



Künstliche Intelligenz als Motor Ihrer Geschäftsmodelle.

Ein Leitfaden zur Erstellung und Transformation
KI-getriebener Geschäftsmodelle

Maren F. Mehler, Oliver A. Vetter, Felix Hoffmann, Prof. Dr. Jörg von Garrel, Prof. Dr. Peter Buxmann, Andranik Aristakesyan, Frederik Uellner, Avleen Kaur, Christian Hennings

Kompetenzzentrum für Arbeit und Künstliche Intelligenz

www.kompaki.de

kontakt@kompaki.de

Komp**AKI**

Impressum

Herausgeber

KompAKI

Ansprechpartner*innen

Oliver A. Vetter, Maren F. Mehler, Felix Hoffmann, Prof. Dr. Jörg von Garrel, Prof. Dr. Peter Buxmann

Autor*innen

Maren F. Mehler, Oliver A. Vetter, Felix Hoffmann, Prof. Dr. Jörg von Garrel, Prof. Dr. Peter Buxmann, Andranik Aristakesyan, Frederik Uellner, Christian Hennings, Avleen Kaur

Koordination

Oliver A. Vetter, Maren F. Mehler, Prof. Dr. Peter Buxmann

Redaktion und Lektorat

Maren F. Mehler, Oliver A. Vetter, Prof. Dr. Peter Buxmann

Gestaltung und Produktion

Andranik Aristakesyan, Frederik Uellner, Avleen Kaur, Maren F. Mehler, Oliver A. Vetter

Stand

August 2023

Copyright

KompAKI



GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

Inhaltsverzeichnis

Kompetenzzentrum für Arbeit und Künstliche Intelligenz.....	1
Impressum	2
Inhaltsverzeichnis.....	3
Partner.....	4
Einführung	5
Künstliche Intelligenz.....	7
Geschichte der Künstlichen Intelligenz	7
Definitionen wichtiger Begriffe	8
Einsatz von KI-Systemen in Unternehmen	9
Grundlagen für die Entwicklung eines KI-Geschäftsmodells	12
Anwendungsfälle	15
Künstliche Intelligenz im Enterprise Service Management	15
Automatisierte Prüfplanauswahl für die Montage durch Künstliche Intelligenz	16
KI-basierte Predictive Maintenance für Schutzabdeckungen von Werkzeugmaschinen in der industriellen Produktion	17
Visuelle Inspektion im Rahmen der Reinigung und Bruchstellen-Erkennung von Mehrweg-Kisten	18
Entwicklung Ihrer KI-basierten Geschäftsmodelle.....	20
Zahlungsbereitschaft für KI.....	28
Fazit.....	32

Partner








Projekt-Partner / Unternehmens- / Industriepartner

Forschungspartner

Assoziierte Partner

Einführung

Künstliche Intelligenz (KI) ist inzwischen allgegenwärtig – sei es in autonomen Fahrzeugen, in sprechenden Smartphones oder auch in sozialen Medien. Viele Verbraucherinnen und Verbraucher nutzen KI-Funktionen tagtäglich ohne dies ausdrücklich zu bemerken, z. B. bei der Suchfunktion von Google, dem Übersetzen von Texten mit Hilfe von DeepL oder auch bei der Serienauswahl über Netflix. Ähnlich vielfältig wie KI im Konsumentenbereich eingesetzt werden kann, findet die Technologie auch in Unternehmen Anwendung. So kann sie neben verschiedensten Möglichkeiten zur Prozessautomatisierung auch in der Produktion für eine vorausschauende Wartung (Predictive Maintenance) eingesetzt werden, in dem Maschinenausfälle präzise vorhergesagt werden, bevor diese überhaupt eintreten, um somit Betriebsstillstände und Produktionsausfälle zu vermeiden. Darüber hinaus kann KI beispielsweise im Rahmen von ESG-Anforderungen unterstützen, indem die Nachhaltigkeits-Bedingungen von Zulieferern automatisiert überprüft werden und somit die Einhaltung des neuen Lieferkettengesetz gewährleistet wird. Dabei ergeben sich in allen Unternehmensbereichen zunehmend weitere Anwendungsbereiche für KI, da sowohl die für die Erstellung von KI-Lösungen zur Verfügung stehenden Datenmengen kontinuierlich wachsen, als auch die benötigte Rechenleistung und Speicherkapazität immer kostengünstiger und leistungsstärker werden. Darüber hinaus sorgt die stetige Weiterentwicklung von KI mit Anwendungen wie ChatGPT für immer mehr Anwendungsfälle und Einsatzmöglichkeiten im Unternehmenskontext. Erik Brynjolfsson und Andrew McAfee, zwei bekannte Forscher vom MIT (Massachusetts Institute of Technology), sprechen deshalb nicht umsonst von KI als wichtigste Allzweck-Technologie unserer Zeit [1].

KI ermöglicht über den Einsatz im eigenen Unternehmen hinaus jedoch auch enorme Potenziale für die Erstellung neuartiger Geschäftsmodelle. So konnte beispielsweise das Start-up hinter dem zuvor bereits erwähnten Übersetzungsservice DeepL ihr KI-Geschäftsmodell so erfolgreich ausbauen, dass sie Ende des Jahres 2022 mit einer Milliarde Dollar Marktwert bewertet wurden und somit den Einhorn-Status erlangten [2]. Zahlreiche Unternehmen haben diese Potentiale der Künstlichen Intelligenz bereits erkannt, weshalb sich die Ausgaben von Unternehmen in 2023 im Zusammenhang mit KI im Vergleich zu 2021 fast verdoppelt haben [3]. Auch deutsche Unternehmen sehen in Zukunft einen stark ansteigenden Stellenwert der KI, wie in der untenstehenden Grafik aus einer Studie am Lehrstuhl für Wirtschaftsinformatik der TU Darmstadt erkennbar ist (siehe Abbildung 1).

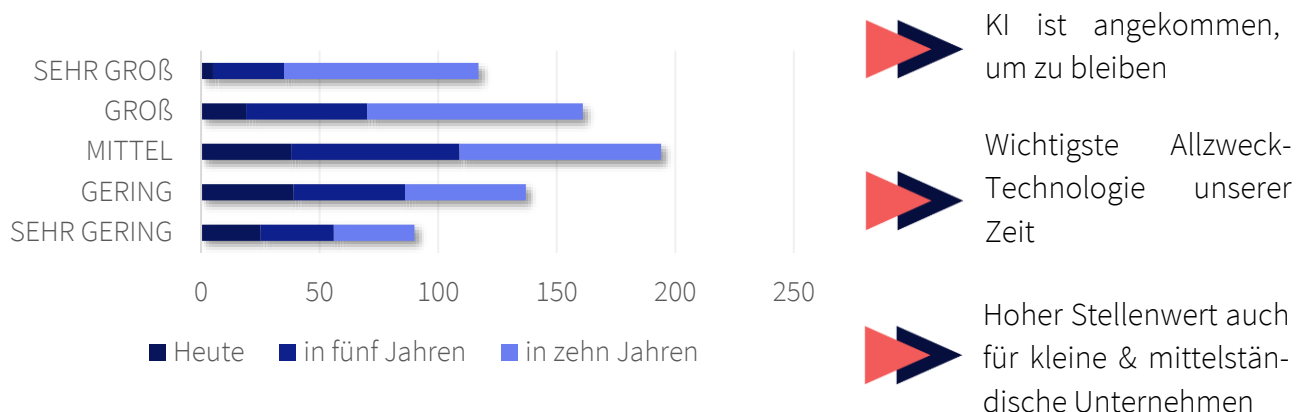


Abbildung 1 - Stellenwert von KI (@Hessenmetall | Verband der Metall- und Elektro-Unternehmen Hessen e.V.)

Viele der Versprechungen rund um KI klingen sehr verlockend, weshalb Unternehmen viel Geld in KI-Projekte und -Geschäftsmodelle investieren, doch leider scheitern noch viele davon. Die Gründe dafür sind vielfältig und umfassen z. B. fehlende Erfahrung der Mitarbeiter bei der KI-Implementierung oder fehlende Offenheit und Akzeptanz der Mitarbeiter für KI-Lösungen. Dieser Leitfaden soll Sie deshalb bei der Identifikation und Umsetzung der Potenziale von KI-getriebenen Geschäftsmodellen unterstützen.

Zu Beginn werden deshalb zunächst einige Grundlagen im Bereich der KI sowie zu KI-getriebenen Geschäftsmodellen erläutert. Im Anschluss zeigen wir Ihnen einige beispielhafte KI-Geschäftsmodelle, um deren wirtschaftliches Potenzial in der praktischen Anwendung zu beleuchten. Im vierten Kapitel unterstützen wir Sie bei der Konzeptionierung bzw. der Abbildung Ihrer eigenen aktuellen oder zukünftigen KI-Geschäftsmodelle, bevor am Ende dieses Leitfadens noch ein Fokus auf die Zahlungsbereitschaft für KI-Lösungen gelegt wird.

Künstliche Intelligenz

Geschichte der Künstlichen Intelligenz

In den letzten 10 Jahren hat Künstliche Intelligenz (KI) immer mehr den Einzug von der akademischen Welt in Wirtschaft und Gesellschaft gefunden. Im privaten Bereich wird KI als Sprachassistent am Mobiltelefon oder als Empfehlungsdienst beim Einkaufen verwendet, während sie z. B. in der fertigen Industrie bei der visuellen Inspektion, aber auch bei der prädiktiven Instandhaltung von Maschinen zum Einsatz kommt. Auch in weiteren Branchen, wie der Finanzindustrie, wird KI für Betrugserkennung oder für die Verbesserung der Cybersicherheit eingesetzt, während im Gesundheitswesen visuelle KI-Algorithmen für die Detektion von Krankheiten angewendet werden. Die meisten Fortschritte der letzten fünf Jahre sind hierbei der Kerntechnologie Maschinelles Lernen zuzuschreiben [4], [5].

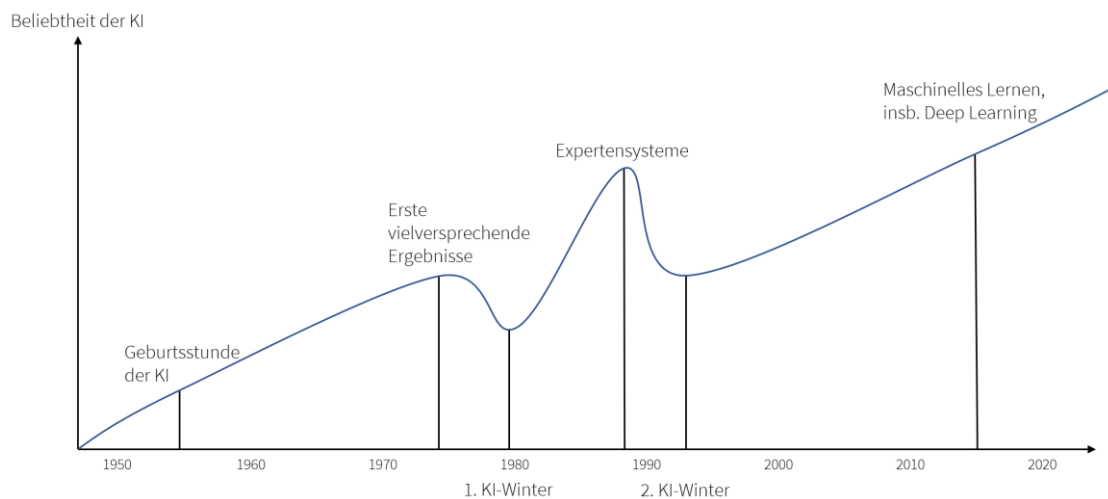


Abbildung 2 – Geschichte der Künstlichen Intelligenz nach [6]

Das Gebiet der Künstlichen Intelligenz beruht dabei auf Ideen aus verschiedensten Disziplinen [7]. Als Geburtsstunde der Künstlichen Intelligenz gilt die im Jahre 1956 am Dartmouth College gehaltene Konferenz „Summer Research Project on Artificial Intelligence“ bei der bekannte Forscher wie John McCarthy, Marvin Minsky, Nathaniel Rochester und Claude Shannon ein zwei-monatiges Forschungsseminar zu KI gehalten haben [5]. Im Anschluss dieser Konferenz florierte die KI-Forschung, angetrieben durch schnellere, leichter zugänglichere und günstigere Computer [8]. Hohe Erwartungen und ein starker Optimismus führten jedoch zu Fehleinschätzungen seitens der Experten [5], [8]. Aufgrund der noch nicht so leistungsstarken Rechen- und Speicherkapazität der damaligen Rechner, sowie der noch nicht ausgereiften Algorithmen und Theorien, bewahrheiteten sich viele Prognosen über die Entwicklung der Technologie nicht und die erwarteten Erfolge blieben aus [5], [7]. Dies führte zum ersten sogenannten KI-Winter von 1965 bis 1975, in der die KI-Forschung für zehn Jahre ins Stocken geriet [5]. Ein ähnliches Muster wiederholte sich in den 80ern und frühen 90ern. Nichtsdestotrotz wurden in diesen Zeiträumen Werkzeuge und Algorithmen entwickelt, die bis heute eine wichtige Rolle für das Maschinelle Lernen spielen [9]. Angetrieben durch die bemerkenswerte Verbesserung der Rechenleistung von Computern, wurden in den 90er und 2000ern nach und nach weitere Meilensteine in der KI erreicht. Mit der Entstehung des World Wide Webs und der Verfügbarkeit von großen

Datenmengen wurden zunehmend mehr Algorithmen entwickelt, die anhand sehr großer Datenmenge lernten. Ab dem Jahre 2011 setzten sich erstmals Deep Learning Methoden durch, mit denen seit den 70ern schon experimentiert wurde [7]. Die heute geläufigsten Begriffe im Kontext der KI-Technologien werden im nächsten Abschnitt näher erläutert.

Definitionen wichtiger Begriffe

KI: Als Teilgebiet der Informatik kann KI allgemein als die Wissenschaft und Technik zur Herstellung intelligenter Maschinen, insbesondere intelligenter Computerprogramme definiert werden [10]. Die in diesem Feld entwickelten Programme ahmen menschliche Intelligenz nach und zeichnen sich primär durch die Fähigkeit aus, Probleme selbständig lösen zu können [5], [11]. Künstliche Intelligenz kann in starke und schwache Künstliche Intelligenz unterteilt werden [5]:

- **Starke KI:** Starke KI ist bis heute ein theoretisches Konzept und bezeichnet eine künstliche Intelligenz, die der menschlichen Intelligenz bei der Lösung von allgemeinen Problemen gleichgestellt oder überlegen ist [5]. Dieser Form der künstlichen Intelligenz war ursprünglich der Fokus der KI-Forschung in ihrer Entstehungszeit und assoziiert neben der Intelligenz von Maschinen auch Merkmale wie Bewusstsein oder Empathie [5], [12].
- **Schwache KI:** Schwache KI konzentriert sich dahingegen auf die gezielte Entwicklung von Algorithmen für bestimmte, abgegrenzte Problemstellungen, wie z. B. Bildklassifizierung oder natürliche Sprachverarbeitung [5], [13]. Diese Form der künstlichen Intelligenz ist technisch realisierbar und wird auch in der Praxis eingesetzt [5]. Alle in diesem Leitfaden vorgestellten KI-Lösungen sowie alle weiteren aktuell auf dem Markt verfügbaren KI-Services fallen dementsprechend in die Kategorie der schwachen KI.

Maschinelles Lernen: Maschinelles Lernen (ML)¹ ist ein Teilgebiet der Künstlichen Intelligenz, bei welchem die Leistung eines Computerprogramms auf Basis von Erfahrungen verbessert wird. Das Computerprogramm „lernt“ Muster anhand von Daten und speichert diese Muster in einem Modell. Das Modell wird dann auf neue Daten angewendet, um entsprechende Vorhersagen für die Zukunft zu treffen [7], [14]. Maschinelles Lernen kann wiederum in überwachtes (supervised), unüberwachtes (unsupervised) und verstärkendes (reinforcement) Lernen unterteilt werden [7]:

- **Überwachtes Lernen** (engl. supervised learning): In diesem Lernszenario sind Trainingsdaten als Ein- und Ausgabe-Paare gegeben, d. h. die Trainingsdaten sind „beschriftet“ (labeled data). Anhand dieser Daten lernt das Computerprogramm einen Zusammenhang, wie die Eingabedaten auf die entsprechenden Ausgabedaten abgebildet werden. Ein klassisches Beispiel hierfür ist die lineare Regression, bei der anhand von gegebenem Input (z. B. Zeitpunkt einer Messung) und Output-Daten (z. B. Energieverbrauch einer Maschine) der Wert für unbekannte Output-Daten prognostiziert werden soll [7], [15].
- **Unüberwachtes Lernen** (engl. unsupervised learning): In diesem Lernszenario sind die Trainingsdaten nicht beschriftet, d.h. das Computerprogramm erhält nicht wie beim

¹ In diesem Leitfaden werden die Begriffe KI und ML synonym verwendet. Wenn in Anwendungsbeispielen oder Beschreibungen von KI gesprochen wird, sind damit meistens Algorithmen des Maschinellen Lernens gemeint.

überwachten Lernen ein explizites Feedback, um welche Klasse es sich bei einer bestimmten Trainingsinstanz handelt. Eine typische Aufgabe ist hierbei die Clusteranalyse, bei der potenzielle Strukturen in den bestehenden Daten gefunden und die Inputs zu Clustern zugeordnet werden [5], [7].

- **Verstärkendes Lernen** (engl. reinforcement learning): In diesem Lernszenario lernt das Computerprogramm ein Verhalten, indem es eine Belohnung („Reward“) maximiert. Dadurch soll automatisch eine möglichst optimale Steuerung („Policy“) gelernt werden, mit der das Computerprogramm entscheidet, in welchem Zustand es welche Aktion durchführen soll [7], [16]. Ein Anwendungsbeispiel sind Empfehlungssysteme, die anhand von Nutzerinteraktionen, wie Klicks oder Nutzeraktivität, Online-Nachrichten vorschlagen [17].

Deep Learning und künstliche neuronale Netze: Deep Learning bezeichnet eine Familie von Techniken für Maschinelles Lernen, bei der künstliche neuronale Netze als Modell für die künstliche Intelligenz verwendet werden. Ein künstliches Neuron wertet hierbei simple mathematische Funktionen aus und ist mit (meist sehr vielen) anderen Neuronen vernetzt. Das Organisieren der Netze in mehreren Schichten („Layers“) wird aufgrund der hohen Komplexität und Tiefe der Netze als „deep“ bezeichnet und ermöglicht dem Computerprogramm nützliche Repräsentationen für hochdimensionale Daten zu lernen [7], [18]. Eine typische Anwendung ist die Klassifizierung von Bildern mithilfe neuronaler Netze. Dabei lernt das Netz in unterschiedlichen Schichten eine unterschiedlich komplexe Repräsentation der Eingabedaten und benutzt diese für die Klassifikationsaufgabe [19].

Einsatz von KI-Systemen in Unternehmen

Für Unternehmen offenbart KI vielfältige Möglichkeiten für einen nutzenstiftenden Einsatz. Durch die Automatisierung von repetitiven Tätigkeiten können beispielsweise Kosten im Unternehmen reduziert werden. Da KI dem Menschen bei der Verarbeitung von sehr großen Datenmengen überlegen ist, kann mit dem Einsatz der Technologie eine Zeitersparnis bei der Verarbeitung großer Datenmengen, wie z. B. Kundenanfragen oder Kreditkartentransaktionen, erzielt werden. Die resultierende Entlastung der Mitarbeiter erlaubt es diesen sich auf kreative Aufgaben zu konzentrieren und andere Tätigkeiten der KI zu überlassen. Ein weiterer Vorteil dieser Automatisierung ist, dass eine funktionierende KI-Lösung beispielsweise nicht an Leistungsfähigkeit verliert, wie es beispielsweise beim Menschen durch konzentriertes Arbeiten über mehrere Stunden der Fall ist. So lässt sich durch den klugen Einsatz von KI-Systemen die Fehlerquote in geeigneten Prozessen reduzieren, was die Kundenzufriedenheit steigern oder einen reibungsloseren Ablauf der Prozesse im Unternehmen erlauben kann. Die Herausforderungen und Probleme, die mit dem Einsatz von KI gelöst werden können, erlauben zudem Prozess- & Produktinnovationen, die mit konventionellen Technologien bisher nicht möglich waren oder nur ineffizient umgesetzt werden konnten. Alle genannten Einsatzmöglichkeiten von KI-Systemen helfen bereits heute Unternehmen dabei, Wettbewerbsvorteile zu realisieren.

Um die Vorteile von KI-Systemen in der Praxis realisieren zu können, werden die zwei Grundbausteine der modernen KI benötigt: Daten und Algorithmen. Letztere sind inzwischen bereits sehr weit entwickelt und in Open-Source-Bibliotheken und -Paketen öffentlich verfügbar (Scikit-Learn, Tensorflow, Pytorch, etc.). Diese stellen quasi Industriestandards für die KI-

Entwicklung dar und stehen je nach Bedürfnissen in verschiedenen Komplexitäts- und Flexibilitätsstufen zur Verfügung. Zudem sind am Markt auch eine Vielzahl von vortrainierten KI-Services verfügbar (u. a. von großen Cloud-Anbietern wie Microsoft, Amazon oder Google), die den Einstieg in die KI-Anwendung erleichtern. Die Verfügbarkeit von Daten ist hingegen häufig problematischer aufgrund von Datensilos, unstrukturierten Daten oder auch fehlender Datenstrategie. Der Wert der Daten ist von größter Bedeutung, da ein KI-Systeme nur jene Muster lernen und auf neue Szenarien anwenden kann, die auch in den Daten enthalten sind. Eine ideale Datenbasis zeichnet sich deshalb durch Quantität, Diversität und Qualität aus. Die Quantität einer Datenbasis ist die Anzahl der Datenpunkte im Datensatz. Je mehr Datenpunkte im Datensatz vorhanden sind, desto mehr Beispiele gibt es aus denen die KI lernen kann. Für eine gute Generalisierung benötigt die KI möglichst viele unterschiedliche Beispiele, welches die Diversität des Datensatzes beschreibt. Letztlich muss auch die Qualität der Daten stimmen, damit die KI „das Richtige“ lernt, d. h. die Datenpunkte müssen somit alle nötigen Informationen beinhalten und zudem der Realität entsprechen, also korrekt sein. Um diese Kriterien über das gesamte Unternehmen erfüllen zu können, empfiehlt sich in der Praxis eine integrierte Datenbasis („Single Point of Truth“) in Form von Data Warehouses, Data Lakes oder Cloud Services, um möglichst alle Daten abzulegen – sowohl für die Verwendung in der Entwicklung von KI-Systemen als auch um Mitarbeitenden den Zugriff auf die Datenbasis zur Ableitung neuer Erkenntnisse zu gewährleisten. Zu beachten ist, dass die Anbindung vieler Altsysteme an die integrierte Datenbasis einen hohen Aufwand erfordert und von Anfang an zu berücksichtigen ist.

Darüber hinaus wird für die Entwicklung von KI-Systemen entsprechende Expertise benötigt. Dabei müssen insbesondere Domänenwissen, Data-Science-Expertise und Softwareentwicklungskennnisse mit einfließen. Mit Domänenwissen ist ein umfassendes Verständnis des Einsatzgebietes der KI und des zugrunde liegenden Problems gemeint. Dieses ist essenziell, um die sehr allgemeinen Methoden der KI effizient auf hochspezifische Geschäftsprozesse anzuwenden und relevante Daten und Variablen zu identifizieren. Hierbei sind Schnittstellenfunktionen und Visualisierungsexperten nützlich, die die Brücke zwischen Domänen-Experten und KI-Experten bilden können. Data Science meint das mathematische Verständnis der anzuwendenden Verfahren und die entsprechenden Kenntnisse aus der Informatik, um KI-Algorithmen zu implementieren. Die Expertise in der Softwareentwicklung wird benötigt, um die KI-Algorithmen zu einer Anwendungssoftware auszubauen bzw. in bestehende Software einzubinden. Hierbei ist nicht nur das umfassende Verständnis der einzelnen Kompetenzen erforderlich, sondern auch die Wechselwirkung dieser untereinander.

Hervorgehend aus den benötigten Kompetenzen können folgende Rollen für die Durchführung eines KI-Vorhabens unterschieden werden: Der Projekt-Sponsor, der Domänenexperte, der Data Scientist und der Softwareingenieur. Es ist möglich, dass ein Mitarbeiter mehr als eine Rolle übernehmen kann. Der Projekt-Sponsor sorgt dafür, dass das Projekt über genügend Ressourcen und Sichtbarkeit innerhalb des Unternehmens verfügt, und stellt sicher, dass es mit der Strategie des Unternehmens konform geht. Aufgrund der hierfür benötigten Expertise und Entscheidungsgewalt sollte er Teil des Top-Managements sein. Der Domänenexperte ist ein Mitarbeiter, der produktionsnah arbeitet und mit dem Betrieb, den Prozessen und dem

Anwendungsfall vertraut ist. Er ist verantwortlich für die Erläuterung des Anwendungsfalls und die Identifizierung relevanter Datenquellen. Letztendlich bringt der Domänenexperte die Hypothesen über Zusammenhänge in das Projekt ein. Dadurch kann der Data Scientist deutlich zielgerichteter vorgehen. Der Data Scientist kann Daten für Geschäftsentscheidungen untersuchen und kennt Datenanalysemethoden und deren Einsatzmöglichkeiten. Er verfügt über Kenntnisse zur Implementierung von Algorithmen, ist auf dem neuesten Stand der Forschung und kann Ideen aus akademischen Veröffentlichungen umsetzen. Der Softwareingenieur ist für die Operationalisierung des KI-Modells verantwortlich. Er kennt die IT-Infrastruktur des Unternehmens und verfügt über Kenntnisse in den Bereichen API-Entwicklung, Webentwicklung und Cloud-Computing [20].

Für die konkrete Entwicklung von KI-Systemen gibt es verschiedene Phasenmodelle. Eines der bekanntesten Modelle ist Crisp-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining). Es wurde im Rahmen eines EU-Projektes mit Vertretern aus der Wirtschaft und Wissenschaft entwickelt und 1999 veröffentlicht. Crisp-DM ist in sechs verschiedene Phasen eingeteilt, die voneinander abhängig sind und einen Kreislauf ergeben [21]:

- **Geschäftsverständnis:** Projektziele und -anforderungen festlegen und in eine KI Problemdefinition überführen.
- **Datenverständnis:** Daten bereitstellen, sich mit den Inhalten vertraut machen und die Datenqualität bewerten.
- **Datenaufbereitung:** Datensatz so aufbereiten, dass er in die genutzten Algorithmen eingespeist werden kann.
- **Modellieren:** Unterschiedliche Modellierungsverfahren anwenden und enthaltene Parameter optimieren.
- **Evaluieren:** Überprüfen, ob die spezifischen Anforderungen und Unternehmensziele erfüllt sind.
- **Bereitstellung:** KI in ein bestehendes System sowie in die organisationalen Prozesse integrieren.

Die sechs Phasen werden sequentiell durchlaufen, können aber auch wiederholt werden. Dies ist bei der Entwicklung eines KI-Systems von besonderer Bedeutung, da zu Beginn der KI-Entwicklung noch nicht klar ist, welche Ansätze mit welchen Daten zum Erfolg führen können. Die in Frage kommenden KI-Ansätze sollten deshalb in kurzen Entwicklungszyklen schrittweise entwickelt und möglichst früh für den geplanten Anwendungsfall evaluiert werden, um die erfolgversprechendsten Ideen schnell identifizieren und ausarbeiten zu können. Als eine der größten Schwächen des CRISP-DM gilt, dass nicht spezifisch für eine Branche oder Problemkategorie ist und somit selbst die Anleitungen auf der untersten, spezifischsten Hierarchieebene des Modells eher abstrakt bleiben. Des Weiteren bietet der CRISP-DM keine technische Anleitung, z. B. für die Auswahl eines geeigneten Algorithmus für eine bestimmte Art von Problem oder die Phase der Datenerfassung. Zudem ist der CRISP-DM ein operatives Prozessmodell und konzentriert sich daher auf die Durchführung eines bestimmten Data-Mining-Projekts. Er hilft Anwendern somit nicht bei der Auswahl geeigneter Probleme, die durch Data Mining gelöst werden können.

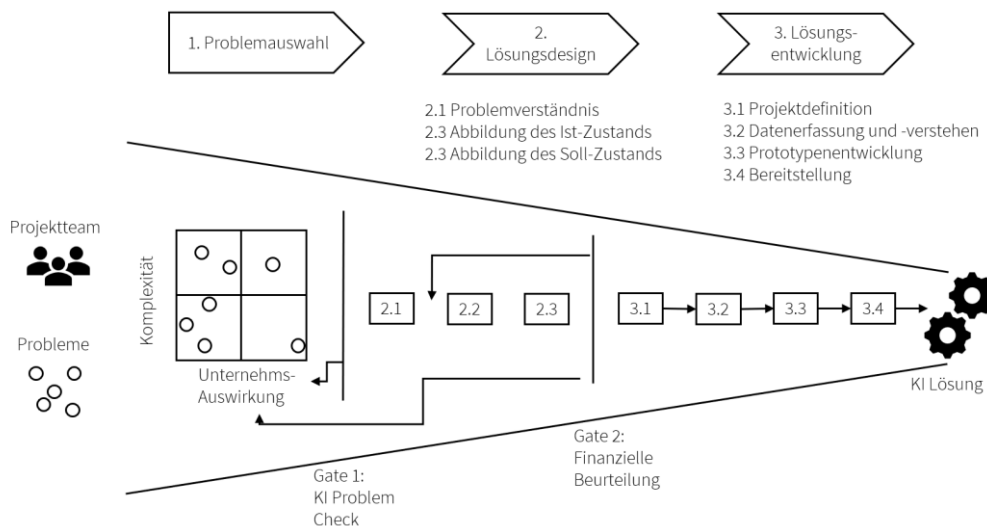


Abbildung 3 - Vorgehen des AIMM nach [22]

Aus diesem Grund wurden in der Vergangenheit zahlreiche spezifischere – jedoch zumeist auf dem CRISP-DM aufbauende – Modelle veröffentlicht. Ein konkreteres Vorgehensmodell für den Bereich der industriellen Produktion liefern Biegel et al. mit ihrem AIMM (AI Management Model for the Manufacturing Industry) (siehe Abbildung 3) [22]. Der Prozess ähnelt einem Trichter, der mit einem Projektteam sowie potenziellen KI-Problemen beginnt und in der Folge eine KI-Lösung für ein bestimmtes Problem hervorbringt. Er besteht aus drei Hauptphasen: Problemauswahl, Lösungsdesign und Lösungsentwicklung. Das Prozessmodell ist darauf ausgelegt, schnell zu scheitern: An den Schnittpunkten der Phasen wird geprüft, ob ein Problem mit Hilfe von KI-Technologie gelöst werden kann und ob dies finanziell tragbar ist. Ist dies der Fall, kann der Prozess mit einem anderen Problem erneut durchlaufen werden oder das Lösungsdesign entsprechend angepasst werden. Auf diese Weise wird die Verschwendung von Ressourcen bereits in einem frühen Stadium des Prozesses verhindert. Entsprechend ihrer zeitlichen Anordnung im Modell lassen sich die drei Phasen den Bereichen des strategischen, taktischen und operativen Managements zuordnen. Die strategische Phase des Modells, die durch die Problemselektion repräsentiert wird, ist durch ein hohes Maß an Unsicherheit und unzureichender Informationsverfügbarkeit gekennzeichnet. Während des Lösungsdesigns, der taktischen Phase des Modells, wird das bestehende Informationsdefizit abgebaut und die Sicherheit erhöht. Die letzte, operative Phase des Modells, die durch die Lösungsentwicklung repräsentiert wird, ist durch ein hohes Maß an Informationsverfügbarkeit bei nur noch geringer Unsicherheit gekennzeichnet. Die Betrachtungen zu Beginn des Managementprozesses umfassen die gesamte Unternehmensproduktion und weisen einen hohen Abstraktionsgrad auf, detailliertere und vollständigere Untersuchungen spezifischer Anwendungsfälle finden in späteren Phasen statt. Für tiefere Einblicke in das Modell und weiterführende Informationen, sei auf die Original-Veröffentlichungen verwiesen [22], [23].

Grundlagen für die Entwicklung eines KI-Geschäftsmodells

Künstliche Intelligenz eröffnet Ihnen nicht nur enorme Optimierungspotenziale innerhalb der eigenen Unternehmenswelt, sondern ermöglicht auch die Entwicklung gänzlich neuer Geschäftsmodelle. So kann zum Beispiel der Anwendungsfall der KI-getriebenen Predictive

Maintenance auf der einen Seite innerhalb der eigenen Produktion zur Reduktion von Wartungskosten und Vermeidung von Betriebsstillständen zum Einsatz kommen, andererseits kann mithilfe eines solchen KI-Systems auch ein neues Geschäftsmodell entwickelt werden, wie beispielsweise indem ein Maschinenbau-Unternehmen nicht mehr Maschinen als fertige Produkte verkauft, sondern den „Zugang zu einer gut funktionierenden Maschine“ als Dienstleistung anbietet. Dieses Maschinenbau-Unternehmen nutzt dann das KI-System, um den Verschleiß der Maschine beim Kunden zu prognostizieren und sie rechtzeitig vor ihrem Ausfall zu warten. Dazu kann das Erlösmodell von einmaligen Zahlungen beim Verkauf von Maschinen auf ein Abonnement- oder ein nutzungsbasiertes Abrechnungsmodell umgestellt werden, wodurch regelmäßige Erlöse erwirtschaftet werden können. Das Geschäftsmodell wird damit zu einem Equipment-as-a-Service-Modell.

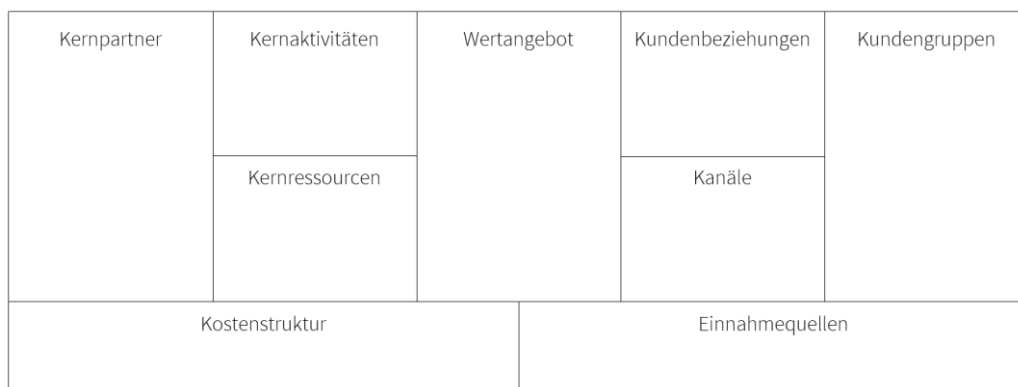


Abbildung 4 - Business Model Canvas nach [24]

Für die Konzeptionierung von bestehenden oder neuen Geschäftsmodellen sind das Business Model Canvas (BMC) und das Value Proposition Canvas (VPC) beliebte und in der Praxis weit verbreitete Rahmenwerke. Das BMC unterteilt ein Geschäftsmodell in neun Blöcke bzw. Geschäftsmodell-Komponenten, die in oben aufgeführter Abbildung beschrieben werden. Diese Anordnung soll ein gemeinsames Verständnis über das Geschäftsmodell eines Unternehmens schaffen und als Diskussionsgrundlage dienen. Das Rahmenwerk kann also genutzt werden, um Geschäftsmodelle zu optimieren oder neue Geschäftsmodelle zu entwickeln. Die neun Geschäftsmodell-Komponenten werden wie folgt beschrieben [24]:

- **Kernpartner:** Partnerschaften, die von strategischer Bedeutung für das Geschäftsmodell sind und nicht leicht ersetzt werden können
- **Kernaktivitäten:** Aktivitäten, die notwendig sind, damit das Geschäftsmodell funktioniert
- **Kernressourcen:** Die wichtigsten physischen, finanziellen, intellektuellen und menschlichen Ressourcen
- **Kostenstruktur:** Anfallende Kosten, um das Geschäftsmodell zu betreiben
- **Wertangebot:** Produkte und Dienstleistungen, die für den Kunden einen Wert darstellen
- **Kundenbeziehungen:** Beschreibungen über den Aufbau und die Pflege von Kundenbeziehungen
- **Kanäle:** Kommunikationswege der Kundenbeziehungen
- **Kundengruppen:** Beschreibung der verschiedenen Typen von Kunden
- **Einnahmequellen:** Erläuterungen, wie Einnahmen aus den verschiedenen Kundengruppen generiert werden

- **Kostenstruktur:** Die wichtigsten Kosten bei der Durchführung des Geschäftsmodells

Das VPC zielt auf die Entwicklung eines zielgruppenorientierten Wertversprechens und hilft, Produkte oder Dienstleistungen so zu gestalten, dass bei den Kunden ein wahrgenommener Nutzen erzeugt wird. Das VPC hilft, Kundenprofile zu definieren und zu beschreiben, Wertversprechen zu visualisieren und einen Problem-Lösungs-Fit zu erzielen. Es kann sowohl während der Analyse der Ausgangssituation für die Untersuchung der relevanten Zielgruppen als auch bei der Bewertung und Gestaltung zur systematischen Entwicklung und Verbesserung bestehender Leistungsangebote genutzt werden.

Das VPC teilt sich in zwei Bereiche auf (siehe Abbildung 5). Auf der rechten Seite befindet sich das Kundenprofil. Es unterstützt dabei, die Wünsche und Probleme der Zielgruppe aufzudecken. Das Kundenprofil beinhaltet objektiv beobachtbare Tatsachen, die sich durch den Anwender nicht beeinflussen lassen. Auf der linken Seite befindet sich die Value Map (Quadrat), welche das Nutzenversprechen repräsentiert und beschreibt, wie für die Zielgruppe Wert generiert werden soll. Dieser Bereich lässt sich aktiv beeinflussen. Das Kundenprofil dient zur strukturierten Erfassung einer bestimmten Zielgruppe, wobei die Aufgaben (Jobs) dieser Gruppe, die bei deren Verrichtung auftretenden Probleme (Pains) und zu erwartenden Gewinne (Gains) angeführt werden. Im Bereich Probleme werden u.a. schlechte Ergebnisse, Risiken oder auch Hindernisse und bei der Durchführung der Aufgaben erfasst. Auf der Seite der Gewinne werden hingegen von den Kunden gewünschte Ergebnisse während der Durchführung ihrer Aufgaben zusammengefasst. Durch das Wertangebot wird dem Kundenprofil ein passendes Nutzenangebot gegenübergestellt. Das umfasst sowohl Problemlöser (Pain Killers), welche bei der Beantwortung kundenspezifischer Problemstellungen helfen, als auch Gewinnerzeuger (Gain Creators), welche Zusatzgewinne (unerwartete) Zusatzgewinne durch die Nutzung des Produkts beim Kunden erfassen. Für weitergehende Informationen zur Anwendung der Methode sei auf die Ausführungen von Buchholz et al. Verwiesen [25].

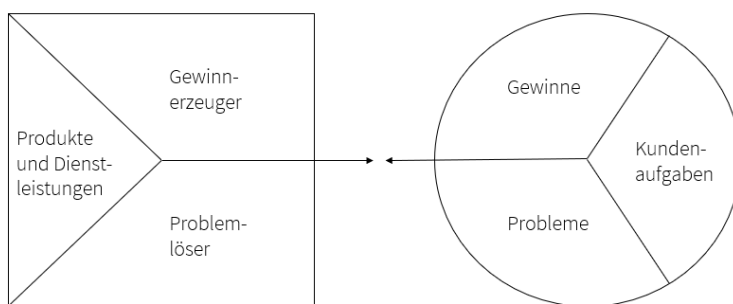


Abbildung 5 - Value Proposition Canvas nach [26]

Ein Geschäftsmodell wird als KI-getrieben bezeichnet, wenn KI-Systeme für die Realisierung mindestens einer Geschäftsmodell-Komponente zum Einsatz kommen. Im Umkehrschluss gilt also die Faustregel: Wenn mindestens eine Geschäftsmodell-Komponente (und damit auch das gesamte Geschäftsmodell) ohne die Verwendung von Künstlicher Intelligenz nicht umsetzbar ist, dann handelt es sich um ein KI-getriebenes Geschäftsmodell. Somit ist das zu Beginn dieses Teilkapitels genannte Equipment-as-a-Service-Modell als KI-getriebenes Geschäftsmodell einzustufen [27].

Anwendungsfälle

Im Folgenden werden vier beispielhafte Anwendungsfälle für den Einsatz von KI der Serviceware SE im Service Management, der Trilux GmbH & Co. KG und der Arno Arnold GmbH zu Predictive Maintenance und der Eckelmann AG zur visuellen Inspektion vorgestellt.

Künstliche Intelligenz im Enterprise Service Management

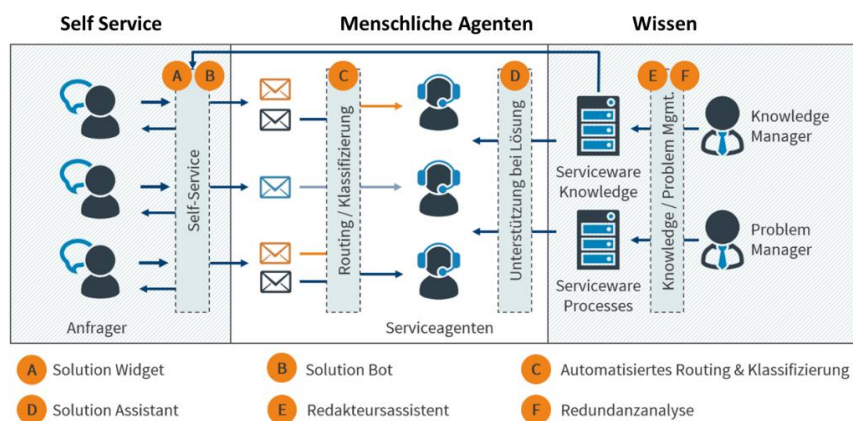


Abbildung 6 - KI Assistenzsysteme bei © Serviceware SE

Künstliche Intelligenz kann im Service Management eingesetzt werden, wie das Anwendungsbeispiel der Serviceware SE zeigt. Bei der Serviceware handelt es sich um einen Softwarehersteller mit knapp 500 Mitarbeitern und Sitz in Idstein, Hessen. Ziel des Unternehmens ist die Automatisierung und Digitalisierung von Serviceprozessen zu unterstützen, wobei hier immer mehr KI zum Einsatz kommt.

Für den erfolgreichen Einsatz von KI bieten sich repetitive Aufgaben an, für die im besten Fall bereits viele Daten existieren, wie bei Serviceanfragen von Kunden. Insbesondere bei Unternehmen im B2C können täglich Unmengen von Kundenanfragen per E-Mail eingehen. Viele dieser Anfragen können mit einer standardisierten Antwort bearbeitet werden. Hier kann KI in Form von Algorithmen zur Verarbeitung natürlicher Sprache zum Einsatz kommen.

Das Ziel der KI ist es, auf die Fragen der Nutzer passende Antworten zu finden. Dabei werden die Antworten aus einer Sammlung von Texten (der Wissensdatenbank Serviceware Knowledge) extrahiert. Dafür bietet Serviceware vortrainierte Modelle an. Diese Modelle können sehr einfach eingesetzt und – falls gewünscht – mit unternehmensspezifischen Trainingsdaten angereichert werden. Das Modell kann für verschiedene textbasierte Servicekanäle genutzt werden. Typische Integrationsszenarien umfassen Kontaktformulare oder Bots. Die Menge der Serviceanfragen, die von Mitarbeitern beantwortet werden muss, kann mit der KI somit deutlich reduziert werden. Dadurch können Mitarbeiter ihre Zeit verstärkt für komplexe, individuelle Anfragen nutzen. Dieser neu gewonnene Freiraum nimmt tendenziell über die Zeit zu, da die Modelle auf Basis der Interaktionen mit Nutzern automatisch besser werden. Dies funktioniert wie folgt: Aus den bisherigen Interaktionen wird abgeleitet, welche Vorschläge des Modells in der Vergangenheit in welchem Kontext hilfreich waren. Diese Erkenntnisse werden anschließend für zukünftige Vorschläge genutzt.

Automatisierte Prüfplanauswahl für die Montage durch Künstliche Intelligenz

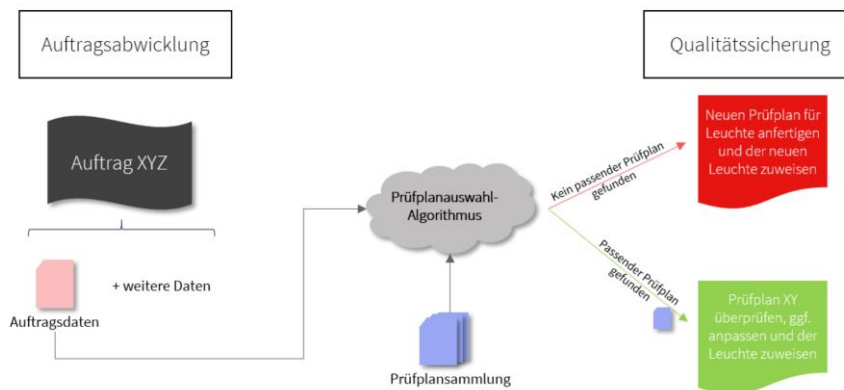


Abbildung 7 - Qualitätssicherung durch Prüfplanauswahl bei © Trilux GmbH & Co. KG

In der Produktion hat Künstliche Intelligenz bereits eine Vielzahl von Anwendungen. Über Predictive Maintenance können beispielsweise Abnutzungserscheinungen von Werkzeugmaschinen prognostiziert werden und im Bereich der Bildverarbeitung kann Künstliche Intelligenz helfen, die Qualität von Produkten zu überprüfen.

Die Firma Trilux GmbH & Co. KG kann auf eine mehr als 100-jährige Firmengeschichte zurückblicken und zählt auch heute noch zu einem der bedeutendsten Leuchtenhersteller der Welt. Am Hauptsitz in Arnsberg wird ein Großteil der Leuchten weiterhin produziert, sowohl im teilautomatisierten, als auch im manuellen Fertigungsprozess.

So werden an sogenannten Einzelarbeitsplätzen eine Vielzahl von Leuchten manuell gefertigt und elektrisch geprüft. Das erfordert ein hohes Maß an Fachwissen, insbesondere bei der Auswahl des richtigen Prüfplans, da aus einer Auflistung von mehr als 300 Prüfplänen innerhalb kurzer Zeit die richtige Prüfroutine ausgewählt werden muss. Bei Unklarheiten kommt es mitunter zu erheblichen Verzögerungen im Betriebsablauf.

Mithilfe einer KI soll es nun möglich sein, dass bei Auftrag anstempeln der richtige Prüfplan direkt automatisch im Prüfgerät geladen wird, sodass auf eine manuelle Auswahl verzichtet werden kann. Aus einer Sammlung von historischen Auftragsdaten und der Sammlung aller Prüfpläne soll der KI-Algorithmus einen Prüfplan vorab auswählen und das Resultat einem Mitarbeitenden aus der Qualitätssicherung vorschlagen. Durch das fundierte Wissen des Mitarbeitenden wird dieser die Auswahl entweder bestätigen oder manuell einen anderen Prüfplan auswählen. Dieser Schritt ist notwendig, da eine KI keine 100% richtige Lösung treffen kann, sondern aus seinen Daten nur das für ihn Passendste ermitteln kann. Mit der anschließenden Verknüpfung von Leuchte und richtigem Prüfplan, wird bei der Montage automatisch die richtige Prüfroutine angezeigt. Dadurch werden sowohl Montagemitarbeitende, als auch Mitarbeitende aus der Qualitätssicherung entlastet und es bleibt mehr Zeit für die wichtigen Montage- und Prüfaufgaben.

KI-basierte Predictive Maintenance für Schutzabdeckungen von Werkzeugmaschinen in der industriellen Produktion



Abbildung 8 – KI-basierte Schutzabdeckungen für Werkzeugmaschinen (©Arno Arnold GmbH)

Die Arno Arnold GmbH ist ein mittelständischer Hersteller innovativer Schutzabdeckungen und Zulieferer für die Werkzeugmaschinenindustrie. Für das bestehende Produktportfolio flexibler Schutzabdeckungen soll eine prädiktive Instandhaltung ermöglicht werden. Gegenwärtig werden diese vom Endkunden entweder ausgetauscht, nachdem Schäden bereits offensichtlich sind oder periodisch, wobei noch intakte Abdeckungen frühzeitig ausgewechselt werden. Während in einem Fall andere Maschinenkomponenten möglicherweise ebenfalls geschädigt sind, wird im anderen Fall die Abnutzungsreserve nicht optimal ausgenutzt. Der Einsatz von Predictive Maintenance verspricht, diesen Zielkonflikt zu lösen.

Für die bisher rein analoge Schutzabdeckung wurde ein geeignetes Sensorkonzept sowie eine dazugehörige Systemarchitektur entwickelt. Die in mehreren Testläufen mit einem Funktionsmuster erzeugten Daten wurden mithilfe unterschiedlicher Algorithmen des maschinellen Lernens ausgewertet. Hierdurch konnte eine nachvollziehbare Klassifikation und Regression des Verschleißzustandes erzeugt werden. Vorteilhaft erwies sich dabei das umfangreiche Domänenwissen der beteiligten Beschäftigten. In mehreren Workshops konnten die möglichen Verschleißarten in der betrachteten Produktgruppe bestimmt und die wichtigsten Mechanismen identifiziert werden. Somit konnte zielgerichtet ein Sensorkonzept entwickelt werden, das bereits in der ersten Auswertung zu vielversprechenden Ergebnissen führte [28].

Als Herausforderungen wurde neben einer fehlenden Datenbasis zu Verschleißfällen bei Endkunden die fehlende Ausstattung der Abdeckung mit Sensorik aufgefasst. Hierdurch nahmen die Maßnahmen bis zur Erzeugung erster, verwendbarer Daten einen erheblichen Teil des Projektzeitraums ein. Weiterhin stellt sich die Übertragbarkeit aufgrund der hohen Variantenvielfalt der angebotenen Abdeckungen als kritischer Erfolgsfaktor dar. Das Unternehmen hat noch wenig Vorerfahrungen im Bereich der Datenanalyse und KI. Die Anwendung liegt gegenwärtig als technischer Proof of Concept vor und soll zukünftig in einen serienreifen Zustand gebracht werden. Profitiert hat das Unternehmen während des Projekts insbesondere durch den mit dem Projekt verbundenen Wissensaufbau hinsichtlich des Bauteilverschleißes und der Anwendung von KI.

Visuelle Inspektion im Rahmen der Reinigung und Bruchstellen-Erkennung von Mehrweg-Kisten

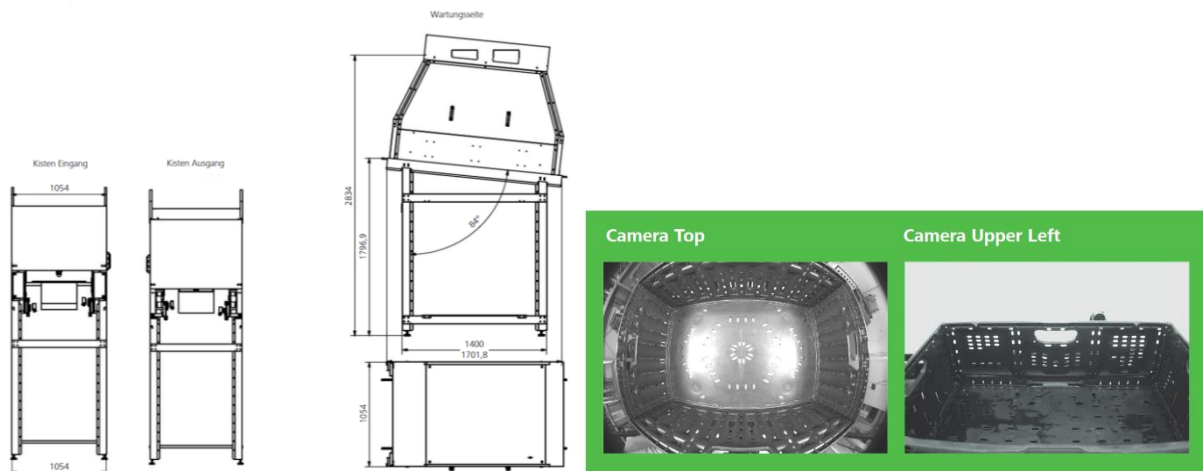


Abbildung 9 - a) Aufbau der Maschine zur visuellen Inspektion und b) Kamerabilder der Maschine zur visuellen Inspektion (© Eckelmann AG)

Die Eckelmann AG umfasst mit ihren 500 Mitarbeitern ein breites Spektrum an industriellen Automatisierungs- und Digitalisierungslösungen in Deutschland, Europa und China. So bietet die Eckelmann AG seit 15 Jahren automatische Inspektionssysteme mithilfe von Bildverarbeitung an, welche unter anderem bei der visuellen Inspektion von Mehrwegbehältern eingesetzt werden.

Für den Transport von Lebensmitteln vom Erzeuger in den Supermarkt kommen heute zunehmend Mehrweg-Transportbehälter zum Einsatz. Diese Transportbehälter müssen gewisse funktionelle und hygienische Mindestanforderungen erfüllen. Generell kann die Funktion eines Behälters durch Beschädigungen, Verschmutzungen oder unerwünschte Behälterinhalte beeinträchtigt werden. Eine zyklisch durchgeführte Inspektion der Behälter leistet dabei einen wichtigen Beitrag zur Vermeidung von Störungen im Behälterkreislauf und den angeschlossenen Transportprozessen.

Eine visuelle Inspektion von Mehrweg-Kisten aufgrund der hohen Stückzahl ist vom Menschen nicht mehr prozesssicher zu bewältigen. Europaweit sind mehrere hundert Millionen Mehrwegbehälter im Umlauf, welche in etwa 50 spezialisierten Logistikzentren nach einem Gebrauch gereinigt, sortiert und für den nächsten Umlauf vorbereitet werden. Die Umschlagsleistung je Waschdepot liegt bei 250.000 - 400.000 Behälter am Tag. Bislang basierte die Kontrolle der Reinigung auf Methoden der klassischen, nicht KI-gestützten Bildverarbeitung. Die Herausforderung liegt dabei in der Vielfalt hinsichtlich Farbe, Form und Größe eben dieser Kisten, sodass klassische Bildverarbeitung an ihre Grenzen kommt, da eine regelbasierte Abbildung der verschiedenen Verschmutzungs- und Beschädigungsgrade nur sehr schwer umsetzbar ist. Daher ist auch aufgrund der sich wiederholenden Aufgabe der Einsatz von Künstlicher Intelligenz vielversprechend.

Mithilfe von gelabelten Bildern in großer Menge kann die Eckelmann AG einen supervised machine learning Algorithmus trainieren und erzielt damit sehr gute Ergebnisse bei der

Identifizierung von beschädigten und nicht ausreichend gereinigten Kisten. Die zum Training verwendeten Bilder waren aufgrund der jahrelangen Verwendung von klassischer Bildverarbeitungssoftware bereits vorhanden und wurden nach dem Vier-Augen-Prinzip von Mitarbeitern in die Kategorien NOK = “nicht ausreichend”, “beschädigt” und OK = “ausreichend gereinigt” bzw. “einwandfrei” eingeordnet. Besonders daran ist, dass diese Einordnung von nahezu jedem Mitarbeiter durchgeführt werden konnte und dazu keine ausgewiesenen Bildverarbeitungsexperten nötig sind. Voraussetzung ist, dass alle Sortierenden nach einem einheitlich abgestimmten Verfahren vorgehen. Die Experten der klassischen Bildverarbeitung sind weiterhin mit ihren Fähigkeiten gefragt, da in den Systemen, je nach Anforderung und Aufgabenstellung eine Kombination von KI und klassischer Bildverarbeitung zum Einsatz kommen.

Zusätzlich zum OK/NOK Ergebnis, erhalten die Eckelmann Kunden die Ursache zur Klassifizierung benannt und können diese Daten zur Analyse ihrer Prozesse nutzen. Sei es, dass diese Information zur Sortenreinen Sortierung durch einen Roboter Anwendung finden oder zur Optimierung in Logistik- und Transport.

Die Anwendung von KI ist also sehr vielfältig. Viele Unternehmen setzen KI bereits im eigenen Unternehmen ein, um Mitarbeitenden die Arbeit zu erleichtern und höherer Qualität zu erreichen. Im folgenden Kapitel zeigen wir Ihnen, wie Sie aus Ihren Anwendungsfällen KI-getriebene Geschäftsmodelle entwickeln können.

Entwicklung Ihrer KI-getriebenen Geschäftsmodelle

Das bereits vorgestellte Business Model Canvas ist ein beliebtes Tool für die konkrete Entwicklung und Bewertung von Geschäftsmodellen, das Sie auch für die Ausgestaltung Ihres KI-getriebenen Geschäftsmodells nutzen können. Insbesondere durch den starken KI-Fokus werden Sie dabei allerdings auf einige spezifische Entscheidungen stoßen, die Sie im Rahmen der Geschäftsmodellentwicklung treffen müssen. Um Sie bei der Planung Ihres Entwicklungsprozesses zu unterstützen, beschreiben wir im Folgenden die wichtigsten zu treffenden Entscheidungen bei der Entwicklung eines KI-getriebenen Geschäftsmodells. Diese konnten im Rahmen einer KompAKI-Studie unter 102 Start-ups identifiziert und abgeleitet werden. Alle Entscheidungen sind in der untenstehenden Tabelle als jeweils eine Dimension dargestellt, wobei innerhalb einer Entscheidung auch mehrere Möglichkeiten gleichzeitig Anwendung finden können [27].

Dimensionen	Ausprägungen					
Wertversprechen	Kosten- und Zeitersparnis		Qualitätssteigerung	Erkenntnisgewinn	Innovationssteigerung	
Schlüsselangebot	Aggregation & Filterung	Informationsanreicherung	Erkennung	Optimierung	Vorhersage	Erstellung
Kunden-Einfluss auf KI-System	Kein Einfluss	Auswahl der Einstellungen	Feedbackschleife	Entwicklung des Modells	Eigentum am Modell	
Kundensegment	Primärer Sektor	Sekundärer Sektor	Tertiärer Sektor	Quartärer Sektor		
Haupttätigkeit	Beratung	Data Science	Data Sourcing & Engineering	Software Engineering	Hardwareentwicklung	
ML Form	Supervised Learning		Unsupervised Learning	Reinforcement Learning		
Kanal für Bereitstellung	Edge	Vor-Ort-Software	Gehostete Software	Plug-in		
Datenquelle	Kundendaten		Anbieterdaten	Öffentlich verfügbare Daten		
Datentyp	Strukturiert		Halbstrukturiert	Unstrukturiert		
Einnahmemodell	Bezahlung-mit-Daten	Abonnement	Bezahlung-pro-X	Gewinnbeteiligung	Einmalige Gebühr	

Tabelle 1 – Baukasten für KI-getriebene Geschäftsmodelle nach [27]

Wertversprechen: Welcher Wert soll bei den Kunden erzielt werden?

Wenn Sie im Rahmen eines Geschäftsmodells Services oder Produkte anbieten, müssen Sie sich zunächst im Klaren darüber sein, welche Art von Wert Sie bei Ihren Kunden stiften möchten. Bei KI-getriebenen Geschäftsmodellen bieten sich hauptsächlich vier Möglichkeiten an:

Dimension	Möglichkeiten			
Wertversprechen	Kosten- und Zeitersparnis	Qualitätssteigerung	Erkenntnisgewinn	Innovationssteigerung

- **Kosten- und Zeitreduzierung:** Lösungen dieser Geschäftsmodelle ersetzen entweder menschliche Arbeitskraft für einfache Aufgaben oder unterstützen Menschen bei ihrer Arbeit, so dass sie Arbeitsabläufe schneller oder kosteneffizienter erledigen können.
- **Qualitätssteigerung:** Lösungen, die die Effektivität der Produkte, Dienstleistungen oder Prozesse Ihrer Kunden verbessern, indem sie diese in der Regel durch eine Form von intelligentem Verhalten ergänzen. Diese Geschäftsmodelle zielen darauf ab, die Dienste ihrer Kunden so zu modifizieren, dass sie bessere Ergebnisse liefern oder zusätzliche, zuvor unmögliche

oder undurchführbare Funktionen anbieten, z. B. die Anreicherung von Videomaterial mit KI-generierten Metadaten.

- **Erkenntnisgewinn:** Kunden dieser Geschäftsmodelle werden mit KI-generiertem Wissen versorgt, das aus Daten abgeleitet wird und den Entscheidungsprozess des Kunden entweder durch schnellere oder besser informierte Entscheidungen verbessern soll. Die Art des Anwendungsfalls bestimmt dabei den Inhalt der bereitgestellten Informationen: Mit Hilfe von KI-Methoden berechnete Leistungskennzahlen könnten Kunden bei Managemententscheidungen unterstützen, während KI-generierte Risikoeinschätzungen Immobilieninvestoren dabei helfen können, vertrauenswürdige Schuldner für ihr Tagesgeschäft zu finden.
- **Innovationssteigerung:** Geschäftsmodelle mit KI-Systemen, die dem Kunden bei der Erkundung von bisher unbekanntem Terrain helfen. Die Anbieter zielen darauf ab, die Suche ihrer Kunden nach Innovationen oder neuen Erfindungen zu verbessern. Ein Beispiel aus unserem Datensatz ist ein KI-System, das Pharmaunternehmen bei der Entdeckung von Medikamenten unterstützt, indem es mögliche Lösungen vorschlägt oder Lücken in bereits vorhandenem Wissen aufzeigt.

Schlüsselangebot: Welche Art von Dienstleistung wird Kunden angeboten?

Den unter “Wertversprechen” ausgewählten Mehrwert bei Kunden können KI-getriebene Geschäftsmodelle durch das Angebot von verschiedensten Arten von Produkten oder Dienstleistungen erzielen.

Dimension	Möglichkeiten					
Schlüsselangebot	Aggregation & Filterung	Informationsanreicherung	Erkennung	Optimierung	Vorhersage	Erstellung

- **Aggregation & Filterung:** Diese Unternehmen stellen ihren Kunden eine KI-Lösung zur Verfügung, die große Datenmengen analysiert, irrelevante Daten aussortiert und die wesentlichen Informationen zu aussagekräftigen Ausgabewerten für das Kundenunternehmen verdichtet. Ein Beispiel wäre ein System, das Stellenbewerbungen prüft und die für die Stelle relevantesten Erfahrungen der einzelnen Bewerber hervorhebt.
- **Informationsanreicherung:** Lösungen von Unternehmen in dieser Dimension analysieren ebenfalls Daten, zielen aber darauf ab die gegebenen Daten(sätze) mit zusätzlichen Daten zu erweitern. Sie erweitern entweder unstrukturierte Daten mit strukturierten Daten (z. B. Analyse klinischer Bilder und Anzeige zusätzlicher Diagnoseinformationen) oder integrieren Informationen aus komplementären Quellen in das System (z. B. ein KI-System, das die Social-Media-Seiten von Bewerbern durchforstet und deren Vertrauenswürdigkeit ableitet).
- **Erkennung:** Diese Unternehmen vertreiben Systeme, die Datenströme kontinuierlich überwachen und den Kunden warnen, wenn bestimmte Muster oder verdächtige Aktivitäten erkannt werden. Prominente Beispiele sind Kreditbetrugserkennungssysteme, die Alarm schlagen, wenn Kreditkarten unregelmäßig und in verdächtigem Ausmaß verwendet werden oder KI-getriebene visuelle Inspektionssysteme, die auf fehlerhafte Produkte aufmerksam machen.

- **Optimierung:** Geschäftsmodelle dieser Art wenden ihre KI-Systeme an, um spezifische, genau definierte Probleme ihrer Kunden zu lösen, die ein gewünschtes Ergebnis haben, aber mit herkömmlichen Methoden schwer zu lösen sind. Dabei kann es sich um herkömmliche Optimierungsprobleme handeln, wie z. B. die Routenplanung von Fahrzeugen. Die KI-Systeme können aber auch versuchen, den idealen Kandidaten für eine bestimmte Stelle zu finden oder den Gebotsprozess für E-Commerce-Anzeigen zu optimieren, indem sie nur dann Gebote abgeben, wenn einzelne Kunden wahrscheinlich kaufen werden (Minimierung der Kosten bei gleichzeitiger Maximierung der Verkaufswahrscheinlichkeit).
- **Vorhersage:** Wie der Name schon sagt, bieten diese Unternehmen ihren Kunden Einblicke in die Zukunft. Sie versuchen künftige Zustände bestimmter abhängiger Variablen vorherzusagen, indem sie große Mengen an Daten einbeziehen. Beispiele hierfür sind Lösungen für die vorausschauende Wartung, die vorhersagen sollen, wann Geräte gewartet werden müssen bevor eine Beschädigung oder ein Stillstand durch Verschleiß o. ä. auftritt, oder die Vorhersage der Stromerzeugung aus erneuerbaren Energiequellen, die durch die Analyse von Wetterdaten die künftige Stromerzeugung berechnet.
- **Erstellung:** Diese Geschäftsmodelle bieten KI-Systeme für Aufgaben mit hohen Freiheitsgraden an, die Eingabedaten verwenden, um selbstständig komplexe, kontextspezifische Ausgaben zu erstellen, die der Lösung ähneln, die ein Mensch konzipiert haben könnte. Chatbots sind ein Paradebeispiel für eine KI-Lösung der Erstellung, die Benutzeranfragen mit Lösungen beantworten, die für die Interessen des Benutzers relevant sind. Ein anderes Beispiel für ein Erstellungssystem ist die automatisierte Generierung von Rechtsdokumenten, bei der Verträge auf der Grundlage tabellarischer Eingabedaten erstellt werden.

Kundeneinfluss auf KI-System: Wie stark sind Kunden in die Entwicklung involviert?

KI-getriebene Geschäftsmodelle lassen sich danach unterscheiden, inwieweit sie ihre KI-Systeme individuell an die Bedürfnisse ihrer Kunden anpassen – was ein zweischneidiges Schwert ist. Geschäftsmodelle können ihren Kunden verschiedene Grade der Mitwirkung zugestehen, aber je mehr Einfluss die Kunden haben, desto schwieriger wird es im Allgemeinen das Geschäftsmodell zu skalieren. Dies liegt darin begründet, dass KI-Modelle bei einem höheren Einflussgrad in der Regel für jeden Kunden einzeln (neu) trainiert werden müssen, was den Aufwand für jeden Verkauf erhöht.

Dimensionen	Ausprägungen				
Kunden-Einfluss auf KI-System	Kein Einfluss	Auswahl der Einstellungen	Feedbackschleife	Entwicklung des Modells	Eigentum am Modell

- **Kein Einfluss:** Diese Kunden verfügen entweder über kein eigenes KI-Wissen, wollen nicht auf ihre KI-Ressourcen zurückgreifen oder implementieren einen Anwendungsfall, der mit einer One-Size-Fits-All-Lösung erfüllt werden kann.
- **Auswahl der Einstellungen:** Kunden haben immer noch minimalen Einfluss auf das KI-System, können aber bestimmte vordefinierte Einstellungen ändern, um Veränderungen im

System zu bewirken (z. B. eine Formalitätseinstellung für einen Chatbot, um das System an verschiedene Anwendungsfälle anzupassen).

- **Feedback-Schleife:** Kunden können den Output des KI-Systems bewerten und ihre Bewertung an das System zurückgeben, das wiederum aus den zusätzlichen Daten lernt und sich im Laufe der Zeit selbst korrigiert und verbessert.
- **Entwicklung des Modells:** Kunden werden in den Entwicklungsprozess einbezogen, entweder durch ein gemeinsames Team, regelmäßige Interaktionen oder durch Plattformen, die die KI-Entwicklung vereinfachen. Dadurch haben sie mehr Kontrolle über das fertige System.
- **Eigentum am Modell:** Das fertige KI-Modell wird an die Kunden übergeben, die vollen Zugang erhalten und das Modell analysieren, verbessern oder für andere Anwendungsfälle umschulen können.

Kundensegment: Für welche Kundengruppe sollen Lösungen angeboten werden?

In diesem Leitfaden werden die ausgewählten Zielkunden des Geschäftsmodells durch den Wirtschaftssektor repräsentiert [29]. Die Branche, aus der die Kunden eines Geschäftsmodells stammen, hat großen Einfluss auf verfügbare Daten- und IT-Infrastruktur. Bei Ihrer Geschäftsmodell-Konzeption können Sie Ihre Zielgruppen natürlich gerne noch stärker detaillieren.

Dimension	Möglichkeiten			
Kundensegment	Primärer Sektor	Sekundärer Sektor	Tertiärer Sektor	Quartärer Sektor

- **Primärsektor:** Dieser Sektor liefert die Rohstoffe für ein Produkt und umfasst u. a. die Holz-ernte in der Forstwirtschaft, die Fischerei oder die Erzeugung von Wasserkraft.
- **Sekundärsektor:** Dieser Sektor ist für die Verarbeitung von Rohstoffen aus dem Primärsektor zuständig und umfasst unter anderem die verarbeitende Industrie, das Handwerk und die Energiewirtschaft.
- **Tertiärer Sektor:** Dieser Sektor umfasst alle Dienstleistungen, die von privaten Organisationen oder staatlichen Einrichtungen erbracht werden, wie z. B. Transportdienstleistungen, Versorgungsunternehmen und Groß- oder Einzelhandel.
- **Quartärer Sektor:** Dieser Sektor fasst alle Wirtschaftszweige zusammen, die sich mit der Erstellung, der Verarbeitung und dem Verkauf von Informationen (Daten oder Wissen) beschäftigen. Dazu gehören auch IT-Dienstleistungen und Kommunikationstechnik.

Haupttätigkeit: Wie wird das das Geschäftsmodell ermöglicht?

Um ein Geschäftsmodell verfolgen zu können und dieses am Laufen zu halten, muss ein Unternehmen eine Vielfalt an Tätigkeiten durchführen. Die wichtigsten dieser Tätigkeiten für KI-getriebene Geschäftsmodelle beinhalten die folgenden:

Dimension	Möglichkeiten				
Haupttätigkeit	Beratung	Data Science	Data Sourcing & Engineering	Software Engineering	Hardware-entwicklung

- **Beratung:** Diese Haupttätigkeit zeigt, dass die Vermittlung von KI-bezogenem Wissen in engem Kontakt mit den Kunden für das Geschäftsmodell wesentlich ist.

- **Data Science:** Die überwiegende Mehrheit der KI-getriebenen Geschäftsmodelle erfordert Data Science als Haupttätigkeit. Einige Unternehmen kommen jedoch mit minimalen Data-Science-Aktivitäten aus, zum Beispiel, wenn die angewandten KI-Modelle bereits sehr ausgereift sind, wie es bei Computer-Vision-Lösungen der Fall ist.
- **Data Sourcing & Engineering:** Diese Haupttätigkeit kennzeichnet Geschäftsmodelle, die viel Zeit auf das Sammeln, Kuratieren und Bereitstellen von Daten verwenden, um ihre Dienstleistungen anbieten zu können. Dies ist beispielsweise bei Organisationen der Fall, die Einblicke in die Finanzmärkte bieten und dafür sorgfältig kuratierte Daten benötigen.
- **Software-Engineering:** Diese Haupttätigkeit wird Organisationen zugeordnet, deren KI-Lösungen in hochkomplexe Software eingebettet sind, die auch entwickelt und gewartet werden muss.
- **Hardware-Entwicklung:** Diese Haupttätigkeit beschreibt Organisationen, die auf komplexe physische Geräte angewiesen sind und diese entwickeln müssen, um die Ergebnisse ihres KI-Systems auszuführen (z. B. Computergesteuerte Roboter).

ML-Form: Welche Art von Machine Learning kommt zum Einsatz?

Wie bereits eingangs in diesem Leitfaden beschrieben, stehen hauptsächlich drei verschiedene Ansätze des Maschinellen Lernens für die Erstellung von ML-Systemen zur Verfügung:

Dimension	Möglichkeiten		
ML Form	Supervised Learning	Unsupervised Learning	Reinforcement Learning

- **Supervised Learning:** Supervised Learning Systeme erhalten eine Reihe von Eingabe-Ausgabe-Paaren und lernen dann eine Funktion, die bei neuen Eingaben die entsprechende Ausgabe (bzw. Label) vorhersagt.
- **Unsupervised Learning:** Beim Unsupervised Learning lernt die Maschine Muster in den Eingabedaten zu finden, ohne dass sie ein ausdrückliches Feedback erhält.
- **Reinforcement Learning:** Beim Reinforcement Learning führt das System bestimmte Aktionen aus und erhält dann Belohnungen oder Bestrafungen als Rückmeldung, mit denen es lernt, welche Aktionen zu Belohnungen führen und seine Aktionen entsprechend ändert.

Kanal für Bereitstellung: Wie kommt die Lösung zu den Kunden?

Die Art und Weise, wie die Produkte oder Dienstleistungen von KI-getriebenen Geschäftsmodellen für Kunden zur Verfügung gestellt werden, kann hauptsächlich vier verschiedene Formen annehmen:

Dimension	Möglichkeiten			
Kanal für Bereitstellung	Edge	Vor-Ort-Software	Gehostete Software	Plug-in

- **Edge:** Das KI-System des Geschäftsmodells wird auf physischen Geräten ausgeführt, die oft als Produktpaket geliefert werden (z. B. ein Chatbot, der auf einem speziellen Tablet für die direkte Kundeninteraktion im Geschäft implementiert ist).

- **Vor-Ort-Software:** Dieser Kanal bezeichnet KI-Systeme, die auf der Netzwerkhardware des Kunden laufen, oft auf Servern oder in dessen Cloud.
- **Gehostete Software:** Gehostete Software wird auf der Hardware des Geschäftsmodells ausgeführt (was die Kosten für die Cloud-Bereitstellung erhöht), wobei die Kunden über eine Website oder APIs Zugang erhalten.
- **Plug-in:** Die KI-Lösungen lassen sich nahtlos in bereits vorhandene Software oder Plattformen integrieren (z. B. in Form eines Plug-ins für eine Contact-Center-Plattform zur Ergänzung menschlicher Agenten).

Datenquelle: Woher kommen die notwendigen Daten?

Für das Training und den Betrieb von KI-Lösungen sind Daten zwingend erforderlich. Diese können hauptsächlich aus drei unterschiedlichen Quellen stammen, wobei natürlich auch gleichzeitig mehrere Datenquellen genutzt werden können:

Dimension	Möglichkeiten		
Datenquelle	Kundendaten	Anbieterdaten	Öffentlich verfügbare Daten

- **Kundendaten:** Der Kunde verfügt entweder über bereits vorhandene Datensätze oder erfasst neue Daten, die im System verwendet werden sollen. Die KI-Modelle werden also entweder vollständig auf Kundendaten trainiert oder sie werden als vortrainierte Modelle geliefert und mit Kundendaten nachtrainiert.
- **Anbieterdaten:** Das KI-System wird zusammen mit dem eigenen Datenbestand für das Training und den Betrieb des Modells verkauft.
- **Öffentlich verfügbare Daten:** Modelle nutzen (auch) öffentlich verfügbare Daten, die von Datenplattformen wie Kaggle, von Datenanbietern oder aus anderen öffentlichen Quellen erworben werden können.

Datentyp: Welche Art von Daten verwenden wir?

Daten, die für das Training und den Betrieb der KI-Systeme verwendet werden, können primär in drei Datentypen unterschieden werden. Diese haben vielerlei Auswirkungen für ein Geschäftsmodell: Jeder Datentyp erfordert unterschiedliche Arten von Fachwissen innerhalb des Geschäftsmodells und erfordert unterschiedliche Datenverarbeitungsmaßnahmen für die Wertschöpfung.

Dimension	Möglichkeiten		
Datentyp	Strukturiert	Halbstrukturiert	Unstrukturiert

- **Strukturiert:** Dieser Datentyp bezeichnet jede Art von Daten mit einer zugrunde liegenden Struktur, wie z. B. tabellarische Daten in einer Datenbank oder Zeitreihen.
- **Halbstrukturiert:** Die Daten haben keine separate, explizite Beschreibung ihrer Struktur, weisen aber eine gewisse Struktur innerhalb der Daten auf (z. B. E-Mails, die aus Betreff, Absender und Text bestehen).

- **Unstrukturierte Daten:** Die Daten weisen keine erkennbare Struktur auf und umfassen Bilder, Video, Audio und freien Text.

Einnahmemodell: Wie generiert das Geschäftsmodell Erträge?

Damit Ihr Unternehmen nicht nur seine Kosten decken, sondern auch als Organisation gedeihen kann, müssen für erbrachte Leistungen entsprechende Umsätze erzielt werden. KI-getriebene Geschäftsmodelle können dabei eine Reihe von verschiedenen möglichen Einnahmemodellen aufweisen. Im folgenden Kapitel wird dazu auch die Zahlungsbereitschaft der Kunden genauer betrachtet.

Dimension	Möglichkeiten				
Einnahmemodell	Bezahlung-mit-Daten	Abonnement	Bezahlung-pro-X	Gewinnbeteiligung	Einmalige Gebühr

- **Bezahlung-mit-Daten:** Es gibt keinen Geldfluss vom Kunden zum Anbieter. Stattdessen gewährt der Kunde dem Anbieter als Gegenleistung für die Dienstleistung Zugang zu seinen Daten, die dann entweder verkauft oder zum erneuten Trainieren bestehender oder zum Trainieren künftiger KI-Modelle des Anbieters verwendet werden können.
- **Abonnement:** Dieses Merkmal wird Organisationen zugewiesen, deren Kunden eine monatliche Gebühr für den Zugang zu ihren Diensten zahlen müssen. Der Abonnementpreis kann je nach gewählter Leistungsstufe variieren, wobei die Möglichkeit besteht eine Basisversion des Dienstes in einem Freemium-Modell kostenlos anzubieten.
- **Bezahlung-pro-X:** So werden Einnahmemodelle bezeichnet, bei denen die Kunden eine dynamische Gebühr auf der Grundlage von Leistungsmessungen zahlen. Diese Messgrößen können von der Menge der angeforderten Ein- oder Ausgabedaten über die benötigten Rechenressourcen bis hin zur Anzahl der in Anspruch genommenen abrechenbaren Stunden reichen.
- **Gewinnbeteiligung:** Dieses Einnahmemodell basiert auf dynamischen Gebühren, die direkt von den monetären Erfolgsmessungen des KI-Systems abhängen. Eine beispielhafte Gebühr ist in diesem Fall eine Provision, die vom Wert eines vermittelten Vertrages (z. B. zwischen Arbeitgeber und Arbeitnehmer) abhängt.
- **Einmalige Gebühr:** Bei diesem Einnahmemodell zahlt der Kunde einmalig für das KI-System und die damit verbundenen Dienstleistungen (z. B. inklusive Wartungsleistungen für die ersten Jahre).

Wenn Sie in der obenstehenden Tabelle nun Entscheidung für Entscheidung ausfüllen, können Sie diese nicht nur verwenden, um sich Klarheit über Ihr eigenes (oder Ihr angestrebtes) KI-getriebenes Geschäftsmodell zu verschaffen, sondern Sie können auch prüfen, in welche Richtung sich Ihr Unternehmen in Zukunft weiterentwickeln könnte. Oder Sie nutzen Ihren ausgefüllten Baukasten für Vergleiche zu Wettbewerbern oder vergleichbaren Unternehmen in anderen Wirtschaftszweigen.

Zusätzlich können Sie Ihr eigenes Geschäftsmodell auch mit typischen Geschäftsmodellen vergleichen, die in der Praxis häufig auftreten und in der KompAKI-Studie identifiziert wurden.

Jeder dieser Geschäftsmodell-Typen weist spezifische Konfigurationen aus Geschäftsmodell-Komponenten auf, die sich aus der Verteilung der Ausprägungen von dem Typ zugehörigen Unternehmen ergeben. Ein beispielhafter Geschäftsmodell-Typ, nämlich der der "Intelligenz für Services", wird nachfolgend erläutert – alle weiteren Typen finden Sie in der veröffentlichten KompAKI-Studie oder auf Anfrage an [Oliver Vetter](#).

Dimensionen	Verteilung der Ausprägungen des Typs "Intelligenz für Services"					
Wertversprechen	Kosten- und Zeitersparnis		Qualitätssteigerung		Erkenntnisgewinn	Innovationssteigerung
	5%		89%		5%	5%
Schlüsselangebot	Aggregation & Filterung	Informationsanreicherung	Erkennung	Optimierung	Vorhersage	Erstellung
	16%	32%	11%	32%	11%	21%
Kunden-Einfluss auf ML-System	Kein Einfluss		Auswahl der Einstellungen	Feedbackschleife	Entwicklung des Modells	Eigentum am Modell
	79%		11%	0%	5%	0%
Kundensegment	Primärer Sektor		Sekundärer Sektor	Tertiärer Sektor	Quartärer Sektor	
	0%		11%	53%	26%	
Haupttätigkeit	Beratung	Data Science	Data Sourcing & Engineering	Software Engineering	Hardwareentwicklung	
	5%	95%	16%	21%	0%	
Kanal für Bereitstellung	Edge		Vor-Ort-Software	Gehostete Software	Plug-in	
	5%		37%	26%	11%	
Datenquelle	Kundendaten		Anbieterdaten		Öffentlich verfügbare Daten	
	53%		26%		21%	
Datentyp	Strukturiert		Halbstrukturiert		Unstrukturiert	
	11%		0%		79%	

Tabelle 2 – KI-getriebenes Geschäftsmodell „Intelligenz für Services“ nach [27]

Der Typ "Intelligenz für Services": Unternehmen dieses Typs bieten die Möglichkeit, KI-fähige Funktionalitäten und intelligentes Verhalten in die Dienstleistungen ihrer Kunden zu integrieren. Die Kunden profitieren dadurch, dass ihre eigenen Dienstleistungen bessere Ergebnisse erzielen. Aufgrund des Schwerpunkts auf der KI-gestützten Verbesserung von Dienstleistungen stammen die Kunden dieses Typs in der Regel aus dem tertiären oder quartären Sektor. Die häufigsten Schlüsselangebote – Informationsanreicherung und Optimierung – werden jeweils von 32 % der Unternehmen dieses Typs genutzt, um die Dienstleistungen der Kunden zu verbessern. Welches Schlüsselangebot letztendlich gewählt wird, hängt jedoch weitgehend von den Dienstleistungen der Kunden dieses Typs ab, wobei es in unserem Datensatz Fälle aller Schlüsselangebote gibt. Die Mehrheit der KI-Lösungen in diesem Typ verwendet unstrukturierte Daten, wobei 53 % der Unternehmen die Daten ihrer Kunden nutzen, 26 % ihre eigenen Daten zusammen mit ihrem KI-System bereitstellen und 21 % öffentlich verfügbare Daten verwenden. Ein Beispiel für ein Start-up dieses Typs ist Bidnamic, deren KI-System Einzelhändler beim Verkauf über Suchmaschinen unterstützt, indem es die optimalen Preise für jedes einzelne Produkt und jeden Suchbegriff berechnet.

Zahlungsbereitschaft für KI

Nachdem im vorherigen Kapitel die Entwicklung von KI-getriebenen Geschäftsmodellen vorgestellt wurde, wird nun die Zahlungsbereitschaft für diese betrachtet. KI-getriebene Geschäftsmodelle zeichnen sich dadurch aus, dass sie eine schnelle Lern- und Anpassungsfähigkeit sowie (intelligente) Interaktion mit unterschiedlichen Akteuren aufweisen. Dabei können statische Wertversprechen zu adaptiven und autonomen Leistungsangeboten weiterentwickelt werden [30]. Im Falle eines Versicherungsdienstleisters würde dies beispielsweise bedeuten, dass das Leistungsangebot (Versicherungsschutz) individuell personalisiert werden kann und sich der Preis dynamisch an das Verhalten und die Gewohnheiten des Nutzers anpasst. Außerdem bietet KI auch neue Interaktionsmöglichkeiten und -kanäle. Ein Beispiel hierfür sind digitale Assistenten (Chatbots), welche die Kundenbeziehungen und -bindungen stärken können, indem sie beispielsweise eine 24-Stunden Kundenbetreuung ohne Wartezeit anbieten.

Da bei solchen KI-getriebenen Geschäftsmodellen die Wertschöpfung unter anderem datenbasierter Natur ist, kommen klassische Erlösmodelle wie Einmalzahlungen kaum zum Einsatz [31]. Es gewinnen geringere, aber wiederkehrende Zahlungsbeträge an Bedeutung. Diese Art von Erlösmodell ist sowohl im Kontext von B2C (Business-to-Consumer) als auch B2B (Business-to-Business) wiederzufinden [30]. Die im Kontext von B2B am häufigsten vertretenen Erlösmodelle bei KI-getriebenen Geschäftsmodellen lassen sich unterteilen in

- Nutzungsbasierte Erlösmodelle (Pay-per-use; Micropayments, etc.)
- Funktionsbasierte Erlösmodelle (Pay-per-function)
- Lizenzmodelle/ Abonnementmodelle und Gain sharing (siehe hierzu u.a. [32]–[34])

Datenbasierte Erlösmodelle, wie beispielsweise Pay-with-data, sind aktuell im B2B-Kontext noch wenig verbreitet.

Die aufgeführten Erlösmodelle können wiederum auf unterschiedlichen Preisstrategien – also der Art und Weise des Preisfindungsmechanismus [35] – beruhen:

- Wettbewerbsbasierende Preismodelle (market-based pricing),
- Leistungsbasierte Preismodelle (performance-based pricing) und
- Nutzen- bzw. wertbasierte Preismodelle (value-based pricing)

Die klassische Preisfindungsstrategie des kostenbasierten Preismodells (cost-based pricing) findet aufgrund der nicht vorhandenen Grenzkosten bei KI-getriebenen Geschäftsmodellen keine Anwendung [35]. Vergleichsstudien (u. a. [36]) verdeutlichen, dass Unternehmen mit einem „Value-Based-Pricing“ Modell im Gegensatz zu kosten- oder wettbewerbsbasierten Preissetzungsmodellen eine stärkere Preisorganisation aufzeigen, was bedeutet, dass sie sowohl durch das Preiscontrolling als auch durch wiederkehrenden Review eine bessere Preisfindung entwickeln können.

Die Grundannahme nutzenbasierter Preismodelle basiert darauf, dass Kunden durch KI-Softwarelösungen einen Leistungsvorteil wahrnehmen und anhand dieser Bewertung eine definierte Bereitschaft haben einen bestimmten Preis zu zahlen – die sogenannte

Zahlungsbereitschaft. Dabei gilt es verschiedene Aspekte des Wertes aus Kundensicht in den Fokus zu rücken, denn der maximale Preis, den ein Konsument bereit ist für ein Produkt oder eine Dienstleistung zu zahlen (Zahlungsbereitschaft), korrespondiert unmittelbar mit dem wahrgenommenen Kundennutzen, den dieses Produkt für den Konsumenten hat. Die Zahlungsbereitschaft kann somit als monetärer Ausdruck des wahrgenommenen Kundennutzens aufgefasst werden (vgl. [37]).

Im Bereich kooperativer KI-Systeme können im B2B-Kontext folgende Eigenschaften genannt werden, die den Kundennutzen eines solchen Geschäftsmodells determinieren (siehe Abbildung 10).

Kategorie	Eigenschaften		
<i>Allgemeine Systemeigenschaften KI-basierter Software</i>	Trainingshäufigkeit	Individualisierungsgrad (KI-Modell)	Lernverfahren
	Trainingsaufwand (=Zeit + Rechenleistung)	Algorithmus-Performance	Evaluation/ Übersicht der Metriken
	Latenz/ Rechenzeit pro Anfrage	Systemaktivierung	Systemverfügbarkeit
	Funktionalitäten	Wertversprechen KI-basierter Software	Simulationsfunktion
<i>Erklärbarkeit</i>	Erklärungsspezifikation des (KI-) Modells	Erklärungsmethode des Algorithmus (XAI Method)	
<i>Interaktivität</i>	Interaktion des Nutzers mit dem System	Grad der Interaktivität	Grad der Gamifizierung
	Benutzerfreundlichkeit		
<i>Autonomie</i>	Algorithmus-Autonomie/ Grad der Proaktivität	Grad der Selbstüberwachung	
<i>Transparenz</i>	Umfang der Datenerfassung	Darstellung der Datennutzung (ggü. Mitarbeitenden)	Datenzugriff (intern)
	Datenverarbeitung (Lokal/ Cloud)	Datenübertragung bei Cloudlösungen	Anbieterkapazität bei Cloudlösungen
<i>Monetäre Dimension (KI-basierter) Software</i>	Integrationsaufwand	Implementierungskosten	Erlösmodelle & Preisstrategien

Abbildung 10 – Nutzentreiber (kooperativer) KI-basierter Software nach [38]

Die Wichtigkeit der einzelnen Nutzentreiber ist dabei auch abhängig von der spezifischen Softwarelösung und dem Anwendungsgebiet. In einem Umfeld mit hohem Risiko wie dem medizinischen Umfeld, ist Erklärbarkeit und Transparenz wichtiger im Vergleich zur Produktion.

Um nun die mit dem Grad des Nutzens korrelierende Zahlungsbereitschaft zu ermitteln, können verschiedene Verfahren herangezogen werden (siehe Abbildung 11).

Die direkte Preisbefragung ist die bekannteste Methode und beinhaltet beispielsweise eine direkte Frage nach der Zahlungsbereitschaft des Kunden. Hierbei kann nach drei verschiedenen Ansätzen vorgegangen werden. Im sogenannten »open-end approach« wird die individuelle Zahlungsbereitschaft durch die direkte Frage nach dem maximalen Preis gestellt, den ein Proband bereit wäre, für ein bestimmtes Produkt zu zahlen. Beim »closed-end approach« werden dem Probanden für ein Produkt verschiedene Preise präsentiert. Dadurch, dass der Proband angibt, ob er das Produkt zu dem jeweiligen Preis noch kaufen würde, können obere und untere Preisschwellen ermittelt werden. Die kompositionellen Verfahren, auch »self-explicated-Analysen« genannt, setzen die Preisbedeutung in Relation zu einzelnen Produkteigenschaften. So werden die Produkteigenschaften, darunter auch der Preis, zunächst priorisiert und

anschließend Präferenzen mit Hilfe einer Rating-Skala erhoben. Durch die indirekte Preisbefragung ist eine isolierte Betrachtung des Preises möglich, indem Probanden verschiedene Produktalternativen als Ganzes bewerten. Auf Basis der Gesamturteile zu den Produktnutzen lassen sich anschließend Teilnutzenwerte für verschiedene Eigenschaftsausprägungen schätzen und darüber die Zahlungsbereitschaft ermitteln. In diesem Zusammenhang wird auch von dekompositionellen Verfahren gesprochen [39], [40]. Diese erfolgen in der Praxis häufig über sogenannte Conjoint-Analysen, welche zu den Verfahren der multivariaten Analysen gehört. Conjoint-Analysen gelten dabei durch ihre realitätsnahe Vorgehensweise als Standardmethode bei der Messung von Präferenzen. Sie versuchen die Präferenzen für verschiedene Konzeptalternativen zu erheben, die sich häufig auf neuartige oder innovative Produkte und Dienstleistungen beziehen. Die hybriden Preisabfragen vereinen kompositionelle und dekompositionelle Methoden und ermöglichen damit viele verschiedene Merkmale gleichzeitig zu untersuchen [39].

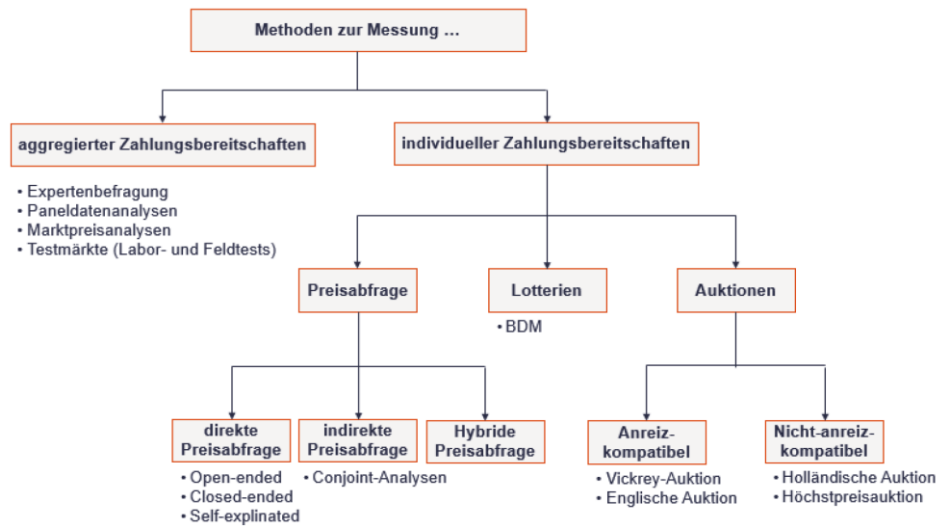


Abbildung 11 – Nutzentreiber (kooperativer) KI-basierter Software nach [39]²

Häufig wird sowohl in der Theorie als auch in der Praxis die sogenannte Choice-based Conjoint Analyse durchgeführt, bei der den Teilnehmern mehrere Produktkombinationen mit Preisen angezeigt werden. Der Befragte muss sich nun für eine Kombination entscheiden oder auswählen, dass er keine Kombination erwerben würde [41]. Dies führt dazu, dass die Zahlungsbereitschaft unter Berücksichtigung der einzelnen Ausprägungen berechnet werden kann.

Beispielhafte Ergebnisse sind nachfolgend dargestellt. Die Eigenschaftsausprägungen mit dem höchsten Teilnutzenwert je Eigenschaft entsprechen der optimalen Produktkombination mit dem höchsten erwarteten Nettotonutzen zur maximalen Zahlungsbereitschaft und repräsentieren somit das Produkt mit der höchsten Kaufwahrscheinlichkeit und einem hierzu korrespondierenden Preis (siehe Abbildung 12, rote Umrandung der Punkte).

² BDM = Becker-DeGroot-Marschak Methode



Abbildung 12 – Darstellung der geschätzten Teilnutzenwerte in Abhängigkeit des Preisanteils nach [38]

Hier ist erkennbar, dass eine verbale & schriftliche (bzw. Icon-basierte) Interaktion bevorzugt wird. Zudem ist eine Anpassung an die allgemeine Mitarbeiterdomäne ausreichend, weshalb keine personalisierte Nutzeranpassung gewünscht wird. Auch wird ein Branchenmodell und unternehmensspezifisches Training gegenüber einem Standardmodell präferiert. Zudem werden schlussfolgernde Erklärungen mit einer hohen (99%igen) Algorithmus-Performance als wichtig erachtet. Ähnlich dazu zeigen [42], dass bei KI-basierten Systemen insbesondere Wert auf die Erklärbarkeit, die Integration des Tools und eine einfache Nutzbarkeit bei der Entwicklung gelegt werden sollte, da die Kunden für diese Eigenschaftsausprägungen eine hohe Zahlungsbereitschaft haben.

Fazit

Künstliche Intelligenz ist inzwischen in vielen Unternehmen angekommen und wird zur Automatisierung von Prozessen eingesetzt, um dadurch Zeit und Kosten zu sparen. Darüber hinaus liefert KI weitaus höheres Potential, wenn sie im Rahmen eines KI-getriebenen Geschäftsmodell eingesetzt wird. Daher geben wir im Rahmen dieses Leitfadens zunächst einige Grundlagen zu KI-getriebenen Geschäftsmodellen, um den Einstieg in die Thematik zu erleichtern. Darauf aufbauend zeigen wir mit vier konkreten Anwendungsfällen auf, wie KI durch die die Serviceware SE im Kundenservice, durch die Trilux GmbH & Co. KG bei der Qualitätsprüfung, durch die Eckelmann AG zur visuellen Inspektion und durch die Arno Arnold GmbH bei Predictive Maintenance von Schutzabdeckungen für Werkzeugmaschinen genutzt wird. Diese Anwendungsfälle werden teilweise bereits als Grundlage von Geschäftsmodellen verwendet. Um diese aber auch für Ihr Unternehmen anwendbar zu machen, geben wir einen Überblick darüber, wie KI-getriebene Geschäftsmodelle aufgebaut und entwickelt werden können. Dabei hilft der von uns auf KI-getriebene Geschäftsmodelle durch wissenschaftliche Methoden erweiterte Business Model Canvas verständlich und einfach die Entwicklung KI-getriebener Geschäftsmodelle zu unterstützen. Sobald ein KI-getriebenes Geschäftsmodell umgesetzt wird, empfehlen wir die Zahlungsbereitschaft der Kunden zu ermitteln, um einen möglichst hohen Kundennutzen zu generieren. Ansätze und erste Erkenntnisse dazu liefern wir im letzten Kapitel. Wir hoffen Sie mit unserem Leitfaden unterstützen zu können – wenden Sie sich bei Fragen gerne jederzeit an uns!

Literaturverzeichnis

- [1] E. Brynjolfsson & McAfee, A., “The Business of Artificial Intelligence,” *Havard Business Review*, 2017. <https://hbr.org/2017/07/the-business-of-artificial-intelligence> (accessed Jun. 06, 2023).
- [2] M. Jung, “DeepL wird zum „Einhorn“,” *Frankfurter Allgemeine Zeitung*, 2022. <https://www.faz.net/aktuell/wirtschaft/deepl-der-online-uebersetzungsdienst-wird-zum-einhorn-18467883.html> (accessed Jun. 06, 2023).
- [3] B. Thormundsson, “Projected artificial intelligence spending in Europe in 2019, 2020, and 2023,” *Statista*, 2023. <https://www.statista.com/statistics/1115464/ai-spending-europe/> (accessed Jun. 06, 2023).
- [4] S. University, “Gathering Strength, Gathering Storms: The One Hundred Year Study on Artificial Intelligence (AI100) 2021 Study Panel Report,” *One Hundred Year Study on Artificial Intelligence (AI100)*, 2021. <https://ai100.stanford.edu/2021-report/standing-questions-and-responses/sq2-what-are-most-important-advances-ai> (accessed Jun. 06, 2023).
- [5] P. Buxmann and H. Schmidt, Eds., *Künstliche Intelligenz, 2.*, aktual. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2021.
- [6] M. Lim, “History of AI Winters,” *Actuaries Digital*. <https://www.actuaries.digital/2018/09/05/history-of-ai-winters/> (accessed Jun. 06, 2023).
- [7] S. J. Russel and P. Norwig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Pearson Education, 2021.
- [8] R. Anyoha, “The History of Artificial Intelligence - Science in the News,” *Havard University*, 2017. <https://sitn.hms.harvard.edu/flash/2017/history-artificial-intelligence/> (accessed Jun. 06, 2023).
- [9] M. Nolting, *Künstliche Intelligenz in der Automobilindustrie*. Hannover: Springer, 2021.
- [10] J. McCarthy, “WHAT IS ARTIFICIAL INTELLIGENCE?,” 2007, [Online]. Available: <http://jmc.stanford.edu/articles/whatisai/whatisai.pdf>.
- [11] I. M. Enholm, *Artificial Intelligence and Business Value: A Literature Review*. Springer, 2021.
- [12] B. Goertzel and C. Pennachin, *Artificial General Intelligence*. Springer, 2007.
- [13] IBM, “What is Strong AI? | IBM,” 2023. <https://www.ibm.com/topics/strong-ai> (accessed Jun. 06, 2023).
- [14] K. P. Murphy, *Machine Learning*. Cambridge, Massachusetts: MIT press, 2012.
- [15] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*, 4th ed. New York: Springer, 2006.
- [16] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 2018.

- [17] V. Honavar, "Agents that Learn: Reinforcement Learning," *Pennsylvania State University*, 2017. <https://faculty.ist.psu.edu/vhonavar/Courses/ai/ai-learning-RL.pdf> (accessed Jul. 04, 2023).
- [18] D. A. Roberts, S. Yaida, and B. Hanin, *The principles of deep learning theory*. Cambridge, MA: Cambridge University Press, 2022.
- [19] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*. MIT Press, 2016.
- [20] Metternich, Ziegenbein, and Cassoli, *Phasen und Kompetenzen in der KI-Integration*. .
- [21] R. Wirth and J. Hipp, "CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining," in *Proceedings of the 4th international conference on the practical applications of knowledge discovery and data mining*, 2000, no. 1, pp. 29–39.
- [22] T. Biegel, B. Bretones Cassoli, F. Hoffmann, N. Jourdan, and J. Metternich, "An AI Management Model for the Manufacturing Industry - AIMM."
- [23] Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0/acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften, "Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand," 2021. <https://www.acatech.de/publikation/fb4-0-ki-in-kmu/>.
- [24] A. Osterwalder, *Business model generation: a handbook for visionaries, game changers, and challengers (Vol. 1)*. John Wiley & Sons M4 - Citavi, 2010.
- [25] B. Buchholz and M. Bürger, Eds., *Der Geschäftsmodell-Toolguide: Von der Idee zur Umsetzung*. Campus Verlag, 2020.
- [26] Strategyzer AG, "The Value Proposition Canvas," 2020. <https://www.strategyzer.com/canvas/value-proposition-canvas> (accessed Jul. 25, 2023).
- [27] O. Vetter, F. Hoffmann, L. Pumplun, and P. Buxmann, "What constitutes a machine-learning-driven business model? A taxonomy of B2B start-ups with machine learning at their core," *ECIS 2022 Res. Pap.*, 2022, [Online]. Available: https://aisel.aisnet.org/ecis2022_rp/29 TS - COinS M4 - Citavi.
- [28] B. Brockhaus and J. M. F. Hoffmann M. Weigold, "Predictive Maintenance for Flexible Protective Covers in Machine Tools," pp. 177–185.
- [29] Z. Kenessey, "The primary, secondary, tertiary and quaternary sectors of the economy," *Rev. Income Wealth*, vol. 33, no. 4, pp. 359–385, 1987.
- [30] H. Kett, D. Evcenko, J. Falkner, S. Frings, and J. Neuhüttler, "Künstliche Intelligenz als Veränderungstreiber für Geschäftsmodelle," in *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement: Band 1: Geschäftsmodelle–Serviceinnovationen–Implementierung*, M. Bruhn and K. Hadwich, Eds. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2021.
- [31] N. Koschate-Fischer and J. Ochmann, "Erlösmodelle für datenzentrische Dienstleistungen," in *Service Business Development*, M. Bruhn and K. Hadwich, Eds. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2018, pp. 169–185.

- [32] E. Schulz and A. Pflaum, “Erfolgsfaktoren bei der Entwicklung datengetriebener Geschäftsmodelle: Einblicke aus dem produzierenden Gewerbe,” in *Services Management und digitale Transformation: Impulse und Beispiele für die erfolgreiche Umsetzung digitaler Services*, K. Altenfelder, D. Schönfeld, and W. Krenkler, Eds. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2021, pp. 47–67.
- [33] S. Zillner, “Business Models and Ecosystem for Big Data,” in *The Elements of Big Data Value*, E. Curry, A. Metzger, S. Zillner, J.-C. Pazzaglia, and A. G. Robles, Eds. Springer International Publishing, 2021, pp. 269–288.
- [34] M. Classen and T. Friedli, “‘It’s not like we can charge for everything’: revenue models to capture value from smart services in Pacific Asia,” *Asia Pacific Bus. Rev.*, vol. 27, no. 3, pp. 405–430, 2021.
- [35] Z. Jefimova and S. Nabseth, “A Pricing Model for AlaaS. An analysis of a new AI personalization product within the edtech space,” KTH Industrial Engineering and Management, 2018.
- [36] S. M. Liozu and A. Hinterhuber, “Industrial product pricing: a value-based approach,” *J. Bus. Strategy*, vol. 33, no. 4, pp. 28–39, 2012.
- [37] S. Kalish and P. Nelson, “A comparison of ranking, rating and reservation price measurement in conjoint analysis,” *Mark. Lett.*, vol. 2, no. 327–335, 1991.
- [38] P. Berger and J. von Garrel, “Nutzenbasierte Preisgestaltung kooperativer KI-basierter Software in produzierenden Unternehmen—Eine empirische Untersuchung KI-basierter Geschäftsmodelle,” in *INFORMATIK 2022*, 2022, pp. 307–321.
- [39] F. Völckner, “Völckner, F. (2006). Methoden zur Messung individueller Zahlungsbereitschaften: ein Überblick zum State of the Art,” *J. für Betriebswirtschaft*, vol. 56, pp. 33–60, 2006.
- [40] K. Backhaus *et al.*, *Integrierte Softwareunterstützung der Vermarktung hybrider Leistungsbündel*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010.
- [41] S. Gensler, O. Hinz, B. Skiera, and S. Theysohn, “Willingness-To-Pay Estimation With Choice-Based Conjoint Analysis: Addressing Extreme Response Behavior With Individually Adapted Designs,” *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 219, no. 2, pp. 368–378, 2012.
- [42] M. F. Mehler and O. A. Vetter, “How Much Are Machine Assistants Worth? Willingness to Pay for Machine Learning-Based Software Testing,” 2023.

Wenn Sie zur Entwicklung KI-basierter Geschäftsmodelle ein Gespräch mit uns aufnehmen möchten, oder Feedback zu diesem Leitfaden haben, kontaktieren Sie uns sehr gerne:

Oliver A. Vetter: oliver.vetter@tu-darmstadt.de, +49 6151 16-24337,
S1|02 / 243, Hochschulstr. 1, 64289 Darmstadt

Maren F. Mehler: maren.mehler@tu-darmstadt.de, +49 6151 16-24329,
S1|02 / 243, Hochschulstr. 1, 64289 Darmstadt

Felix Hoffmann: f.hoffmann@ptw.tu-darmstadt.de, +49 6151 8229-697,
Otto-Berndt-Straße 2, 64287 Darmstadt

Prof. Dr. Jörg von Garrel: joerg.vongarrel@h-da.de, +49 6151 533-60229,
Büro A12, 03.05, Haardtring 100, 64295 Darmstadt

Prof. Dr. Peter Buxmann: peter.buxmann@tu-darmstadt.de, +49 6151 16-24333,
S1|02 / 242, Hochschulstraße 1, 64289 Darmstadt

Kompetenzzentrum für Arbeit und Künstliche Intelligenz

www.kompaki.de

Otto-Berndt-Str. 2

64287 Darmstadt

+49 6151 16-23100

kontakt@kompaki.de

