



Patrick Berger, Jörg von Garrel und Carlos Jahn

Zusammenfassung

Der Beitrag zielt darauf ab, einen Einblick in die technologische Dimension von Künstlicher Intelligenz zu geben. Konkret werden potenzielle KI-Technologien, KI-Lernansätze und KI-Anwendungsfälle für den industriellen Kontext vorgestellt. Bei den KI-Technologien werden regelbasierte KI – auch als symbolische KI bezeichnet, Machine Learning (ML), Neuronale Netze (Deep Learning), Natürliche Sprachverarbeitung (NLP) sowie Computer Vision näher vorgestellt. Bei den Lernansätzen werden drei klassische Lernansätze des überwachten Lernens, des unüberwachten Lernens sowie des bestärkenden Lernens beschrieben. Eine Darstellung möglicher Use Cases im industriellen Kontext, bei der auch die Chancen und Risiken dieser KI-Systeme dargestellt werden, schließen den Beitrag ab.

P. Berger · J. von Garrel (✉)
Hochschule Darmstadt, Darmstadt, Deutschland
E-Mail: joerg.vongarrel@h-da.de

C. Jahn
Technische Universität Hamburg, Hamburg, Deutschland
E-Mail: carlos.jahn@tuhh.de

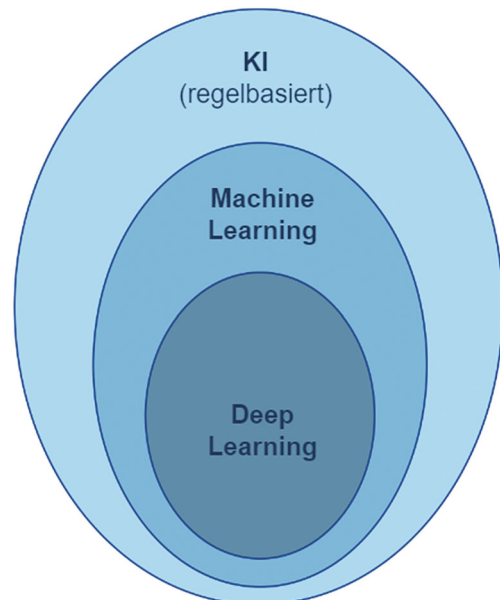
2.1 Künstliche Intelligenz

Künstliche Intelligenz (KI) ist ein altes und umfassendes Forschungsgebiet und hat seine Ursprünge in den 1950er Jahren [11]. Allgemein kann KI bezeichnet werden, als **Versuche, Prozesse nach Vorbild der menschlichen Kognition zu automatisieren** [37]. Über die Jahre hinweg wurde eine Vielzahl von Ansätzen und Methoden entwickelt, von denen aber nur wenige einen durchschlagenden Erfolg in der praktischen Anwendung haben. Die folgenden Unterkapitel geben einen Überblick über die relevantesten KI-Technologien, etablierte Lernansätze sowie Anwendungsfälle. Hierzu zählen **regelbasiertes und maschinelles Lernen** (inkl. Deep Learning) in zahlenbasierten, sprachbasierten und visuellen Anforderungsaufgaben sowie die damit zusammenhängenden Einsatzgebiete in Wirtschaft, Gesellschaft, Bildung und Medizin.

Grundsätzlich ist Künstliche Intelligenz (KI) schwer zu definieren, da es für den Begriff „Intelligenz“ keine allgemeingültige Definition gibt. Unter dem Begriff KI werden: „[...] Ansätze verstanden, die das Ziel haben, Maschinen kognitive Fähigkeiten beizubringen, um bestimmte Probleme durch selbständiges Lernen immer besser lösen zu können.“ [4].

Im Kontext von Dienstleistungen werden somit IT-Systeme in die Lage versetzt, autonom aus Daten zu lernen, konkrete Sachverhalte zu bearbeiten und sich dabei iterativ zu verbessern (Abb. 2.1). Ein KI gestütztes System kann daher auf seine Umwelt reagieren und über diese informieren, aber sie nicht erleben [34].

Abb. 2.1 Zusammenhang zwischen KI, Machine Learning und Deep Learning (Quelle: Eigene Darstellung)



2.2 KI-Technologien

Generell können verschiedene KI-Technologien unterschieden werden.

Die **regelbasierte KI** wird auch oft als symbolische KI bezeichnet. Es handelt sich dabei um die technologisch einfachste Form von KI, bei der die Entscheidungen auf Basis von expliziten Regeln und logischen Schlussfolgerungen abgeleitet wird. Regelbasierte Modelle können demnach Zusammenhänge plausibel darstellen und zeichnen sich durch ihre Nachvollziehbarkeit aus, da sie genaue Lösungswege aufzeigen können, die zur Entscheidungsfindung führen [10]. Im Wesentlichen wird das Wissen bei diesem Ansatz über Wenn-dann-Regeln definiert. Wenn das System mit einer Anfrage konfrontiert wird, durchsucht es seine Regelbasis (die Gesamtheit der definierten Regeln) und prüft, ob deren Bedingungen mit den gegebenen Eingaben übereinstimmen. Anschließend werden aus den Regeln entsprechende Schlussfolgerungen gezogen und die damit zusammenhängenden Aktionen ausgeführt [10].

Das Herzstück solcher Systeme ist der sogenannte „Inferenzprozess“. Er nutzt verschiedene Methoden, um die Logik entsprechend den Regeln umzusetzen (Abb. 2.2).

Die zwei am häufigsten vertretenen Methoden sind:

- **Forward Chaining** – Das System hat zum Ziel, soviel Schlussfolgerungen wie möglich zu ziehen.
- **Backward Chaining** – Das System versucht ein klar definiertes Ziel zu erreichen.

Im Rahmen des Forward Chaining beginnt das System mit den bekannten Fakten (Daten) und wendet die definierten „Wenn-dann-Regeln“ an. Bei diesem Inferenzprozess werden auf Basis der Regeln Schlussfolgerungen für die Daten gezogen. Dieses Vorgehen eignet sich zum Beispiel für Diagnosen in der Medizin, um von Symptomen und/oder Testergebnissen auf mögliche Krankheiten zu schließen [6]. Das Backward Chaining ist der gegensätzliche Ansatz zum Forward Chaining. Hierbei wird ein bestimmtes Ziel (Hypothese) definiert und das System sucht nach Regeln, um diese mittels der Daten zu verifizieren oder falsifizieren. Ein derartiger Ansatz eignet sich beispielsweise für mathematische Beweisführungen [6].

Regelbasierte KI-Systeme haben den Vorteil, dass sie aufgrund explizit definierter Regeln transparent und leicht nachvollziehbar sind. Daher wird dieser Ansatz häufig

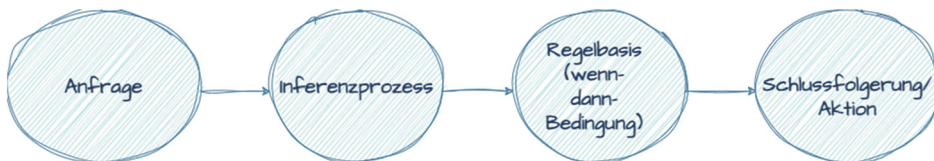


Abb. 2.2 Regelbasierte KI (Quelle: Eigene Darstellung)

für Expertensysteme verwendet. Sie können jedoch bei komplexen Problemen, die eine große Menge an Wissen erfordern, untauglich werden, da sie nicht in der Lage sind, aus Erfahrungen zu lernen [10].

Machine Learning (ML) ist eine KI-Methode, bei der ein Programm auf Basis von Algorithmen und statistischen Modellen wiederholt Aufgaben ausführt und seine Leistung basierend auf diesen Wiederholungen evaluiert. Mittels Algorithmen und statistischer Modelle erlangen Computer die Fähigkeit, aus Daten zu lernen und Entscheidungen oder Vorhersagen zu treffen, ohne diese vorher explizit programmiert zu haben. Ziel dieses Verfahrens ist es, dass der Algorithmus iterativ seine Leistung erhöht und auf Grundlage dessen unbekannte Daten korrekt beurteilen kann [7, 10].

Ein **Neuronales Netz (NN)** basiert auf dem Ansatz des „**Deep Learning**“ (DL) und stellt einen Teilbereich des maschinellen Lernens dar. Dabei handelt es sich um ein Netzwerk bestehend aus künstlichen Neuronen, welches trainiert wird [31]. Die künstlichen Neuronen werden in der Informationstechnologie als Schichten (Layer) bezeichnet, welche verschiedene Aspekte in den Daten abdecken können. Letztlich ist es ein Versuch, kognitive Gehirnprozesse zu imitieren, indem für die einzelnen Schichten unterschiedliche Trainingsschwerpunkte gewählt werden. Beispielsweise könnte im Rahmen der Bilderkennung eine Schicht Kanten und Texturen erlernen, während eine spätere Schicht Formen oder Objekte trainiert [7]. Das Vernetzen von Schichten mit unterschiedlichen Schwerpunkten ermöglicht es, Entscheidungen und Vorhersagen für komplexe Sachverhalte zu optimieren. Daher werden neuronale Netze oft verwendet, um komplexe Muster in großen Mengen von Daten zu erkennen und zu lernen [7]. Einsatzgebiete sind vor allem Objekterkennung, Spracherkennung und allgemeine Bildklassifizierung [24].

Die **natürliche Sprachverarbeitung** ermöglicht Algorithmen, die menschliche Sprache zu verstehen bzw. Anfragen zu klassifizieren und darauf zu reagieren. Dies setzt zwei Ansätze voraus, die auf Basis maschineller Lernmethoden realisiert werden:

- **Natural Language Processing (NLP)** – Generierung natürlicher Sprache
- **Natural Language Understanding (NLU)** – Verständnis und Interpretation natürlicher Sprache

Das NLP befasst sich hauptsächlich mit der Struktur und Form von Sprache, einschließlich der Grammatik. Es geht darum, Regeln und Prinzipien zu fassen, wie Sätze in einer bestimmten Sprache gebildet und formuliert werden [19].

Das NLU stellt einen Teilbereich des NLP dar. NLU-Ansätze beziehen sich auf die Decodierung von natürlicher Sprache, also die maschinelle Verarbeitung des Informationsinputs, der als Text oder gesprochene Worte vorliegt. Während NLP-Ansätze oft oberflächlich arbeiten (z. B. Segmentierung von Wörtern oder grammatikalische Analysen), versuchen NLU-Ansätze die zugrunde liegenden Bedeutungen und Absichten zu verstehen [19]. Sie befassen sich daher stärker mit der Semantik (u. a. Satzzeichen) und ermöglichen es, menschliche Sprache auf eine Art und Weise zu verstehen und zu

interpretieren die über die bloße Struktur oder Syntax hinausgeht. Die Aufgabe von NLU-Ansätzen besteht z. B. darin, die Emotionen hinter einem Text zu erkennen oder die Beziehung zwischen verschiedenen Entitäten in einem Text zu verstehen [19].

Es ist aber anzumerken, dass es oft eine erhebliche Überlappung zwischen NLP- und NLU-Techniken gibt, da viele Aufgaben der natürlichen Sprachverarbeitung eine Kombination aus beidem voraussetzen. Zum Beispiel erfordert ein virtueller Agent ein umfangreiches Sprachmodell (Large Language Model), das sowohl ein Verständnis der Grammatik und Satzstruktur (Syntax – NLP) als auch die Bedeutung und Interpretation von Wörtern und Sätzen (Semantik – NLU) ermöglicht [19].

Unter **Computer Vision** auch als Natural-Image-Processing bezeichnet, versteht man die Verarbeitung von Signalen, die Bilder repräsentieren. Diese Technologie zielt darauf ab, dem Computer das „Sehen“ nach menschlichem Vorbild zu ermöglichen bzw. die Fähigkeit zu geben, Standbilder (Fotos) und Bewegtbilder (Videos) zu interpretieren und/oder neue Bilder zu generieren [19]. In diesem Kontext ist „Sehen“ und „Verstehen“ allerdings metaphorisch zu verstehen. ML oder DL kann nur dann auf grafischen Elementen angewendet werden, wenn Bilder als Daten (Pixel & Farbcodes) vorliegen [13]. Nur so kann ein Algorithmus aus Reihen von Datenpunkten die Informationen verarbeiten. Methoden, die hier zum Einsatz kommen, haben meist das Ziel, Inhalte zu klassifizieren, zu segmentieren und auf Wesentliches zu reduzieren. Daher wird überwiegend das Deep Learning angewendet und für folgende Problemstellungen in Produktion, Logistik, Gesundheit, Bildung und Verkehr angewendet [13, 14, 26]:

- Objekterkennung und -klassifikation (inkl. Szenen- und Kontextverständnis)
- Objektsegmentierung
- Erkennung von Gesichtsmerkmalen und -ausdrücken
- Bewegungserkennung und -verfolgung
- 3D-Rekonstruktion aus 2D-Vorlagen

2.3 KI-Lernansätze

Lernansätze im Kontext der KI beziehen sich auf verschiedene Methoden der Stochastik und Statistik, die es Maschinen ermöglichen, Daten zu verarbeiten, aus diesen zu lernen und darauf basierend definierte Aufgaben zu erledigen oder Probleme zu lösen [7]. Mittels dieser methodischen Werkzeuge können Daten auf unterschiedliche Arten betrachtet, analysiert und ausgewertet werden. In der Fachliteratur lassen sich hierzu diverse Ansätze finden. Übergeordnet lassen sich drei klassische Lernansätze identifizieren, wie Daten im Kontext des maschinellen Lernens verarbeitet werden. Diese lassen sich abhängig vom Anforderungsbereich des Systems auch kombinieren und mittels verschiedener Datenanalyseverfahren realisieren [7, 10].

Das **überwachte Lernen** beschreibt, wie ein Algorithmus mittels gekennzeichneter Trainingsdaten trainiert wird. Gekennzeichnet meint dabei, dass der Algorithmus aus Datenpaaren lernt, die sich aus In- und Output zusammensetzen. Der Algorithmus lernt also aus den vom Menschen vorgegebenen Zuweisungen von bspw. Merkmalen (Input) zu Inhalten (Output) [7, 10, 19].

Der Mensch nimmt bei dieser Methode eine zentrale Position als Entscheidungsträger bzw. als Gesetzgeber von Zusammenhängen ein. Ein Beispiel für überwachtes Lernen ist die Klassifizierung von Bildern (z. B. Hunde vs. Katzen) [7, 10, 19].

Im Gegensatz zum überwachten Lernen suchen Algorithmen beim **unüberwachten Lernen** ohne menschliches Zutun nach Strukturen und Mustern in Daten. Bei derartigen Ansätzen werden Modelle also ohne vorgegebene Lösungen trainiert [7, 10, 19]. Im Gegensatz zum überwachten Lernen können so komplexe Datenstrukturen erkundet und neue Erkenntnisse gewonnen werden, die nicht auf vordefinierte Kategorien (Labels) basieren. Solche Modelle nutzen Strukturen oder erkennbare Muster in Daten, um ähnliche oder zusammengehörige Daten zu gruppieren. Ein Beispiel für diese Anwendung ist die Segmentierung von Kunden auf Grundlage von Einkaufsverhalten und Interessen [7, 10, 19].

Bei Ansätzen des **bestärkenden Lernens** lernt ein Modell eigenständig durch seine direkten Interaktionen und Erfahrungen mit der Umwelt. Dabei wird das Modell nicht mit vorgegebenen Antworten oder Daten trainiert, sondern muss selbstständig aus „Feedback“ (Belohnung/Reward) lernen, wie sinnvoll die Aktion für die jeweilige Situation war. Das „Feedback“ wird über gewisse Werte definiert. Bei solchen Methoden lernen die Modelle durch das Feedback ihrer eigenen Handlungen, die sie auf der Grundlage des aktuellen Zustands ihrer Umgebung durchführen. Der Lerneffekt entsteht durch die im Feedback ausgedrückten Werte, auf welche die Entscheidungsfindung entsprechend angepasst wird [7, 10, 19]. Ziel des bestärkenden Lernens besteht darin, dass ein Modell eine optimale Strategie findet, um den höchstmöglichen Wert, der erwartet werden kann (z. B. 100%) zu erreichen. Ein klassisches Beispiel für verstärkendes Lernen ist das Trainieren eines Chatbots, der Nutzerfeedback für qualitativ hochwertige Antworten erhält und dadurch optimiert wird, um präzisere Antworten auf Anfragen zu liefern [7, 10, 19].

2.4 KI-Anwendungsfälle

Die folgenden Anwendungsfälle geben einen Überblick, wie KI zielführend und nutzbringend implementiert wird. Alle zahlenbasierten, sprachbasierten und visuellen Anforderungen an solche Systeme können mittels der dargestellten Technologien und Lernansätze realisiert und bewältigt werden.

Autonomes Fahren

Autonomes Fahren bezieht sich auf die Fähigkeit von Fahrzeugen ohne menschliches Eingreifen, autonom navigieren und fahren zu können. Verschiedene Ansätze der Künstlichen

Intelligenz (= Modelle & Algorithmen) spielen hierfür eine wichtige Rolle. Unterschiedliche Modelle werten verschiedene Daten in Echtzeit aus, darunter u. a. Straßenverlauf, Verkehrshinweise und die Bewegungen anderer Verkehrsteilnehmer [28]. Streng genommen stellt das autonome Fahren somit eine Fusionierung verschiedener („klassischer“) Use Cases dar. Damit ein Fahrzeugsystem autonom agieren kann, muss es verschiedene Prozesse bearbeiten können [16, 28, 33].

- **Pfadplanung** – als Basis der Navigation von A nach B
- **Condition Monitoring** – für die Überwachung des Fahrzeugsystems und der Fahrzeugumgebung
- **Predictive Maintenance** – für die Meldung zukünftiger Probleme im Fahrzeugsystem
- **VirtuellerAgent** – als Benutzerschnittstelle zwischen Nutzer und Fahrzeugsystem

Das System muss vor allem lernen, wie es Daten der Umgebung interpretieren kann. Dieser Herausforderung wird vor allem mit Methoden des Computer Vision begegnet, um so die Umwelt für das System greifbar und bewertbar zu machen. Mittels verschiedener Arten von Sensoren, Algorithmen und Modellen klassifiziert ein System die Umgebung, um sie anschließend zu analysieren und darauf basierend Entscheidungen zu treffen. Hierzu müssen autonome Fahrsysteme aus umfassenden Datensätzen lernen und mittels iterativer Tests die Fähigkeit entwickeln, sich im Straßenverkehr zu orientieren, zu navigieren und bei unvorhergesehenen Ereignissen wie z. B. dem abrupten Abbremsen, angemessen zu reagieren [18, 28]. Autonomes Fahren stellt eine Technologie dar, die diverse Einsatzmöglichkeiten in Personen- und Gütertransport, Landwirtschaft, Militär etc. bietet. Wie umfangreich ein Training für ein autonom agierendes Fahrzeug sein muss, ist letztlich abhängig vom Einsatzgebiet. Beispielsweise muss ein autonomes Fahrzeugsystem in kontrollierten Produktions- oder Lagerhallen weniger Anforderungen gerecht werden als in der natürlichen Umwelt [28]. Die miteinhergehenden Chancen und Risiken sind ebenfalls abhängig vom spezifischen Anwendungsfall (Tab. 2.1):

Tab. 2.1 Chancen und Risiken des autonomen Fahrens (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Erhöhte Sicherheit	Cybersicherheit und Datenschutz
Reduzierung von Unfällen	Arbeitsplatzverlust
Erhöhung der Effizienz in Verkehrsströmen	Soziale und ethische Fragen
Verbesserung der Mobilität (u. a. ÖPNV)	Kosten und Zugänglichkeit
Ressourceneffizientere Mobilität	
Diverse Anwendungsfälle	

Chatbot

Ein **Chatbot** ist ein sprachbasiertes Dialogsystem, mit dem ein Benutzer per Texteingabe oder verbal kommunizieren kann. Sie werden häufig auch als virtuelle Agenten bzw. Assistenten oder Sprachassistenten bezeichnet [41].

Ein solches System ist fähig, mit dem Menschen in Dialog zu treten (Chat) und gewisse Aufgaben autonom zu erledigen (Bot bzw. RPA-System) und damit eine menschenähnliche Interaktion durch Text oder Sprache zu ermöglichen. Die Interaktion kann jeweils über verschiedene Schnittstellen wie z. B. über Messenger-Apps, Webseiten oder Sprachinterfaces erfolgen [41].

Streng genommen unterscheidet man bei virtuellen Agenten zwischen gewöhnlichen Chatbots und virtuellen Assistenten. Ein Chatbot muss im Gegensatz zu einem virtuellen Assistenten nicht zwangsläufig einen funktionalen Wert für den Nutzer aufweisen, sondern kann zum Beispiel auch nur einen Gesprächspartner in einem sozialen Kontext simulieren. Dementsprechend können die Funktionalitäten eines virtuellen Agenten stark variieren und von einfachen Aufgaben, wie das Beantworten von häufig gestellten Fragen oder das Buchen von Terminen bis zu komplexen Aufgaben wie das Bereitstellen von personalisierten Empfehlungen auf der Grundlage von Benutzerinteraktionen reichen [41, 42], (Abb. 2.3):

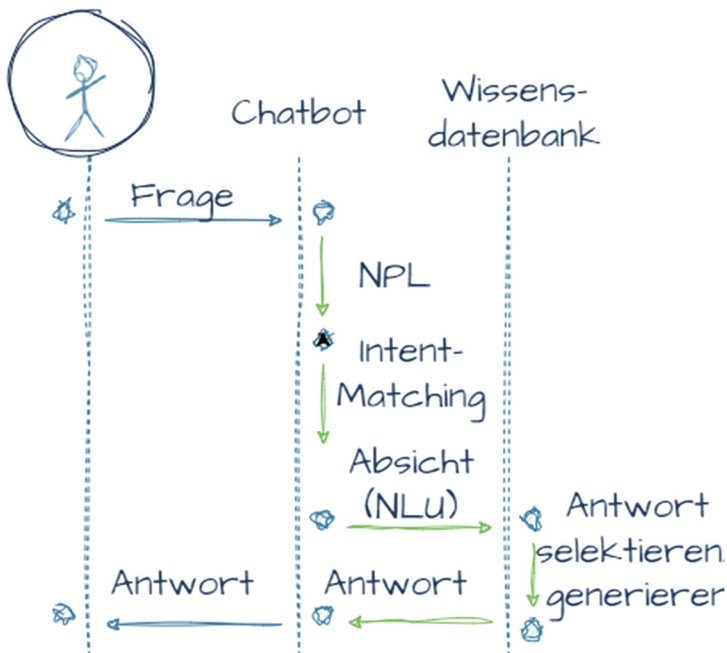


Abb. 2.3 Chatbot [41] (Quelle: Eigene Darstellung nach [41])

Prinzipiell ermöglicht ein virtueller Agent – unabhängig von Einsatzszenarien – eine parallele Bearbeitung von Nutzeranfragen in Echtzeit und ohne Wartezeiten. Daher finden sie häufig Anwendung im internen (z. B. IT-) oder externen (z. B. Kunden-) Support [12]. Es lassen sich u. a. folgende Chancen und Risiken identifizieren, (Tab. 2.2):

Condition Monitoring (CM)

Beim **Condition Monitoring (CM)** handelt sich um die Überwachung und Bewertung von Systemen und Betriebszuständen. Allgemein ist es bei der Gestaltung, Überwachung, Steuerung und Bewertung von Systemparametern in verschiedenen Systemen und Prozessen technischer Anwendungen hilfreich. Durch entsprechende Sensorik können verschiedene Daten z. B. in Bezug auf Vibration, Temperatur, Spannung oder auch Akustik gemessen werden und als Input für entsprechende Analysen herangezogen werden [21, 35, 45], (Abb. 2.4):

Häufig wird im Kontext der Instandhaltung von Maschinen neben dem Condition Monitoring die intelligente Instandhaltung (Predictive Maintenance) als zusätzliche Maßnahme bzw. als gezieltes Smart Analytics System implementiert. Im Rahmen der Überwachung und Dokumentation können die gesammelten Daten analysiert werden, um Anomalien bzw. Abweichungen von Betriebszuständen zu erkennen und negative Auswirkungen oder potenzielle Ausfälle vorherzusagen [21]. Unternehmen können so die Verfügbarkeit und Zuverlässigkeit ihrer Technologien verbessern und ungeplante Stillstände reduzieren und so Zeit und Kosten im Unternehmen einsparen [45], (Tab. 2.3):

Dokumentenanalyse

Die **Dokumentenanalyse** umfasst das automatisierte Verarbeiten verschiedener Arten von Dokumenten (Belege, Rechnungen, Lieferscheine, Materialzeugnisse, Verträge, Manuskripte etc.) mithilfe von KI-Systemen. So können Dokumente gesichert, erfasst, verarbeitet und analysiert werden, sodass ein Mensch bei der sachbearbeitenden Tätigkeit unterstützt werden kann [8].

Intelligente Dokumentenanalyse wird vor allem zur Komplexitätsreduktion und Effizienzsteigerung eingesetzt. Zum einen geht es darum, den Zeitaufwand für die manuelle Verarbeitung zu reduzieren und zum anderen die Zugänglichkeit und Verständlichkeit von

Tab. 2.2 Chancen und Risiken von Chatbots (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Anfragen können in Echtzeit und ohne Wartezeit bearbeitet werden (24/7 Verfügbarkeit)	Limitiertes Vokabular/Sprachverständnis
Konsistente Informationswiedergabe	Wartung und Weiterentwicklung
Entlastung von Mitarbeitern	Datenschutz
Kosteneinsparungen	Abhängigkeit durch Technologie und Anbieter

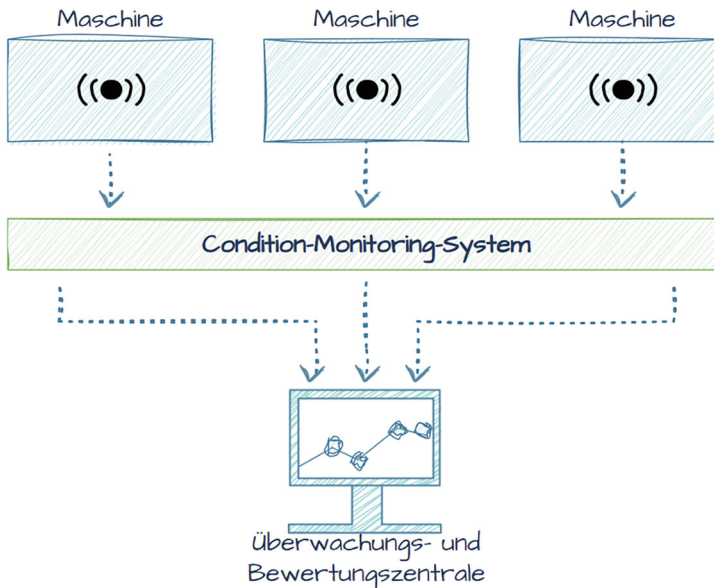


Abb. 2.4 Condition Monitoring (Quelle: Eigene Darstellung)

Tab. 2.3 Chancen und Risiken von Condition Monitoring (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Überwachung von Zuständen	Komplexität bei Entwicklung und Implementierung (Zeit- & Ressourcen-intensiv)
Wartungsarbeiten können effizienter gestaltet werden	Hohe Anfangsinvestitionen
Automatisierte Überwachung	Identifizierung einflussnehmender Faktoren/ Variablen
Mitarbeiterentlastung	Nachrüstung alter Anlagen mglw. problematisch
Verbesserte Betriebssicherheit	Abhängigkeit von Technologie
Frühzeitige Fehlererkennung	

Informationen zu verbessern [1]. Aufgrund des starken Wachstums digitaler Daten ist es oft schwierig, relevante Informationen aus der Masse an verfügbaren Dokumenten zu extrahieren. Je nachdem für welchen Anforderungsbereich die Dokumentenanalyse eingesetzt wird, kann sie auch die Entscheidungsfindung unterstützen, indem in großen Datenmengen Muster und Trends identifiziert werden. Dabei können auch verschiedene Dokumente (z. B. verbale oder schriftliche Manuskripte) zusammengeführt und übergreifend analysiert werden [8].

Tab. 2.4 Chancen und Risiken der Dokumentenanalyse (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Effizienzsteigerung	Je nach Anwendungsfall limitierte Dokumentenbearbeitung möglich
Erweiterte Analysen und Mustererkennung in großen Datenmengen	Mglw. Digitalisierung physischer Dokumente notwendig
Geringer Fehlerquote in der Bearbeitung	Je nach Anwendungs- und Anforderungsbereich Fehlinterpretationen der Dokumente möglich
Entscheidungsunterstützung	

Eine Dokumentenanalyse kann über verschiedenen Methoden und Techniken realisiert werden. Je nach Einsatzszenario fällt der Anforderungsbereich an solche Systeme unterschiedlich aus. Im Allgemeinen kann man sagen, dass vor allem die natürliche Sprachverarbeitung in diesem Kontext als Schlüsseltechnologie anzusehen ist [19]. Diese Methodik ermöglicht es dem System, grammatische Strukturen zu analysieren und Entitäten und deren Beziehungen zueinander zu erkennen. Mit anderen Worten ermöglicht es der KI, den Inhalt und Kontext von Dokumenten zu „verstehen“. Aufbauend auf dieser Grundlage können weitere Smart Analytics implementiert werden, die wiederum Chancen und Risiken mit sich bringen [8], (Tab. 2.4):

Gebäudemodellierung

Die KI-basierte **Gebäudemodellierung** (eng: Building Information Modeling (BIM)) ist ein innovativer Ansatz, um die Planung, den Bau und den Betrieb von Gebäuden zu unterstützen, zu optimieren und zu automatisieren [44]. Traditionell sind die entsprechenden Prozesse in der Baubranche oft zeitaufwendig und erfordern einen hohen Grad an Fachwissen. Darüber hinaus können menschliche Fehler und Unstimmigkeiten zu kostspieligen Mängeln und Verzögerungen führen. Weiterhin bestehen Herausforderungen in der Konstruktion nachhaltiger und energieeffizienter Gebäude [42].

Diese Aufwände können mittels KI-basierter Unterstützung reduziert und stellenweise sogar eliminiert werden, indem sie in verschiedenen Phasen (Konzept-, Design-, Konstruktionsphase) des Bauprozesses zum Einsatz kommen. Der nutzenbringende Effekt entsteht vor allem durch die Verwendung und Verknüpfung verschiedener Datenquellen (CAD-Dateien, BIM-Modelle, geografische Informationen, Umweltdaten), umso genauere Simulationen durchführen zu können [42, 44].

Letztlich kann derartige Software vielseitig eingesetzt werden und stellt abhängig vom Anwendungsfall auch eine Fusionierung verschiedener Use Cases dar [42]. So kann die KI bspw. auch nach Fertigstellung über den Gebäudezustand informieren (siehe Condition Monitoring) oder durch das Gebäude unterstützend navigieren (siehe Pfadplanung). Für den Use Case lassen sich u. a. folgende Chancen und Risiken identifizieren (Tab. 2.5):

Tab. 2.5 Chancen und Risiken der Gebäudedatenmodellierung (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Verbesserte Energieeffizienz	Datenschutz
Effizienzsteigerung im Konstruktionsprozess	Abhängigkeit durch Technologie
Kostenreduktion	Arbeitsmarktveränderung
	Zuverlässigkeit

Maschinelle Übersetzungssysteme

Maschinelle Übersetzungssysteme stellen einen Teilbereich der Dokumentenanalyse dar. Der Unterschied besteht darin, dass sie nicht darauf ausgelegt sind, prozessbezogene Informationen oder Erkenntnisse zu extrahieren und ggf. Aufgaben auszuführen. Die Aufgabenanforderung liegt ausschließlich in der Übersetzung von Texten in andere Sprachen [38].

Die Herausforderungen im maschinellen Übersetzen liegen in der Fähigkeit, Sprache zu verstehen und zu reproduzieren, die voller Nuancen, Idiome, Redewendungen und Kontextabhängigkeiten ist [9]. Sprache ist sehr komplex und geht über das einfache „Wörterbuch-Übersetzen“ hinaus. Die Komplexität im Verständnis liegt zum einen an der sehr schnellen Wandlung von Umgangssprache, weshalb die Bedeutung einzelner Wörter oder Phrasen möglicherweise nicht bekannt ist. Zum anderen müssen in der Zielsprache oft kreative Lösungen für eine passende Entsprechung der Ausgangssprache gefunden werden, um die vielschichtige Bedeutung und die transportierten Informationen abzubilden. Der Fokus liegt daher darauf, die semantische Bedeutung des Originaltextes beizubehalten und diese in einer anderen Sprache korrekt darzustellen [9, 20, 38].

Häufig ist das maschinelle Übersetzen daher ein Bestandteil oder die Voraussetzung für ein Dokumentenanalyzesystem. Sie werden u. a. aber auch für technische Dokumentationen (wie z. B. Bedienungsanleitungen), Kunden-Support und Echtzeit-Übersetzung in Konferenztools benötigt. Eines der aber wohl bekanntesten und öffentlich zugänglichen Übersetzungssysteme ist „DeepL“ [17, 38]. Folgende Chancen und Risiken ergeben sich im Rahmen des Anwendungsfalls (Tab. 2.6):

Tab. 2.6 Chancen und Risiken von maschinellen Übersetzungssystemen (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Erhöhte Effizienz und Zugänglichkeit	Übersetzungen können fehlerhaft sein
Ggf. Lerneffekte	Verlust persönlicher Kommunikation
Interkulturelle Kommunikation	Übermäßige Abhängigkeit

Tab. 2.7 Chancen und Risiken der Pfadplanung (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Effizienzsteigerung	Abhängigkeit von genauen Daten
Verbesserte Sicherheit	Systemausfälle
Flexibilität und Anpassungsfähigkeit	Datenschutz und Cybersicherheit

Routenoptimierung

Das Verfahren der **Routenoptimierung** dient zur Ermittlung und Verbesserung der Effizienz und Effektivität von Transportwegen. Es wird unter Betrachtung der Fläche und möglicher Wege die kürzeste oder schnellste Route zwischen verschiedenen Anlaufpunkten berechnet. Verschiedene Faktoren wie Entfernungen, Verkehrsbedingungen, Zeit, Stopps und Ressourcenverfügbarkeit können dabei berücksichtigt werden. So kann beispielsweise die Lieferung von Paketen an mehrere Standorte erfolgen, die Planung von Bus- oder Zugrouten sowie die Navigation von autonomen Fahrzeugen [15, 27].

Die Herausforderung bei der Routenoptimierung besteht darin, die effizienteste Route unter Berücksichtigung verschiedener Faktoren zu finden. Diese Faktoren können je nach Art der Nutzung und des Zwecks variieren. Neben Anzahl der Ziele, die Entfernung zwischen den Zielen und den Verkehrsbedingungen, können auch Fahrzeugkapazitäten und Kundenanforderungen eine Rolle spielen. In der Praxis kann das Problem der Routenoptimierung sehr komplex werden, insbesondere dann, wenn viele Ziele und viele Fahrzeuge beteiligt sind. Es ist nicht unwahrscheinlich, keine effiziente Lösung zu finden, die für alle Szenarien optimal ist.

Nichtsdestotrotz werden mittels KI-basierter Routenoptimierung deutliche Effizienzsteigerungen erzielt. Daher findet sie Anwendung in einer Vielzahl von Branchen und Kontexten, wie z. B. Logistik, Schifffahrt, Luft- und Raumfahrt, öffentlicher Verkehr, Lieferdienste, Flottenmanagement [15, 27]. Auch bei diesem Use Case lassen sich Chancen und Risiken identifizieren (Tab. 2.7):

Predictive Maintenance

Predictive Maintenance bezeichnet die vorausschauende Wartung in der Instandhaltung. Es zielt darauf ab, die Notwendigkeit von Wartungsarbeiten vorherzusagen, bevor tatsächlich eine Fehlfunktion oder ein Ausfall eintritt. Es kann daher bei Maschinen jeglicher Art Anwendung finden, um Ausfällen, Schäden und hohen Kosten vorzubeugen [30].

Voraussetzung hierfür ist allerdings eine Art der Zustandsüberwachung (Condition Monitoring), welches mittels verschiedener Sensoren (Internet of Things), wie z. B. Akustik- und Vibrationssensoren sowie Video- oder Thermalkameras die Zustände einer Maschine und ihrer Komponenten bzw. zugrunde liegende Prozesse erfassen kann. Mittels eines KI-basierten Modells, welches auf historischen Daten trainiert wird, können so die erfassten Echtzeit-Sensordaten analysiert und Zustände der Maschine und ihrer Komponenten bewertet werden [2].

Tab. 2.8 Chancen und Risiken der Predictive Maintenance (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Reduzierung von Ausfallzeiten	Hohe Anfangsinvestitionen
Kosteneinsparungen	Datenschutz und Cybersicherheit
Verlängerung der Lebensdauer von Maschinen/Anlagen	Fehlinterpretationen von Daten
Umweltvorteile	Abhängigkeit von Technologie
Verbesserte Sicherheit	

Dieser Use Case wird zunehmend in verschiedenen Bereichen eingesetzt, u. a. autonomes Fahren, Industriemaschinen, Energieerzeugung, Gebäudemanagement, Landwirtschaft [3, 29, 36, 30]. Er birgt ebenfalls unterschiedliche Chancen und Risiken (Tab. 2.8):

Robotic Process Automation (RPA)

RPA ist ein fortschrittliches Konzept der Geschäftsprozessautomatisierung, das auf künstlicher Intelligenz basiert. Es ermöglicht die Automatisierung von Aufgaben durch Softwarekomponenten, die mit Benutzeroberflächen – ähnlich wie Menschen – interagieren. RPA zielt darauf ab, Effizienz zu steigern und Kosten zu senken, indem wiederholbare Aufgaben automatisiert werden. Dies führt zu Produktivitätssteigerungen, Verbesserungen der Dienstleistungsqualität und einer Reduzierung von Fehlern [43].

RPA-Systeme werden häufig auch als Bots bezeichnet, die mit unterschiedlichen Fähigkeiten in verschiedenen Bereichen zum Einsatz kommen. Die Fülle der mittlerweile existierenden Bots ist groß und lässt sich abhängig der Funktion, Methodik sowie technischer Hintergründe und Aufgabenbereiche klassifizieren und voneinander abgrenzen [23].

Ein Beispiel für die Verwendung von RPA-Systemen ist die Logistik oder öffentliche Verwaltung, insbesondere bei der Verarbeitung von Dokumenten. Durch die Integration von RPA-Systemen können Backoffice-Operationen sowie Kunden- und Mitarbeiterinteraktionen verbessert werden [40]. Für den Use Case lassen sich u. a. folgende Chancen und Risiken identifizieren (Tab. 2.9):

Tab. 2.9 Chancen und Risiken von RPA-Systemen (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Effizienzsteigerung	Datenschutz
Entdeckung von Mustern und Trends	Qualität und Verzerrung der Datenanalyse
Unterstützung bei Entscheidungsfindung	Hohe Anfangsinvestitionen

Virtual und Augmented Reality

Unter Virtual und Augmented Reality ist eine computerunterstützte Wahrnehmung bzw. Darstellung einer virtuellen Welt oder die Überlagerung der real-physischen Welt um virtuelle Aspekte zu verstehen [39]. Augmented-Reality kann übersetzt werden mit „erweiterte Realität“ oder „angereicherte Realität“ [25]. Der Unterschied zu Virtual Reality ist, dass keine neue (virtuelle) Realität erschaffen wird, sondern die vorhandene physische Umwelt mit 3D-Elementen (Projektionen) immersiv erweitert wird [39].

Mittels eines Mediums (z. B. VR-Brille, Bildschirm, etc.) kann die reale Umgebung mit virtuellen Informationen überlagert werden. Jedes neue Gerät, welches über Kamera, Mikrofon und Sensoren verfügt, kann theoretisch Augmented Reality abbilden und so in Echtzeit digitale Objekte in die reale Umgebung integrieren [22].

Die Anwendungszwecke sind vielfältig und reichen von der Information über die unmittelbare Umgebung, über eine ins Sichtfeld eingeblendete Navigation bis hin zu abgebildeten Spielen oder auch Werbung. Ein klassisches Anwendungsbeispiel findet sich bei Möbelhäusern, welche die Möglichkeit bieten, an einem Tablet die neue Couch virtuell bereits vorab in das eigene Wohnzimmer zu integrieren, um so die Produktauswahl zu unterstützen. Ebenfalls lässt sich diese Technologie aber auch im produzierenden Sektor für die Überwachung und Wartung von Maschinen realisieren. So können beispielsweise bei Wartungsarbeiten die physischen Maschinen um digitale Maschinenzustände erweitert werden [22]. Die Chancen und Risiken variieren hier in Abhängigkeit des Anwendungsfalls (Tab. 2.10):

Wissensbasierte Expertensysteme

Wissensbasierte Expertensysteme sind Computerprogramme, die Wissen über einen definierten Aufgabenbereich ansammeln und speichern. Aus dem generierten Wissen kann das System Schlussfolgerungen ziehen, um zu konkreten Problemstellungen Lösungen anzubieten. Solche Systeme können unterschiedlichen Nutzen mit sich bringen und können, je nach Anwendungsfall, unterschieden werden in u. a. Beratungssysteme, Konfigurationssysteme, Planungssysteme und Diagnosesysteme [19, 32].

Durch Expertensysteme kann u. a. Wissen dokumentiert werden, das andernfalls beim Ausscheiden von Mitarbeitenden verloren ginge. Zusätzlich können diese Systeme

Tab. 2.10 Chancen und Risiken der Virtual & Augmented Reality (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Umfassende Gestaltung von Nutzer und Lernerfahrung möglich	Plötzlicher Abbruch des Informationsstroms (Denail-of-Service)
Planungsunterstützung/-sicherheit durch virtuelle Gestaltung	Informationsflut kann zu Überforderung und Ablenkung führen
Simulationen zur Unterstützung im Risikomanagement zur Fehler- oder Gefahrenvermeidung	Arbeitsplatzveränderung

Tab. 2.11 Chancen und Risiken von wissensbasierten Expertensystemen (Quelle: Eigene Darstellung)

Chancen	Risiken
Konservierung von Expertenwissen im Unternehmen	Wissen ist auf eine spezialisierte Informationsbasis ohne strukturelles Wissen über die Welt beschränkt
Unterstützung und ggfls. verbesserte Entscheidungsfindung	Fehlende Flexibilität und mögliche Schwierigkeiten mit unerwarteten oder unbekanntem Situationen umzugehen
Verfügbare Expertise (24/7)	Implementierung und Wartung kann teuer sein
Konsistente Wissenswiedergabe	Vertrauen in das System
Können zielführend in Ausbildung und Training sein	Verlust menschlicher Fähigkeiten

Inkonsistenzen in der Entscheidungsfindung bei komplexen Anwendungsfällen vermeiden [5].

Wissensbasierte Expertensysteme können sowohl regelbasiert als auch als maschinelle Lernmethoden implementiert werden [32]. Grundlegend besteht ein Expertensystem aus folgenden Komponenten [19]:

- **Wissensbasis** – enthält das domänenspezifische Wissen
- **Inferenzmaschine** – welche die Regeln aus der Wissensbasis anwendet, um Schlussfolgerungen zu ziehen
- **Wissenserwerbskomponente** – ermöglicht es die Wissensbasis, um neues Wissen zu erweitern
- **Erklärungskomponente** – zur Schlussfolgerung und Vollziehbarkeit der Lösung
- **Benutzerschnittstelle** – ermöglicht Interaktion mit dem System

In einigen Bereichen werden Expertensysteme häufig mit einem virtuellen Agenten als Benutzerschnittstelle implementiert. Es lassen sich u. a. folgende Chancen und Risiken identifizieren (Tab. 2.11):

2.5 Fazit und Ausblick

Die dargestellten Use Cases geben einen kleinen Einblick in die Vielfalt von Ansätzen und Methoden im Kontext der künstlichen Intelligenz und verdeutlichen die umfassenden Möglichkeiten eines KI-Einsatzes im industriellen Kontext wider. Die Bandbreite

zeigt sich von regelbasierten Systemen, die durch ihre Transparenz und Nachvollziehbarkeit überzeugen, über maschinelles Lernen, das durch selbstständiges Lernen aus Daten beeindruckt, bis hin zu neuronalen Netzen bzw. Deep Learning, welche komplexe Muster erkennen und interpretieren können. Diese Technologien haben bereits in zahlreichen Anwendungsbereichen der medizinischen Diagnostik, über die Automatisierung von Prozessen, bis hin zur Verbesserung der Benutzerinteraktionen signifikante Erfolge erzielt und Optimierungspotential bewiesen.

Jedoch gibt es auch Herausforderungen und Risiken, die mit dem Einsatz von KI an verschiedenen Punkten der Implementierung und Nutzung einhergehen. Dazu zählen u. a. Fragen des Datenschutzes, die Notwendigkeit hoher Anfangsinvestitionen, die allgemeine Komplexität der Implementierung und die ethischen Implikationen, die durch den zunehmenden Einsatz von KI aufgeworfen werden. Trotz dieser Herausforderungen bietet KI aber enorme Potenziale für Effizienzsteigerungen, Kostensenkungen und die Schaffung neuer effektiver Möglichkeiten in verschiedenen Anwendungsbereichen.

Insgesamt zeigt sich, dass verschiedene KI-Technologien großes Potenzial haben, diverse Anwendungsbereiche und die hieraus resultierenden spezifischen Use Cases zu optimieren. Es gilt, die Chancen zu nutzen und gleichzeitig die Risiken und Herausforderungen verantwortungsvoll zu managen, sodass gesellschaftliche Herausforderungen effektiv bewältigt, die wirtschaftliche Wettbewerbsfähigkeit effizient gesteigert und der Alltag der Akteure verbessert werden kann. Nur durch ein ausgewogenes Vorgehen, das sowohl die technischen Möglichkeiten als auch sozial-gesellschaftliche Aspekte berücksichtigt, kann KI ihr volles Potenzial entfalten und einen nachhaltigen positiven Einfluss auf die zukünftige Entwicklung haben.

Literatur

1. Barenkamp, M., Rebstadt, J., Thomas, O. (2020): Applications of AI in classical software engineering, *AI Perspect* 2, 1, <https://doi.org/10.1186/s42467-020-00005-4>.
2. Benjamin A., Maasland, M., Henrike, S. (2023): BMBF-Projekt: Smartes Überwachen und Steuern von Prozessen mittels Edge-Computing, Projekt EMILIE: Embedding Machine Intelligence Logic and IT Security into Edge Devices, Fraunhofer-Institut für Techno- und Wirtschaftsmathematik ITWM, <https://www.itwm.fraunhofer.de/de/Anwendungsfelder/predictive-maintenance/EMILIE.html>.
3. Bruhn, M., Hadwich, K. (2021): Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement – Anwendungen, Einsatzbereiche und Herangehensweisen, in: Bruhn M., Hadwich K. (eds) *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement*, Springer Gabler, Wiesbaden, https://doi.org/10.1007/978-3-658-34324-8_1.
4. Buxmann, P., & Schmidt, H. (2019): Grundlagen der künstlichen Intelligenz und des maschinellen Lernens. In *künstlicher Intelligenz* (pp. 3–19). Springer Gabler, Berlin, Heidelberg.
5. BMWK (2020): Peerox GmbH – Interview mit Andre Schulte, EXIST-Forschungstransfer, <https://www.exist.de/EXIST/Redaktion/DE/Erfolge/peerox-gmbh.html> (2020).

6. Chaudhuri, K., Pfenning, F., Price, G. (2008): A Logical Characterization of Forward and Backward Chaining in the Inverse Method, *J Autom Reasoning* 40, 133–177, <https://doi.org/10.1007/s10817-007-9091-0>.
7. Chollet, F. (2018): *Deep Learning mit Python und Keras: Das Praxis-Handbuch vom Entwickler der Keras-Bibliothek*, MITP-Verlags GmbH & Co. KG, ISBN: 3958458408.
8. Cui, L., Xu, Y., Lv, T., Wei, F. (2021): Document AI: Benchmarks, Models and Applications.
9. Doherty, S. (2016): The impact of translation technologies on the process and product of translation, *International Journal of Communication*, 10, 969.
10. Ege, B. (2021): Einblick in die Welt der künstlichen Intelligenz, in: Ege, B., Paschke, A. (eds) *Semantische Datenintelligenz im Einsatz*, Springer Vieweg, Wiesbaden, https://doi.org/10.1007/978-3-658-31938-0_1.
11. Engster, F., Moore, P. (2020): The search for (artificial) intelligence, in capitalism, *Capital & Class*, 44, 030981682090205, <https://doi.org/10.1177/0309816820902055>.
12. Fiore, D., Thiel, C., Baldauf, M., Potenziale von Chatbots für den innerbetrieblichen IT-Support, *HMD* 57, 77–88, <https://doi.org/10.1365/s40702-019-00578-7> (2020).
13. Gharbi, M., Chaurasia, G., Paris, S., Durand, F. (2016): Deep joint demosaicking and denoising, *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 35, 1 – 12.
14. IBM (2023): Was ist Computer Vision?, <https://www.ibm.com/de-de/topics/computer-vision>.
15. ISARSOFT, AI im Verkehrsmanagement, Blog-Artikel, <https://de.isarsoft.com/article/ai-in-traffic-management> (2023).
16. Ji, J., Khajepour, A., Melek, W.W., Huang, Y. (2016): Path Planning and Tracking for Vehicle Collision Avoidance Based on Model Predictive Control With Multiconstraints, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 66, 1–1, <https://doi.org/10.1109/TVT.2016.2555853>.
17. Jimeno-Yepes, A., Névéol, A., Neves, M., Verspoor, K., Bojar, O., Boyer, A., Grozea, C., Hadrow, B., Kittner, M., Lichtblau, Y., Pecina, P., Roller, R., Rosa, R., Siu, A., Thomas, P., Trescher, S. (2017): Findings of the WMT 2017 Biomedical Translation Shared Task, 234–247, <https://doi.org/10.18653/v1/W17-4719>.
18. Khnissi, K., Seddik, H., Jabeur, C. (2022): Implementation of a Compact Traffic Signs Recognition System Using a New Squeezed YOLO, *International Journal of Intelligent Transportation Systems Research*, 20, <https://doi.org/10.1007/s13177-022-00304-6>.
19. Kreutzer, T. R., Sirrenberg, M. (2019): *Künstliche Intelligenz verstehen: Grundlagen – Use-Cases – unternehmenseigene KI-Journey*, Springer Gabler, Wiesbaden, <https://doi.org/10.1007/978-3-658-25561-9>.
20. Koehn, P., Knowles, R. (2017): „Six Challenges for Neural Machine Translation“, *NMT@ACL*.
21. Kolerus, J., Becker, E. (2022): *Condition Monitoring und Instandhaltungsmanagement*, expert verlag GmbH.
22. Kühn-Kauffeldt, M., Böttcher, J. (2020): „Open Source Augmented Reality Applications for Small Manufacturing Businesses“, https://doi.org/10.1007/978-3-030-37869-1_20.
23. Lebeuf, C., Zagalsky, A., Foucault, M., Storey, M.-A. (2019): „Defining and Classifying Software Bots: A Faceted Taxonomy“, 2019 IEEE/ACM 1st International Workshop on Bots in Software Engineering (BotSE), Montreal, QC, Canada, pp. 1–6, <https://doi.org/10.1109/BotSE.2019.00008>.
24. LeCun, Yann, Bengio, Y. (2015): Hinton, Geoffrey, „Deep Learning“, *Nature*, 521, pp. 436–444, <https://doi.org/10.1038/nature14539>.
25. Linguee (2023): <https://www.linguee.de/englisch-deutsch/uebersetzung/augmented+reality.html>.
26. Mahadevkar, S. V., Khemani, B., Patil, S., Kotecha, K., Vora, D., Abraham, A., Gabralla, L. A. (2022): „A review on Machine Learning Styles in Computer Vision – Techniques and

- Future Directions“, IEEE Access, 10, pp. 107293–107329, <https://doi.org/10.1109/access.2022.3209825>.
27. Makarova, I.; Shubenkova, K.; Mavrin, V.; Gabsalikhova, L.; Sadygova, G.; Bakibayev, T. (2019): „Problems, Risks and Prospects of Ecological Safety’s Increase While Transition to Green Transport: Proceedings of 4th Conference on Sustainable Urban Mobility (CSUM2018)“, 24 – 25 May, Skiathos Island, Greece, https://doi.org/10.1007/978-3-030-02305-8_21.
 28. Maurer, M., Gerdes, J. C., Lenz, B., Winner, H. (2015): *Autonomes Fahren*, In Springer eBooks, <https://doi.org/10.1007/978-3-662-45854-9>.
 29. Murugadass, Ponramasubbu, Sheela, Latha, M., Anbazhagu, U.V.(2018): „IOT connected predictive vehicle systems“, *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7, pp. 391–393.
 30. Moll, C., Lerch, C. (2021): „KI-basierte Geschäftsmodelle im verarbeitenden Gewerbe – Anwendungspotenziale und Ausgestaltungsmöglichkeiten“, In: Bruhn, M., Hadwich, K. (eds) *Künstliche Intelligenz im Dienstleistungsmanagement*, Forum Dienstleistungsmanagement, Springer Gabler, Wiesbaden, https://doi.org/10.1007/978-3-658-34324-8_4.
 31. Nielsen, Rodney. (2018): *Introduction to Machine Learning for Digital Library Applications. JCDL ’18: Proceedings of the 18th ACM/IEEE on Joint Conference on Digital Libraries*. 421–422. <https://doi.org/10.1145/3197026.3201780>.
 32. Ompusunggu, L. D, Sensuse, D. I., Wahbi, A., Mahdalina, R. (2021): „Comparison Between Rule-Based Expert Support System and Machine Learning Expert Support System in KM“, 2021 2nd International Conference on Smart Computing and Electronic Enterprise (ICSCEE), Cameron Highlands, Malaysia, pp. 114–120, <https://doi.org/10.1109/ICSCEE50312.2021.9498112>.
 33. Park, H. -r., Jang, S. -s., Ha, Y. -g. (2020): „Real-Time Multiple Vehicle Turn Signal Detection System Based on Energy Representation“, 2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), Busan, Korea (South), pp. 448–451, <https://doi.org/10.1109/BigComp48618.2020.00-29>.
 34. Pokorni, B.; Braun, M.; Knecht, Ch. (2021): *Menschzentrierte KI-Anwendungen in der Produktion. Praxiserfahrungen und Leitfaden zu betrieblichen Einführungsstrategien*. 2021. Online verfügbar unter <https://owncloud.fraunhofer.de/index.php/s/v7h8qut8s68lVdO#pdfviewer>.
 35. Pozo, F.; Tibaduiza Burgos, D.; Seguí, Y. (202): „Sensors for Structural Health Monitoring and Condition Monitoring“, *Sensors*, 21, 1558, <https://doi.org/10.3390/s21051558>.
 36. Rastogi, V.; Srivastava, S.; Mishra, M.; Thukral, R. (2020): „Predictive Maintenance for SME in Industry 4.0“, pp. 382–390, <https://doi.org/10.1109/GloSIC50886.2020.9267844>.
 37. Robinson, B. (2001): „Book Review: Artificial Knowing: Gender and the Thinking Machine“, *Mind. Culture*, pp. 210–211, https://doi.org/10.1207/S15327884MCA0802_08.
 38. Rottler, K. (2020): „Übersetzung von Umgangssprache mit DeepL“, Christian-Albrechts-Universität zu Kiel, Sommersemester 2020.
 39. Saju, S., Babu, A.G., Kumar, A.S.; John, T., Varghese, T. (2022): „Augmented Reality VS Virtual Reality“, *international journal of engineering technology and management sciences*.
 40. Siderska, J. (2020): „Robotic Process Automation – a driver of digital transformation?“, *Engineering Management in Production and Services*, 12, <https://doi.org/10.2478/emj-2020-0009>.
 41. Stucki, T., D’Onofrio, S., Portmann, E. (2018): „Chatbot – Der digitale Helfer im Unternehmen: Praxisbeispiele der Schweizerischen Post“, *HMD*, 55, pp. 725–747, <https://doi.org/10.1365/s40702-018-0424-8>.
 42. Weber-Lewerenz, B.C.(2022): „Use Cases – Erfahrungswerte aus der Anwenderpraxis“, In: *Wertakzente im Bauwesen 4.0*, Springer Vieweg, Wiesbaden, https://doi.org/10.1007/978-3-658-38238-4_7.

43. Wewerka, J.; Reichert, M. (2021): „Robotic process automation – a systematic mapping study and classification framework“, *Enterprise Information Systems*, 17, pp. 1–38, <https://doi.org/10.1080/17517575.2021.1986862>.
44. Zakeri, SMH, Tabatabaee, S., Ismail, S., Mahdiyar, A., Wahab, MH (2023): „Developing an MCDM Model for the Benefits, Opportunities, Costs and Risks of BIM Adoption“, *Sustainability*, 15(5):4035, <https://doi.org/10.3390/su15054035>.
45. Zhao, S.; Wang, H. (2021): „Enabling Data-Driven Condition Monitoring of Power Electronic Systems With Artificial Intelligence: Concepts, Tools, and Developments“, *IEEE Power Electronics Magazine*, 8, pp. 18–27, <https://doi.org/10.1109/MPPEL.2020.3047718>.

Open Access Dieses Kapitel wird unter der Creative Commons Namensnennung 4.0 International Lizenz (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.de>) veröffentlicht, welche die Nutzung, Vervielfältigung, Bearbeitung, Verbreitung und Wiedergabe in jeglichem Medium und Format erlaubt, sofern Sie den/die ursprünglichen Autor(en) und die Quelle ordnungsgemäß nennen, einen Link zur Creative Commons Lizenz beifügen und angeben, ob Änderungen vorgenommen wurden.

Die in diesem Kapitel enthaltenen Bilder und sonstiges Drittmaterial unterliegen ebenfalls der genannten Creative Commons Lizenz, sofern sich aus der Abbildungslegende nichts anderes ergibt. Sofern das betreffende Material nicht unter der genannten Creative Commons Lizenz steht und die betreffende Handlung nicht nach gesetzlichen Vorschriften erlaubt ist, ist für die oben aufgeführten Weiterverwendungen des Materials die Einwilligung des jeweiligen Rechteinhabers einzuholen.

