimensionen eines Geschäftsmodells.....	15
Abbildung 3: Übersicht der Fallstudienpartner und -inhalte.....	19
Abbildung 4: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Heidelberger Druckmaschinen	21
Abbildung 5: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Salesforce	26
Abbildung 6: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei relayr.....	30
Abbildung 7: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Siemens Mobility	34
Abbildung 8: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei HUK-COBURG.....	38
Abbildung 9: Zentrale Herausforderungen für KI-Geschäftsmodellinnovation	42
Abbildung 10: Steckbriefe der Interviewpartner für die Ermittlung der KI-Trends.....	43
Abbildung 11: Fokusthemen der KI-Trendbefragung.....	44
Abbildung 12: Dimensionen der erfassten Technologietrends	46
Abbildung 13: CRISP-DM-Kreislauf	51
Abbildung 14: Kategorien der Anwendungstypen für lernende Systeme in der Produktion.....	52
Abbildung 15 Darstellung der Praxiserkenntnisse.....	56
Abbildung 16: Zentrale Erfolgsprinzipien für den Einsatz von KI in Unternehmen.....	58

1. Management-Summary

Künstliche Intelligenz (KI) wird in Zeiten des zunehmenden globalen Wettbewerbs und hoch vernetzter Wertschöpfungsketten zu einem immer wichtiger werdenden Wettbewerbsfaktor für Unternehmen am Wirtschaftsstandort Deutschland. Der Einsatz von KI-Verfahren dient zum einen der Kostensenkung bei internen Geschäftsprozessen, zum anderen der Erschließung neuer, digitaler Geschäftsfelder und -modelle. Dies basiert auf einer stetig steigenden Datenverfügbarkeit und -qualität, die eine wirtschaftliche Anwendung der KI-Technologie überhaupt erst ermöglichen.

Vor diesem Hintergrund wurde im Rahmen dieser Studie der Einfluss von KI auf die Geschäftsmodelle und insbesondere die damit verbundenen Geschäftsmodellinnovationen untersucht (s. Abschnitt 5). Anhand von fünf Fallstudien (Heidelberger Druckmaschinen, relayr, Salesforce, Siemens Mobility, HUK-COBURG) wurden entlang der vier Geschäftsmodelldimensionen „Nutzenversprechen“, „Wertschöpfungskette“, „Kunde“ und „Ertragsmechanik“ der Einfluss der KI herausgearbeitet. Ein besonders hoher Einfluss wurde in den Dimensionen „Nutzenversprechen“ für das Angebot neuartiger, digitaler Leistungen sowie bei der „Wertschöpfungskette“ zur KI-basierten Automatisierung von Geschäftsprozessen festgestellt. Veränderungen in den anderen Dimensionen entsprangen u. a. der Erschließung neuer Kundensegmente oder der wertbasierten Leistungsbepreisung.

In der anschließenden vertiefenden Betrachtung von KI als Kernelement der Wertschöpfungskette (s. Abschnitt 6) wurden auf Basis von sechs Experteninterviews Technologie- und Anwendungstrends identifiziert. Auf Seiten der Technologietrends wurden innerhalb der Kategorien „Software“, „Daten“ und „Infrastruktur“ Einflussfaktoren identifiziert. Bei der Entwicklung der Software rückten die Nutzung von „Open-Source-Paketen“, Bibliotheken mit vortrainierten Modellen und Frameworks für ein durchgängiges „Modell-Management“ in den Fokus. Im Bereich der Daten stachen die Datenqualität und das Datenverständnis heraus. KI-Anwendungen werden bevorzugt auf Cloud-Infrastrukturen entwickelt und bereitgestellt, wobei die Wahrung der Datensouveränität einen wichtigen Aspekt darstellte. Auf Seiten der Anwendungstrends nahmen Prognosen in der Produktions-, Instandhaltungs- und Logistikplanung sowie die Überwachung von Anlagen-, Produkt- und Prozessdaten eine Kernposition ein.

Auf Basis der Fallstudienanalyse sowie der identifizierten Technologie- und Anwendungstrends wurden abschließend sechs Erfolgsprinzipien abgeleitet, die Unternehmen bei der Umsetzung von KI-Geschäftsmodellinnovationen unterstützen (s. Abschnitt 7). Insbesondere die Auswahl des richtigen, d. h. wirtschaftlich relevanten, Anwendungsfalls für den KI-Einsatz wird hierbei hervorgehoben. Auch die Erfolgsprinzipien zur Datensouveränität, wie sie in der Initiative „GAIA-X“ auf europäischer Ebene verfolgt werden, sowie die beidseitige Erfolgsbeteiligung im Sinne eines „Share-Value-Ertragsmodells“ schließen hieran an. Die Erfolgsprinzipien können somit als Leitlinie verstanden werden, um die wirtschaftliche Nutzung von KI für Unternehmen in Deutschland im globalen Wettbewerb weiter zu steigern.

2. Einleitung

Im Zuge der Digitalisierung werden Unternehmen immer neuere Innovations- und Expansionschancen geboten. Lag früher das Hauptaugenmerk noch auf der Optimierung wirtschaftlicher Prozesse und der Gestaltung von leistungsfähigeren Produkten und Dienstleistungen, fokussieren Unternehmen heute verstärkt Geschäftsmodellinnovationen (Plattform Lernende Systeme 2019, S. 5). Damit hält die Digitalisierung Einzug in alle wertschöpfenden Geschäftsbereiche.

Allerdings bleiben trotz der genannten Chancen bisher merkliches Wachstum und eine nennenswerte Steigerung der Produktivität von Unternehmen in Deutschland aus. In den vergangenen vier Jahren konnten die Top-500-Unternehmen in Deutschland (nach Umsatz) die Marke von fünf Prozent bei gleichzeitig zunehmendem Wettbewerb, vor allem aus dem asiatischen und amerikanischen Raum, nicht mehr überschreiten (Accenture 2017, S. 3ff.). Andere Länder investieren höhere Summen in die Digitalisierung: China z. B. ist auf dem besten Weg, mit der Strategie „Made in China 2025“ ausländische Wettbewerber durch innovative digitale Technologien und Smart Manufacturing zu überholen (Zenglein und Holzmann 2019, S. 9ff.). Um ihre Wettbewerbsfähigkeit und weitere Expansionsmöglichkeiten langfristig zu sichern, müssen Unternehmen in Deutschland ihre Geschäftsprozesse insbesondere durch die Automatisierung von Nebentätigkeiten effizienter gestalten. Gleichzeitig sollen sie durch die aktive Integration von innovativen digitalen Technologien neue Geschäftsfelder für ihre Kunden erschließen (Bitkom e. V. 2017, S. 13). Dies erfordert eine bisher noch nie dagewesene hohe Agilität der Unternehmen am Wirtschaftsstandort Deutschland.

2.1 KI-basierte Geschäftsmodelle und KI-Trends

Innovative, digitale Geschäftsmodelle helfen Unternehmen dabei, Agilität (im Sinne beschleunigter unternehmerischer Anpassungsprozesse) zu erreichen (Accenture 2017, S. 9). Laut einer aktuellen Analyse der Top-500-Unternehmen in Deutschland (nach Umsatz) konnten diejenigen Unternehmen, die die Digitalisierung für die Innovation ihrer Geschäftsmodelle genutzt haben, allgemeine Wachstumsschwächen vermeiden. Allerdings konzentrieren sich Unternehmen in der Realität nach wie vor viel häufiger darauf, Produkte, Services oder Prozesse zu verbessern, statt neue Geschäftsmodelle zu entwickeln (Accenture 2020, S. 7ff.).

Neue Geschäftsmodelle helfen dabei, interne Kosten zu senken; zudem kann mit ihnen mehr Umsatz generiert werden. Dadurch können langfristige (Produktivitäts-)Gewinne erzielt und Expansionsmöglichkeiten genutzt werden. Ein Beispiel dafür ist der Wandel hin zu partizipativen Geschäftsmodellen, bei denen Kunden und Anbieter zusammenarbeiten, um beidseitig davon zu profitieren. Der Kunde versorgt den Anbieter mit seinen Nutzungsdaten wodurch der Anbieter ihm wiederum ein besser passendes Nutzenversprechen liefern kann. Der Fokus verlagert sich weg von dem einmaligen Verkauf von Produkten und Dienstleistungen hin zu dem Verkauf von Leistungen und sogar kontinuierlichen Leistungssteigerungen auf Basis von Nutzungsdaten. Vor allem Künstliche Intelligenz (KI) gilt als Treiber dieser digitalen Geschäftsmodelle, da durch den KI-Einsatz mehr Daten nutzbar gemacht werden können. KI ist als Verknüpfung technischer Systeme mit menschenähnlichen bzw. intelligenten Fähigkeiten zu verstehen (siehe Abschnitt 3.1). Auf diese Weise lässt sich

die Effizienz von Geschäftsprozessen steigern, Mitarbeiter werden entlastet und neue Dienstleistungen und Produkte können das Geschäftsmodell ergänzen. Längst hat sich KI zu einem maßgeblichen Treiber für den Erfolg und das Wachstum von Unternehmen entwickelt (Rammer 2020, S. 16ff.). Auch die deutsche Bundesregierung hat die herausragende Relevanz der KI für die Wettbewerbsfähigkeit des Wirtschaftsstandorts Deutschland erkannt und 2018 ihre Strategie zur Entwicklung und Anwendung von KI veröffentlicht. Eine Fortsetzung dieser Initiative wurde Ende 2020 publiziert (Bundesregierung 2018, 2020).

Viele deutsche Unternehmen sind diesbezüglich jedoch noch skeptisch und zurückhaltend. Neben einer Chance stellt das umfangreiche und für viele Unternehmen schwer zu fassende Gebiet der KI auch eine große Herausforderung dar. Viele schätzen das Thema nicht ernst genug ein: Nach einer repräsentativen Erhebung des ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung – setzten derzeit lediglich 6 Prozent der Unternehmen KI ein (Rammer 2020, S. 6). Eine weitere Herausforderung, vor allem im für Deutschland wichtigen Maschinen- und Anlagenbau, liegt darin, KI im gesamten Unternehmen einzusetzen und dafür die nötige Digitalisierungsstrategie zu entwickeln. Häufig umfasst diese jedoch nicht alle Geschäftsbereiche. Vielmehr handelt es sich um eine Technologiestrategie für ausgewählte Produkte oder Dienstleistungen (Moser et al. 2019, S. 5ff.). Um die Wachstumspotenziale von KI allerdings vollständig heben zu können, muss auch das Geschäftsmodell angepasst werden. Die technische Umsetzung von KI alleine reicht dafür nicht aus.

Um KI erfolgreich in das eigene Geschäftsmodell zu integrieren und es so weiterzuentwickeln, fehlt es an Antworten, wie bestimmte Herausforderungen überwunden werden können. Oft ist unklar, in welchen Bereichen KI sinnvoll eingesetzt werden kann und welche KI-Technologien bei der Transformation des eigenen Geschäftsmodells helfen. Bislang fehlen praktische und unterstützende branchenspezifische Anwendungsfälle, an denen sich Unternehmen orientieren können, sowie ein Leitfaden, welcher das große Feld der KI auf relevante Teilbereiche eingrenzt. Zusätzlich besteht hoher Bedarf darin, ein grundlegendes Verständnis über die Verknüpfung von Anwendungsfällen mit vorhandenen technologischen Bausteinen der KI zu schaffen. Hierfür ist die Identifikation technologischer Trends für Unternehmen als Orientierungshilfe und zum Einstieg in diesen Bereich besonders wichtig.

2.2 Ziele der Studie

Im ersten Teil dieser Studie werden Fallstudien von erfolgreichen KI-Geschäftsmodellinnovationen präsentiert und der Einfluss von KI auf die vier verschiedenen Dimensionen von Geschäftsmodellen (Nutzenversprechen, Wertschöpfungskette, Ertragsmechanik, Kunde) untersucht. Ein besonderes Augenmerk wird auf die Möglichkeit gelegt, die Informationen auf andere Branchen zu übertragen. Hierfür werden im Rahmen der Studie zum einen relevante Anwendungsfälle aus unterschiedlichen Industrien ausgewählt, die mithilfe von KI-Technologien nachweislich verschiedene Bereiche des Geschäftsmodells erfolgreich innoviert bzw. verändert haben. Zum anderen werden die Erkenntnisse in Form zentraler Erfolgsprinzipien für den Einsatz von KI in Unternehmen brancheneutral dargelegt.

Im zweiten Teil der Studie werden die Ergebnisse einer tiefergehenden Untersuchung des KI-Einsatzes im Rahmen der Wertschöpfungskette vorgestellt. Anhand von ausgewählten Expertenmeinungen werden dann

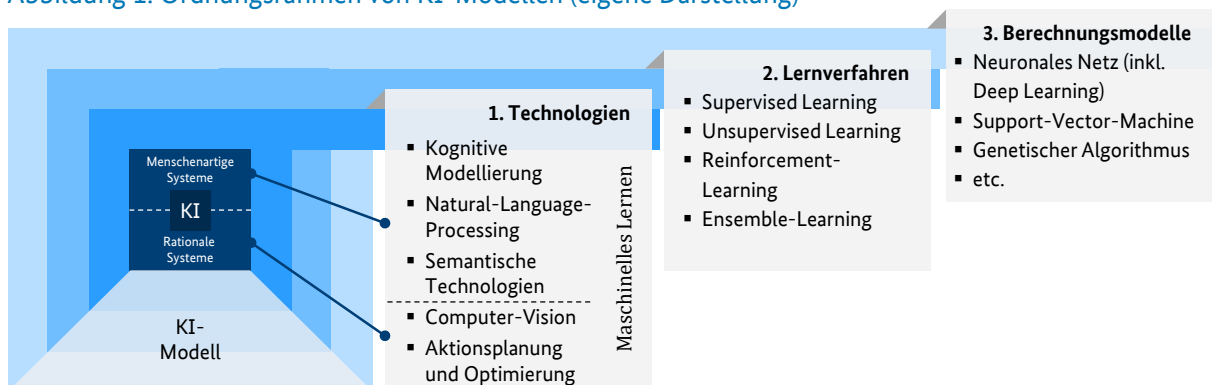
entsprechende KI-Trends in Bezug auf die Technologie und den Anwendungsbereich aufgezeigt. Für einen tieferen Einblick in die Entwicklung von KI-Anwendungen werden mittels Experteninterviews Anzeichen für Technologie- und Anwendungstrends von spezifischen KI-Applikationen präsentiert. Auf den Erfahrungen der Experten aufbauend, werden Erfolgsfaktoren und Herausforderungen abgeleitet, welche Unternehmen einen Rahmen zur Etablierung von KI geben sollen. Der Fokus der Anwendungstrends liegt dabei auf lernenden Systemen in der Produktion und deren Beitrag zur Verbesserung der Geschäftsprozesse.

3. Begrifflichkeiten

3.1 Künstliche Intelligenz (KI)

Unter Künstlicher Intelligenz werden die Bestrebungen verstanden, technische Systeme mit menschenähnlichen bzw. intelligenten Fähigkeiten auszustatten (Fraunhofer-Gesellschaft e.V 2017, S. 6). Das übergeordnete Ziel von KI ist es, die zugrundeliegenden Mechanismen von menschlicher Intelligenz zu verstehen und darauf aufbauend künstliche intelligente Entitäten zu entwickeln (Russell und Norvig 2012, S. 22). Hierbei werden grundsätzlich zwei Ansätze von KI-Technologien unterschieden: Der **verhaltensorientierte Ansatz** („menschenartige Systeme“), bestehend aus menschlichem Denken und Handeln, und der **rationale Ansatz** („rationale Systeme“), bestehend aus dem objektiven Denken und Handeln (Russell und Norvig 2012, S. 22–25). Die verschiedenen KI-Technologien können diesen Ansätzen zugeordnet werden und bilden mit den eingesetzten Lernverfahren und Berechnungsmodellen die Basis für das Verhalten und die Prozesse von KI-Modellen (s. Abbildung 1).

Abbildung 1: Ordnungsrahmen von KI-Modellen (eigene Darstellung)



Zum Ansatz der verhaltensorientierten **KI-Technologien** gehören Verfahren und Methoden, die das menschliche Verhalten mit seinen Stärken (z. B. hohe Generalisierbarkeit, Anpassungsfähigkeit und Flexibilität im Denken und Handeln) und Schwächen (z. B. begrenztes Wissen/Handlungsspielraum, Subjektivität) abbilden sollen. Darunter fallen die **kognitive Modellierung**, wie Simulation von Entscheidungsfindung, **Natural-Language-Processing**, wie Dialogsysteme oder Text-to-Speech, und **semantische Technologien**, wie Wissensrepräsentationen. Bei KI-Technologien des rationalen Ansatzes werden hingegen mathematische und statistische Methoden angewendet, um anhand messbarer Kriterien objektiv optimal zu handeln. Hierfür zum Einsatz kommende KI-Technologien sind **Computer-Vision**, wie z. B. Objekterkennung in Bildern, oder **Aktionsplanung und Optimierung**, wie Routenplanung, Navigation oder Prozessoptimierung sowie **Maschinelles Lernen** als Querschnittstechnologie, dessen Modelle auch zur Anwendung aller genannten Technologien genutzt werden können (Seifert et al. 2018, S. 14f.).

Maschinelles Lernen (ML) wird als Querschnittstechnologie sowie als eigene Teildisziplin von KI angesehen. Es beschäftigt sich mit dem Lösen komplexer Problemstellungen und den dafür benötigten Lernprozessen: Oft ist es zu aufwendig oder nicht möglich, einen vollständigen Algorithmus mit allen Abhängigkeiten zur Lösungsfindung zu programmieren. Bei diesen Anwendungsfällen ist es notwendig, dass die Lernfähigkeit bei technischen Systemen mit Trainings-, Test- und Validierungsdaten simuliert wird und diese anschließend selbst den Lernprozess durchlaufen (Russell und Norvig 2012, S. 809ff.).

Um das KI-Modell für das anvisierte Verhalten mit Maschinellern Lernen zu befähigen, können verschiedene Lernverfahren angewendet werden. Dies ist abhängig vom KI-Anwendungsfall sowie den zur Verfügung stehenden Trainings-, Test- und Validierungsdaten. Es wird zwischen folgenden drei **Lernverfahren** unterschieden, wobei das Ensemble-Learning die Kombination dieser Lernverfahren darstellt (Abdelkafi et al. 2019, S. 19; Russell und Norvig 2012, S. 811):

- **„Supervised Learning“** (dt. überwachtes Lernen): Das KI-Modell lernt anhand von Trainingsdaten, welche vordefinierte Zusammenhänge und Eingabe/Ausgabe-Paaren abbilden – sogenannte „gelabelte Daten“. Die Ergebnisse des Lernprozesses werden somit „überwacht“.
- **„Unsupervised Learning“** (dt. nicht überwachtes Lernen): Es werden keine „gelabelten Daten“ benötigt, sondern das KI-Modell identifiziert selbständig, meist anhand von statistischen Strukturen wie Clustern in den Testdaten, Muster und Gemeinsamkeiten.
- **„Reinforcement-Learning“** (dt. verstärktes Lernen): Das KI-Modell lernt selbständig mit den Testdaten anhand von Feedbackstrukturen, die an Belohnungs- und Bestrafungsmechanismen gekoppelt sind.

Die letztliche Struktur des KI-Modells wird durch das verwendete **Berechnungsmodell** erzeugt. Dies können **Künstliche Neuronale Netze (KNN)** sein, welche die Signalübertragung menschlicher, biologischer Neuronen über mehrere Schichten simulieren. Abhängig von der Tiefe bzw. Anzahl der Schichten der Netzstruktur können sehr abstrakte Zusammenhänge erkannt werden, was allerdings mit erhöhtem Rechenaufwand und -zeit einhergeht (Kirste und Schürholz 2019, S. 29ff.; Seifert et al. 2018, S. 61). Bei tiefen Neuronalen Netzen wird auch von Deep Learning (dt. Tiefes Lernen, DL) gesprochen (Bitkom e. V. 2017, S. 27). Weitere strukturgebende Berechnungsmodelle sind beispielhaft **Support-Vector-Machines** oder **Genetische Algorithmen**.

Ein Auszug weiterer im Kontext KI relevanter Begriffe wird im Folgenden dargestellt:

- **Modelle und Modellparameter:** Das Modell transformiert die Eingangsdaten des KI-Anwendungsfalls in die Ausgangsdaten für die gewünschte Aufgabe. Die Modellparameter beschreiben die Eigenschaften des Modells (z. B. die Anzahl der Schichten und Knoten im Falle eines Neuronalen Netzes oder die Tiefe eines Entscheidungsbaums). Diese werden im Rahmen der KI-Entwicklung festgelegt.
- **Trainings-, Test- und Validierungsdaten:** Der Trainingsdatensatz dient zum Anlernen des KI-Modells, während mit den Testdaten die Güte des trainierten KI-Modells bewertet wird. Validierungsdaten können genutzt werden, um Hyperparameter eines Modells abzustimmen. Je nach Machine-Learning-Modell kann ein Datensatz auch nur in zwei Partitionen, nämlich in Trainings- und Testdaten, unterteilt werden.
- **„Feature“:** Features sind die beschreibenden Merkmale des betrachteten Anwendungsfalls und stellen die Eingangsdaten des KI-Modells dar. Features sind in der Regel numerische Werte (z. B. Messwerte) und werden aus den verfügbaren Daten des Anwendungsfalls ausgewählt. Diese können auch als Kombination vorhandener Rohdaten spezifisch konstruiert sein.

3.2 Geschäftsmodell

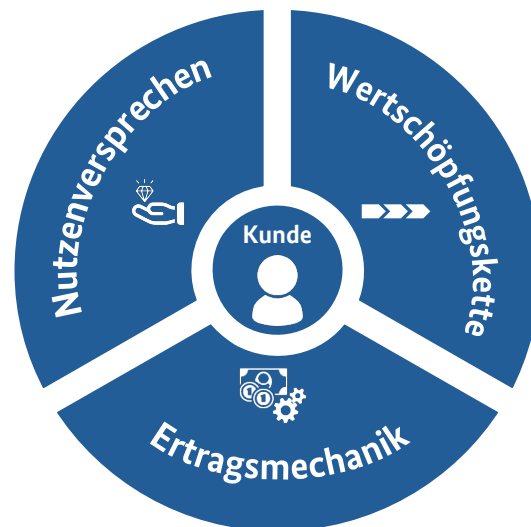
Es gibt zahlreiche Ansätze, ein Geschäftsmodell zu definieren. Charakteristisch ist bei allen Definitionen die Zusammensetzung verschiedener Geschäftsmodell-Elemente, um Produkte und Dienstleistungen zu erstellen und Wert zu generieren. Dieser soll dazu führen, die Kundenbeziehungen und die eigene Wettbewerbsposition zu stärken. Durch das Geschäftsmodell wird entsprechend deutlich gemacht, wie in einem Unternehmen Werte für Kunden geschaffen, die Wertschöpfung im Unternehmensnetzwerk verteilt und die Werte für das eigene Unternehmen nachhaltig gesichert werden können (Hauschildt et al. 2016, S. 11f.). Es stellt somit die Grundlogik eines Unternehmens dar (Schallmo 2013, S. 19–23) und bietet ein entsprechendes Konzept, um die Wertschöpfung dieses Unternehmens darzulegen und zu analysieren. Darauf aufbauend können Innovationen entwickelt werden, die den Unternehmen einen möglichst großen Wettbewerbsvorteil liefern (Abdelkafi et al. 2019, S. 12ff.).

Für Unternehmen gibt es zahlreiche Möglichkeiten ihr Geschäftsmodell zu analysieren. Ein weit verbreitetes Tool für die Visualisierung und Analyse von Geschäftsmodellen ist das *Business Model Canvas* von Osterwalder und Pigneur (2010). Darin werden neun Einflussfaktoren beschrieben, welche es Unternehmen auf eine einfache Art erlauben, verschiedene Geschäftsmodelle zu visualisieren und miteinander zu vergleichen. Strukturiert sind diese Einflussfaktoren in Felder wie Produkt(-entstehung), Vertriebskanäle, Kunden, Geschäftspartner, Umsatz oder Kosten (Piller et al. 2016, S. 147–148). Die Elemente beeinflussen sich gegenseitig, weshalb Verbindungen ebenfalls gut visualisiert und analysiert werden können.

Ein vereinfachtes, aber ebenso weit verbreitetes System ist der *Business Model Navigator* nach Gassmann et al. (2013). Hier werden lediglich vier Dimensionen eines Geschäftsmodells betrachtet (Abbildung 2): Kunden, Nutzenversprechen, Wertschöpfungskette, Ertragsmechanik. Die damit einhergehenden Fragestellungen sind entsprechend: Wer sind die Zielkunden? Was wird diesen Kunden angeboten? Wie wird die Leistung hergestellt? Und wie wird Wert erzielt? (Gassmann und Frankenberger 2016, S. 18–19) Durch die Beantwortung dieser Fragen wird das Geschäftsmodell konkretisiert und ermöglicht eine Basis für neue Geschäftsmodellinnovationen.

Im Folgenden wird sich auf diese vier Dimensionen nach Gassmann et al. bezogen und die vorliegenden Geschäftsmodelle auf diese Bereiche hin untersucht. Der Fokus wird auf den konkreten Veränderungen der Dimensionen und den Auswirkungen im Gesamtzusammenhang liegen, die sich durch den Einsatz von KI ergeben.

Abbildung 2: Die vier Dimensionen eines Geschäftsmodells (eigene Darstellung i. A. a. Gassmann et al. 2013, S. 6)



3.3 Innovation

Innovationen sind in erster Linie „qualitativ neuartige Produkte oder Verfahren, die sich gegenüber einem Vergleichszustand ‚merklich‘ [...] unterscheiden“ (Hauschildt et al. 2016, S. 4). Dabei erschließen sich die folgenden unterschiedlichen Betrachtungsweisen von Innovationen (Hauschildt et al. 2016, S. 4–12):

- **technische Innovationen**, bezüglich der Produkte, Prozesse oder des technischen Wissens
- **organisatorische Innovationen** im Bereich von Strukturen, Kulturen, Systemen oder Management
- **geschäftsbezogene Innovationen**, welche sich in einer Erneuerung des Geschäftsmodells, der Branchenstruktur oder Marktstrukturen widerspiegeln, oder auch
- **soziale Innovationen**, wie neue Sozialtechnologien, politische Innovationen oder Lebensstile.

Bei dem vorliegenden Anwendungsfall werden Innovationen im Geschäftsmodellbereich betrachtet, welche aufgrund von technologischen Neuerungen im Bereich der KI möglich gemacht wurden. Demzufolge werden hier technologische und geschäftsbezogene Innovationen fokussiert.

3.4 KI-Geschäftsmodellinnovation

Geschäftsmodellinnovationen (GMI) sind entsprechend den vorangegangenen Definitionen Neuerungen in der Art und Weise, wie ein Unternehmen Wert generiert. Sie zielen darauf ab, eine neue Geschäftslogik zu erstellen und neue Wertschöpfungsmöglichkeiten zu schaffen (Plattform Lernende Systeme 2019, S. 38ff.). GMI zeichnen sich im Vergleich zu anderen Innovationen, wie Prozess- oder Produktinnovationen, vor allem durch eine erhöhte Komplexität aus, die mit der Anpassung der verschiedenen Elemente eines Geschäftsmodells einhergeht. In der Regel basieren GMI auf der Kombination von Produkt- und Prozessinnovationen. GMI müssen mit der Unternehmensstrategie, den Kernkompetenzen und der Unternehmenskultur im Einklang sein, damit sie langfristig erfolgreich sind (Plattform Lernende Systeme 2019, S. 38ff.).

Um Ideen für Geschäftsmodellinnovationen zu generieren, gibt es unterschiedliche Ansätze. Aufbauend auf dem Prinzip des Business-Model-Canvas werden vier Arten von Innovationen unterschieden, die eng mit den Kernelementen eines Geschäftsmodells zusammenhängen: ressourcengetrieben, angebotsgetrieben, kundengetrieben und finanzgetrieben. Ressourcengetriebene Innovationen expandieren das Geschäftsmodell auf der Basis der bereits implementierten Infrastruktur des Unternehmens. Angebotsgetriebene Innovationen sind Weiterentwicklungen und neue Ideen im Bereich des Angebots und Nutzenversprechens des Unternehmens. Kundengetriebene Innovationen entstehen anhand einer detaillierten Betrachtung der Bedürfnisse, Wünsche und Vorteile der Kunden. Finanzgetrieben sind Innovationen, wenn sie an der Preisstrategie oder der Ertragsmechanik ansetzen. Innovationen in einem bestimmten Bereich haben i.d.R. einen erheblichen Einfluss auf die anderen Kernelemente eines Geschäftsmodells (Osterwalder und Pigneur 2010, S. 137ff.). GMI werden häufig durch die Weiterentwicklung einzelner Kernelemente eines Geschäftsmodells erreicht.

Weiter verbreitet jedoch ist der Definitionsansatz von GMI nach Gassmann et al. 2013. Hier wird von Geschäftsmodellinnovation gesprochen, wenn mindestens zwei der vier Dimensionen nach Gassmann (s. Abbildung 2) innoviert und angepasst werden (Gassmann et al. 2013, S. 6f.). Dieser Ansatz gewährleistet eine Vergleichbarkeit und ist durch die Reduzierung auf die Kernbereiche, sprich die vier Dimensionen, auf jedes Geschäftsmodell anwendbar. Diesem Verständnis wird in der vorliegenden Studie gefolgt. Eine KI-Geschäftsmodellinnovation liegt demnach dann vor, wenn mindestens zwei Geschäftsmodelldimensionen durch den Einsatz von KI signifikant verändert wurden.

4. Methode

4.1 Interviewmethode

Bei der Auswahl der Art der Interviewvorbereitung und -durchführung gibt es drei verbreitete Ansätze: strukturierte, unstrukturierte sowie offene/semistrukturierte Interviews (Renner und Jacob 2020, S. 11ff.; Wittkowski 1994, S. 10ff.). Bei strukturierten Interviews werden alle Fragen im Voraus geplant und erstellt. Alle Kandidaten erhalten den gleichen Fragebogen. So können Antworten einfach miteinander verglichen werden. Allerdings sind solche Interviews komplexer zu planen und die Tiefe der Themen ist vorbestimmt und nicht dynamisch anpassbar. Bei unstrukturierten Interviews werden die Fragen nicht im Vorhinein geplant und so frei fließende Konversationen ermöglicht. Allerdings erschwert diese Art die Vergleichbarkeit der Ergebnisse der einzelnen Interviews (Mistele 2007, S. 111).

In dieser Studie wurde der semistrukturierte Ansatz gewählt. Hier werden im Rahmen eines Gesprächsleitfadens einige Fragen im Voraus geplant, der Großteil des Gesprächsverlaufs wird jedoch offengehalten. Auf Basis des Leitfadens werden das Thema und die Interviewrichtung gesteuert, der Gesprächspartner hat jedoch auch Gelegenheit, andere als die im Gesprächsleitfaden angeführten Themen anzusprechen und auszuführen. So wird die Basis für neue Erkenntnisse und Ideen geschaffen, die bisher nicht im Betrachtungsfeld des Interviewers standen (Weßel 2010, S. 929).

4.2 Beschreibung von KI-Geschäftsmodellinnovationen

Zur Untersuchung von KI-induzierten Geschäftsmodellinnovationen wurden semistrukturierte Interviews mit insgesamt fünf Unternehmen aus unterschiedlichen Branchen durchgeführt. Hierfür wurde ein Fragebogenleitfaden entwickelt, der sich in mehrere Phasen untergliederte. Die erste Phase diente dem Überblick und der Abgrenzung des alten gegenüber dem innovierten Geschäftsmodell. In diesem Kontext wurden zusätzlich relevante Rahmendaten zum Unternehmen und Umfeld abgefragt. Darauf folgte in der zweiten Phase des Leitfadens eine Vertiefung der innerhalb des Geschäftsmodells eingesetzten KI-Technologien. Anschließend wurden in der dritten Phase des Fragebogenleitfadens entlang des gesetzten Ordnungsrahmens die vier Dimensionen (Wertschöpfungskette, Kunde, Nutzenversprechen, Ertragsmechanik) gemeinsam mit dem Interviewpartner erörtert. Ein besonderer Fokus lag auf der Herausarbeitung der jeweiligen KI-basierten Änderungen in jeder der vier Dimensionen. Abschließend wurden in der letzten Phase des Interviews übergeordnete Herausforderungen und Lösungsansätze zur Konzeptionierung und Umsetzung eines neuen KI-basierten Geschäftsmodells abgefragt.

Der so strukturierte Fragebogenleitfaden in Kombination mit den gewählten Definitionen und Ordnungsrahmen ermöglichte eine zielführende Aufarbeitung der Ergebnisse. Ebenso bot sie eine passende Ausgangsbasis, um in den anderen semistrukturierten Interviews spezifischer auf relevante KI-Trends einzugehen.

4.3 Fragen zu KI-Trends

Die semistrukturierten Interviews zur Erfassung von übergeordneten KI-Trends wurden mit Experten durchgeführt. Die Experten wurden anhand ihres umfassenden Wissens über die Konzeptionierung und Einführung von KI-Technologien im industriellen Umfeld der Produktion ausgesucht.

Die Interviews wurden in vier Phasen eingeteilt. Phase eins beschäftigte sich mit allgemeinen Fragestellungen zum Marktgeschehen am KI-Anwendermarkt aus Sicht der Anbieter. In Phase zwei wurde auf Trends in der Technologie eingegangen. Der Fokus lag hier auf den verwendeten Lösungsbausteinen der Softwareentwicklung und dem infrastrukturellen Aufbau bei der KI-Anwendungsentwicklung. Die dritte Phase fokussierte den Bestandteil Daten. Dabei spielten die Datenverfügbarkeit und die Qualität der bereitgestellten Daten eine maßgebliche Rolle. In der letzten Phase des Interviews wurden Anwendungen im Bereich der Produktion thematisiert. Ziel war es, die klassischen Anwendungsfelder, in denen industrieseitig KI innerhalb der Produktion eingesetzt wird, zu extrahieren und zu verstehen.

Der Aufbau der Studie konnte sicherstellen, dass die anvisierten Ziele erreicht werden konnten. Die Ergebnisse beinhalten somit zum einen fünf Fallstudien über KI-Geschäftsmodellinnovationen und zum anderen aus Interviews abgeleitete KI-Trends. Ebenjene Ergebnisse werden gründlich für den Leser aufbereitet. Es wurden jeweils relevante Erfolgsprinzipien zur Nutzung von KI-Technologien oder Verfahren für das eigene Geschäftsmodell oder einen Anwendungsfall definiert und erläutert.

5. Fallstudien zu KI-Geschäftsmodellinnovationen

Im ersten Teil der Studie werden fünf Beispiele von KI-Geschäftsmodellinnovationen in Form von Fallstudien beschrieben. Die Auswahl der Fallstudien, wie in Abbildung 3 dargestellt, erfolgte vor dem Hintergrund verschiedener Branchen und Industrien, um ein vielfältiges Bild der Einsatzpotenziale von KI in verschiedenen Geschäftsmodellen und -bereichen zeichnen zu können. Darüber hinaus werden die Fallstudien jeweils anhand der etablierten vier Dimensionen des „St. Galler Business Model Navigator“ (Gassmann et al. 2013, S. 6ff.) in Form von Nutzenversprechen, Wertschöpfungskette, Ertragsmechanik und Kunde beschrieben (s. Abschnitt 3.2 und 3.4), was eine übergeordnete Vergleichbarkeit trotz der unterschiedlichen Branchen und Anwendungsfälle erleichtert. Daneben wird untersucht, welche Dimensionen eines Geschäftsmodells im Besonderen durch den Einsatz von KI verändert werden und wo die aktuelle Technologiereife noch eine Limitierung darstellt. Eine Geschäftsmodellinnovation liegt in diesem Zusammenhang vor, wenn mindestens zwei der genannten Geschäftsmodelldimensionen durch den Einsatz von KI signifikant verändert wurden. Daran anknüpfend werden fallstudienpezifische Herausforderungen und Lösungsansätze geschildert. Diese werden in einer Darstellung zentraler Herausforderungen bei der Umsetzung von KI-Geschäftsmodellinnovationen zusammengefasst. Gleichzeitig dienen sie auch als ein Ausgangspunkt für die Ableitung von anwendbaren Erfolgsprinzipien, welche in Abschnitt 7 als Orientierungshilfe für Unternehmen bei deren KI-basierten Geschäftsmodelltransformation dienen sollen.

Abbildung 3: Übersicht der Fallstudienpartner und -inhalte (eigene Darstellung)

	KI-Technologie	KI-Einsatzszenario
	Kognitive Modellierung	Schwachstellenerkennung
	Kognitive Modellierung	Predictive Analytics
	Divers, u. a. kognitive Modellierung	Automatisierter, personalisierter Marketing- u. Vertriebsprozess
	Maschinelles Lernen	Verfügbarkeitsoptimierung
	Maschinelles Lernen	Unfallrisikobewertung

5.1 Fallstudie Heidelberger Druckmaschinen AG und Heidelberg Digital Unit GmbH

Interviewpartner:

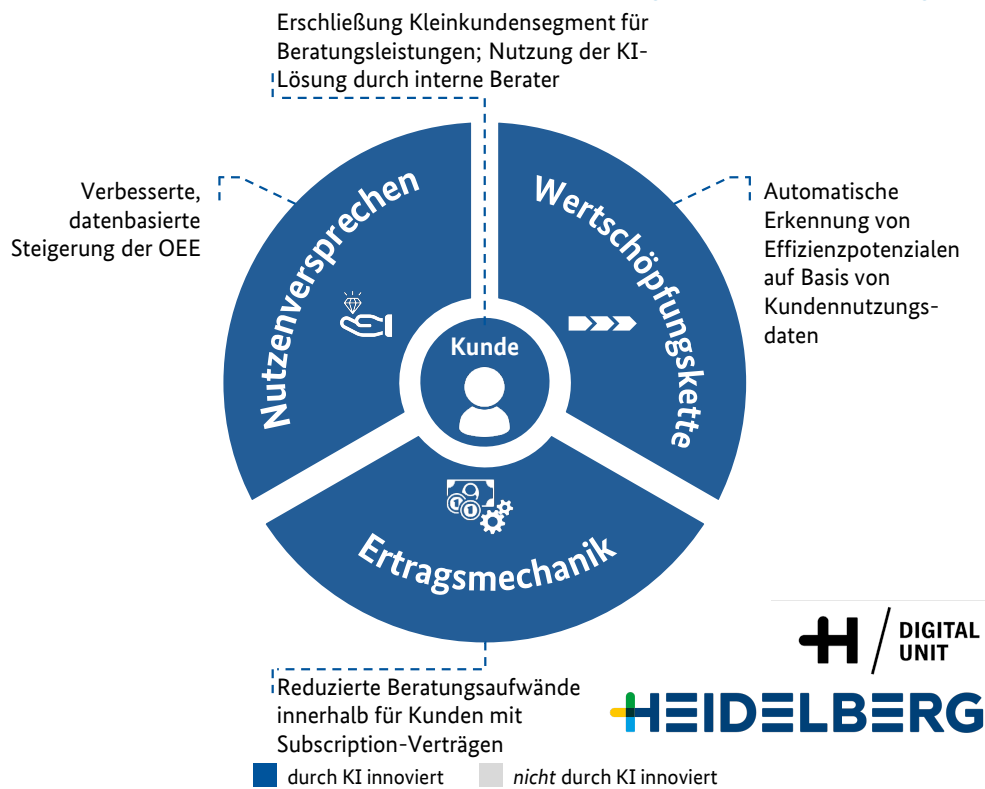
- Tom Oelsner (Chief Operations Officer and Head of Digital Innovation Heidelberg Digital Unit)
- Oliver Demus (Head of Subscription Implementation & Consulting)

Die Heidelberger Druckmaschinen AG, mit Sitz in Heidelberg, unterstützt als weltweit führender Hersteller von Bogenoffset-Druckmaschinen ihre Kunden bei der effektiven Identifikation von Optimierungspotenzialen zur nachhaltigen Verbesserung der Produktion. Mit 11.000 Mitarbeitern erwirtschaftete die Heidelberger Druckmaschinen AG im Jahr 2019 einen Umsatz von 2,3 Mrd. €. In diesem Fallbeispiel werden die von Heidelberg aufgenommenen Nutzungsdaten ihrer Kunden auf mögliche Optimierungspotenziale (z. B. anhand der Gesamtanlageneffektivität) untersucht und an den entsprechenden Stellen Verbesserungsmaßnahmen durch eine digitale Beratungslösung aufgezeigt. Die Technologie wird hierbei durch internes Expertenwissen antrainiert (*supervised learning*), ist aber darauf ausgelegt, sich zukünftig eigenständig weiterzuentwickeln und somit verlässliche Aussagen basierend auf aktuellen Nutzungsdaten zu entwickeln.

5.1.1 Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation

- *PAT* (Performance Advisor Technology): Assistent zur automatischen Erkennung von möglichen Effizienzpotenzialen auf Basis von Kundennutzungsdaten und des Kundenfeedbacks
- Der Assistent *PAT* liefert den Kunden Hinweise sowohl zu technischen als auch organisatorischen Verbesserungspotenzialen
- Die Nutzung eines KI-unterstützten Beratungstools ermöglicht es große Effizienzpotenziale zu realisieren

Abbildung 4: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Heidelberger Druckmaschinen (eigene Darstellung)



„Mithilfe von KI-basierten Empfehlungssystemen steigern wir die Gesamtanlageneffektivität und damit die Wettbewerbsfähigkeit unserer Kunden, indem wir ihnen auf Basis analysierter Maschinendaten Handlungsvorschläge unterbreiten, wie sie Leistung und Qualität ihrer Druckproduktion nachhaltig optimieren können.“

Tom Oelsner, Chief Operations Officer and Head of Digital Innovation Heidelberg Digital Unit

5.1.2 Das Nutzenversprechen von Heidelberg

Das bestehende Geschäftsmodell von Heidelberg umfasst neben der Bereitstellung physischer Maschinen und dem Angebot unterstützender Serviceleistungen eine Steigerung der Kundenperformance in Abhängigkeit ihrer aktuellen Situation. Bewertet wird dies durch die *Overall Equipment Effectiveness* (OEE; dt. Gesamtanlageneffektivität), einer Kennzahl, die die Hersteller dabei unterstützt, die Gesamtanlageneffektivität ihrer Maschinen im Kontext des Produktionsprozesses zu bewerten. Die Performancesteigerung als zentrales Nutzenversprechen bezieht sich dabei allerdings nicht rein auf maschinell-technische, sondern auch auf prozessuale Potenziale. Die von Heidelberg eingesetzte KI-Lösung *PAT* ist in der Lage, von technischen Key Performance Indicators (KPIs) auf Prozesse außerhalb der Maschine zu schließen und folglich organisatorische Handlungsempfehlungen auszusprechen, wie beispielsweise zur Optimierung von Rüstprozessen.

Durch die von *PAT* abgeleiteten Handlungsempfehlungen zur Verbesserung der OEE wird der Maschinenbauer unterstützt, sein Nutzenversprechen zur Performancesteigerung bestmöglich zu erfüllen. Der bisherige Einsatz von Beratern vor Ort birgt für den Maschinenbauer gewisse Risiken: Zunächst müssen die Mitarbeiter in der

Lage sein, die Nutzungsdaten richtig zu analysieren und dann die entscheidenden Informationen verständlich an den Kunden zu vermitteln, um eine tatsächliche Performancesssteigerung herbeiführen zu können. Durch die neue KI-Lösung ist das Nutzenversprechen langfristig weniger abhängig von einer personengebundenen Leistungserbringung. Über diesen reduzierten Aufwandsfaktor hinaus erfolgt die Beratungsleistung schneller und genauer als zuvor, da nun das gesamte Wissen gebündelt angewendet wird. Vor der Einführung der *PAT* konnten die Berater der Heidelberger Druckmaschinen AG im Schnitt 10 bis 15 Kunden im Monat betreuen, wobei jeder Berater seine individuelle Lernkurve von Projekt zu Projekt steigerte. Die KI-Technologie verbessert dahingegen ihre Lernkurve mit jeder neuen Information, die sie aus einem Maschinenpool von über 5.000 Maschinen generiert, und bündelt somit das Expertenwissen aller verfügbaren Berater.

Die Vorzüge der Performancesssteigerungen durch *PAT* stehen zunächst Kunden mit sogenannten „*Print Site Contracts*“ – Verträgen (Vertragskunden), bei denen der Druckmaschinenhersteller als Gesamtlösungsanbieter fungiert – zur Verfügung. Jedoch wird die Leistung bald auch anderen Kunden zur Verfügung stehen.

Das Nutzenversprechen verändert sich demnach nicht im Umfang des Leistungsangebots – da bisherige Beratungsleistungen bereits verfügbar waren –, sondern eher in der Qualität. Durch digitale Unterstützung können Schwachstellen automatisiert identifiziert und geeignete Lösungsmaßnahmen mit höherer Wahrscheinlichkeit bestimmt werden. Somit wird vor allem eine Steigerung der OEE, die sich unter anderem auch in der Maschinenverfügbarkeit widerspiegelt, erreicht.

5.1.3 Die Wertschöpfungskette von Heidelberg

Die von Heidelberg eingesetzte KI-Lösung *PAT* integriert sich in die digitale Plattform *Heidelberg Assistant* des Maschinenbauers. Die Plattform ermöglicht dem Kunden, alle relevanten Informationen rund um dessen Druckerei online abzurufen. Über einen E-Shop werden den Kunden weitere *Heidelberger Services* bereitgestellt. Hier stehen dem Kunden neben den zentralen KPIs wichtige Informationen zur OEE der Maschinen sowie eine umfangreiche Wissensdatenbank zur Verfügung.

Die für den Kunden einsehbaren Maschinennutzungsdaten werden in der unternehmenseigenen Cloud gespeichert und bilden die Grundlage für die nachgelagerten digitalen Services des Druckmaschinenherstellers. Einer dieser digitalen Services ist die Beratungsdienstleistung zur Realisierung von Optimierungspotenzialen. Hierfür werden die Performancedaten ausgelesen, in den Kontext weiterer Kundennutzungsdaten gesetzt und durch Experten interpretiert. Daraufhin werden Handlungsmaßnahmen abgeleitet und Empfehlungen für die Arbeitsprozesse des Kunden ausgesprochen. Die Dienstleistung wird dadurch abgeschlossen, dass die Ausführung sowie die implizierte Wirksamkeit durch den Experten bewertet und gegebenenfalls weitere Maßnahmen definiert werden.

Durch den Einsatz der neuartigen KI-Lösung *PAT* unterstützt Heidelberg dieses Beratungsangebot durch einen digitalen Assistenten. Der digitale Experte *PAT* leitet regelbasiert Maßnahmen zur Steigerung der OEE ab, gibt Handlungsempfehlungen und überprüft anschließend die Wirksamkeit der vorgeschlagenen Maßnahmen. Entsprechend dieser Überprüfung werden die Regeln zur Maßnahmenableitung innerhalb des selbstlernenden Systems adaptiert.

Die KI-Lösung *PAT* wird jedoch nicht nur als Werkzeug für den Endkunden eingesetzt, sondern dient auch als Unterstützung für einzelne Berater, die weiterhin bei Einzelfällen eingesetzt werden.

Eine Veränderung innerhalb der Wertschöpfungskette ergibt sich dementsprechend in der Erbringung der letztendlichen Beratungsleistung. Während früher der Service maßgeblich von der Verfügbarkeit ausgebildeter Experten (Consultants) abhing, steht die Dienstleistung nun jederzeit für die Kunden *on demand* zur Verfügung. Der Abruf effizienzsteigernder Handlungsempfehlungen ist somit unabhängig von zeit- und ortsgebundenen Analysen. Nichtsdestotrotz bildet die physische Maschine weiterhin die Grundlage für die Informationen, die zur Performanceanalyse notwendig sind.

5.1.4 Die Ertragsmechanik von Heidelberg

In Bezug auf die Ertragsmechanik greift die neue KI-Lösung auf bestehende Strukturen zurück, da sie zunächst im Rahmen der Gesamtlösung beziehungsweise der Vertragskunden angeboten wird. Die Abrechnung erfolgt hier durch eine Subscription (dt. Abonnement). Der Kunde zahlt eine monatliche Grundgebühr für ein vertraglich vereinbartes Druckvolumen, welches sich an der vorherigen Leistung der Druckerei vor der Performancesteigerung orientiert. Mit einem Subscription-Vertrag erhält der Kunde alles, was er für eine erfolgreiche Produktion benötigt, aus einer Hand: Druckmaschine, Serviceleistungen, Verbrauchsgüter, Workflowmanagement-System sowie zusätzliche Beratungsleistungen zur Verbesserung der Performance. Wird durch die Performancesteigerung das Ausgabevolumen über das Basisvolumen hinaus erhöht, zahlt der Kunde einen zusätzlichen Preis für die jeweiligen gedruckten Bögen. Somit profitieren Kunde und Anbieter gleichermaßen davon, wenn das vereinbarte monatliche Druckziel erreicht und überboten wird. Auf der anderen Seite wird durch den Einsatz von *PAT* eine Kostenreduktion aufgrund wegfallender hoher finanzieller Ausgaben für Vor-Ort-Beratungsleistungen (insbesondere Berateraufwände) erreicht.

Durch die KI-Geschäftsmodellinnovation können einerseits Kosten für die Erbringung der Beratungsleistung eingespart und andererseits neue Einnahmen durch ein Upselling für Verträge mit einem geringeren Leistungsumfang generiert werden.

5.1.5 Der Kunde von Heidelberg

Die neu eingeführte KI-Technologie hat primär zwei Anwender: den Endkunden und die internen Berater des Maschinenbauers. Je nach Zielkunde unterscheidet sich somit auch der Anwendungshorizont und dementsprechend die Leistungstiefe der *PAT*.

Das Zielsegment Endkunde weist ein breites Spektrum auf: Es reicht von kleineren Druckereien, die weniger als 50 Mitarbeiter beschäftigen, bis zu hochautomatisierten Großdruckereien, die in einem Schichtsystem arbeiten. Infolge der Kostenreduktion, die das Beratungsangebot durch den Einsatz von KI erfährt, sind erstmals auch kleinere Betriebe in der Lage, auf diese Beratungsleistungen zurückzugreifen. Heidelberg kann demnach seinen Kundenstamm für die angebotenen Serviceleistungen um Kunden aus dem KMU-Segment vergrößern. Nichtsdestotrotz möchte das Unternehmen die Leistung zunächst für seine Vertragskunden (*Print Site Contracts*) anbieten, bevor daran anknüpfend die Erschließung anderer (Klein-)Kundensegmente umgesetzt wird.

Für die Berater des Druckmaschinenherstellers bietet die neue KI-Technologie allerdings auch große Vorteile. Sie unterstützt die Beratungsarbeit, indem sie den Consultants wichtige Erkenntnisse liefert, die erst durch die Betrachtung einer großen Datenmenge möglich werden.

Eine Veränderung hinsichtlich des Zielkunden ergibt sich dadurch, dass die entwickelte Serviceleistung nun nicht mehr nur für externe Kunden, sondern auch für interne Berater, die initial beim Anlernen des kognitiven Modells assistiert haben (*supervised learning*), zur Verfügung steht und somit deren Arbeit zielführend unterstützen kann.

5.1.6 Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells bei Heidelberger

Eine zentrale Herausforderung bei der Umsetzung der KI-Technologie bezieht sich auf den Wissenstransfer vom analogen Expertenwissen zur digitalen Intelligenz der *PAT*. Laut Heidelberger war es schwierig, an das Wissen der erfahrenen Berater zu kommen, da das Wissen bisher nicht geeignet strukturiert als zentrale Ressource vorliegt und Mitarbeiter ihre veränderte Rolle im Wertschöpfungsprozess über einen begleiteten Change-Management-Prozess einnehmen müssen. Darüber hinaus basierte das Wissen über Fehlerursachen und damit auch im Hinblick auf Verbesserungsmaßnahmen in zahlreichen Fällen auf dem impliziten Wissen der einzelnen Spezialisten. Die Überführung des impliziten Wissens in expliziten Code bzw. einen Algorithmus, um *PAT* zu trainieren, stellte eine große Herausforderung dar.

Allerdings hatte der Maschinenbauer nicht nur Probleme bei der technischen Umsetzung, sondern auch bei der Rückführung der Handlungsempfehlungen in die Geschäftswelt. Handlungsempfehlungen richten sich an Menschen im Anwenderbetrieb und haben sowohl technische als auch organisatorische Hintergründe. Damit ist der Erfolg an die Mitwirkung des Kunden geknüpft. Der Faktor Mensch stellt eines der am schwierigsten zu verändernden Elemente in Transformationsprojekten dar.

Um diese Herausforderungen zu bewältigen, bedarf es weiterhin eines Wandels in der – teilweise noch handwerklich geprägten – Druckindustrie. Die Erfahrungen des Heidelberger Druckmaschinenherstellers zeigen, dass es sich lohnt, die entsprechenden Mitarbeiter früh in die Transformationsprojekte mit einzubinden. Insbesondere die Durchführung von interdisziplinären Design-Thinking-Workshops waren laut der Heidelberger Druckmaschinen AG hierfür wertvoll. Darüber hinaus war es hilfreich, Partnerschaften zu Expertenfirmen zu pflegen, die sich bereits auf KI-Entwicklungen spezialisiert haben. Auch öffentliche Veranstaltungen wie beispielsweise ein gemeinschaftlich organisierter Hackathon haben dabei geholfen, die KI-Lösung bestmöglich umzusetzen und somit das Geschäftsmodell erfolgreich zu etablieren.

Es hat sich auch gezeigt, dass es nur dann sinnvoll ist, eine solche Technologie einzusetzen, wenn ein konkreter Use- wie auch Business-Case besteht. Die Entwicklung eines KI-Geschäftsmodells ohne ein konkretes Praxisproblem ist nicht sinnvoll.

5.2 Fallstudie Salesforce

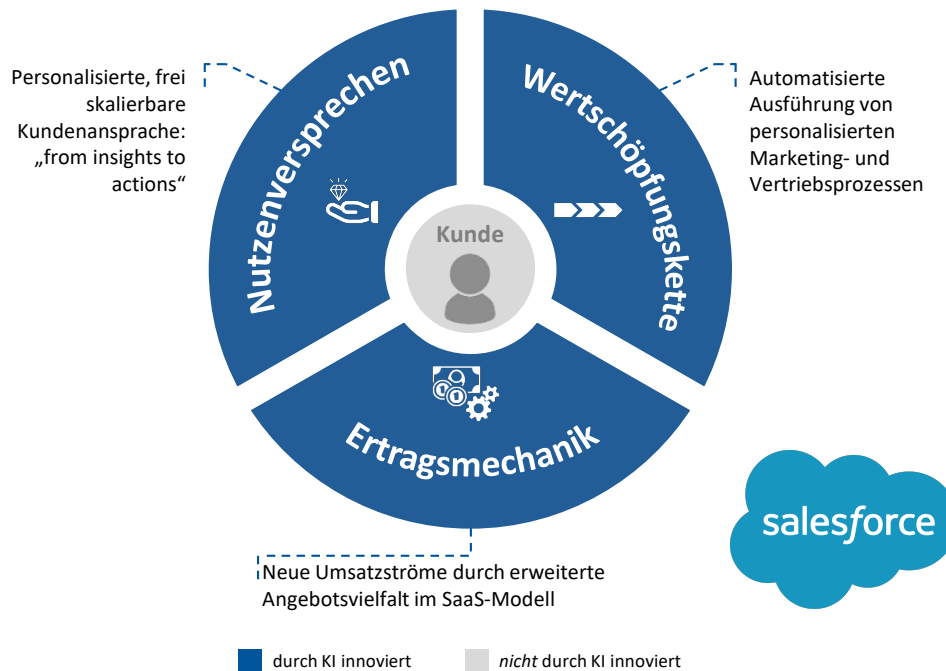
Interviewpartner: Jochen Katz (Director SE Product Readiness & Communications, Salesforce)

Salesforce ist ein internationaler Anbieter für Software-as-a-Service (SaaS)-Lösungen mit Standort in München. Eine Kernleistung des Unternehmens bildet die *Customer-Relationship-Management*(CRM)-Plattform, für eine Kundenbindung und -gewinnung über alle Funktionsbereiche hinweg durch ein individualisiertes Markenerlebnis. Mit seinen 50.000 Mitarbeitern erwirtschaftete Salesforce im Jahr 2020 einen Umsatz von 17,1 Mrd. US\$. Eine zentrale Rolle nimmt in diesem Zusammenhang seit einigen Jahren die hauseigene KI-Lösung *Einstein*® ein. *Einstein*® fungiert als KI-Engine zur Erhebung relevanter *Customer Insights* (beobachtbare Trends im Kundenverhalten), Prognose zukünftiger Ergebnisse (z. B. *Leadconversion*), Ableitung kontextsensitiver Empfehlungen sowie zur allgemeinen Automatisierung von Aufgaben und Arbeitsabläufen. Dabei nutzt Salesforce *Einstein*® nicht nur für sein eigenes Marketing und seinen eigenen Vertrieb, sondern stellt die Lösung als Teil seiner CRM-Plattform auch seinen Kunden bereit.

5.2.1 Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation

- KI-Lösung *Einstein*®, die seit 2016/2017 erstmals Salesforce und seinen Kunden ein frei skalierbares, personalisiertes Vertriebs-/Service/Marketing-/Commerceerlebnis ermöglicht
- *Salesforce IdeaExchange* zur kundenzentrierten, kontinuierlichen Weiterentwicklung von KI-geeigneten Anwendungsfällen innerhalb der angebotenen CRM-Lösung
- Hohe Kundenbindung und durch stetige Funktionserweiterung/-verbesserung in Form regelmäßiger Releases

Abbildung 5: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Salesforce (eigene Darstellung)



„Mit unserer KI-Lösung Einstein® schaffen wir es, jedem Kunden zur richtigen Zeit über den richtigen Kommunikationskanal die richtige personalisierte Botschaft für ein individuelles Markenerlebnis zu senden.“

Jochen Katz, Director SE Product Readiness & Communications, Salesforce

5.2.2 Das Nutzenversprechen von Salesforce

Im Geschäftsmodell von Salesforce besteht das Nutzenversprechen für die Kunden darin, sogenannte *Customer Insights* zu entdecken und diese über Empfehlungen und Vorhersagen letztlich in personalisierte, ausführbare Aktionen mit hoher Erfolgswahrscheinlichkeit zur Kundengewinnung bzw. Steigerung der Kundenzufriedenheit zu überführen („*from insights to actions*“). Insbesondere die kundenspezifische Personalisierung mithilfe von KI stellt hierbei eine Änderung gegenüber dem vorigen Geschäftsmodell dar, da beispielsweise erst durch kognitive Modelle oder Verfahren natürlicher Sprachverarbeitung (NLP-Verfahren) individualisierte Inhalte, z. B. individuelle Produktangebote auf Basis der bisherigen bezogenen Produkte, in großer Masse, d. h. für beliebig viele Kunden, automatisch bereitgestellt werden konnten. Darüber hinaus können diese personalisierten Inhalte mittels den in Einstein® bestimmten individuellen Präferenzen zur richtigen Zeit (z. B. werktags am Morgen oder zur Mittagszeit) und über den richtigen Kommunikationskanal (z. B. E-Mail, Telefon, Social Media) präzise zugänglich gemacht werden. Dies trägt zur Verbesserung des Markenerlebnisses auf Kundenseite und zur Steigerung der Erfolgswahrscheinlichkeit der Neukundengewinnung bzw. Bindung von Bestandskunden und damit zur Erhöhung des ROI (*Return on Investment*) beispielsweise einer personalisierten Marketingkampagne bei.

Hierfür können die Kunden auf die von Salesforce entwickelten Funktionsbausteine (z. B. *Einstein*® *Lead Scoring*, *Einstein*® *Next Best Action*, *Einstein*® *Forecasting*) im Rahmen des Software-as-a-Service (SaaS)-Modells zugreifen oder im Rahmen eines Platform-as-a-Service (PaaS)-Angebots aufbauend auf der *Einstein*®-KI-Engine eigene Applikationen zusammenstellen (*Drag and Drop*). Entsprechend konnte das Nutzerversprechen auf Kundenebene in Folge der *Einstein*®-Integration nicht nur verbessert, sondern auch um Detailspekte erweitert werden.

5.2.3 Die Wertschöpfungskette von Salesforce

Die von Salesforce innerhalb seiner CRM-Lösung eingesetzte KI-Engine *Einstein*® dient im Wesentlichen dazu, datenbasiert neue Einblicke im Bereich der *Customer Insights* zu entdecken, Vorhersagen zum Kundenverhalten oder zur Auswirkungen eigener Maßnahmen zu treffen, personalisierte Empfehlungen frei skalierbar abzugeben und interne Tätigkeiten im Bereich Marketing, Service, Commerce und Vertrieb zu automatisieren. Um dies innerhalb des SaaS-Geschäftsmodells erstmals effektiv umsetzen zu können, nutzt Salesforce über *Einstein*® verschiedene KI-Technologien, die in Abhängigkeit des Anwendungsfalls als fertige Funktionsbausteine zum Einsatz kommen. So ermöglicht zum Beispiel Bilderkennung mittels Computer-Vision Salesforce (und seinen Kunden) die steigende Anzahl an Beschwerden in den Sozialen Medien (z. B. Twitter), die über das Posten des Logos ohne textuelle Nennung des Namens (z. B. als Foto) verbreitet werden, frühzeitig zu registrieren und entsprechend entgegenzuwirken. Des Weiteren kann Salesforce auf Basis des bisherigen Nutzerverhaltens insbesondere bei sehr hoher Nutzeranzahl mithilfe kognitiver Modelle bestimmen, welchen Kommunikationskanal (z. B. E-Mail, Social Media) potenzielle Kunden für die Bereitstellung hochindividualisierter Marketingbotschaften bevorzugen, um damit den Erfolg des Lösungsvertriebs messbar zu steigern. Ebenso eröffnet die Nutzung *Einstein*®s Salesforce erstmals die Möglichkeit, für jede Marketingkampagne eine verlässliche Vorhersage für die Konvertierungswahrscheinlichkeit der daraus resultierenden Leads, also potenzieller Kunden, zu treffen (*Lead Score Prediction*). Im weiteren Verlauf kann darüber hinaus bei bestehenden Kunden echtzeitnah die Wahrscheinlichkeit errechnet werden, mit der Kunden die Lösung auch weiterhin nutzen werden. Dies nutzt Salesforce, um gegebenenfalls mit Maßnahmen zur Kundenbindung (Retentionsmaßnahmen) frühzeitig dieser Entwicklung gegensteuern zu können.

Die Veränderung innerhalb der Wertschöpfungskette ist im Gegensatz zum früheren Geschäftsmodell ohne *Einstein*® vor allem in der noch höheren Personalisierung des Kundenerlebnisses auch bei sehr hohen Kundenzahlen sowie in der immensen Steigerung der Effektivität durch den KI-Einsatz zu finden, da manuelle Tätigkeiten, die bis dato für personalisiertes Marketing/Service/Commerce/Vertrieb notwendig waren, nun frei skalierbar und mit höher Erfolgswahrscheinlichkeit (teil-)automatisch durchgeführt werden können. Darüber hinaus konnte die gesamte Wertschöpfungskette des Customer-Relationship-Managements noch näher und deutlich an die eigentlichen Kundenbedürfnisse herangerückt werden, was sich auch im Wandel der Organisation von Salesforce vom klassischen Marketing-/Vertriebsmitarbeiter zum *Customer Success Manager* zeigt.

5.2.4 Die Ertragsmechanik von Salesforce

In Bezug auf die Ertragsmechanik baut das durch *Einstein*® innovierte SaaS-Geschäftsmodell von Salesforce auf bestehenden Abomodellen auf. Das heißt, je nach Umfang der *Einstein*®-Nutzung sind unterschiedliche Funktionsumfänge im Basisumfang bis hin zum Vollumfang verfügbar und sorgen so entsprechend den

gesetzten Preisen der bezogenen Leistung für einen wiederkehrenden, monatlichen Ertrag. Ebenso konnten auf Basis der KI-Lösung neue Angebote geschaffen werden, die wiederum zu zusätzlichen Erlösen in integrierten, aber auch neuen Leistungsangeboten führen.

Auf Kostenseite reduziert sich bei Salesforce infolge der wachsenden Automatisierung durch *Einstein*[®] der Aufwand für bisher manuelle Tätigkeiten für Mitarbeiter im Bereich Marketing und Vertrieb, die diese freien Kapazitäten wiederum für Tätigkeiten mit höherer Wertschöpfung nutzen können. Gleiches gilt im Übrigen auch für die Kunden von Salesforce, die *Einstein*[®] nutzen.

5.2.5 Der Kunde von Salesforce

Die von Salesforce entwickelte KI-Lösung *Einstein*[®] hat, wie oben bereits dargestellt, im eigentlichen Sinn zwei Anwender: den Endkunden und Salesforce selbst, die *Einstein*[®] für ihre eigenen Marketing-, Service- und Vertriebsaktivitäten gewinnbringend nutzen.

Auf Endkundenseite erleben Kunden von Salesforce wachsenden Druck bzw. eine gesteigerte Erwartungshaltung, Produkte und Service möglichst genau nach dem Vorbild der oftmals impliziten Kundenbedürfnisse und -präferenzen anzubieten. Jedoch hat sich mit der Integration von *Einstein*[®] für das Geschäftsmodell keine messbare Änderung der Kundensegmente von Salesforce ergeben, da bereits vor *Einstein*[®] beispielsweise auch kleine Unternehmen die CRM-Lösung im Abomodell nutzen konnten und die genutzte KI-Engine die passende Antwort auf gewachsene Erwartungshaltungen auf Kundenseite darstellt. Salesforce verfolgt wie bereits andere Technologiekonzerne den Ansatz der Demokratisierung von KI, also KI allgemein verbreitet zugänglich und nutzbar zu machen. Folglich ist in dieser Geschäftsmodelldimension kein signifikanter Unterschied im Vergleich zu bisherigen Geschäftsmodellen infolge der KI-Nutzung erkennbar.

5.2.6 Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells bei Salesforce

Im Gegensatz zu anderen Beispielen bestand auf Seiten von Salesforce die größte Herausforderung nicht darin, eine ausreichend gute Datenquantität sowie -qualität zu schaffen, da diese durch das bestehende SaaS-Geschäftsmodell bereits feste Bestandteile waren. Die eigentliche Herausforderung bestand und besteht für Salesforce auch weiterhin darin, die richtigen datenbasierten Anwendungsfälle zur Befriedigung der Kundenwünsche mit den richtigen KI-Technologien zusammenzubringen. Neben dem für die Softwarebranche typischen iterativen Entwicklungsprozess mit Alpha- und Betaversionen tat sich insbesondere für die Identifikation neuer Anwendungsfälle der *Salesforce IdeaExchange* hervor. Hierbei können Kunden und Nutzer von Salesforce auf einer webbasierten Plattform Verbesserungsvorschläge oder Funktionswünsche äußern, die für die restlichen Kunden bzw. Nutzer sichtbar und auch im Sinne eines einfachen Scoring-Modells bewertbar sind. Die so generierten Ideen werden anschließend in eine Roadmap mit ihren jeweiligen Punktwerten aufgenommen und als Entwicklungsausblick wiederum den Kunden als Weiter-/Neuentwicklungen vorgestellt. Letztlich werden die umgesetzten Ideen in Form von drei Releases im Jahr den Kunden verfügbar gemacht. Die hohe Transparenz über aktuelle Aktivitäten, kombiniert mit der Releasefähigkeit der CRM-Lösung innerhalb des SaaS-Geschäftsmodells, ermöglicht es Salesforce ebenso, auch

solche KI-Lösungsbausteine im Betrieb zu testen, die auf eigene Ideen oder beobachtete Customer Insights zurückgreifen. In diesem Sinne wird bereits hier die Basis für ständig neue Innovationen im Salesforce-Geschäftsmodell gelegt.

5.3 Fallstudie relayr

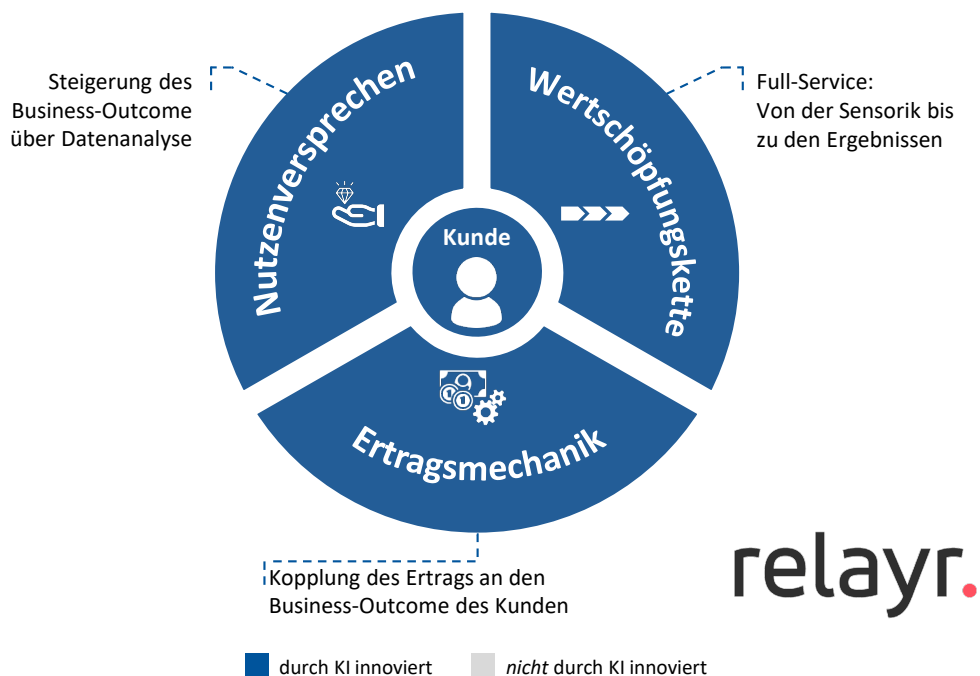
Interviewpartner: Oliver Wilps, Strategic Account Manager, relayr GmbH

Das auf IoT-Anwendungen spezialisierte Technologieunternehmen relayr, mit Sitz in Berlin und München, ermöglicht seinen Kunden die Steigerung des Geschäftsergebnisses per Datenanalyse auf der eigenen ‚Industrial Internet of Things‘-Plattform (IIoT). Neben der Datenanalyse bietet relayr auch die nachträglich intelligente Vernetzung von Anlagen, um die für die Datenanalyse notwendigen Maschinenzustandsdaten verfügbar zu machen. Mit 300 Mitarbeitern ermöglicht relayr seinen Kunden zusätzlich neue digitale Geschäftsmodelle, welche auf diesen Zustandsdaten der angebundenen Geräte und Maschinen basieren.

5.3.1 Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation

- Eigene ‚Industrial Internet of Things‘-Plattform zur Analyse von Unternehmensdaten
- Steigerung des Business-Outcomes durch Datenanalyse und Künstliche Intelligenz
- KI ist Enabler der Datenanalyse und ermöglicht die Mustererkennung

Abbildung 6: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei relayr (eigene Darstellung)



„Mithilfe von KI-basierten Analyseverfahren ermöglicht relayr seinen Kunden eine Steigerung des Business-Outcomes. Auf unserer selbstentwickelten ‚Industrial IoT‘-Plattform analysieren wir die Unternehmensprozesse der Kunden und ermöglichen eine effizientere Prozessabwicklung oder eine gesteigerte Prozessleistung.“

Oliver Wilps, Strategic Account Manager, relayr

5.3.2 Das Nutzenversprechen von relayr

Relayr bietet eine Kombination aus IIoT-Technologie und deren Bereitstellung sowie Finanzierungs- und Versicherungsangebote an. Die Nutzung der *relayr Industrial IoT-Plattform* ermöglicht Industrieunternehmen eine Steigerung der Prozessperformance durch Erkenntnisse aus den Daten.

Die Systemanalysten arbeiten zusammen mit den Prozessexperten des Kunden und identifizieren Wirkungsbeziehungen zwischen den Zustandsdaten und dem avisierten Business-Outcome. Dabei konzentriert sich relayr im ersten Schritt auf die reine Zahlenbetrachtung der Zustandsdaten (z. B. Vibration, Feuchtigkeit, Temperatur) und identifiziert daraus mögliche Zusammenhänge. Mit Hilfe der KI werden Wirkzusammenhänge identifiziert. Diese werden im zweiten Schritt über einen Feedbackloop mit den Prozessexperten reflektiert und in Erkenntnisse überführt.

5.3.3 Die Wertschöpfungskette von relayr

Zur Analyse der Zustandsdaten werden diese an die IIoT-Plattform per Gateway übermittelt und dort ausgewertet. So wurde beispielsweise in einem Projekt *„Predictive Maintenance“* für Aufzüge ermöglicht. Durch die Analyse von Sensordaten mittels Mustererkennung durch KI konnte der Verschleiß der Aufzugstüren vorausschauend erkannt und in der nächsten turnusmäßigen Wartung begutachtet werden. Dies ermöglichte eine Reduktion der ungeplanten Aufzugsausfälle und somit eine Einsparung bei ungeplanten Wartungseinsätzen der Serviceteams. Die Kette der Wertschöpfung beginnt hierfür bei der Installation der Sensorik und endet mit den Erkenntnissen der Datenanalyse auf der Plattform. Hier arbeiten bei relayr 60 Mitarbeiter im Themenfeld Analytik sowie Künstliche Intelligenz und entwickeln neue Ansätze zur Mustererkennung. Ein weiteres Feld ist die allgemeine Erhebung der Anlagendaten, um Maschinenbauern Subskriptionsgeschäfte (auch *„As-a-Service-Geschäftsmodelle“* genannt) über die Plattform zu ermöglichen.

5.3.4 Die Ertragsmechanik von relayr

Die Ertragsmechanik des relayr-Geschäftsmodells basiert immer auf dem zu analysierenden Geschäftsprozess des Kunden. Das Geschäftsergebnis entsteht einerseits durch eine Einsparung von Aufwänden, wie z. B. der Wartung im Bereich *„Predictive Maintenance“*, oder andererseits auch durch die Erhöhung der Ausbringung qualitativ einwandfreier Produkte im Bereich der industriellen Fertigung.

Bei der Erlösstruktur bietet relayr zwei grundsätzliche Varianten an: einerseits ein klassisch lizenzbasiertes Geschäft, welches um die Aufwendungen der Datenaufbereitung als Pauschalbetrag ergänzt wird, andererseits ist ein *„Profit-Share-Modell“* (auch *Value-Share-Ertragsmodell*) möglich. In diesem wird kundenindividuell das Geschäftsergebnis, welches durch das Projekt erreicht wird, im Rahmen des Subskriptionsgeschäftsmodells aufgeteilt.

5.3.5 Der Kunde von relayr

Relayr unterstützt Maschinen- und Anlagenbauer, Automobilhersteller, Unternehmen aus der Energiewirtschaft und auch Nahrungsmittelproduzenten. Immer dort, wo eine Vielzahl an Produktions- oder Verbrauchsdaten vorliegen oder erhebbbar sind, kann relayr mit seinem Geschäftsmodell ansetzen. Maschinen- und Anlagenbauern hilft relayr bei der Umsetzung eines Pay-by-Use-Geschäftsmodells als technologischer Partner zur Erfassung und Verarbeitung der Nutzungsdaten der Maschine. Im Bereich der Energiewirtschaft werden die Zustandsdaten kleiner Kraftwerkseinheiten im Sinne einer dezentralen und bedarfsorientierten Energiebereitstellung über IIoT-Lösungen ermöglicht.

5.3.6 Herausforderungen und Lösungsansätze bei der Umsetzung des KI-Geschäftsmodells von relayr

Die erste Herausforderung ist der Eintritt in das Projekt. Hierfür muss für den Kunden ein klarer Business-Case zum Einsatz der ‚Industrial IoT‘-Plattform stehen. Im Anschluss ist die Erhebung der Daten die nächste Herausforderung. Die Reduktion von „*Big Data*“ zu „*Relevant Data*“ ist ein Prozess, der in enger Zusammenarbeit mit den Kunden gegangen wird. Der Kunde ist hierbei der Domänenexperte, welcher im Kontext des Anwendungsfalls die Einflussparameter und deren Wechselwirkung kennt. Zur Unterstützung nutzt relayr hier ebenfalls Verfahren der Künstlichen Intelligenz im Bereich des *supervised learning* zur Klassifikation. Sind die relevanten Daten festgelegt, ist es entscheidend, einen gleichmäßigen Datenstrom als Pipeline zur Plattform aufzubauen. Hier existieren noch Vorbehalte innerhalb der Industrie, welche einer Online-Datenhaltung und somit einer wesentlich einfacheren Verarbeitung in der Cloud im Wege stehen (s. auch Abschnitt 6.3.3). Die Betrachtung der Datenqualität ist ebenfalls ein wichtiger Schritt, welcher entscheidend für das Erreichen des Geschäftsergebnisses ist.

5.4 Fallstudie Siemens Mobility

Interviewpartner: Gerhard Kreß (Vice President Data Services, Siemens Mobility GmbH)

Die Siemens Mobility GmbH, mit Standort in München, ist ein führender Anbieter von Verkehrslösungen für die vernetzte Mobilität im Schienenverkehr, Straßenverkehr und intermodalen Raum. Das Leistungsangebot reicht von der Bereitstellung eigener Schienenfahrzeuge und -infrastrukturen bis zur Erarbeitung schlüsselfertiger Systeme und dazugehöriger Dienstleistungen, um ganzheitliche Mobilitätsökosysteme anzubieten. Mit ca. 36.800 Mitarbeitern erwirtschaftete die Siemens Mobility einen Umsatz von ca. 9 Mrd. € im Jahr 2020. Im Bereich digitaler Lösungen bietet die Siemens Mobility mit *Railigent* eine schienenspezifische IoT- und Analyticsplattform zum intelligenten Assetmanagement für die Besitzer und Betreiber von Schienenfahrzeugen und -infrastrukturen an. Die vielfältigen Daten der Schienenfahrzeuge und -infrastrukturen (Assets) werden hierbei zur Abbildung von sogenannten digitalen Zwillingen¹ gesammelt und mit verschiedenen Ansätzen des Maschinellen Lernens analysiert. Ziel ist es, mit den identifizierten Datenmustern weiterführende Maßnahmen abzuleiten, die die Verfügbarkeit der Assets bedarfsgerecht optimieren und somit den Durchsatz sowie die Attraktivität des Personen- und Güterverkehrs verbessern. Die einzelnen digitalen Leistungsbestandteile werden dabei aus einem breiten Leistungsspektrum von *Railigent* individuell nach den Kundenbedürfnissen zusammengestellt. Hierfür bietet *Railigent* nicht nur Leistungen von Siemens Mobility an, sondern aggregiert als offenes Ökosystem auch die Leistungen anderer Unternehmen für seine Kunden.

5.4.1 Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation

- *Railigent* ermöglicht Besitzern und Betreibern von Schienenfahrzeugen und -infrastrukturen, eine Verfügbarkeitssteigerung der Assets auf bis zu 100 Prozent durch zustandsabhängige Instandhaltungsmaßnahmen bei einer gleichzeitigen Senkung der Instandhaltungskosten zu erreichen.
- Digitale Zwillinge der Schienenfahrzeuge und Infrastrukturen dienen als Grundlage, um mit verschiedenen Ansätzen des Maschinellen Lernens Muster zur Vorhersage von Ausfällen und Fehlerursachen zu erkennen.
- Als offenes System integriert *Railigent* auch unternehmensfremde Assets sowie Leistungen und bildet damit eine *Single Source of Data* für das gesamte Schienenökosystem der Kunden ab.

¹ Der Digitale Zwilling beschreibt die digitale Abbildung einer Maschine oder Anlage. In dieser digitalen Abbildung wird in der Regel ein Simulationsmodell der Maschine oder Anlage mit dessen konkretem, durch (Sensor-)Daten beschriebenen Systemzustand verbunden, sodass ein künftiger Maschinen- oder Anlagenzustand gemäß der gewählten Rahmenbedingungen (z. B. Produktions- oder Betriebsparameter) für einen optimierten Betrieb simuliert werden kann (Rosen et al. 2020, S. 5ff.).

Abbildung 7: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei Siemens Mobility (eigene Darstellung)



„Die Wettbewerbsfähigkeit des Schienenverkehrs wird zukünftig maßgeblich durch die Orchestrierung der Betriebsabläufe getrieben. Der Einsatz Künstlicher Intelligenz wie mit Railigent ermöglicht es dabei, mehr Leistung aus weniger Zügen bei gleichzeitig verringerten Kosten zu realisieren.“

Gerhard Kreß, Vice President Data Services, Siemens Mobility GmbH

5.4.2 Das Nutzenversprechen von Siemens Mobility

Die Betreiber und Besitzer von Schienenfahrzeugen und -infrastrukturen stehen vor der Herausforderung, die Wettbewerbsfähigkeit des schienengebundenen Personen- und Güterverkehrs im Vergleich zu anderen Mobilitätsarten zu steigern. Hierbei besteht durch den nur sehr limitierten Ausbau der Schieneninfrastruktur in vielen Regionen allerdings oftmals nur die Option, den Durchsatz auf schon bestehenden Strecken zu verbessern und die Verfügbarkeit der Assets zu optimieren. Mit Railigent verspricht Siemens Mobility seinen Kunden daher eine hundertprozentige (technische) Verfügbarkeit der Schienenfahrzeuge und -infrastrukturen. Auch werden die Instandhaltungskosten der Kunden durch eine erhöhte Qualität der Instandhaltungsmaßnahmen bei gleichzeitig beschleunigtem Instandhaltungsablauf reduziert. Zuletzt werden die Kunden ebenfalls im Betrieb der Schienenfahrzeuge und -infrastruktur unterstützt, um sowohl den Durchsatz zu optimieren als auch den Passagierkomfort zu steigern. Siemens Mobility ermöglicht somit mit

Railigent, mehr Kilometer mit weniger Schienenfahrzeugen zurückzulegen, während gleichzeitig Kosten gesenkt werden.

5.4.3 Die Wertschöpfungskette von Siemens Mobility

Den digitalen Leistungen von *Railigent* dient die *Siemens Mindsphere*, eine *Industrial Internet of Things-Plattform*, als technologische Basis. *Railigent* ergänzt diese um spezifische Analysemodelle im Kontext des Schienenverkehrs, um Mehrwerte auf Basis der zur Verfügung stehenden Daten für die Kunden zu generieren. Dies können sogenannte Insight-Leistungen sein, die spezifische Fehler in den Schienenfahrzeugen und -infrastrukturen vorhersagen und passende Handlungsmaßnahmen für die Instandhaltung empfehlen. Bei Outcome-Leistungen garantiert Siemens Mobility die Erreichung eines vorab mit den Kunden abgestimmten Ziels und setzt die dafür benötigten digitalen Leistungen für den Kunden um.

Im Kern basiert *Railigent* auf der Erzeugung sogenannter digitaler Zwillinge der Schienenfahrzeuge und -infrastruktur sowie der weiterführenden Analyse dieser digitalen Zwillinge mit anwendungsfallabhängigen KI-Technologien. Hierfür werden alle zur Verfügung stehenden Übertragungswege und Daten wie textuelle Dokumentationen, Zustands-, Event- und Bilddaten der Schienenfahrzeuge und Schieneninfrastruktur weltweit mit einem Data-Lake von *Amazon Web Services (AWS)* in Deutschland nutzbar gemacht. Der große Datenfluss eines modernen Schienenfahrzeugs beläuft sich aufgrund der Vielzahl angebundener Komponenten auf ca. 1 bis 4 Milliarden Datenpunkte pro Jahr, die für die weitere Übertragung zu Zustands- und Ereignisdaten vorverarbeitet werden. Die Konnektivität der Schienenfahrzeuge ist dafür eine grundlegende Anforderung. Für ältere Schienenfahrzeuge kann diese mit einer von Siemens Mobility entwickelten Connectivity-Toolbox nachgerüstet werden. Zur Analyse der erhobenen Daten werden abhängig vom Anwendungsfall des Kunden verschiedene Formen des Maschinellen Lernens sowie Lernverfahren eingesetzt. Für die Entwicklung solcher KI-Algorithmen ist die Kombination der spezifischen Expertise für Schienenfahrzeuge und -infrastruktur der Siemens Mobility sowie der weiteren Partnerunternehmen entscheidend. So wurde für ein System zur Schienen-Instandhaltung in der Lösung *Railigent* mit einem Partnerunternehmen entwickelt, das Schäden an den Schienen mittels Bilderkennung durch ein am Schienenfahrzeug installiertes Kamerasystem automatisiert erkennt. Dieses lernt bereits auf Basis einer sehr geringen Anzahl von zehn vordefinierten Schadensbildern und übertrifft dabei die Erkennungsrate der Instandhaltungsmitarbeiter. Heutzutage müssen Betreiber von Schieneninfrastrukturen jedes Gleis durch Mitarbeiter ablaufen und prüfen lassen, was aufgrund der notwendigen Streckensperrungen mit hohen Kosten durch Verspätungen und Zugausfälle einhergeht. Die automatisierte Aufnahme und Analyse im normalen Schienenverkehr erzeugt somit eine erhöhte Transparenz über den aktuellen Schienenzustand, wodurch sich Instandhaltungsmaßnahmen besser aufeinander abstimmen lassen und sich damit die Lebensdauer der Schienen erhöhen lässt.

Railigent bildet den gesamten Datenwertschöpfungsprozess von der Datenerhebung der Sensorik an den Schienenfahrzeugen und -infrastrukturen über die Algorithmenentwicklung und -anwendung bis hin zur anwendergerechten Visualisierung für den Kunden ab. Synergien in der unternehmensübergreifenden Wertschöpfung ergeben sich dabei vor allem aufgrund des offenen Ansatzes von *Railigent*. Partnerunternehmen von Komponenten und Dienstleistungen für Schienenfahrzeuge und -infrastruktur können auch die Daten ihrer Produkte in *Railigent* aggregieren und die Entwicklungsumgebung für eigene KI-Algorithmen nutzen. Mit *Railigent* ergibt sich somit erstmals eine *Single Source of Data* im Schienenverkehr, deren Potenzial mit einer Umgebung zur Entwicklung von KI-Lösungen von verschiedenen Unternehmen

genutzt werden kann. Diese *Single Source of Data* stellt folglich eine signifikante, KI-basierte Erweiterung der Wertschöpfungsaktivitäten von *Siemens Mobility* dar.

5.4.4 Die Ertragsmechanik von Siemens Mobility

Die Gestaltung der Ertragsmechanik von *Railigent* richtet sich nach der Komplexität der genutzten digitalen Leistungen, die alle grundsätzlich innerhalb eines As-a-Service-Modells vertrieben werden. Dabei haben die weniger komplexen Leistungen wie einfache Datenbereitstellungen und -visualisierungen zum Monitoring einen festen Marktpreis, der in fixen Intervallen, meist quartalsweise oder halbjährlich, zu entrichten ist. Komplexere Insights-as-a-Service, die speziell nach den Bedürfnissen der Kunden entwickelt werden, wie die Ausfallberechnung von Straßenbahntüren oder Weichen im Schienennetz, folgen einem wertbasierten (Value-Based-)Ansatz. Ausgehend von den abgeschätzten Kosteneinsparungen einer frühzeitigen Ausfalldetektion für den Kunden, wird ein gewisser Prozentsatz der Kosteneinsparung als zu entrichtender Betrag vereinbart. Zuletzt werden auch einmalige Fixpreise für die Erreichung eines definierten Ziels bei den Outcome-as-a-Services vereinbart. Diese orientieren sich an einem definierten, messbaren Wert wie beispielsweise der Zuverlässigkeit der Schienenfahrzeuge und -infrastruktur. Daran ist *Siemens Mobility* im Fall einer Übererfüllung positiv oder im Falle einer Untererfüllung negativ beteiligt. Die Messbarkeit der Zielerreichung und des Wertezuwachses ist demnach für alle Leistungen von *Railigent* von hoher Relevanz. Erst dadurch können langfristige Verträge sowie eine gute und vertrauensvolle Kundenbeziehung zur Umsetzung dieser neuen Ertragsmechanismen ermöglicht werden.

5.4.5 Der Kunde von Siemens Mobility

Die Anwender von *Railigent* sind primär die Instandhalter der Schienenfahrzeuge und -infrastruktur. Für die Schienenfahrzeuge übernehmen die Betreiber die Instandhaltung meist selbst, wobei deren Schienenfahrzeugflotte sich in Art und Größe oftmals stark unterscheiden. Der Kundenkreis wird dabei sowohl mit dem offenen Ansatz von *Railigent* zur Integration unternehmensfremder Schienenfahrzeuge, -komponenten und -infrastruktur erweitert als auch ein breiteres und tieferes Leistungsspektrum für das gesamte Schienenökosystem des Kunden ermöglicht. Über reine Monitoringleistungen hinausgehend, können mit *Railigent* wichtige Erkenntnisse zur Anpassung im Ablauf der Instandhaltung und im Betrieb gegeben werden. Die Geschäftsinteressen der Kunden und der *Siemens Mobility* sind dabei aufgrund der Regelungen in der Ertragsmechanik gleichgerichtet und ermöglichen neue Freiheiten in der Zielerreichung.

5.5 Fallstudie HUK-COBURG

Interviewpartner:

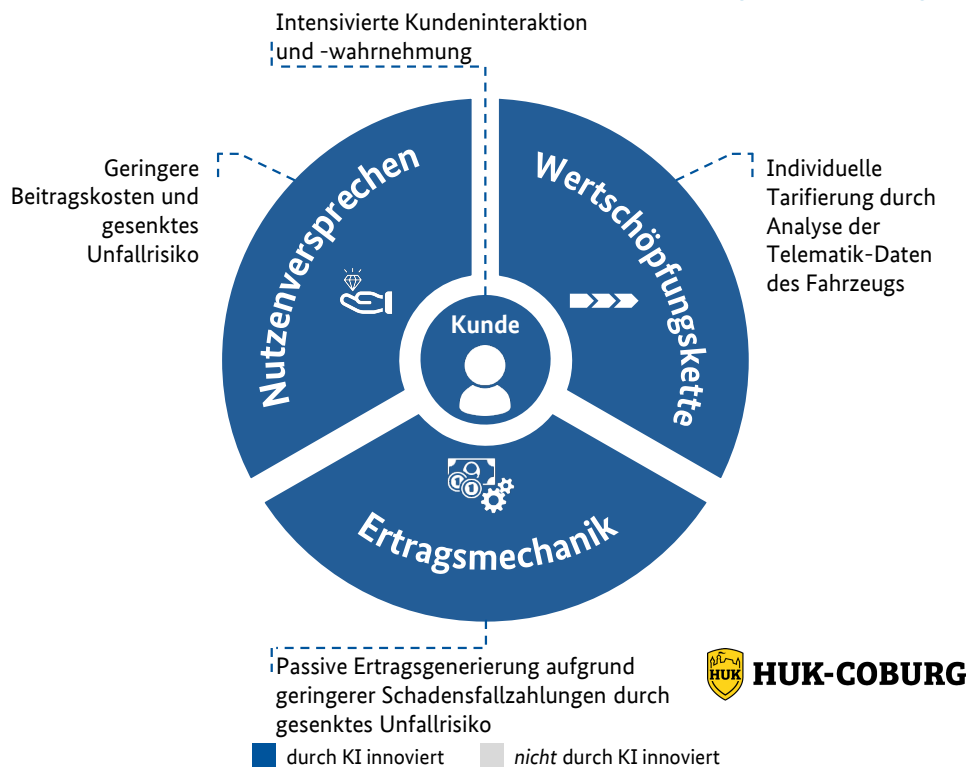
- Dr. Thomas Körzdörfer, Chief Data Scientist, HUK-COBURG
- Karin Benning, Unternehmenskommunikation, HUK-COBURG

Die HUK-COBURG, mit Sitz in Coburg, ist ein großer deutscher Versicherer für private Haushalte mit einem umfassenden Versicherungsangebot von der Kfz-Versicherung über Haftpflicht-, Unfall-, Sach- und Rechtsschutzversicherung bis hin zur privaten Kranken- und Rentenversicherung. Im Jahr 2019 erwirtschaftete die HUK-Coburg mit 11.500 Mitarbeitern einen Umsatz von 7,85 Mrd. €. Mit *Telematik Plus* bietet die HUK-COBURG erstmalig eine Kfz-Versicherung für Kunden aller Altersgruppen an, bei der das tatsächliche Fahrverhalten des Kunden fortlaufend analysiert und abhängig von gutem Fahrstil individuelle Rabatte von bis zu 30 Prozent auf die jährliche Kfz-Haftpflichtversicherung gewährt werden. Höhere Beiträge bei einem schlechten Fahrstil sind dabei ausgeschlossen. Bisher nutzen bereits knapp 300.000 Kunden in Deutschland *Telematik Plus*, das im Kern auf der KI-basierten Analyse von Telematikdaten des Fahrzeugs wie bspw. Geschwindigkeit, Beschleunigung und Geo-Position basiert. Erhoben werden die Telematikdaten über einen extra Telematik-Sensor im Fahrzeug sowie einer Smartphone-App, die dem Kunden auch Verbesserungsvorschläge zur Reduzierung des Unfallrisikos gibt. Hierfür werden Muster in den Telematikdaten wie riskante Fahrmanöver oder auch vorausschauendes Fahren mit Maschinellen Lernverfahren identifiziert und für die Fahrdynamik des Kunden bewertet. Die Datenanalyse erfolgt unter Einsatz eines restriktiven Anonymisierungskonzepts bei einer Tochterfirma der HUK-COBURG, die, bis auf Daten zum Telematik-Unfallrisiko, keine weiteren Daten, insbesondere keine Fahrdaten oder andere personenbezogene Daten, mit dem Versicherer austauscht. Die Kunden von *Telematik Plus* können mit einem risikoaversen Fahrverhalten somit Rabatte für die Kfz-Versicherung erhalten und ihr eigenes Unfallrisiko senken.

5.5.1 Überblick der KI-Geschäftsmodellinnovation

- Datenbasierte, risikogerechte Tarifierung des Kfz-Versicherungsbeitrags
- KI-basierte Analyse der Telematikdaten des Fahrzeugs zur Bewertung der individuellen Fahrdynamik
- Verringerung des Unfallrisikos durch KI-generiertes Feedback zum individuellen Fahrverhalten

Abbildung 8: Übersicht zur KI-Geschäftsmodellinnovation bei HUK-COBURG (eigene Darstellung)



„KI ist ein Game-Changer in der Versicherungsbranche. Klassische, statische Kfz-Risikomodelle werden durch die Hinzunahme von Telematik-Fahrdaten deutlich verbessert, wodurch wir die Beitragskosten unserer Kunden senken können und sie so direkt an der Reduzierung ihres Unfallrisikos partizipieren.“

Dr. Thomas Körzdörfer, Chief Data Scientist, HUK-COBURG

5.5.2 Das Nutzenversprechen von HUK-COBURG

Klassische Kfz-Versicherungen berechnen den Versicherungsbeitrag meist auf statischen Merkmalen wie Alter des Fahrers, Fahrzeugmodell, Wohnort und Schadenfreiheitsklasse. Eine hohe Schadenfreiheitsklasse dient der Versicherung dabei als indirekter Nachweis für eine risikoarme Fahrweise, muss aber erst über mehrere unfallfreie Jahre hinweg erfahren werden, weshalb Fahranfänger in den ersten Versicherungsjahren i.A. mit höheren Beiträgen rechnen müssen. *Telematik Plus* erlaubt nun eine Analyse des persönlichen Fahrstils und damit eine schnellere und direktere Einschätzung des damit einhergehenden, individuellen Unfallrisikos eines Fahrers. Hierdurch rückt erstmals eine auf dem individuellen Fahrstil beruhende Tarifierung für die Kunden in den Vordergrund des Nutzenversprechens. Da dies nur durch Analyse großer Mengen verschiedener Daten jedes einzelnen Fahrzeugs möglich ist, werden verschiedene KI-Technologien verwendet. So erlaubt der Einsatz von Maschinellen Lernverfahren, Muster in der Fahrweise echtzeitnah zu erkennen, diese in Bezug zum Unfallrisiko auszuwerten und innerhalb von drei Minuten nach Fahrtende spezifisches Feedback zu geben. Im

ersten Jahr der Nutzung von *Telematik Plus* erhalten die Kunden pauschal einen Startrabatt von 10 Prozent. In den Folgejahren berechnet sich der weitere Rabatt jährlich anhand der KI-analysierten Fahrweise des versicherten Fahrzeugs. So identifizierte, risikoaverse Fahrer können bis zu 30 Prozent ihres jährlichen Versicherungsbeitrags sparen. *Telematik Plus*-Kunden zahlen so niemals mehr als nicht-Telematik-Kunden für ihre Versicherung. Darüber hinaus bekommen die Kunden Feedback zu ihren Fahrten, wie sie ihr Unfallrisiko reduzieren können, was als zweiter, wesentlicher Teil des durch KI-Einsatz geänderten Nutzenversprechens im Geschäftsmodell von HUK-COBURG gewertet werden kann. Dabei senke der monetäre Anreiz allein bereits das Unfallrisiko um 20 Prozent, wie eine Testgruppe in einer internen Studie zeigte.

5.5.3 Die Wertschöpfungskette von HUK-COBURG

Dem *Telematik Plus*-Angebot liegen Telematik- und Smartphonedaten wie Geschwindigkeit, Beschleunigung, Uhrzeit und Geo-Position des Fahrzeugs und -nutzer zu Grunde. Für die Analyse der ausschlaggebenden Fahrweise und somit dem Unfallrisiko kommen verschiedene Anwendungen des maschinellen Lernens zum Einsatz. Ziel ist es, Muster in den Daten über gewisse Fahrmanöver wie bspw. abruptes Abbremsen oder erhöhte Geschwindigkeit zu identifizieren und durch Korrelation mit Unfalldaten das Unfallrisiko zu berechnen. Die Analyse findet dabei nicht kontinuierlich statt, sondern am Ende einer jeden Fahrt. Etwa drei Minuten nach einer Fahrt kann der Kunde die Analyse über die identifizierten kritischen Fahrmanöver sowie seinen daraus resultierenden persönlichen Fahrwert der letzten 30 Tage in der Smartphone-App einsehen. Die aggregierten Fahrwerte aller Fahrzeugnutzer für das versicherte Fahrzeug ergeben schließlich das fahrzeugspezifische Unfallrisiko, das für den gewährten Rabatt ausschlaggebend ist. Diese individuelle Auswertung stellt eine signifikante Änderung zu dem bisherigen Versicherungsgeschäftsmodell dar.

Zur Auswertung der Fahrdaten der *Telematik*-Kunden hat die HUK-COBURG eine neue IT-Infrastruktur aufgebaut. Für die Datenerhebung benötigt der Kunde einen Telematik-Sensor, der kostenfrei zur Verfügung gestellt wird und aufgrund einer integrierten Batterie vom Kunden selbst im Fahrzeug einfach angebracht werden kann. Die erfassten Beschleunigungsdaten des Sensors werden per Bluetooth an das Smartphone des Kunden gesendet, über das weitere benötigte Daten wie GPS-, Geschwindigkeits-, Höhen- und Handynutzungsdaten erfasst werden. Die Bereitstellung der pseudonymisierten Daten erfolgt wahlweise über das mobile Internet oder WLAN des Kunden. Ein externer Analytik-Dienstleister reichert die Daten weiterführend mit zusätzlichen Karteninformationen wie bspw. Tempolimits an und vollzieht notwendige Qualitätstests. Über eine Amazon-Web-Service-Cloud-Infrastruktur sowie zwei Hadoopcluster² erfolgt schließlich die Datenverarbeitung der Kundenfahrten durch den eigenen Vertragspartner HUK-COBURG Datenservice und Dienstleistungen GmbH (HDD). Die erhobenen Fahrwerte werden zu einem Fahrzeugwert verdichtet, welcher den Versicherungsgesellschaften der HUK-COBURG einmal im Jahr zur Rabattberechnung weitergegeben wird. Es findet somit eine klare Trennung zwischen der Analyse durch die Vertragspartner der erhobenen Daten und der Tarifierung durch die HUK-COBURG statt. Über die gesamte Analysestrecke hinweg wird dabei stets großer Wert auf den Datenschutz gelegt.

² Ein Hadoopcluster beschreibt ein auf dem Open-Source-Framework „Hadoop“ aufbauendes Verfahren zur Speicherung und Analyse von großen Mengen von unstrukturierten Daten (z. B. Bilder, Videos) in einer dezentralen Rechenumgebung (Amazon 2020)

5.5.4 Die Ertragsmechanik von HUK-COBURG

Die Kunden von *Telematik Plus* fahren durch den monetären Anreiz sowie das Feedback über kritische Fahrmanöver und ihren persönlichen Fahrwert im Schnitt besser als zuvor. Durch das gesenkte Unfallrisiko muss die HUK-COBURG folglich auch für weniger Unfälle aufkommen, worin der passive Ertragsgedanke von *Telematik Plus* liegt. Dieser Effekt wird durch eine Anpassung des Kundenbestands verstärkt: Mit geringem Unfallrisiko fahrende Kunden bekommen einen hohen Rabatt und bleiben dem Programm so treu; jene Kunden mit riskanterem Fahrstil bekommen nur geringe Rabatte und sind so geneigt, das Programm wieder zu verlassen. Hinzu kommt eine durch die verstärkte Interaktion größere Bindung mit dem Kunden, die sich nur schwer monetär ausdrücken lässt. Insgesamt übersteigen die eingesparten Schadensauszahlungen die Kosten für das Angebot von *Telematik Plus*, woran die Kunden sowie die HUK-COBURG partizipieren. Auch dies stellt eine KI-basierte Neuerung innerhalb des Geschäftsmodells dar.

5.5.5 Der Kunde von HUK-COBURG

Die neuen KI-Technologien haben sich bei der Kommunikation mit neuen und bestehenden Kunden als Game-Changer erwiesen. Bisher gab es nur bei der Frage der Versicherungswahl, des -wechsels oder im Schadensfall einen kurzfristigen Kundenkontakt; bei treuen Kunden ohne Schadensfall auch gar keinen. Durch die Präsenz der App auf dem Smartphone haben die Kunden nun durchschnittlich etwa zwei bis drei Mal pro Woche Kontakt mit HUK-COBURG. Die Zielgruppe der Versicherten hat sich dabei jedoch nur wenig geändert. Zwar sind in den knapp 300.000 *Telematik Plus* Nutzern alle Altersklassen vertreten, im Mittel sind diese aber etwas technikaffiner und jünger.

5.6 Zwischenfazit der Fallstudienuntersuchung

Die dargestellten fünf Fallstudien zu erfolgreichen KI-Geschäftsmodellinnovationen zeigen die Potenziale, die KI in den vier Dimensionen eines Geschäftsmodells entfaltet. Ebenso demonstrieren die ausgewählten Fallstudien, dass die KI-basierte Innovation eines Geschäftsmodells nicht auf bestimmte Arten von Unternehmen beschränkt, sondern branchenübergreifend umsetzbar ist. Insbesondere können durch Einsatz der diversen KI-Technologien und -Verfahren gänzlich neue Nutzenversprechen für Kunden angeboten werden. Somit kann KI gerade in diesen beiden Dimensionen eines Geschäftsmodells ihr Potenzial gewinnbringend entfalten.

Zudem haben die Fallstudien Hürden aufgezeigt, die eine erfolgreiche Anwendung von KI-Technologien und -Verfahren auf Geschäftsmodellebene erschweren. In Abbildung 9 sind einige zentrale Herausforderungen genannt, die sich in Anlehnung an das St. Galler Management-Modell den Kategorien Mitarbeiter (Ressourcen), Technik & IT, Organisation und Kultur zuordnen lassen.

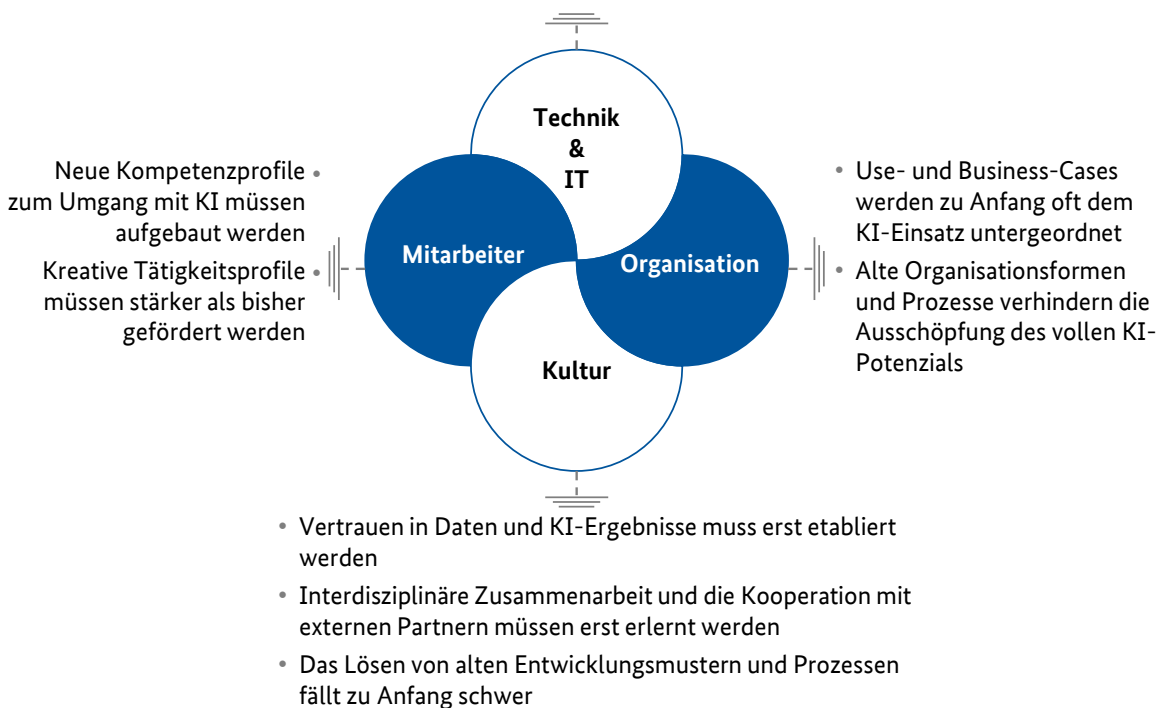
In Bezug auf die Mitarbeiter fehlen gerade zu Anfang häufig zentrale Kompetenzen im Umgang mit KI. Diese müssen mit entsprechendem zeitlichem Aufwand zunächst definiert und intern aufgebaut werden. Ebenso müssen erst Kapazitäten für zusätzliche kreative Aufgaben geschaffen werden, da durch KI-basierte Automatisierung von bestimmten Tätigkeiten bestehende Ressourcen effizienter genutzt werden müssen. Auch auf technischer Seite gilt es gerade zu Beginn der Nutzung von KI, bestimmte Herausforderungen zu bewältigen. Neben der Verbesserung der Datenverfügbarkeit und -qualität stellt auch die intelligente Vernetzung von Kunden und Produkten eine Hürde dar. Die zur Datenübermittlung nötige Infrastruktur aufzubauen ist für viele Unternehmen eine große Investition mit schwer zu bezifferndem Mehrwert. Darüber hinaus zeigen die Fallstudien auf organisationaler Ebene, dass auch im Kontext moderner KI-Technologien der Anwendungsfall (Use-Case) bzw. der Business-Case über den nachhaltigen Erfolg eines KI-basierten Geschäftsmodells entscheidet. Folglich darf die technologische Machbarkeit nicht als einziges Kriterium für die Umsetzung einer solchen Innovation herangezogen werden. Diese Hürde erfordert oft ein Umdenken der Innovationsbeauftragten.

Des Weiteren fehlt es zu Anfang der KI-Transformation in vielen Unternehmen an geeigneten Prozessen und Strukturen, um KI-Verfahren bzw. deren Ergebnisse überhaupt effizient anwenden zu können. Es ist eine wesentliche Herausforderung für Unternehmen, Organisationsstrukturen und neue Technologien zusammenzuführen. Daneben sind auch kulturelle Aspekte einer KI-Geschäftsmodellinnovation, wie z. B. akzeptanzfördernde Maßnahmen für Kunden und Mitarbeiter wegweisend für den Erfolg. In diesem Zusammenhang geben die Fallstudienpartner vor allem das zu Anfang fehlende Vertrauen in KI-basierte Vorhersagen und Analysen als Hindernis an, das es zu überwinden gilt. Zusätzlich stoßen Unternehmen an ihre Grenzen, wenn es um Vertrauen in die Arbeit von externen (Kompetenz-)Partnern geht, die aber für die erfolgreiche Umsetzung essenziell sind. Hier gilt es in erster Linie, alte Denkmuster, die über Jahre hinweg aufgebaut und zum Teil erfolgreich gelebt worden sind, aufzubrechen, was in der Regel einen langwierigen Änderungsprozess („Change Management“) verlangt, der oftmals zu spät und unstrukturiert angestoßen wird.

Entsprechend der in den Fallstudien dargestellten hohen Relevanz von KI, insbesondere im Bereich der Wertschöpfungskette von Unternehmen, werden im folgenden Abschnitt 6 ausgewählte aktuelle KI-Trends untersucht. Hierfür werden technologische Faktoren aus Sicht von spezialisierten KI-Anbietern und Experten analysiert. Die Analyseergebnisse werden in Form von Aussagen zu Technologie- und Anwendungstrends für den Bereich der produzierenden Industrie zusammengefasst (s. Abschnitt 6.6), bevor abschließend übergeordnete Erfolgsprinzipien für den erfolgreichen Einsatz von KI in Unternehmen am Wirtschaftsstandort Deutschland abgeleitet werden (s. Abschnitt 7).

Abbildung 9: Zentrale Herausforderungen für KI-Geschäftsmodellinnovation (eigene Darstellung)

- Verfügbarkeit und Qualität der Daten genügen nicht den Anforderungen der KI-Verfahren
- Die Übermittlung von Daten und deren Verarbeitung bedarf einmalig hoher Investitionen in die Infrastruktur



6. Experteninterviews zu KI-Trends für lernende Systeme in der produzierenden Industrie

6.1 Einleitung

Dieser Abschnitt der Studie ergänzt die im Vorfeld dargestellten KI-basierten Geschäftsmodellinnovationen um aktuelle Trends im Bereich der Anwendung von KI. Hierfür wurden Experteninterviews mit KI-Anbietern für das Feld der lernenden Systeme in der Produktion (s. Abbildung 10) geführt. Dies gibt Auskunft über die Situation des Anwendermarktes, über aktuelle technologische Entwicklungen und wichtige Anwendungsfälle für KI im Bereich der produzierenden Unternehmen.

Abbildung 10: Steckbriefe der Interviewpartner für die Ermittlung der KI-Trends (eigene Darstellung)

<p>aiXbrain bietet KI-Bausteine und Komplettlösungen für Fertigungsunternehmen im Bereich der intelligenten Fabrik an. Besonders die optimierte Entscheidungsfindung durch KI in der Prozesssteuerung ist ein Fokusthema von aiXbrain. Interviewpartner: Dr. Alexander Engels, CEO und Gründer; Prof. Dr. Rudolph Mathar, CIO</p>	
<p>Erium ist Technologieführer bei der Prozessoptimierung durch KI mit einem Minimum an Daten. Die entwickelte Plattform HALerium ermöglicht die interaktive und gemeinsame Entwicklung der KI-Anwendung durch Data Scientist und Prozessexperten. Interviewpartner: Dr. Theo Steinger, CEO und Gründer</p>	
<p>INFORM beschäftigt sich mit der Entwicklung von Software zur Optimierung von Geschäftsprozessen. Das INFORM-DataLab unterstützt Unternehmen in den Bereichen Data-Management, Data Analytics und Data Science. Interviewpartner: Björn Heinen, Senior Data Scientist</p>	
<p>inovex ist ein innovations- und qualitätsgetriebenes IT-Projekthaus mit dem Leistungsschwerpunkt »Digitale Transformation«, das 1999 gegründet wurde. Das Lösungsangebot umfasst Applikationsentwicklung, Datenmanagement & Analysen und die Entwicklung von skalierbarer IT-Infrastruktur. Interviewpartner: Florian Wilhelm, Head of Data Science</p>	
<p>SAS ist 1976 als Unternehmen im Bereich Advanced Analytics gegründet worden und Marktführer im Bereich Enterprise-Analytics / KI. 90 % aller Großkonzerne weltweit sind SAS-Kunden. SAS ist in der Lage, große KI-Anwendungslandschaften mit tausenden Modellen aufzubauen Interviewpartner: Manfred Kügel (Pre-Sales Solutions Architect); Cornelius Kimmer (Senior Solutions Architect)</p>	
<p>Westphalia DataLab ist ein Anbieter von automatisierten, skalierbaren Datenprodukten (Data-Analytics-as-a-Service – DaaaS) und unterstützt bei der Planung und Umsetzung von maßgeschneiderten Lösungen im Bereich Data Science, ML und KI Interviewpartner: Prof. Dr. Reiner Kurzhals, Gründer; Matthias Heinen, Head of Development</p>	

Die Ergebnisse der Experteninterviews sind im Folgenden in den Dimensionen „Anwendermarkt“, „Technologie“ und „Anwendungen in der Produktion“ zusammengefasst (s. Abbildung 11). Bei der

Beschreibung des **Anwendermarktes** wird die Unternehmenslandschaft der KI-Anwender aus Sicht der KI-Anbieter beschrieben. Hier zeigt sich, wie Industrieunternehmen im Bereich der Künstlichen Intelligenz vorgehen und welche Rolle die Technologie für sie hat. Unter **Technologietrends** werden die softwareseitigen und infrastrukturellen Trends bei der Entwicklung einer KI-Applikation und der Umgang mit Daten erläutert. **Anwendungstrends** beschreiben daran anknüpfend die aktuell relevanten Anwendungsfälle für KI in produzierenden Unternehmen in den Bereichen Produktionsplanung und Produktionsausführung.

Abbildung 11: Fokusthemen der KI-Trendbefragung (eigene Darstellung)



6.2 Anwendermarkt

Der folgende Abschnitt fasst die Sicht der KI-Anbieter auf ihre Kunden zusammen. Dies gewährt vertiefende Einblicke, wie Anwendungsunternehmen mit Künstlicher Intelligenz umgehen und welche Rolle die Technologie für sie spielt. Allgemein wird KI derzeit auch auf medialer Ebene häufig hervorgehoben und erlangt nicht zuletzt über diesen Weg auch bei Unternehmen eine verbreitete hohe Sichtbarkeit bzw. Interesse. Betrachtet man die Unternehmenslandschaft der Anwender lässt sich diese anhand ihrer Affinität zu KI in zwei Gruppen einteilen: Für die erste Gruppe ist KI als Technologie derzeit nicht relevant. Diese Unternehmen sind generell zurückhaltend im Feld der Datenverarbeitung und sehen das Themenfeld Künstliche Intelligenz als unbedeutenden „Hype“ an. Die zweite Gruppe steht der Technologie offen gegenüber. Diese Unternehmen ziehen in Betracht, KI zur Verbesserung der eigenen Prozesse anzuwenden oder mit KI die eigenen Produkte zu innovieren.

Für einen Großteil der an der Technologie interessierten Unternehmen steht ein konkreter *Return-on-Investment* (ROI) beim Einstieg in eine KI-Applikation an erster Stelle. Der ROI lässt sich aber für ein individuelles Projekt schwer vorab abschätzen und ist stark vom betrachteten Anwendungsfall abhängig. An dieser Stelle helfen vergleichbare Anwendungsfälle und ein erfahrener KI-Anbieter, um den Mehrwert aufzuzeigen.

„Den Mehrwert der Daten und deren Auswertung zu erkennen, ist entscheidend. Hier benötigen die Unternehmen grundlegendes KI-Verständnis und Vorstellungskraft für den Transfer auf die eigenen Prozesse.“

Rainer Kurzhals, Westphalia Data Lab

Zudem unterscheiden sich die Industrieunternehmen in ihrem Verständnis von KI und dem eigenständigen Kompetenzaufbau. In der Automobilbranche setzen die OEMs („*Original Equipment Manufacturer*“, dt.: Erstausrüster) auf eigene Data-Analytics-Abteilungen, welche sich strategisch mit der Thematik auseinandersetzen und interne Standards entwickeln. Großunternehmen anderer Branchen und auch der Mittelstand zögern mit dem Einstieg. Hier fehlt es den Unternehmen an Fachkompetenz in Form von Mitarbeitern und einer Strategie im Feld der Künstlichen Intelligenz.

„Eine Hürde ist der zögerliche Einstieg in das Thema Analytics und KI. Diese analytischen Verfahren schaffen es noch nicht in das Kerngeschäft.“

Cornelius Kimmer, SAS

KI wird zwar als wichtiger Baustein der digitalen Transformation gesehen, doch der erste Schritt in Richtung der Umsetzung eines vollumfänglichen Projekts fällt einem Großteil der Unternehmen noch schwer. Dies liegt häufig an fehlenden Budgets innerhalb der Fachabteilungen. Daher finanzieren sich initiale Projekte über Innovationsbudgets und ermöglichen Pilotprojekte mit begrenztem Umfang. Mit den Pilotprojekten kann der Mehrwert von KI auf Geschäftsführungsebene herausgestellt werden, sodass sich ein langfristiges Commitment (dt.: Selbstverpflichtung) zum Einsatz von KI entwickelt.

„Wichtig ist ein strategisches Commitment der Geschäftsführung zum Thema Datenanalyse und Künstliche Intelligenz. Dies beginnt beim Erfassen kritischer Daten für den gesamten Produktionsprozess wie Qualitäts- und Maschinendaten.“

Manfred Kügel, SAS

Wird ein Projekt initiiert, ist es wichtig, dass der KI-Anbieter das jeweilige Unternehmen auf dem vorgefundenen Kenntnisstand abholt. Hier geht es um das Schaffen eines grundlegenden fachlichen Verständnisses und realistischer Erwartungen an das Projekt. Besonders herausfordernd ist diese Phase, wenn der erste Versuch der Nutzung von KI gescheitert ist, obwohl der Business-Case vielversprechend aussieht. In diesem Fall müssen Vorbehalte gegenüber der Technologie aufgelöst werden, damit das Zweitprojekt erfolgreich starten kann. Dabei haben KI-Projekte einen individuellen Charakter und entstehen bestenfalls in enger Zusammenarbeit von KI-Anbieter und den Prozessexperten der Fachabteilung des Unternehmens. Im Zielzustand ist die KI-Anwendung nahtlos in die Unternehmensprozesse integriert und beide sind wechselseitig optimal aufeinander abgestimmt. Notwendige Prozessanpassungen oder organisatorische Veränderungen müssen daher berücksichtigt werden.

„Jedes KI-Projekt ist auch ein Change-Projekt und dies ist zu berücksichtigen.“

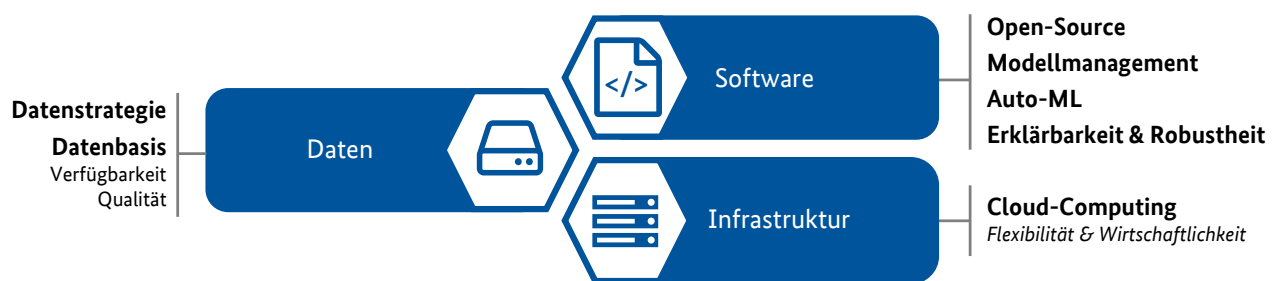
Alexander Engels, aiXbrain

Jedes KI-Projekt ist ein Change-Projekt und daher ist eine offene Kommunikation über Ziel, Umfang und Rolle der Anwendung notwendig. Bedenken und Hinweise der zukünftigen Nutzer der Anwendung sollten frühzeitig besprochen werden und in die Entwicklung einfließen. Dies schafft Vertrauen, fördert die Akzeptanz und liefert die notwendige Basis für eine erfolgreiche Implementierung.

6.3 Technologie

Im Folgenden wird auf die Technologietrends bei der Entwicklung einer KI-Applikation eingegangen. Diese sind in die Dimensionen Software, Daten und Infrastruktur gegliedert.

Abbildung 12: Dimensionen der erfassten Technologietrends (eigene Darstellung)



6.3.1 Software-Trends

Bei den Softwaretrends setzen KI-Anbieter auf Verfahren, die die Entwicklung der KI-Applikationen vereinfachen.

Open Source – Ein wichtiger Trend ist die Integration von Open-Source-Bibliotheken, welche das Portfolio der KI-Anbieter um Lösungsbausteine vergrößern. Diese Lösungsbausteine stehen bei der Entwicklung als Basis zur Verfügung und können in die eigene Anwendung integriert werden. Der Zugriff auf den Quellcode ermöglicht in der Entwicklung eine große Flexibilität und somit kann eine Vielzahl von Anwendungsfällen adressiert werden.

Vortrainierte Modelle - Vortrainierte Modelle können auf einen ähnlichen Anwendungsfall übertragen werden. Dies ist besonders hilfreich im Feld von „Computer Vision“ zur Objekterkennung oder dem „Natural Language Processing“ (Sprachverstehen). Daher reduzieren sie den Trainingsaufwand erheblich, da weniger eigene Trainingsdatensätze benötigt werden und der Aufwand des eigenständigen Trainings sich somit reduziert. Die kostenlose Verfügbarkeit dieser Pakete ist ein entscheidender technologischer Treiber für die Nutzung von Künstlicher Intelligenz.

Modell-Management - Eine technologische Herausforderung besteht in der End-To-End-Entwicklung von KI-Applikationen. Das ausführbare Modell basiert auf dem Trainingsdatensatz inklusive der Features, dem ausgewählten Berechnungsmodell und den dazugehörigen Parametern. Besonders wenn das Modell kontinuierlich erweitert und neutrainiert wird, ist es wichtig, die Entwicklung zu dokumentieren. Hier unterstützen Modell-Management-Frameworks (z. B. ML-Flow) im Verwalten des gesamten Lebenszyklus einer Applikation. Sie ermöglichen die Versionierung der Modelle, erfassen den Entwicklungsfortschritt und geben einen einfachen Überblick über den aktuellen Entwicklungsstand. Auch eine gemeinsame Modellgenerierung innerhalb eines Teams ist somit einfacher möglich. Ziel ist es, die Entwicklungsschritte der Modelle

nachvollziehbar zu machen. Dies hilft zum Beispiel dabei, fehlerhafte Ergebnisse in der Vergangenheit zu verstehen und diese in der nächsten Modellgeneration abzustellen.

„Ein durchgängiges Modell-Management und die Betrachtung aller Schritte der Bereitstellung sind Erfolgsfaktoren in der Entwicklung einer KI-Applikation.“

Florian Wilhelm, inovex

Auto-ML – Zusätzlich setzen die Anbieter auf Verfahren zur automatisierten Erstellung von Modellen beispielsweise des Maschinellen Lernens („Auto-ML“). Die Nutzung dieser Frameworks ist ein wichtiger technologischer Trend zu einer vereinfachten Entwicklung von KI. Die typische Entwicklung eines Maschinellen Lernverfahrens ist ein iterativer Prozess aus manuellen Einzelschritten. Durch Auto-ML lässt sich dieser automatisieren. Dies kann im Bereich des Feature-Engineerings, der Modellauswahl und der Parametrisierung des Modells eingesetzt werden (Olson et al. 2016, S. 2). Durch den automatisierten Workflow ist die Identifikation der passenden Hyperparameter wesentlich aufwandsärmer. Bei der Nutzung von Auto-ML-Ansätzen zur Hyperparametrisierung müssen die Ergebnisse weiterhin geprüft werden. Im Status quo liefern die Frameworks häufig kein optimales Set an Parametern. In Bezug auf die Algorithmen sind folgende Themenfelder aktuell besonders von Bedeutung.

Erklärbarkeit – Ein wichtiger Fokus liegt auf der Erklärbarkeit der Ergebnisse von dynamischen und nichtlinearen Systemen (zum Beispiel Neuronale Netze, Reinforcement-Learning). Unter dem Schlagwort „Explainable AI“ wird an Verfahren geforscht, die die Entstehung der Ergebnisse der KI für den Menschen nachvollziehbar machen. Dies ist besonders wichtig, wenn die KI einen Menschen in Form eines Assistenzsystems unterstützt. Die Erklärbarkeit des Ergebnisses schafft Vertrauen und trägt somit zu einer langfristigen Nutzung der KI bei. Hierbei zeigt sich, dass mit steigender Komplexität des Modells auch die Erklärbarkeit schwieriger wird. Abhilfe schaffen Ansätze, welche einfacher nachvollziehbare Modelltypen (z. B. Entscheidungs bäume) nutzen, um das Ergebnis komplizierter Modelle (z. B. Neuronale Netze) zu plausibilisieren.

Robustheit – Von besonderer Relevanz in Bezug auf KI-Applikationen ist die Robustheit der dort eingesetzten Algorithmen. Unter Robustheit wird die Fähigkeit der KI, auch außerhalb der Trainingsdaten valide Ergebnisse zu liefern, verstanden. Je besser das Modell für den Anwendungsfall geeignet ist, desto besser ist auch dessen Robustheit gegenüber Abweichungen in den Eingangsdaten. Dieser Aspekt ist innerhalb der Modellauswahl und Parametrisierung als Gütekriterium zu betrachten und ein aktiver Forschungszweig im Maschinellen Lernen.

„Robuste und nachvollziehbare Ergebnisse der KI sind die Basis für eine nachhaltige Integration der KI in den Unternehmensprozess. Beide Faktoren sind entscheidend für das Vertrauen der Nutzer in die Anwendung.“

Rudolf Mathar, aiXbrain

Nutzung von Expertenwissen – Ein weiterer Trend besteht im Einbeziehen von Expertenwissen einer Domäne in das Training oder den Aufbau der Modelle. Durch geschickte Einstellung der Features oder des Einsatzes geeigneter Berechnungsmodelle (z. B. Bayes'sche Netze) sind physikalische oder technische Zusammenhänge, welche durch den Experten beschrieben werden, modellierbar. Diese können dann durch die KI wesentlich einfacher erlernt werden. Die Integration des Expertenwissens verbessert die Güte der KI und ermöglicht

Anwendungen bei kleinen Datensätzen. Zusätzlich kann mit den Prozessexperten auch die Plausibilität der Ergebnisse der KI bewertet werden.

Dynamik – Das Themenfeld der Künstlichen Intelligenz wird sehr aktiv beforscht und unterliegt daher einer schnellen technologischen Entwicklung. Daher ist einerseits ein laufender Kompetenzaufbau notwendig. Andererseits entwickelt sich eine Vielfalt an nutzbaren Paketen, welche häufig per Open Source verfügbar sind.

Laut den Experten ist derzeit nicht die Möglichkeit der Software oder Algorithmik die entscheidende Hürde für einen breiten Einsatz von KI, sondern die Verfügbarkeit einer verwendbaren Datenbasis für den jeweiligen Anwendungsfall. Auf die Trends innerhalb der Daten wird im folgenden Abschnitt eingegangen.

6.3.2 Datentrends

Datenverfügbarkeit, Datenqualität und Datenverständnis sind entscheidende Faktoren für den Erfolg eines KI-Projekts. Im Status quo existiert kein unternehmensübergreifendes Datenmodell als Standard, was sich auf die Vielzahl der Systeme (ERP, MES, CAQ, WMS), Systemanbieter und Anlagenlieferanten zurückführen lässt. Daher ist die Erarbeitung der Datenbasis ein stark anwendungsspezifischer und unternehmensindividueller Teil der Entwicklung der KI-Anwendung. Wichtig ist, dass der avisierte Anwendungsfall zum Potenzial der vorhandenen Daten und der angedachten KI-Technologie passt. Hier setzen die KI-Anbieter auf eine frühe Klärung der Datenbasis. Das Ziel hierbei ist die Schaffung eines übergreifenden Verständnisses der vorliegenden Datenbasis. Im engen Austausch mit den Fachabteilungen der Unternehmen wird diese gesichtet und eingeschätzt. Dies geschieht bestenfalls vor dem eigentlichen Projekt, um eine belastbare Projektplanung und Aufwandabschätzung zu ermöglichen. Mit einem *Proof of Concept* kann zudem geprüft werden, ob eine vollwertige Anwendung auf der vorliegenden Datenbasis entwickelt werden kann. Ist die Datenbasis nicht geeignet für den avisierten Anwendungsfall, wird das Projekt pausiert oder gestoppt. An dieser Stelle ist der Aufbau einer grundlegenden Datenstrategie mit dazugehörigem Datenmanagement sinnvoll. Dies umfasst die Konzeption der Datenarchitektur und den Aufbau der notwendigen Infrastruktur. Danach kann das Projekt erneut begonnen werden.

„Für Unternehmen, die einen echten Nutzen aus KI und ihren Daten ziehen wollen, ist eine Datenstrategie unerlässlich. Diese kann unternehmensweit oder für einzelne Abteilungen und Anwendungsfälle aufgebaut werden.“

Björn Heinen, INFORM

Die Datenverfügbarkeit ist dabei stark abhängig vom Unternehmen und dessen Vorarbeiten. Die Bandbreite reicht von einzelnen Datenbanken, welche als Datensilo vorliegen, bis zu klar strukturierten Data-Lakes. Im Umfeld der produzierenden Unternehmen liegen die Daten häufig verteilt auf unterschiedlichen Quellen vor und müssen im Vorfeld des Projekts noch konsolidiert werden. Teilweise fehlen Daten in der Produktionskette, da Maschinen nicht per Schnittstelle angebunden sind und somit deren Prozessdaten nicht langfristig gespeichert werden. Zudem werden diese Daten häufig maschinenbezogen erfasst und es fehlt die Verknüpfung von Produkt- und Prozessdaten. Dies liegt beispielsweise an unterschiedlichen

Produktkennungen, auf die sich Prozessdaten beziehen. Ohne diesen Zusammenhang können Wechselwirkungen von Produkt und Prozess nicht mittels KI untersucht werden.

Auch die Semantik unterscheidet sich unternehmensübergreifend und auch innerhalb des Unternehmens von Anlage zu Anlage. Hier fehlt es häufig an einer Beschreibung der Metadaten (z. B. physikalische Einheit). In Bezug auf die Anlagen helfen der Trend zur Standardisierung der Kommunikationsschnittstellen (z. B. I/O-Link und OPC-UA) und der Zugriff auf Quellsysteme per dokumentierter Schnittstelle (API). Diese liefern Metadaten und helfen beim Verständnis der Datenbasis. Sind die Daten verfügbar, der Zugriff ermöglicht und das Datenmodell aufgebaut, ist die Betrachtung der Datenqualität der nächste Schritt.

„Die vorliegende Datenqualität ist häufig schlechter als vom Unternehmen im Vorfeld angenommen.“

Theo Steininger, Erium

Es fehlen beispielsweise Zeiträume, welche interpoliert werden müssen, oder die Granularität der Daten ist für den Anwendungsfall ungenügend. In Summe wird für das Datenverständnis und die Aufbereitung ein hoher Aufwand in den KI-Projekten betrieben, welcher zwischen 60 und 80 Prozent des Gesamtaufwands liegt. Unternehmen, die ohne Hürden Mehrwert durch den Einsatz von KI generieren wollen, sollten daher frühzeitig Maßnahmen zur Sicherstellung einer hohen Datenqualität für den betrachteten Anwendungsfall umsetzen.

„Unternehmen, die Mehrwerte durch Künstliche Intelligenz generieren wollen, sollten frühzeitig die notwendige Datenbasis aufbauen.“

Björn Heinen, INFORM

6.3.3 Infrastrukturtrends

Die Bereitstellung der KI-Anwendungen wird durch die Anbieter in einer dualen Struktur angeboten. Neben der üblichen Bereitstellung auf lokaler Hardware innerhalb des Industrieunternehmens (On-Premises) gibt es einen Trend zur Bereitstellung der KI-Applikation in der Cloud über Infrastrukturprovider (z. B. AWS, Microsoft Azure, Google Cloud). Hier versuchen die KI-Anbieter, möglichst unabhängig vom spezifischen Cloud-Anbieter zu sein, sodass deren Entwicklungsbausteine auf allen Cloud-Anbietern lauffähig sind. Die Entscheidung für Cloud oder On-Premises (lokale Nutzung von Software auf den Servern des Anwenders) ist dabei abhängig von der Präferenz und Datenhaltung des Industrieunternehmens sowie von den Anforderungen des Anwendungsfalls. Oft finden sich bei Unternehmen Vorbehalte im Thema der Cloud-Speicherung von Daten, welche individuell im Projektteam geklärt werden müssen. Ist die Nutzung der Cloud möglich und widerspricht für den Anwendungsfall nicht den IT-Richtlinien oder Aspekten des Datenschutzes, hat dies Vorteile in der Entwicklung und Bereitstellung der Anwendung.

„In der Cloud können wir kostengünstig und flexibel auf Ressourcen zugreifen.“

Matthias Heinen, Westphalia Data Lab

Der Weg in die Cloud ermöglicht das Training großer KI-Modelle, welche in der Berechnung sehr ressourcenintensiv sind. Auch bietet die Cloud flexible Ressourcen, welche abhängig von den Anforderungen der Applikation erhöht oder reduziert werden können.

„Ohne die Cloud-Provider wäre die Entwicklung unserer KI-Applikationen wesentlich aufwendiger.“

Alexander Engels, aiXbrain

In Summe ist Cloud-Computing ein starker Treiber zur Entwicklung und Bereitstellung der KI-Anwendungen. Ein wichtiger Aspekt ist der souveräne Umgang mit den Unternehmensdaten in der Entwicklung des KI-Anwendungsfalls. Die Berücksichtigung der europäischen Werte³ in Bezug auf Offenheit, Transparenz und Anschlussfähigkeit ist eine wichtige Anforderung für die vertrauensvolle und sichere Bereitstellung der Daten innerhalb der Cloud. Die steigenden Ansprüche im Kontext der Datensouveränität motivieren den europäischen Aufbau einer vernetzten und offenen Dateninfrastruktur. Diese Bestrebungen spiegeln sich auch im pan-europäischen Projekt „GAIA-X“ wider, welches eine europäische Cloud-Infrastruktur zum Ziel hat. Künftige KI-Applikationen und Geschäftsmodelle können auf diesem transparenten digitalen Ökosystem entwickelt und bereitgestellt werden (BMWi 2019). Ein Beispiel hierfür ist die Bildung der von „Catena-X“⁴ als Verbund von Unternehmen der Fahrzeugindustrie, welcher an einem offenen und skalierbaren Netzwerk auf Basis von Gaia-X arbeitet (BMWi 2020).

6.4 Anwendungen in der Produktion

In diesem Abschnitt wird auf KI-Anwendungstrends im Bereich der Produktion eingegangen und dem grundsätzlichen Vorgehen bei der Entwicklung einer KI-Applikation. Grundsätzlich definieren der Anwendungsfall und die damit verbundene Problemstellung die möglichen Technologien für die Realisierung. Die Auswahl der richtigen Technologien und die methodisch strukturierte Entwicklung legen hierbei den Grundstein für eine erfolgreiche Applikationsentwicklung.

6.4.1 Anwendungsentwicklung

Entscheidend für die Entwicklung einer KI-Applikation ist die Verfolgung eines End-to-End-Ansatzes. Hierbei müssen alle Schritte von der Datenaufbereitung über die Modellerstellung und die Bereitstellung bis zum Betrieb betrachtet und geplant werden. Der reine Fokus auf der Entwicklung des Modells ist ungenügend.

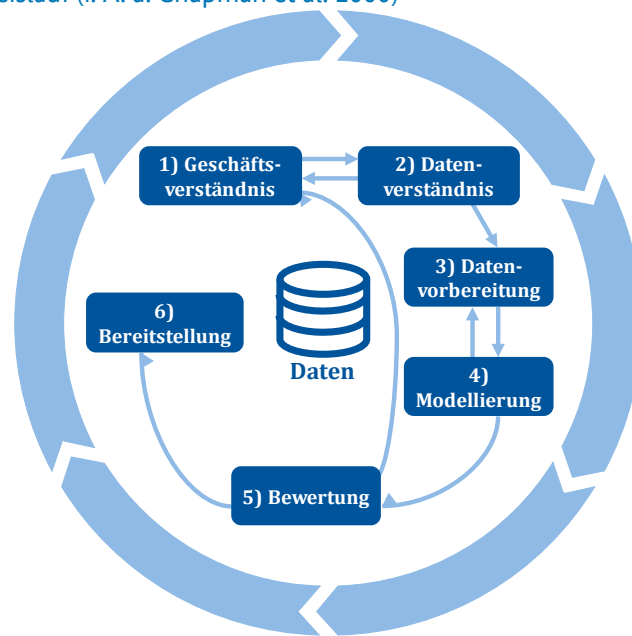
„Bei der Entwicklung einer KI-Applikation ist es wichtig, einen End-To-End-Ansatz zu verfolgen. Dabei orientieren sich die Projekte am CRISP-DM-Kreislauf.“

Florian Wilhelm, inovex

³ Innerhalb von GAIA-X wird ein europäischer Prozess verfolgt, der die relevanten Regeln („Policy Rules“) identifiziert. Dies beinhaltet die Anforderungen für den freien Verkehr nicht-personenbezogener Daten und die Anforderungen des EU Cybersecurity Act.

⁴ Vorherige Bezeichnung war die „Automotive Alliance“

Abbildung 13: CRISP-DM-Kreislauf (i. A. a. Chapman et al. 2000)



Die Phasen der Entwicklung orientieren sich am Projektvorgehen der Datenanalyse und dem Data-Mining. Der CRISP-DM („*Cross Industry Standard Process for Data Mining*“) ist das gängige Vorgehen für den Prozess der Erkenntnisgewinnung aus Daten (Chapman et al. 2000). An erster Stelle steht das Verständnis des Anwendungsfalls (**1. Geschäftsverständnis**). Dieser wird in Zusammenarbeit mit der Fachabteilung des Unternehmens erarbeitet. Es ist zu klären, welcher Anwendungsfall adressiert wird und welche Zielstellung und Rahmenbedingungen mit diesem verbunden sind. Das domänenspezifische Prozesswissen liefert an dieser Stelle das Unternehmen und dieses wird mit der Expertise des KI-Anbieters im Bereich der Technologien und Anwendungsentwicklung ergänzt. Als nächstes wird die Datengrundlage adressiert (**2. Datenverständnis**). Für den avisierten Anwendungsfall müssen die relevanten Datenquellen erfasst werden und der Zugriff gewährleistet sein. Daraufhin wird ein Verständnis für die Struktur, Semantik und Qualität der Daten aufgebaut, welche anschließend entsprechend den Anforderungen der KI-Technologie transformiert werden (**3. Datenvorbereitung**). An dieser Stelle werden auch die Features festgelegt, welche von der KI als Inputvariablen verarbeitet werden. Nun schließt sich die Modellierung an (**4. Modellierung**), in welcher der entsprechende Modelltyp und dessen Hyperparameter ausgewählt werden. Über das Training auf einem Trainingsdatensatz entsteht das eigentliche KI-Modell, dessen Güte anhand eines Testdatensatzes bewertet wird (**5. Bewertung**). Der letzte Schritt ist die Entwicklung und Bereitstellung der Anwendung (**6. Bereitstellung**) auf der gewählten Infrastruktur. Die KI-Applikation beinhaltet hierbei nicht nur das trainierte Modell zur Verarbeitung der Daten, sondern ist je nach Anwendungsfall noch um ein grafisches User-Interface (GUI) und weitere Elemente ergänzt. In Summe zeigt sich, dass bei der Entwicklung einer KI-Applikation unterschiedliche Kompetenzen im Projektteam erforderlich sind. Vom Aufbau der Infrastruktur der Anwendung über die Schritte der Datenaufbereitung und Modellerstellung bis hin zur Entwicklung der Oberfläche haben KI-Projekte einen interdisziplinären Charakter.

Ein wichtiger Aspekt der KI-Applikation ist die Wirtschaftlichkeit der Entwicklung. Hier gibt es einen Trend zur Erarbeitung von Anwendungsvorlagen, welche auf einen weiteren Anwendungsfall übertragen werden können. Dies ermöglicht eine schnellere und aufwandsärmere Bereitstellung und verbessert somit die Wirtschaftlichkeit der Anwendungsentwicklung. Dabei ist der Grad der Übertragbarkeit des Anwendungsfalls die relevante Größe, welche maßgeblich von der Ähnlichkeit der Aufgabenstellung abhängt.

„Der Trend geht von maßgeschneiderten Lösungen in Richtung der Bereitstellung kompletter KI-Produkte.“

Björn Heinen, INFORM

Es entstehen daher zunehmend Standard-KI-Produkte, welche eins zu eins auf unternehmensspezifische Anwendungsfälle übertragen werden können, derzeit als Add-on von Standardsoftware (z. B. ERP-Systemen) oder als eigenständige Software-as-a-Service-Anwendung. In beiden Fällen bleiben der Anwendungsfall und die Datenbasis gleich und somit kann auch der gleiche KI-Modelltyp genutzt werden, welcher auf der vorliegenden Datenbasis erneut trainiert wird. Ein Beispiel hierfür ist die Bedarfsprognose im Rahmen der Absatzplanung.

Mit fortschreitendem Einsatz von KI und mit der Erfahrung, welche Anwendungsfälle einfach übertragbar sind, werden sich hierfür Standardprodukte bilden. Diese skalieren aus Sicht der KI-Anbieter und sind für Unternehmen wesentlich einfacher in der Handhabung.

6.4.2 KI-Anwendungen für lernende Systeme in der Produktion

Für den Einsatz von KI in der Produktion sind die Anwendungsfälle relevant, welche einen direkten Mehrwert für die Planung oder Ausführung der Produktion haben. Dabei wird das größte Potenzial bei neuen Technologien und deren Prozessen gesehen. Bei Prozessen, die schon lange betrieben und optimiert wurden, fallen die Potenziale geringer aus als bei neu etablierten Abläufen.

„Bei neuartigen Technologien und Prozessen erleben wir das größte Interesse und sehen einen starken Mehrwert durch KI. Prozesse, die schon viele Jahre durch Expertenwissen des Menschen verbessert wurden, haben deutlich weniger Optimierungspotenzial.“

Theo Steininger, Erium

Die von den Experten beschriebenen Anwendungen wurden gemäß ihrem Anwendungszweck in Anwendungen für die **Planung der Produktion** und die **Ausführung der Produktion** unterteilt.

Abbildung 14: Kategorien der Anwendungstypen für lernende Systeme in der Produktion (eigene Darstellung)



Planung der Produktion

Im Feld der Planung der Produktion liefert KI Mehrwerte durch genauere Prognosen und daher adressieren KI-Anwendungen hier häufig Prozesse der Supply-Chain. Besonders die Prognose von Kundenbedarfen in der Absatzplanung oder die Prognose von Zeiten in der Auftragsabwicklung stehen derzeit im Fokus. Im Vergleich zu den klassischen Verfahren können bei der Vorhersage mittels KI externe Faktoren mit einbezogen werden (z. B. lokale Veranstaltungen, Feiertage, Kundenkreis), wodurch eine bessere Prognosegüte ermöglicht wird.

Prognose der Bedarfe in der Absatzplanung



Mittels der Prognosen können z. B. Bestände oder die Auslösung von Bestellungen innerhalb der Lieferkette optimiert werden. Die KI prognostiziert beispielsweise im ersten Schritt einen zukünftigen Verbrauch der Produkte in einer Filiale. Darauf aufbauend kann unter Einbezug der vorhandenen Bestände die optimale Menge an nachzubestellenden Produkten ermittelt werden. Somit können Überschüsse, welche entsorgt werden müssen, oder eine Unterdeckung vermieden werden.

Prognose der Zeiten in der Auftragsabwicklung



Die Möglichkeit, mittels KI genauere Prognosen zu ermöglichen, wird im Bereich der Produktion auch für die Schätzung von Zeiten in der Auftragsabwicklung genutzt. Ein Anwendungsfall betrifft die Lieferkette zwischen Unternehmen und Lieferant. Die KI analysiert hier laufend im Hintergrund die Lieferzeiten der Lieferanten des Unternehmens. Stellt sich heraus, dass die im System angenommene Lieferzeit systematisch von den realen Lieferzeiten abweicht, kann die KI dies erkennen. Als Reaktion darauf kann die Lieferzeit angepasst werden oder mit dem Lieferanten gesprochen werden.

Ausführung der Produktion

Der Einsatz von KI in der Ausführung der Produktion fokussiert einerseits das Betreiben der Produktionsanlagen, andererseits aber auch den Fertigungsprozess. Hauptmotivation hinter den KI-Anwendungen auf Shopfloor-Ebene ist die Verbesserung der OEE der Produktionsanlagen. Erhöht sich die Anlageneffektivität, hat dies einen direkten monetären Effekt für das Unternehmen. Daher fokussieren die Aktivitäten einerseits die Qualität der produzierten Produkte, aber andererseits auch Wartungs- und Instandhaltungsprozesse.

„Ein großes Potenzial für den Einsatz von KI ist die Analyse von multikriteriellen und mehrstufigen Prozessen. Diese sind für uns Menschen analytisch sehr herausfordernd.“

Theo Steinger, Erium

Einen großen Vorteil hat der Einsatz von KI in Prozessen, welche viele Einflussfaktoren und auch eine mehrstufige Verarbeitungskette aufweisen. Hier ist eine Vielzahl an Kombinationen möglich, die sich nur schwer durch den Menschen nachvollziehen lässt. Dennoch ist es entscheidend, dass die Ergebnisse der Datenanalysen offen mit den Prozessexperten diskutiert werden. Somit können Hypothesen getestet und

bestätigt oder falsifiziert werden. Dadurch ist die Anwendung der KI ein starkes Werkzeug dafür, ein tieferes Verständnis des Produktionsprozesses aufzubauen.

Zustandsüberwachung

Bei der Zustandsüberwachung unterstützt die KI dabei, den aktuell vorliegenden Betriebszustand zu analysieren. Sie ermittelt aus den vorliegenden Daten von Maschine, Produkt und Prozess per Mustererkennung dessen Zustand. Somit kann eine Abweichung vom Normzustand erkannt und durch den Produktionsmitarbeiter eingegriffen werden. Dies kann mit Verfahren des unüberwachten Lernens („unsupervised learning“) geschehen, die Ausreißer identifizieren („Anomalieerkennung“). Bei der Anomalieerkennung wird das Normmuster des Betriebs gelernt und Abweichungen von diesem werden durch das Modell erkannt. Die Anomalieerkennung hat den Vorteil, dass sie auch bei einer kleinen Datenbasis belastbare Ergebnisse ermöglicht.

Erkennung von Oberflächendefekten per Bilderkennung



Produkt

Ein Standardanwendungsfall ist die Bewertung der Produktqualität durch die Auswertung von Mess- oder Bilddaten. Die KI-Technologie „Computer Vision“ dient dabei der Erkennung von Objekten auf Bildern. Somit können Defekte (z. B. Blasen, Abplatzer oder Kratzer) erkannt und klassifiziert werden. Die Verwendung der KI reduziert in diesem Anwendungsfall den manuellen Aufwand einer Sichtkontrolle und liefert zudem eine objektive und gleichmäßige Bewertung der Qualität des Bauteils.

Verschleißerkennung an Anlagenkomponenten



Anlage

Bezogen auf die Anlage gibt es einen Trend, kritische Komponenten per Sensorik zu überwachen. Vibrationen, die Temperatur oder gemessene Kräfte geben dabei Aufschluss über den Verschleiß der Komponente. Mittels Anomalieerkennung kann die Abweichung vom Normzustand detektiert und das Bauteil rechtzeitig getauscht werden. Dies verhindert einerseits ungeplante Anlagenstillstände und kann andererseits die Produktqualität sicherstellen.

Lageermittlung per Bilderkennung



Prozess

Bilderkennung eignet sich auch dazu, die Lage des Bauteils zu erfassen. Dadurch können falsch positionierte Bauteile vor der Bearbeitung ausgeschleust oder diese von Handhabungsrobotern ohne vorherige Ausrichtung gegriffen werden.

Montageüberwachung per Bilderkennung

Weiterhin können Montagevorgänge per Bilderkennung überwacht werden. Hier wird z. B. kontrolliert, ob die Reihenfolge der Schritte eingehalten wurde und auch die richtigen Bauteile montiert wurden.

Zustandsvorhersage

Im Umfeld der Produktion ist die Zustandsvorhersage oder -prognose besonders im Bereich der Schätzung der Lebensdauer von Komponenten ein relevanter Anwendungsfall im Bereich der Anlagen. Auch die Prognose der optimalen Prozessparameter oder die Produktqualität sind Fokus der KI-Anwendungen.



Produkt

Qualitätsprognose

Die Sicherstellung der Produktqualität bei anspruchsvollen fertigungstechnologischen Prozessen wird zum Teil durch eine hundertprozentige und mehrstufige Qualitätsprüfung erreicht. Der Qualitätszustand wird hierbei aus Prozess-, Produkt und Umgebungsdaten mit verschiedenen KI-Technologien vorhergesagt. Ziel des Anwendungsfalls ist es, die Qualität der Produkte in Klassen einzuteilen und somit bei den unkritischen Produkten auf eine Stichprobenprüfung zu reduzieren. Dieser Anwendungsfall ist auch unter dem Begriff „Predictive Quality“ bekannt.



Anlage

Restlebensdauerprognose von Anlagenkomponenten

Bezogen auf die Anlage wird in diesem Anwendungsfall ermittelt, wann eine Komponente ausfällt. Die KI schätzt die Restlebensdauer der Komponente aus dem aktuellen Betriebszustand und der Historie. Ziel des Anwendungsfalls ist es, den wirtschaftlich optimalen Zeitpunkt des Austausches für teure Komponenten zu ermitteln. Dieser Anwendungsfall ist auch unter dem Begriff „Predictive Maintenance“ bekannt.



Prozess

Prozessparameterprognose für den optimalen Betriebspunkt

Produktionsprozesse werden für die jeweilige Produktvariante anhand der Prozessparameter eingestellt. Dies geschieht durch Verfahreningenieure, welche Experten auf dem jeweiligen Gebiet der Fertigungstechnologie sind. Im alltäglichen Betrieb müssen die Parameter (z. B. Vorschub beim Fräsen, Spritzdruck beim Spritzguss) durch den Maschinenbediener nachjustiert werden. Dies ist z. B. der Fall, wenn die Materialbeschaffenheit variiert, wenn ein Chargenwechsel ansteht. KI wird in diesem Anwendungsfall genutzt, um anhand der vorliegenden Datenbasis (Produktdaten, Anlagendaten, Umgebungsdaten) die optimalen Prozessparameter zu prognostizieren. Diese werden von der Anwendung dem Mitarbeiter vorgeschlagen oder direkt im Sinne einer Regelung an der Anlage per Schnittstelle eingestellt.

6.5 Praxiserkenntnisse für die Anwendungsentwicklung

Aus den Experteninterviews ergeben sich die folgenden Praxiserkenntnisse, die zu einer erfolgreichen Anwendungsentwicklung beitragen:

Abbildung 15 Darstellung der Praxiserkenntnisse (eigene Abbildung)



- Erwartungsmanagement**
 Zu Beginn der KI-Implementierung ist es unbedingt erforderlich, realistische Erwartungen an die späteren Ergebnisse zu stellen und kommunizieren. Dazu gehört auch ein grundlegendes Verständnis über die Technologie und deren Anforderungen für die Entscheider. Ein Return-on-Investment stellt sich dabei oftmals nicht sofort ein, sondern erst langfristig im Produktivbetrieb sowie mit der Verfolgung weiterer, paralleler KI-Aktivitäten.
- Etablierung einer Datenstrategie**
 Eine Datenstrategie mit einer organisatorischen Verantwortlichkeit für das Datenmanagement (Data-Governance) hilft Unternehmen im Einstieg in das Themenfeld KI. Eine fundierte Datenbasis und das damit verknüpfte Datenverständnis sind unternehmerische Erfolgsfaktoren.
- Nutzung von Cloud-Infrastruktur**
 Cloud-Infrastruktur ermöglicht das schnelle Training rechenintensiver Modelle und ist damit ein wichtiger technologischer Treiber für KI. Zudem können ganze KI-Applikationen oder einzelne Analysebausteine als Service einer Vielzahl von Unternehmen zur Verfügung gestellt werden. Dabei muss ein souveräner Umgang mit den Daten erfolgen, der Unternehmen und Kunden Kontrolle und Transparenz ermöglicht.

- **Verwendung von Modell-Management-Frameworks**

Die durchgängige Dokumentation und Unterstützung der Entwicklung einer KI-Applikation durch Modell-Management-Frameworks ermöglicht eine effiziente, robuste und nachvollziehbare Bereitstellung der Anwendung.

- **Kulturelle Offenheit und Veränderungsbereitschaft**

Eine offene Einstellung in der Unternehmenskultur im Umgang mit neuen Technologien trägt zum Erfolg bei. Dazu gehört auch, Unternehmensprozesse zu überdenken und die Bereitschaft, diese durch Künstliche Intelligenz zu transformieren.

- **Nutzung von Expertenwissen**

Gibt es technologisches Wissen über die Domäne der KI-Anwendung, sollte dieses in die Modellierung mit eingebracht werden. Dabei kann der Data Scientist stark vom Expertenwissen über den Produktionsprozess profitieren und die Güte der KI-Anwendung steigt.

6.6 Zwischenfazit Trends für lernende Systeme in der Produktion







Die Experteninterviews zu Technologietrends zeigen, dass KI als Werkzeug eine hohe technologische Reife aufweist. Die Vielfalt der Verfahren ermöglicht die Realisierung einer hohen Bandbreite an Anwendungsfällen. Open-Source-Pakete sind ein starker Treiber und ermöglichen eine hohe Flexibilität in der Entwicklung. Für den Aufbau und die Integration von KI-Anwendungen zahlt sich eine übergreifende Datenstrategie aus. Ist die Datenbasis vorhanden, lassen sich geeignete Anwendungsfälle einfacher identifizieren und umsetzen. Das Datenverständnis ist hier der entscheidende Einflussfaktor. Auch sollten Unternehmen ihre Mitarbeiter und Entscheider in Grundlagen der KI schulen, damit diese eine gemeinsame fachliche Basis mit den KI-Experten haben. Dies ermöglicht ein fundiertes Erwartungsmanagement von der Konzeption über den Produktivbetrieb bis hin zur Wartung einer KI-Applikation und hilft bei der Identifizierung geeigneter Anwendungsfälle im Unternehmen. Bei der Entwicklung von KI-Applikationen ist es wichtig, diese nicht nur als Softwareprojekt zu betrachten, sondern einen durchgängigen Ansatz zu verfolgen. Dabei hat ein KI-Projekt immer eine organisatorische Komponente, da die KI-Anwendung in die Unternehmensprozesse integriert werden muss. Eine kulturelle Offenheit gegenüber neuen Technologien sowie die Bereitschaft, Prozesse zu verändern, sind starke Erfolgsfaktoren bei der Etablierung einer KI-Applikation.

7. Fazit: Erfolgsprinzipien für die erfolgreiche Nutzung von KI in Unternehmen

Die erfolgreiche Anwendung von Künstlicher Intelligenz auf bestehende, funktionierende Unternehmensprozesse und die damit einhergehende Möglichkeit, eine Geschäftsmodellinnovation zu realisieren, ist für viele Unternehmen mit Hürden verbunden. Nicht nur im Maschinen- und Anlagenbau, sondern auch in zahlreichen anderen Branchen der Wirtschaft sind die Prozesse geprägt durch Mitarbeiter mit hoher Expertise und langjähriger Erfahrung. Die mit KI einhergehenden Veränderungen im Entscheidungsprozess stellen neben dem neuen Umgang mit der Datenerhebung und -analyse einen entscheidenden Paradigmenwechsel in der Industrie dar. Insbesondere traditionell agierende Unternehmen begegnen den neuen Technologien oftmals mit Skepsis und erkennen die Mehrwerte, die mit der Einführung von KI-Lösungen einhergehen, noch nicht.

Um bereits zu Beginn die strategisch richtigen Ansatzpunkte zu wählen und mögliche Fehler zu vermeiden, ist eine Betrachtung bisheriger Erfahrungen der in dieser Studie genannten Unternehmen sehr wertvoll. Im Folgenden werden die wichtigsten Erfolgsprinzipien, die bei der erfolgreichen Implementierung von KI-Technologien und der damit verbundenen Innovation des Geschäftsmodells relevant waren, betrachtet. Eine Zusammenfassung dieser Prinzipien ist zudem in Abbildung 16 dargestellt.

Abbildung 16: Zentrale Erfolgsprinzipien für den Einsatz von KI in Unternehmen (eigene Darstellung)

	KI-Projekte erfordern Geduld, da die Projekte erst nach einiger Zeit ihren tatsächlichen Mehrwert zeigen.
	Die interne Akzeptanz für KI-basierte Veränderungen im eigenen Unternehmen muss bereits früh gefördert werden.
	Die Auswahl relevanter und wirtschaftlicher Anwendungsfälle ist für einen erfolgreichen KI-Einsatz letztlich entscheidend.
	Eine solide Datengrundlage bildet die Voraussetzung für ein erfolgreiches KI-Projekt und damit auch KI-Geschäftsmodell.
	Alle Daten für den KI-Anwendungsfall müssen verantwortungsvoll von allen involvierten Parteien bzw. Partnern behandelt werden.
	Die Skalierbarkeit der KI-Lösungen sorgt für eine kontinuierliche Wertsteigerung, von der Anbieter und Anwender gleichermaßen profitieren müssen.

Die in dieser Studie vorgestellten Einblicke in KI-Geschäftsmodellinnovationen und spezifische Trends von KI-Technologien in der Wertschöpfungskette können Unternehmen wichtige Erfahrungen für die erfolgreiche Umsetzung ihrer eigenen KI-Lösungen an die Hand geben und dazu beitragen, die Möglichkeiten von KI zur Sicherung der Wettbewerbsfähigkeit des Wirtschaftsstandorts Deutschland noch umfassender zu nutzen.

7.1 Erfolgssprinzip 1: Zeitliche Machbarkeit von KI-Projekten berücksichtigen

Mit der Etablierung eines KI-Projekts geht bei Unternehmen oftmals die Erwartung einher, schnelle Erfolge zu erzielen. Diese kurzfristigen Erfolge bleiben jedoch in den meisten Fällen aus, da Nutzungsdaten und das technische Verständnis für diese zuerst über einen längeren Zeitraum generiert werden müssen. Der Prozess der Datenaufbereitung für eine aussagekräftige Datenbasis nimmt hierbei grundsätzlich den größten Teil des zeitlichen Aufwands des gesamten Projektaufwands ein. Das Ausbleiben schneller Ergebnisse sowie die initialen Herausforderungen, z. B. bei der Etablierung einer Projektorganisation bis hin zu den technologischen Investitionen führen zu nicht erfüllten Erwartungen und folglich zu einem verfrühten Projektabbruch. Um dies zu verhindern oder zumindest abzuschwächen, gilt es sich zuerst auf kleinere Herausforderungen mit konkreten KI-Anwendungsfällen zu konzentrieren, um die interne Akzeptanz für die Machbarkeit von KI-Projekten zu steigern. Im Rahmen der ersten Umsetzungsstufen kann sogar meistens auf komplexe KI-Anwendungen verzichtet und etablierte Datenanalysemethoden angewandt werden. Anschließend kann in iterativen Schritten die technologische Komplexität und damit einhergehend, die Erkenntnisgewinne gesteigert werden, um größeren Erfolg zu erzielen.

7.2 Erfolgssprinzip 2: Interne Akzeptanz im eigenen Unternehmen fördern

Für einen erfolgreichen KI-Einsatz ist es essenziell, dass die angepassten Prozesse im gesamten Unternehmen akzeptiert und umgesetzt werden. Denn nur gemeinsam mit dem Wissen der Mitarbeiter kann die KI-Lösung ihren vollen Mehrwert entfalten. Hierfür ist es erforderlich, motivierte aber auch insbesondere skeptische Mitarbeiter früh in den (agilen) Entwicklungsprozess zu integrieren und sicherzustellen, dass die Menschen mit ihrer Arbeit weiterhin im Zentrum der Organisation stehen, während die Algorithmen der KI-Lösung lediglich als Unterstützung verstanden werden. Im Verlauf des Projekts sollten alle Positionen innerhalb des Unternehmens, deren Arbeit durch den KI-Einsatz verändert wird, betrachtet sowie dafür spezifische Risiken erkannt, benannt und bewertet werden. Es gilt den Weg zu wählen, der den größten Mehrwert für alle Beteiligten liefert. Zusätzlich ist vielen Mitarbeitern oftmals unklar, welche Möglichkeiten durch den Einsatz von KI entstehen. Ein Aufzeigen der Stärken und Schwächen schafft ein Bewusstsein für die neue Technologie und ermöglicht den Mitarbeitern, sich eine eigene fundierte Meinung zu bilden. Die erforderliche interne Qualifikation der Mitarbeiter ist äußerst relevant, um Verständnis und Akzeptanz zu schaffen, weshalb ein erheblicher Teil des Projektbudgets für begleitende Maßnahmen innerhalb des Unternehmens eingesetzt werden sollten.

7.3 Erfolgsprinzip 3: Auswahl relevanter und wirtschaftlicher Anwendungsfälle

Die Auswahl des passenden Anwendungsfalls für den Einsatz einer KI-Technologie kann sich bereits früh auf den Erfolg bzw. Misserfolg des Projekts auswirken. Gescheiterte Projekte können das Vertrauen in die neue Technologie beschädigen und zu einer fehlenden Akzeptanz seitens der Mitarbeiter führen. Es empfiehlt sich, gemeinsam mit dem KI-Anbieter sowie den wichtigsten Stakeholdern die Anwendungsfälle zu identifizieren, die vor dem Hintergrund kurzfristiger Unternehmensvorteile zu langfristigen Unternehmensnachteilen den größten Mehrwert bieten. Zusätzlich haben die Unternehmen die Möglichkeit, potenzielle Auswirkungen auf Prozesse und Arbeitsweisen, die bereits hier ersichtlich werden, durch ergänzende Maßnahmen parallel zu minimieren. Darüber hinaus ermöglicht erst die Auswahl des wirtschaftlich relevanten Anwendungsfalls die Auswahl der dazu am besten passenden KI-Technologie bzw. des KI-Verfahrens. In der Regel werden Verfahren auch in ihrer Performance (z. B. in Bezug auf ihre Vorhersagequalität) miteinander verglichen, um das am besten geeignete Verfahren für den jeweiligen Anwendungsfall zu bestimmen.

7.4 Erfolgsprinzip 4: Solide Datengrundlage als Erfolgsvoraussetzung

Die für die KI-Anwendung erforderlichen Daten müssen grundsätzliche Qualitätsvoraussetzungen in Bezug auf Zuverlässigkeit, Menge, Aktualität, Relevanz erfüllen. Je höher die Qualität des KI-Modells ist bzw. je besser das Modell die Realität abbildet, desto geringer kann die Menge der Daten sein, die für das Training des Modells erforderlich sind. Während der Implementierung sollte darauf geachtet werden, den Betrachtungsfokus der Daten für den spezifischen Anwendungsfall zu definieren und gemäß des *Fit-for-Use-Ansatzes* eine geeignete Datenqualität zu schaffen. Da in den meisten Fällen unterschiedliche Akteure und Abteilungen für die Generierung, Übermittlung, Speicherung sowie Analyse und Verwertung der Daten verantwortlich sind, empfiehlt sich die Durchführung von Data-Governance-Maßnahmen in der Organisationsstruktur. Diese Regelungen für Prozesse und Verantwortlichkeiten helfen bei der langfristigen Sicherstellung einer ausreichenden Datenqualität. Demnach ist die Führungsebene der Organisation in der Verantwortung, klare Regeln zu definieren und eine entsprechende Dateninfrastruktur zu schaffen, die einen geregelten Datenfluss unterstützen.

7.5 Erfolgsprinzip 5: Daten verantwortungsvoll behandeln

Die Verwendung von Daten und die damit einhergehende Verarbeitung erfordern einen bewussten und verantwortungsvollen Umgang. Oftmals führt die Nutzung von Daten zu Verunsicherung aufgrund von Sicherheitsbedenken. Vor allem die rechtliche und ethische Konformität spielt eine zentrale Rolle. Um diese sicherzustellen, gilt es, die folgenden Fragen im Voraus zu klären: Woher stammen die Daten, wem gehören sie und sind sie in ausreichender Form anonymisiert und freigegeben, um damit weiterzuarbeiten? Außerdem spielt der Schutz zentraler Geschäftsgeheimnisse eine große Rolle. Auf der einen Seite müssen die Daten ausreichende Informationen liefern, um einen verwertbaren Einblick in die Geschäftsprozesse ermöglichen zu können, auf der anderen Seite müssen sie aber auch ausreichend geschützt sein. Ein wichtiger Schritt ist hierbei

eine unternehmensübergreifende Datenstrategie, die nicht nur vom Management abgestimmt ist und gelebt wird, sondern auch in den einzelnen Fachabteilungen verstanden und umgesetzt wird.

7.6 Erfolgsprinzip 6: Value-Share-Ertragsmechanik

Ein wesentlicher Aspekt einer KI-Lösung ist die Möglichkeit, bestimmte Arbeitsaufgaben (insbesondere Nebentätigkeiten) ohne direkte menschliche Aktivität automatisiert durchführen zu können. Diese – unabhängig von menschlichen Ressourcen – einsetzbare Lösung eröffnet Unternehmen große Skalierungspotenziale. Diese Potenziale sind allerdings nicht nur positiv für das Unternehmen, sondern können auch vorteilhaft für den Geschäftskunden sein. Während das Unternehmen von einem reduzierten Ressourceneinsatz sowie einer Steigerung der Effizienz im Rahmen seines Leistungsangebots profitiert, kann der Kunde durch die Analyse seiner Nutzungsinformationen einen Zusatznutzen gewinnen. Durch ein zwischen dem Unternehmen und dem Kunden bestehendes harmonisiertes, leistungsabhängiges Abrechnungsmodell profitiert auch das Unternehmen von den regelmäßigen Leistungssteigerungen bspw. durch Beteiligung an der Einsparung aufgrund der Produktivitätssteigerung beim Kunden. In diesem sogenannten „Value-Share-Ertragsmodell“ (oftmals Teil eines Subskriptionsgeschäftsmodells) schafft es der Anbieter, durch die eigene Effizienzsteigerung einen Nutzen für den Kunden zu generieren und gleichzeitig selbst davon zu profitieren.

8. Literatur

- Abdelkafi, N., I. Döbel, J. Drzewiecki, A. Meironke, A. Niekler und S. Ries (2019), Künstliche Intelligenz (KI) im Unternehmenskontext: Literaturanalyse und Thesenpapier.
- Accenture (2017), Deutschlands Top500: Digitale Geschäftsmodelle ohne Geschäft?
- Accenture (2020), Weltmarktführer von morgen: Neue Ökosysteme in den Industrien – Wertschöpfungsketten neu gedacht.
- Amazon (2020), Apache Hadoop auf Amazon EMR. Online verfügbar unter: <https://aws.amazon.com/de/emr/features/hadoop/> [26.10.2020].
- Bitkom e. V. (2017), Künstliche Intelligenz: Wirtschaftliche Bedeutung, gesellschaftliche Herausforderungen, menschliche Verantwortung.
- BMW (2019), GAIA-X: Eine vernetzte Datenstruktur für ein europäisches digitales Ökosystem. Online verfügbar unter: <https://www.bmw.de/Redaktion/DE/Dossier/gaia-x.html> [14.10.2020].
- BMW (2020), Digital-Gipfel 2020 – „Digital nachhaltiger leben“: Altmaier- „Digitalisierung kann enormen Beitrag für Erreichen der Klimaschutzziele leisten“. Online verfügbar unter: <https://www.bmw.de/Redaktion/DE/Pressemitteilungen/2020/12/20201201-digital-gipfel-2020-altmaier-digitalisierung-kann-enormen-beitrag-fuer-erreichen-der-klimaschutzziele-leisten.html> [20.01.2021].
- Bundesregierung (2018), Strategie Künstliche Intelligenz (KI). Online verfügbar unter: <https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/digital-made-in-de/strategie-kuenstliche-intelligenz-ki-1546648> [24.08.2020].
- Bundesregierung. (2020). *Kabinett beschließt Fortschreibung der KI Strategie der Bundesregierung*. Berlin: Bundesregierung (Nr. 195/2020). Online verfügbar unter: <https://www.bmbf.de/de/kabinett-beschliesst-fortschreibung-der-ki-strategie-der-bundesregierung-13264.html>.
- Chapman, P., J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer und R. Wirth (2000), CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide.
- Fraunhofer-Gesellschaft e.V (2017), Trends für die künstliche Intelligenz. Online verfügbar unter: <https://www.fraunhofer.de/content/dam/zv/de/publikationen/broschueren/Trends-fuer-die-kuenstliche-Intelligenz.pdf> [01.10.2020].
- Gassmann, O. und K. Frankenberger (2016), Geschäftsmodelle entwickeln: Von der Kunst zum Handwerk, in P. Granig, E. Hartlieb und D. Lingenhel (Hrsg.), *Geschäftsmodellinnovationen: Vom Trend zum Geschäftsmodell*, Wiesbaden [u. a.], Springer, S. 17–33.
- Gassmann, O., K. Frankenberger und M. Csik (2013), *Geschäftsmodelle entwickeln: 55 innovative Konzepte mit dem St. Galler Business Model Navigator*, München [u. a.], Carl Hanser Verlag.
- Hauschildt, J., S. Salomo, C. Schultz und A. Kock (2016), *Innovationsmanagement*, München, Vahlen.
- Kirste, M. und M. Schürholz (2019), Einleitung: Entwicklungswege zur KI, in V. Wittpahl (Hrsg.), *Künstliche Intelligenz: Technologien, Anwendung, Gesellschaft*, Berlin [u. a.], Springer, S. 21–35.
- Mistele, P. (2007), *Faktoren des verlässlichen Handelns*, Wiesbaden, Gabler.

- Moser, B., J. Frank und M. Faulhaber (2019), [Whitepaper] Digitale Geschäftsmodelle in der produzierenden Industrie: Status quo der Industrie – Von digitalisierten Prozessen bis zu digitalen Geschäftsmodellen.
- Olson, R., N. Bartley, R. Urbanowicz und J. Moore (2016), Evaluation of a tree-based pipeline optimization tool for automating data science, in T. Friedrich (Hrsg.), *Proceedings of the International Conference on Genetic and Evolutionary Computation Conference 2016*, New York, ACM, S. 485–92.
- Osterwalder, A. und Y. Pigneur (2010), *Business Model Generation: A Handbook for Visionaries, Game Changers, and Challengers*, New York, Wiley&Sons.
- Piller, F., C. Gülpen und D. Lüttgens (2016), Systematische Geschäftsmodellinnovation: Die Geschäftsidee von Morgen muss kein Zufall sein, in P. Granig, E. Hartlieb und D. Lingenhel (Hrsg.), *Geschäftsmodellinnovationen: Vom Trend zum Geschäftsmodell*, Wiesbaden [u. a.], Springer, S. 145–53.
- Plattform Lernende Systeme (2019), Neue Geschäftsmodelle mit Künstlicher Intelligenz: Zielbilder, Fallbeispiele, Gestaltungsoptionen.
- Rammer, C. (2020), Auf Künstliche Intelligenz kommt es an: Beitrag von KI zur Innovationsleistung und Performance der deutschen Wirtschaft.
- Renner, K.-H. und N.-C. Jacob (2020), *Das Interview*, Wiesbaden, VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Rosen, R., J. Jäkel, M. Barth, O. Stern, R. Schmidt-Vollus, T. Heinerling, P. Hoffmann, C. Richter, P. Puntel Schmidt, C. Scheifele, K. Kübler und M. Röhler (2020), Simulation und digitaler Zwilling im Anlagenlebenszyklus: VDI Statusreport 2020.
- Russell, S. und P. Norvig (2012), *Künstliche Intelligenz: Ein moderner Ansatz*, München [u. a.], Pearson Higher Education.
- Schallmo, D. (2013), *Geschäftsmodell-Innovation: Grundlagen, bestehende Ansätze, methodisches Vorgehen und B2B-Geschäftsmodelle*, Wiesbaden [u. a.], Springer Gabler.
- Seifert, I., M. Bürger, L. Wangler, S. Christmann-Budian, M. Rhode, P. Gabriel und G. Zinke (2018), Potenziale Künstliche Intelligenz im Produzierenden Gewerbe: Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi) im Rahmen der Begleitforschung zum Technologieprogramm PAiCE – Platforms, Additive Manufacturing, Imaging, Communication, Engineering.
- Weßel, C. (2010), Semi-strukturierte Interviews im Software-Engineering: Indikationsstellung, Vorbereitung, Durchführung und Auswertung – Ein fallbasiertes Tutorium, in K.-P. Fähnrich und F. Bogdan (Hrsg.), *Informatik 2010: Service science - Neue Perspektiven für Informatik*, Bonn, Gesellschaft für Informatik, S. 927–37.
- Wittkowski, J. (1994), *Das Interview in der Psychologie: Interviewtechnik und Codierung von Interviewmaterial*, Wiesbaden, VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Zenglein, M. und A. Holzmann (2019), Evolving Made in China 2025: China's industrial policy in the quest for global tech leadership, *Merics Papers on China* Nr. 8.

