



Hochschule Neu-Ulm
University of Applied Sciences

Bachelorarbeit
im Bachelorstudiengang
Wirtschaftsingenieurwesen (WIL)
an der Hochschule für angewandte Wissenschaften Neu-Ulm

Der Einsatz von künstlicher Intelligenz in der Automobilindustrie

Erstkorrektor/-in: Prof. Dr. Sonja Köppl
Zweitkorrektor/in: Prof. Dr. Marlon Füller

Verfasser/-in: Pascal, Prestele (276618)

Thema erhalten: 13.05.2025
Arbeit abgegeben: 14.09.2025

Inhaltsverzeichnis

ABKÜRZUNGSVERZEICHNIS.....	I
ABBILDUNGSVERZEICHNIS	II
1 EINLEITUNG	1
1.1 KONTEXT	1
1.2 ZIELSETZUNG.....	1
1.3 FORSCHUNGSFRAGEN	1
1.4 AUFBAU DER ARBEIT.....	1
1.5 METHODIK	2
2 GRUNDLAGEN UND BEGRIFFSABGRENZUNGEN DER KÜNSTLICHEN INTELLIGENZ.....	2
2.1 MASCHINELLES LERNEN.....	3
2.2 DEEP LEARNING.....	4
2.3 NATURAL LANGUAGE PROCESSING	6
2.4 COMPUTER VISION.....	6
2.5 GENERATIVE KÜNSTLICHE INTELLIGENZ	7
3 TREIBER VON KÜNSTLICHER INTELLIGENZ IN DER AUTOMOBILINDUSTRIE...8	8
3.1 INDUSTRIE 4.0 UND SMART FACTORY.....	9
3.2 (INDUSTRIAL) INTERNET OF THINGS	10
3.3 BIG DATA	11
3.4 WETTBEWERBS- UND INNOVATIONSDRUCK.....	12
3.5 IMPLEMENTIERUNGSGRAD VON KI.....	12
4 KI IM FAHRZEUG: AUTONOMES FAHREN ALS ANWENDUNGSFALL.....	13
4.1 HISTORISCHE ENTWICKLUNG DES AUTONOMEN FAHRENS.....	14
4.2 REIFEGRAD UND SAE-STUFEN	14
4.3 TECHNOLOGISCHE GRUNDLAGEN DES AUTONOMEN FAHRENS.....	16
4.4 RECHTLICHE RAHMENBEDINGUNGEN	18
4.5 RECHTLICHER HAFTUNGSRAHMEN FÜR AUTONOME FAHRZEUGE	19
4.6 ETHISCHE HERAUSFORDERUNGEN DES AUTONOMEN FAHRENS	20
4.7 PRAXISBEISPIEL: WAYMO UND DER EINSATZ VON KI IM AUTONOMEN FAHREN	21
5 KI IN DER AUTOMOBILEN WERTSCHÖPFUNGSKETTE.....	22
5.1 KI-GESTÜTZTE ROBOTIK IN DER FERTIGUNG	23
5.2 KI-GESTÜTZTE QUALITÄTSKONTROLLE IN DER AUTOMOBILPRODUKTION	24
5.3 PREDICTIVE MAINTENANCE	25

5.4	TRANSPARENZ IN LIEFERKETTEN	27
5.5	KI-GESTÜTZTE BESTANDSOPTIMIERUNG IN DER AUTOMOBILLOGISTIK	28
5.6	KI-GESTÜTZTE OPTIMIERUNG DER LIEFERKETTE	29
5.7	KI IM KUNDENSERVICE.....	30
5.8	KI IM MARKETING UND VERTRIEB	30
6	GENERATIVE KI IN DER AUTOMOBILINDUSTRIE.....	31
6.1	GENERATIVE KI IN DER HOMOLOGATION	32
6.2	GENERATIVE KI IM FAHRZEUGDESIGN	32
6.3	GENERATIVE KI FÜR SONDERWÜNSCHE UND KONFIGURATION.....	33
7	HERAUSFORDERUNGEN BEIM EINSATZ VON KI IN DER AUTOMOBILINDUSTRIE	34
7.1	DATEN ALS ZENTRALE HERAUSFORDERUNG FÜR KI-SYSTEME	34
7.2	BLACK-BOX-PROBLEMATIK	36
7.3	FEHLERTOLERANZ UND FEHLEINSCHÄTZUNGEN VON KI-SYSTEMEN.....	37
7.4	MISSBRAUCHS- UND SICHERHEITSRISIKEN VON KI-BASIERTEN FAHRZEUGSYSTEMEN	38
7.5	KOSTEN- UND ENERGIEBEDARF BEIM KI-EINSATZ	38
8	WERTBEITRAG VON KI	39
8.1	WERTBEITRÄGE DURCH KI-GESTÜTZTE PROZESSAUTOMATISIERUNG UND -OPTIMIERUNG	40
8.2	WERTBEITRÄGE IN DER SUPPLY-CHAIN	40
8.3	WERTBEITRÄGE IN DER QUALITÄTSPRÜFUNG.....	40
8.4	WERTPOTENZIALE UND SICHERHEITSWIRKUNG DES AUTONOMEN FAHRENS	41
8.5	WERTBEITRÄGE IN KAUFMÄNNISCHEN FUNKTIONEN DURCH KI.....	41
8.6	WERTSCHÖPFUNGSPOTENZIALE DURCH GENERATIVE KI.....	42
9	ARBEITS- UND ORGANISATIONSAUSWIRKUNGEN VON KI	42
9.1	VERÄNDERUNG DER ARBEIT DURCH KI	42
9.2	KOMPETENZAUFBAU UND WEITERBILDUNG IM KI-WANDEL	43
9.3	ORGANISATIONSWANDEL DURCH KI.....	44
9.4	AUSWIRKUNGEN AUF DEN ARBEITSMARKT DURCH KI	45
10	SCHLUSSFOLGERUNG UND AUSBLICK.....	46
10.1	FAZIT.....	46
10.2	AUSBLICK IN DIE ZUKUNFT	47
11	LITERATURVERZEICHNIS.....	48

Abkürzungsverzeichnis

KI	Künstliche Intelligenz
ML	Maschinelles Lernen
DL	Deep Learning
CV	Computer Vision
Generative KI	Generative künstliche Intelligenz
QML	Quanten-Machine-Learning
LLM	Large Language Model
(I)IoT	(Industrial) Internet of Things
TRI	Toyota Research Institute
XAI	Explainable Artificial Intelligence (erklärbare künstliche Intelligenz)
IEA	International Energy Agency (Internationale Energieagentur)
u. a.	Unter anderem
z. B.	Zum Beispiel
DSGVO	Datenschutz-Grundverordnung

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Deep Learning Netz	5
Abbildung 2: prognostiziertes Marktvolumen für KI in der Automobilindustrie	13
Abbildung 3: SAE-Stufen	15
Abbildung 4: KI-Verfahren im autonomen Fahrzeug	16
Abbildung 5: Einfluss manipulierter Daten auf KI-Interpretation	17
Abbildung 6: Daten als zentrale Herausforderung	35

1 Einleitung

1.1 Kontext

Die Automobilindustrie durchläuft derzeit einen strukturellen Wandel, der geprägt ist von den Entwicklungen der Digitalisierung, Elektrifizierung und Vernetzung. (vgl. Winkelhake 2024, S. 3) Künstliche Intelligenz gilt dabei zunehmend als Schlüsseltechnologie, die den Wandel entlang der gesamten Wertschöpfungskette vorantreibt. Während autonome Fahrzeuge die meiste Aufmerksamkeit erhalten, transformiert KI zugleich Prozesse in der Produktion und Logistik, im Kundenservice sowie im Marketing und Vertrieb. (vgl. Capgemini - Research Institute o. D., S. 2; Drawehn et al. 2021)

1.2 Zielsetzung

Das Ziel dieser Bachelorarbeit ist es, den Einsatz von KI in der Automobilindustrie zu untersuchen und anhand von Praxisbeispielen zu veranschaulichen. Gegenstand der Arbeit sind der KI-Einsatz in der automobilen Wertschöpfung und im autonomen Fahren sowie die damit verbundenen Herausforderungen, Wertpotenziale und Auswirkungen auf Arbeit und Organisation.

1.3 Forschungsfragen

1. In welchen Anwendungsfeldern im Fahrzeug und entlang der automobilen Wertschöpfungskette wird KI eingesetzt und welcher messbare Wert entsteht?
2. Welche Herausforderungen beeinflussen die Implementierung von künstlicher Intelligenz und wie wirkt sich der Einsatz von KI auf die Arbeit und Organisation aus?

1.4 Aufbau der Arbeit

Zu Beginn der Arbeit erfolgt eine Erläuterung des Begriffs „künstliche Intelligenz“ sowie ihrer verschiedenen Teilbereiche. Diese Basis schafft das begriffliche und methodische Fundament für die weitere Analyse. Anschließend werden die digitalen Treiber der Automobilindustrie sowie der Implementierungsstand von KI dargestellt. Auf diese Weise wird der Kontext für den technologiegetriebenen Wandel geschaffen. Der Fokus der vorliegenden Arbeit

liegt auf den Anwendungsfeldern von KI in der Automobilindustrie. Zunächst wird der Themenblock des autonomen Fahrens ausführlich behandelt, anschließend erfolgt eine Analyse des Einsatzes von KI entlang der automobilen Wertschöpfungskette. Darüber hinaus werden die Herausforderungen für eine skalierbare und verantwortungsvolle Nutzung von KI dargestellt. Nachfolgend werden die wirtschaftlichen Potenziale anhand aktueller Kennzahlen und Studien veranschaulicht. Im Anschluss betrachtet die Arbeit die Auswirkungen von KI auf Arbeit und Organisation. Das Schlusskapitel fasst die zentralen Erkenntnisse der vorangegangenen Kapitel zusammen und gibt einen kurzen Zukunftsausblick.

1.5 Methodik

Die vorliegende Bachelorarbeit stützt sich auf eine umfassende qualitative Literatur- und Quellenanalyse. Angesichts der hohen Aktualität und Dynamik der Automobilindustrie erwies sich eine Kombination aus wissenschaftlicher Fachliteratur, branchenbezogenen Studien und Unternehmensberichten als zielführend. Praxisbeispiele wurden vor allem über Unternehmensberichte als Primärquellen abgebildet, da sie den aktuellsten Stand am besten wiedergeben. Die Quellenauswahl erfolgte gezielt und kritisch. Dabei standen Aktualität, Relevanz für die Forschungsfragen und Autorität der Quelle im Vordergrund. Alle verwendeten Quellen sind einheitlich gemäß der Zitiertechnik nach Harvard angegeben.

2 Grundlagen und Begriffsabgrenzungen der künstlichen Intelligenz

Für eine sachgerechte Einordnung des Einsatzes von KI in der Automobilindustrie sind klare Definitionen und Abgrenzungen erforderlich. Eine frühe Definition von KI stammt aus dem Jahr 1955 von John McCarthy, einem der Wegbereiter der KI-Forschung. Die Definition beschrieb die KI damals als Ziel, Maschinen zu „intelligentem Verhalten“ zu befähigen. In neueren Definitionen wird betont, dass maschinelle Systeme in der Lage sind, Aufgaben auszuführen, die typischerweise höhere kognitive Leistungen des Menschen erfordern. (vgl. Ertel 2024, S. 1-3) Basierend auf der aktualisierten Definition der OECD wird ein KI-System als maschinenbasiertes System definiert, das aus eingegebenen Daten Schlüsse zieht und kontextangemessene Ausgaben generiert. Diese können beispielsweise Vorhersagen, Empfehlungen, Entscheidungen oder Inhalte umfassen und virtuelle oder physische Umgebungen beeinflussen. Der Grad der Autonomie und Adaptivität kann dabei nach der Inbetriebnahme variieren.

(vgl. Oecd 2024, S. 4) Davon abzugrenzen sind einfachere traditionelle Software- bzw. Programmierungsansätze, also Systeme, die ausschließlich starr regelbasiert arbeiten. Sie fallen nicht unter den KI-Begriff. (vgl. Europäische Union 2024, S. 4)

Zur besseren Klassifizierung wird KI oft in schwache und starke KI unterteilt. Die als schwach beschriebene KI ist darauf ausgelegt, gezielt Algorithmen für abgegrenzte Problemstellungen zu entwickeln, ohne menschliche Denkprozesse oder Kreativität nachzuahmen. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 7) Ein Beispiel für solche Systeme sind Sprachassistenten, die etwa Musik abspielen oder Fragen beantworten können, jedoch keine umfassende Intelligenz besitzen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 23) Demgegenüber fokussiert sich die starke KI auf Ansätze, die menschliches Denken nachahmen und darauf ausgelegt sind, kognitive Fähigkeiten wie Bewusstsein oder Empathie maschinell zu reproduzieren. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 7) Diese Art von KI existiert bislang ausschließlich auf theoretischer Ebene und stellt ein zentrales Thema in der Forschung dar. (vgl. Barenkamp 2025, S. 23) Für die Automobilindustrie lassen sich die maßgeblichen Einsatzfelder der KI insbesondere in den Bereichen Maschinelles Lernen und Deep Learning verorten: von der DL-gestützten Wahrnehmung im automatisierten Fahren bis zur ML-basierten Optimierung und Qualitätssicherung in Produktion und Logistik. Die folgenden Kapitel führen schrittweise in diese Techniken und ihre Funktionsweise ein. (vgl. Strategy& o. D.; Winkelhake 2024, S. 368; Sahoo/Varadarajan 2025, S. 1)

2.1 Maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen (ML) ist ein Teilgebiet der KI, das darauf abzielt, Maschinen in die Lage zu versetzen, auf Basis von Daten eigenständig zu lernen und ihre Leistung kontinuierlich zu verbessern. Der Softwarecode wird dabei nicht explizit für jede Aufgabe programmiert, stattdessen wird der Algorithmus anhand umfangreicher Daten trainiert, um Muster selbstständig zu erkennen und zu unterscheiden. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 9) ML lässt sich in drei grundlegende Lernarten unterteilen: überwachtes, unüberwachtes und bestärkendes Lernen. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 175) Beim überwachten Lernen (Supervised Learning) wird ein Modell auf Basis eines Datensatzes trainiert, der sowohl die Eingabedaten als auch die zugehörigen Zielwerte enthält. Das Ziel dieser Methode besteht darin, dass das Modell lernt, die Eingaben mit den entsprechenden Ausgängen zu verknüpfen, um bei unbekanntem, neuen Daten eine korrekte Vorhersage zu ermöglichen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 24) In der Praxis ist überwachtes Lernen branchenübergreifend die am häufigsten verwendete ML-Methode und kann sehr flexibel angewendet werden. Die Hauptszenarien sind die

Klassifikation sowie die Regression. In beiden Szenarien prognostizieren Modelle den Wert einer Zielvariablen auf der Grundlage von beschrifteten Daten. Bei der Klassifikation ist die Zielgröße diskret, es wird zwischen endlich vielen Klassen unterschieden. Im Gegensatz dazu wird bei der Regression ein kontinuierlicher Zielwert geschätzt, wie beispielsweise prognostizierte Verkaufszahlen für das kommende Quartal. (vgl. Nolting 2021, S. 58) Ein Risiko besteht darin, dass das Modell lediglich die Kombination aus Daten und Vorwissen auswendig lernt und nicht auf neue Aufgaben überträgt. Dieses Phänomen wird als „Overfitting“ bezeichnet und muss überprüft werden. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 176)

Das Verfahren des unüberwachten Lernens (unsupervised learning) bezeichnet die Trainingsmethode, bei der das Modell ohne vorgegebene Ausgabewerte trainiert wird. Stattdessen analysiert es eigenständig die Eingabedaten auf Muster oder Strukturen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 24)

Bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning) bezeichnet eine Methode, bei der ein Modell durch Interaktionen mit seiner Umgebung lernt. Basierend auf den Ergebnissen erhält das Modell Rückmeldungen in Form von Bestrafung oder Belohnung. Das Modell lernt auf diese Weise und passt seine Strategie dementsprechend an, um langfristig optimale Entscheidungen zu treffen. Gegenwärtig findet diese Methode insbesondere in Bereichen wie der Robotik oder autonomen Systemen Anwendung. (vgl. Barenkamp 2025, S. 25) In Kapitel 5 werden konkrete Anwendungsfälle in der Automobilindustrie, wie etwa die Qualitätsprüfung und die Optimierung von Fertigungsprozessen, dargestellt.

2.2 Deep Learning

Deep Learning (DL) ist ein Teilbereich des ML und beruht auf tiefen neuronalen Netzwerken. Diese Netzwerke setzen sich aus vielen Ebenen künstlicher Neuronen zusammen und können in umfangreichen Datensätzen eigenständig komplexe Muster identifizieren. Aufgrund dieser Fähigkeit eignen sie sich besonders für Aufgaben, bei denen die traditionellen ML-Methoden an ihre Grenzen stoßen, wie beispielsweise Sprach- und Bilderkennung. Die Datenverarbeitung erfolgt schrittweise, jede Schicht bearbeitet einen Datenteil und gibt die Ergebnisse an die nachfolgende Schicht weiter. Während frühe Schichten einfache Merkmale wie Kanten erkennen, identifizieren tiefere Schichten zunehmend komplexe Strukturen und schließlich das vollständige Objekt. (vgl. Barenkamp 2025, S. 28-29) Die folgende Abbildung stellt ein solches Netz dar:

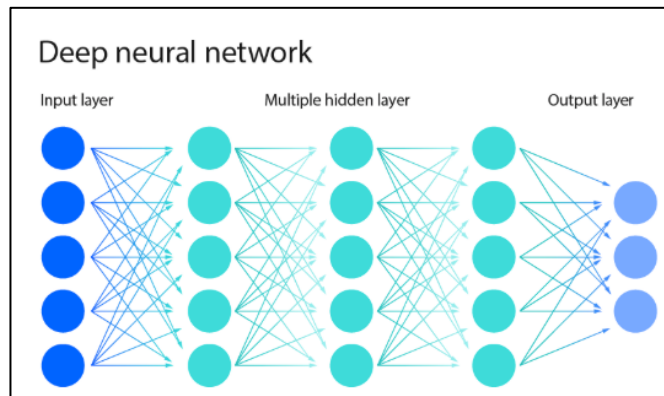


Abbildung 1: Deep Learning Netz (vgl. IBM o. D.)

DL ähnelt dem menschlichen Lernen: Durch Wiederholungen und Fehlerkorrektur erlangt ein neuronales Netz Lernfähigkeit. Zu Beginn des Trainingsprozesses erhält das Modell eine große Datenmenge mit dem Ziel, eine Funktion zu erstellen, die Eingaben korrekt den Ausgaben zuordnet und auf neue Daten verallgemeinert. Während des Trainings generiert das Netz Vorhersagen, die mit den Labels verglichen werden. Mithilfe einer geeigneten Verlustfunktion wird der Fehler berechnet, der durch das Anpassen von Gewichten und Bias-Parametern (Biases) minimiert wird. Die Stärke der Signalübertragung zwischen Neuronen wird dabei durch die Gewichte bestimmt. Der Kern des Trainings besteht in der sogenannten Backpropagation, welche die Gradienten des Fehlers nach den Gewichten berechnet und diese so anpasst, dass der Fehler schrittweise sinkt. Im Fokus steht hierbei die progressive Minimierung des Fehlers sowie die Verbesserung der Gesamtgenauigkeit. Das geschieht iterativ in Vorwärts- und Rückwärtsdurchläufen über viele Epochen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 28-29)

Im Bereich des DL spielen Convolutional Neural Networks eine besonders signifikante Rolle. Es handelt sich um vorwärtsgerichtete neuronale Netze, die aus mehreren, teils zahlreichen Zwischenschichten bestehen. In der Regel setzt sich das beschriebene Netz aus einer Faltungs- und einer Pooling-Schicht zusammen, welche jeweils in einem vollständigen neuronalen Netz resultieren. Der Einsatz solcher Netze erfolgt insbesondere bei der Schrifterkennung und Objekterkennung. (vgl. Barton/Müller 2020, S. 185) In der Automobilindustrie kommt DL vor allem im autonomen Fahren zum Einsatz. Es ermöglicht die Erkennung der Fahrzeugumgebung einschließlich Verkehrszeichen und Hindernissen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 29) Eine vertiefte Darstellung hierzu erfolgt in Kapitel 4.

2.3 Natural Language Processing

NLP ist ein bedeutender Bereich der KI. Durch NLP werden Maschinen befähigt, die menschliche Sprache in Sprach- und Textform zu analysieren, zu verstehen und darauf zu reagieren. Durch den Einsatz von Transformer-Architekturen wie GPT (Generative Pre-trained Transformer) hat NLP enorme Fortschritte erzielt. Diese Modelle ermöglichen es, Textinhalte in einem Kontext zu verstehen und menschenähnliche Sprache zu generieren. (vgl. Barenkamp 2025, S. 21-22) NLP macht die menschliche Sprache für Maschinen nutzbar, indem sie in numerische Repräsentationen überführt wird. Eine direkte Verarbeitung natürlicher Sprache ist nicht möglich. Es werden sogenannte Word-Embeddings eingesetzt, welche die Transformation von Wörtern in hochdimensionale Vektoren ermöglichen. Diese werden aus sehr großen Textmengen mittels ML trainiert, indem statistische Muster des gemeinsamen Auftretens von Wörtern in Textumgebungen ausgewertet werden. Obwohl eine unmittelbare Interpretation der einzelnen Vektorkomponenten nicht möglich ist, werden relevante Unterschiede zwischen Begriffen deutlich. Dieses Vorgehen ist dem unsupervised Learning zuzuordnen, da keine beschrifteten Daten benötigt werden. Obwohl Word-Embeddings Beziehungen zwischen Wörtern erfassen, reicht die Betrachtung einzelner Wörter für viele Anwendungen nicht aus. Es sind Repräsentationen für ganze Sätze, Absätze oder Dokumente nötig. Ein einfacher Ansatz besteht hier darin, Wortvektoren zu aggregieren (z. B. Mittelwert), aber dadurch kann die Bedeutung verloren gehen, insbesondere bei längeren und mehrthematischen Texten. Da die Bedeutung von der Wortreihenfolge und dem Kontext abhängt, werden sogenannte Paragraph- bzw. Sentence-Embeddings genutzt. Allerdings ist auch bei dieser Methode eine vollständig perfekte Repräsentation nicht möglich, da längere Texte zwangsläufig an Bedeutung verlieren. Dennoch sind numerische Textrepräsentationen inzwischen bemerkenswert leistungsfähig. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 155-158) Bezogen auf die Automobilindustrie wird NLP insbesondere bei Sprachassistenten im Fahrzeug eingesetzt. Dieses Praxisbeispiel wird genauer in Kapitel 5 belegt. (vgl. Barenkamp 2025, S. 21-22; Mercedes-Benz o. D.)

2.4 Computer Vision

Computer Vision (CV) ist ein zentrales Anwendungsfeld der KI, das darauf abzielt, Computern das „Sehen“ beizubringen, indem visuelle Daten wie Videos oder Bilder analysiert werden. Auf dieser Basis treffen sie dann Entscheidungen und gewinnen Erkenntnisse über ihre Umgebung. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 65) Methodisch verbindet CV

Bildverarbeitungsmethoden mit geometrischen Bildentstehungsmodellen. In diesem Bereich wurden besonders bedeutende Fortschritte erzielt, seit ML und tiefe neuronale Netze eingesetzt werden, um Aspekte des menschlichen Sehens algorithmisch nachzubilden. (vgl. Eichstädt/Spieker 2024, S. 385) ML löst hierbei Aufgaben ohne explizite Programmierung, indem es aus gelabelten Bilddaten ein Modell ableitet, das relevante Objekte erkennen und klassifizieren kann. Das Modell zeigt zudem die Fähigkeit, die betreffenden Objekte auch außerhalb der Trainingsdaten zu identifizieren. Mit einer wachsenden Menge an gelabelten Daten und einer hohen Varianz steigt die Wahrscheinlichkeit einer korrekten Erkennung. Das Ziel besteht darin, eine hohe Erkennungsrate bei einer gleichzeitig geringen Fehlerquote zu erzielen. (vgl. Robert Bosch GmbH 2022, S. 1855-1856)

In Bezug auf die Automobilbranche ist dies von Relevanz für Fahrerassistenzsysteme, deren Ziel die Klassifizierung von Objekten und Detektionen ist, die für das Fahrverhalten von Relevanz sind. Dazu zählen etwa andere Fahrzeuge, Verkehrszeichen oder Fahrspurmarkierungen. (vgl. Robert Bosch GmbH 2022, S. 1844)

2.5 Generative Künstliche Intelligenz

Generative Künstliche Intelligenz (generative KI) stellt eine besondere Form des ML dar und befähigt Systeme, aus vorhandenen Daten eigenständig zu lernen. Traditionelle KI-Modelle fokussieren sich in erster Linie auf die Erkennung von Mustern in den Daten, um daraus Vorhersagen oder Entscheidungen zu generieren. In diesem Bereich erweitert generative KI die Funktionalität bestehender KI-Modelle. Sie generiert eigenständig neue Dateninstanzen, die die Eigenschaften der Eingangsdaten imitieren und somit neuartige Inhalte schaffen. Die technische Grundlage von generativer KI bilden tiefe neuronale Netze. (vgl. Schneider 2024, S. 10) Dadurch wird die Erzeugung nicht nur von Texten, sondern auch von Bildern, Videos und anderen Datenformaten ermöglicht. Zu den zentralen Modellklassen zählen große Sprachmodelle (Large Language Models, LLMs) sowie Bildgenerierungsmodelle, insbesondere Diffusionsmodelle. LLMs erzeugen kohärente, kontextbezogene Texte, indem sie aus umfangreichen, häufig internetbasierten Korpora (großen Textsammlungen) sprachliche Muster lernen, während Diffusionsmodelle aus textuellen Beschreibungen realistische visuelle Inhalte generieren. Diese Modelle unterstützen kreative Prozesse in verschiedenen Bereichen, wie beispielsweise dem Grafik- oder Produktdesign. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 173) Ein wesentlicher Unterschied zwischen generativer und traditioneller KI liegt im Lernansatz. Modelle generativer KI werden in der Regel im Rahmen von Self-Supervised Learning trainiert. Bei

dieser Methode werden Trainingssignale direkt aus den Rohdaten abgeleitet. Sprachmodelle generieren beispielsweise Lückentexte aus bestehenden Texten, um fehlende Wörter oder Sequenzen vorherzusagen. Dieser Ansatz resultiert in einem tiefen Verständnis für Datenstrukturen und semantische Zusammenhänge, wobei er den Einsatz externer Annotationen überflüssig macht. Ergänzend erfolgt eine Optimierung vieler Modelle über verstärkendes Lernen mit menschlichem Feedback (Reinforcement Learning with Human Feedback), bei dem menschliche Rückmeldungen genutzt werden, um die Ausgaben schrittweise an nützliche und angemessene Ergebnisse anzupassen. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 174) Darüber hinaus wird generative KI als revolutionär angesehen, da sie einerseits Inhalte in verschiedenen Ausgabeformen erzeugen kann und andererseits die Nutzung von KI-Systemen erheblich vereinfacht. Der Einsatz von modernen generativen KI-Tools ist auch ohne tiefes Programmierwissen möglich. Dies begünstigt deren rasche Verbreitung und dynamische Entwicklung. Generative KI findet bereits erste Anwendung in der Automobilentwicklung, etwa zur Unterstützung von Design, Simulation und Datengenerierung. (vgl. Schneider 2024, S. 10) In Kapitel 6 wird gezielt auf den Einsatz von generativer KI in der Automobilindustrie eingegangen.

3 Treiber von künstlicher Intelligenz in der Automobilindustrie

Die Automobilindustrie ist derzeit einem tiefgreifenden Wandel ausgesetzt. Die Entwicklung des Automobils und der Automobilhersteller wird durch verschiedene Faktoren beeinflusst. Dazu zählen strengere Umweltauflagen, neue Mobilitätsanforderungen und die rasant fortschreitende Digitalisierung. Die vorliegende Transformation wird maßgeblich durch die Digitalisierung beeinflusst, da moderne Fahrzeuge sich zu hochvernetzten, softwaregesteuerten Systemen entwickeln. (vgl. Winkelhake/IBM Deutschland GmbH 2019, S. 36) Diese Veränderungen treffen nicht nur das Fahrzeug selbst, sondern das gesamte Unternehmensumfeld, von Kundenwünschen über Produktentwicklung und Produktion bis hin zu neuen Geschäftsmodellen und der Rolle der Automobilhersteller als Mobilitätsanbieter. (vgl. Knappertsbusch/Gondlach 2021, S. 282-283) Darüber hinaus wird der Wandel der Automobilindustrie auf sämtlichen Ebenen der Wertschöpfungskette durch den Einsatz von KI vorangetrieben. (vgl. Behle 2025, S. 39) Diese Entwicklung zeigt sich besonders deutlich im Bereich der Produkte, wie etwa bei modernen Fahrerassistenzsystemen, die zur Analyse der Fahrsituation auf Basis vielfältiger Sensordaten neuronale Netze einsetzen. (vgl. Knappertsbusch/Gondlach 2021, S. 282-283) Der technologische Fortschritt, insbesondere im Bereich von Internet of

Things (IoT), Big Data, Industrie 4.0 und ML, bildet somit das Fundament für eine KI-getriebene Weiterentwicklung entlang der gesamten automobilen Wertschöpfungskette. (vgl. Winkelhake/IBM Deutschland GmbH 2019, S. 37) Im Folgenden werden die technologischen Treiber sowie der Wettbewerbsdruck als Treiber des Wandels beschrieben.

3.1 Industrie 4.0 und Smart Factory

Die industrielle Entwicklung lässt sich in vier industrielle Revolutionen einteilen. Die Industrie 1.0 begann Ende des 18. Jahrhunderts mit der Mechanisierung durch dampfbetriebene Maschinen und leitete damit eine Abkehr von handwerklichen Produktionsmethoden ein. Gegen Ende des 19. und zu Beginn des 20. Jahrhunderts wurde die sogenannte Industrie 2.0 eingeleitet. Diese Revolution war geprägt durch Elektrifizierung, Fließbandarbeit und Massenproduktion. Eines der bekanntesten Beispiele für diese Phase stellt die Einführung des Fließbands durch Henry Ford dar, welche die Automobilindustrie revolutionierte und die Massenproduktion von Fahrzeugen ermöglichte. Die dritte industrielle Revolution setzte in den 1970er-Jahren ein. Sie basiert auf der Entwicklung von Computern, Mikroprozessoren und Telekommunikationstechnologien. In der Folge der Automatisierung wurde eine Mechanisierung zuvor nicht möglicher Bereiche ermöglicht und eine Verlagerung von Tätigkeiten von Menschen auf Maschinen vorgenommen. Diese Entwicklung bewirkte eine fundamentale Veränderung, da der Einsatz von Robotern und Computern in der Fertigung zu einer signifikanten Steigerung der Produktivität führte. Dadurch wurde der Grundstein für die heutige, datengetriebene Produktionswelt gelegt. Die vierte industrielle Revolution, die unter dem Begriff „Industrie 4.0“ bekannt ist, vollzieht sich seit Beginn des 21. Jahrhunderts. (vgl. Barenkamp 2025, S. 1-3) Sie zeichnet sich durch die umfassende Integration digitaler Technologien in industrielle Produktionsprozesse aus. Die KI ist dabei eine der zentralen Schlüsseltechnologien der Industrie 4.0. (vgl. Babel 2024, S. 13) Ein wesentlicher Aspekt ist hierbei der Einsatz von Anwendungen der schwachen KI. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 39) Während frühere industrielle Revolutionen vor allem die Automatisierung körperlicher Arbeit zum Ziel hatten, liegt der Fokus der Industrie 4.0 auf der Automatisierung kognitiver Abläufe und der Entscheidungsunterstützung. Der Einsatz von KI befähigt Maschinen und Systeme dazu, aus umfangreichen Datenbeständen zu lernen, Prognosen abzuleiten und eigenständige Entscheidungen zu unterstützen. Zusammen mit ML-Methoden gilt KI als eine Schlüsseltechnologie für die effiziente Auswertung und Nutzung von in vernetzten Systemen generierten Daten. Typische Anwendungen umfassen prädiktive Analytik, etwa zur vorausschauenden Wartung von

Maschinen, Supply-Chain-Optimierung und individuelle Massenproduktion, bei der Produkte flexibel an Kundenwünschen angepasst werden. (vgl. Barenkamp 2025, S. 3)

Im Hinblick auf die Automobilindustrie führt die Implementierung digitaler Technologien und Industrie 4.0 zu einer grundlegenden Transformation der Produktions- und Logistikprozesse. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 81) Die Industrie 4.0 mündet dabei in die sogenannte Smart Factory, in der die gesamte Wertschöpfungskette vernetzt ist und flexibel auf veränderte Rahmenbedingungen reagieren kann. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 39) Sie beschreibt eine intelligente, vernetzte Produktionsumgebung, die weitgehend autonom arbeitet. Das Ziel besteht in der Optimierung von Produktions-, Logistik- und Lieferkettenprozessen, in Echtzeit flexibel auf Veränderungen zu reagieren und eine individualisierte Wertschöpfungskette zu ermöglichen. Praxisbeispiele aus der Automobilindustrie sind die Factory 56 von Mercedes-Benz oder die Porsche-Produktion 4.0. Beide Konzepte nutzen Daten aus der gesamten Fahrzeugproduktion in Echtzeit, um Prozesse zu optimieren und Ressourcen effizient einzusetzen. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 290-291) Industrie 4.0 stützt sich wesentlich auf das (Industrial) Internet of Things (IIoT). Durch die Verknüpfung von IT, Sensorik und Produktionstechnik entsteht eine integrierte IIoT-Umgebung. Das folgende Unterkapitel erläutert IoT näher. (vgl. Winkelhake 2024, S. 72)

3.2 (Industrial) Internet of Things

Das Internet of Things (IoT) bezeichnet die Vernetzung von Geräten und Maschinen über das Internet, sodass diese eigenständig Daten austauschen und Aufgaben koordinieren können. Jedes Gerät ist mit einer eindeutigen Identität ausgestattet, die beispielsweise über eine IP-Adresse zugewiesen wird und in der Lage ist, seinen Zustand selbstständig zu melden. Eine typische Anwendung im Automobilbereich ist die automatische Fehlermeldung in Fahrzeugen. Im Zusammenhang mit der Industrie 4.0 hat sich daraus das Industrial Internet of Things (IIoT) entwickelt. Im Vergleich zu IoT werden bei IIoT deutlich höhere Anforderungen an die Zuverlässigkeit, Datenverarbeitung und Integration gestellt. Das IIoT beschreibt die Vernetzung komplexer Maschinen mit Sensoren, die durch Machine-to-Machine-Kommunikation und Big-Data-Technologien die Überwachung und Optimierung von Produktionsprozessen ermöglichen. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 297) Diese Prozesse können nicht nur lokal, sondern auch aus der Ferne erfolgen, wodurch detaillierte Daten kontinuierlich erfasst, verarbeitet und ausgewertet werden können. (vgl. Babel 2024, S. 95)

Die Verbindung von IoT und KI ermöglicht nicht nur die Sammlung von Daten, sondern auch die Ableitung von daraus resultierenden handlungsrelevanten Informationen. Das industrielle IoT (IIoT) nutzt ML und KI. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 142) ML erfasst die Daten und identifiziert dadurch automatisch Muster und Anomalien. Mithilfe der KI werden diese Informationen zu verwertbaren Erkenntnissen entwickelt und damit das Potenzial eines intelligenten IoT vollständig ausschöpft. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 146)

Auch für die Automobilindustrie besitzt das Internet of Things (IoT) eine zentrale Bedeutung, da es in nahezu allen relevanten Anwendungsbereichen eingesetzt werden kann. Ein praktisches Beispiel ist die frühzeitige Erkennung von potenziellen Problemen, die sogenannte Predictive Maintenance. Ein weiteres Beispiel ist die Vernetzung von Fahrzeugsensoren mit Ampelsystemen oder Parksensoren, um Fahrstrecken effizient und nutzerorientiert zu gestalten. (vgl. Winkelhake 2024, S. 72) Die resultierenden Datenströme von (I)IoT bilden eine zentrale Grundlage für Big-Data-Ansätze. Das Thema Big Data wird im folgenden Kapitel näher erläutert.

3.3 Big Data

Big Data ist ein zentraler Treiber für den Einsatz von KI. (vgl. Goudz/Erdogan 2024, S. 16) Der Begriff beschreibt die Erfassung, Speicherung und Verarbeitung großer Datenmengen, die aus unterschiedlichen Quellen stammen und sich durch hohes Volumen, hohe Geschwindigkeit, Vielfalt und Datenqualität auszeichnen. Es handelt sich hierbei um die vier Vs: Volume, Variety, Velocity und Veracity. Das exponentielle Datenwachstum ist insbesondere durch technologische Entwicklungen wie das Internet of Things (IoT), Web 2.0 und Industrie 4.0 sowie die zunehmende Verbreitung von Smartphones getrieben. (vgl. Nolting 2021, S. 28) Prognosen zufolge wird das weltweite Datenvolumen in den kommenden Jahren erheblich zunehmen und bis 2027 einen Wert von über 285 Zettabyte erreichen. Der größte Teil dieser Daten besteht aus unstrukturierten Daten, wie etwa Videos, Bildern oder Präsentationen. Diese Daten sind von großer Bedeutung und bilden die entscheidende Grundlage für KI-Anwendungen. Das Datenwachstum ist in allen privaten und industriellen Bereichen zu beobachten, insbesondere in der Automobilindustrie. Zu diesem Anstieg tragen insbesondere Entwicklungen wie das intelligente Fahrzeug, das autonome Fahren sowie neue Mobilitätsdienstleistungen wesentlich bei. (vgl. Winkelhake 2024, S. 40-41)

Die in den Kapiteln 3.1–3.3 beschriebenen technologischen Treiber der KI bilden die Grundlage. Der nächste Abschnitt zeigt, wie Wettbewerbs- und Innovationsdruck als zusätzliche Faktoren die Priorisierung der KI bestimmen.

3.4 Wettbewerbs- und Innovationsdruck

Die zunehmende Verfügbarkeit leistungsstarker KI-Technologien, insbesondere der Generativen KI, verschärft den Innovations- und Wettbewerbsdruck in der Automobilbranche erheblich. (vgl. Capgemini Research Institute 2024, S. 3) Getrieben wird dieser Druck durch die Befürchtung, durch disruptive Marktveränderungen Marktanteile an technologiegetriebene Wettbewerber zu verlieren. (vgl. Nolting 2021, S. 1-2) Das führt dazu, dass die KI zunehmend als strategisch relevantes Transformationsinstrument betrachtet wird. (vgl. Nolting 2021, S. 4) Generative KI weist das Potenzial auf, eine gesamte Wertschöpfungskette zu transformieren, Kosten zu senken und Innovationsprozesse zu beschleunigen. Aktuelle Studien zeigen, dass 69 % der in dieser Branche ansässigen Unternehmen generative KI als Chance zur Steigerung des Umsatzes und beschleunigten Markteinführung von neuen Produkten sehen. Darüber hinaus ist die aktive Nutzung generativer KI in der Automobilindustrie von 4 % im Jahr 2023 auf 26 % im Jahr 2024 angestiegen.

Im Kontext der aktuellen Marktentwicklungen, die durch den stagnierenden europäischen Markt und den Markteintritt chinesischer Hersteller mit Innovationen und kostengünstigen Elektrofahrzeugen charakterisiert sind, erfährt die KI und insbesondere die generative KI eine bedeutende strategische Relevanz. Automobilhersteller sehen sich mit der Herausforderung konfrontiert, Margen zu sichern, interne Prozesse wie Design, Entwicklung und Personalmanagement effizienter zu gestalten und gleichzeitig auf veränderte Kundenanforderungen, regulatorische Vorgaben sowie globale Unsicherheiten zu reagieren. KI wird damit zu einem entscheidenden Hebel, um Wettbewerbsfähigkeit langfristig zu sichern. (vgl. Capgemini Research Institute 2024, S. 3)

3.5 Implementierungsgrad von KI

Die strategische Bedeutung von KI spiegelt sich auch in der prognostizierten Marktentwicklung wider. Der Markt für KI-basierte Systeme in der Automobilindustrie ist in den vergangenen Jahren deutlich gewachsen. Dies veranschaulicht folgende Abbildung:

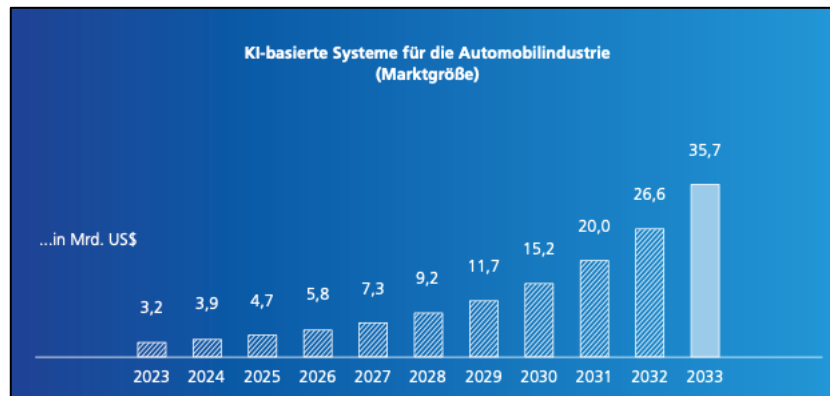


Abbildung 2: prognostiziertes Marktvolumen für KI in der Automobilindustrie (vgl. Schauensteiner et al. 2024)

Für das Jahr 2025 wird das weltweite Marktvolumen auf etwa 4,7 Mrd. US-\$ geschätzt. Prognosen zufolge soll dieser Wert bis 2030 auf 15,2 Mrd. US-\$ steigen und bis 2033 sogar auf rund 35,7 Mrd. US-\$. Diese Entwicklung macht deutlich, dass entlang der automobilen Wertschöpfungskette erhebliche wirtschaftliche Potenziale entstehen. Der Einsatz von KI wird zunehmend als Mittel verstanden, strukturellen Herausforderungen wie dem Fachkräftemangel, demografischen Veränderungen und steigenden Kosten entgegenzuwirken. (vgl. Schauensteiner et al. 2024, S. 13)

Ein besonders dynamisches Anwendungsfeld von KI innerhalb der Automobilindustrie stellen die Fertigungsprozesse dar. Laut einer Statistik von Herf, Hager und Schreiber aus dem Jahr 2024 nutzen 20 % der Unternehmen aus Deutschland, Österreich und der Schweiz in der Automobilproduktion KI-basierte Lösungen in ihren Produktionsprozessen. In den USA liegt dieser Anteil bei 46 % und in China sogar bei 94 %.

Ein Praxisbeispiel für die Integration von KI bietet die BMW Group mit ihrer iFactory, in der weltweit über 200 KI-Anwendungen genutzt werden. (vgl. Schauensteiner et al. 2024, S. 40-42)

4 KI im Fahrzeug: Autonomes Fahren als Anwendungsfall

In diesem Kapitel wird der erste praktische Einsatz von KI in der Automobilindustrie dargestellt, wobei der Fokus auf dem autonomen Fahren liegt. KI ist für das autonome Fahren von essentieller Bedeutung, da sie es Fahrzeugen ermöglicht, die Aufgabe des Fahrens vollständig selbstständig zu übernehmen und ohne menschliches Eingreifen von einem Startpunkt zu einem Ziel zu gelangen. (vgl. BSI o. D.; Nolting 2021, S. 113)

Autonomes Fahren ist ein zentrales Innovationsfeld der Automobilindustrie. Es hat sich als strategisches Ziel bei etablierten Herstellern, neuen Wettbewerbern und Zulieferern fest etabliert und prägt zahlreiche Projekte. (vgl. Winkelhake 2024, S. 120) Aus Konsumentensicht

wird erwartet, dass der Einsatz von KI zu erheblichen Verbesserungen führen wird. Insbesondere in China wird davon ausgegangen, dass KI, Fahrerassistenzsysteme, hochautomatisiertes Fahren, personalisiertes Fahrerlebnis und intelligente Routenplanung deutlich weiterentwickelt oder gar erst ermöglicht werden. (vgl. Schauensteiner et al. 2024, S. 33) Die nachfolgenden Unterkapitel befassen sich mit der historischen Entwicklung, den SAE-Stufen, den technologischen Funktionen, den rechtlichen Rahmenbedingungen, Haftungsfragen und ethischen Aspekten. Abschließend wird das autonome Fahren an einem Praxisbeispiel veranschaulicht.

4.1 historische Entwicklung des autonomen Fahrens

Die ersten Versuche zum autonomen Fahren lassen sich bis in die 1920er-Jahre zurückverfolgen. Zu dieser Zeit wurden Versuche durchgeführt, ein selbstfahrendes Fahrzeug aufzubauen, wobei Funktechnologien als Basis dienten. Allerdings blieben diese Versuche ohne nennenswerten Erfolg. Erste Fortschritte wurden in den 1980er-Jahren erzielt, die durch die zunehmende Rechenleistung sowie die Entwicklung im Bereich der KI, insbesondere bei neuronalen Netzen, angetrieben wurden. (vgl. Nolting 2021, S. 113-114) Im Jahre 2004 rückten die DARPA-Wettbewerbe, ein Wettbewerb des US-Verteidigungsministeriums, weltweit in den Fokus. Bei dem Wettbewerb sind bei einem Wüstenrennen autonom fahrende Fahrzeuge gegeneinander angetreten. Einen weiteren Meilenstein setzte Google im Jahr 2014 mit der Vorstellung eines vollständig fahrerlosen Fahrzeugs ohne Pedale und Lenkrad. Heute fokussiert sich die Alphabet-Tochter Waymo auf die Weiterentwicklung autonomer Systeme. (vgl. Winkelhake 2024, S. 120-121)

4.2 Reifegrad und SAE-Stufen

Mit dem Fortschritt der Technologie werden Automatisierungs- und Assistenzfunktionen zunehmend in aktuelle Serienfahrzeuge integriert. Es wurden standardisierte Klassifizierungsstufen eingeführt, um den schrittweisen Übergang der Fahrverantwortung vom Menschen auf automatisierte Systeme zu beschreiben. In diesem Bereich hat sich die SAE (Society of Automotive Engineers) als international anerkannter Standard etabliert. (vgl. Winkelhake 2024, S. 121) Die technische Klassifikation ist in sechs Automatisierungsstufen von 0 bis 5 unterteilt. (vgl. Nolting 2021, S. 116) Diese werden in der folgenden Abbildung dargestellt:

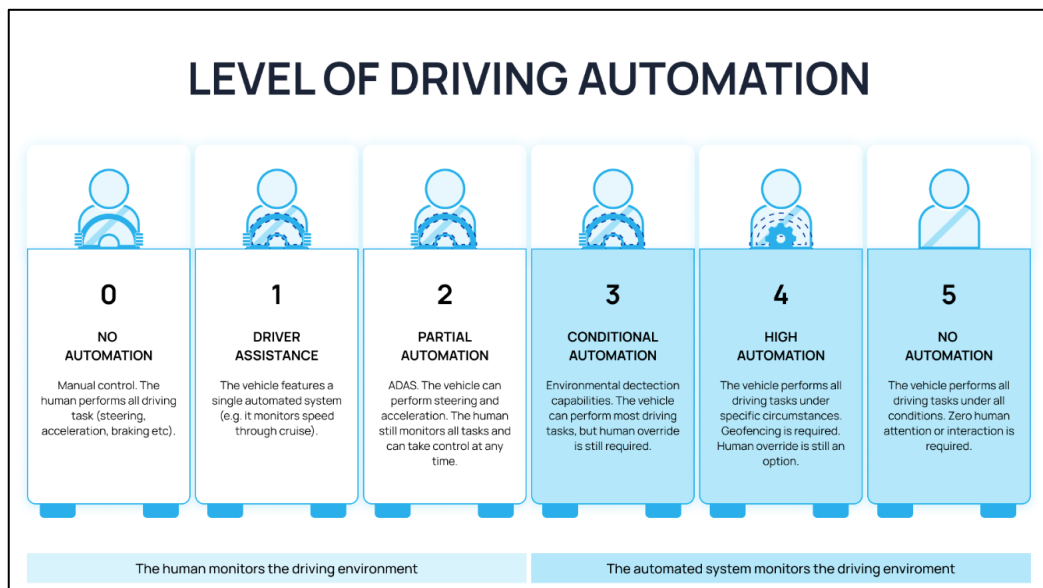


Abbildung 3: SAE-Stufen (vgl. Sapien 2025)

In der ersten Stufe („keine Automatisierung“) verfügt der Fahrer über die vollständige Kontrolle über die Geschwindigkeit, das Bremsen (Längsführung) und die Lenkung des Fahrzeugs (Querführung). Die Assistenzsysteme können den Fahrer lediglich warnen, greifen jedoch nicht aktiv in die Fahrzeugsteuerung ein. (vgl. Nolting 2021, S. 116)

In Stufe 1 („Fahrerassistenz“) übernimmt das System eine einzelne Fahraufgabe. Dies kann beispielsweise die Regelung der Geschwindigkeit oder das Bremsen sein. Die übrigen Fahrfunktionen werden weiterhin vom Fahrer ausgeübt. (vgl. Taulli 2023, S. 184)

Stufe 2 („Teilautomatisierung“) ermöglicht es dem System, in definierten Anwendungsfällen gleichzeitig die Längs- und Querführung zu übernehmen. Der Fahrer muss die Verkehrslage ständig überwachen und jederzeit eingriffsbereit sein. (vgl. Nolting 2021, S. 117)

Mit Stufe 3 („Bedingte Automatisierung“) ist das System in der Lage, seine funktionalen Grenzen selbstständig zu erkennen. Tritt ein Ereignis ein, das die Rahmenbedingungen nicht mehr erfüllt, fordert das System den Fahrer zur Übernahme auf. Eine kontinuierliche Überwachung ist nicht mehr erforderlich, aber der Fahrer muss in der Lage sein, die Kontrolle innerhalb einer bestimmten Zeit zurück zu übernehmen, wenn er dazu aufgefordert wird. (vgl. Nolting 2021, S. 117)

Ab Stufe 4 („hohe Automatisierung“) kann das System die vollständige Fahraufgabe in spezifischen Anwendungsfällen übernehmen. (vgl. Nolting 2021, S. 117) Der Fahrer kann in diesen Szenarien dauerhaft die Kontrolle abgeben. (vgl. Taulli 2023, S. 184)

Die Stufe 5 („Vollständige Automatisierung“) beschreibt ein fahrerloses Fahrzeug, das in sämtlichen Verkehrssituationen, auf allen Arten von Straßen und unter allen Umweltbedingungen vollständig autonom agiert. (vgl. Nolting 2021, S. 117) Die Fahrzeuge bewegen sich

ohne menschliche Steuerung und ohne Bedienelemente wie ein Lenkrad. Die flächendeckende Verbreitung dieses Automatisierungsgrades im Straßenverkehr wird erst langfristig erwartet. Die Einführung des systemgestützten Fahrens erfolgt sukzessive, zunächst in der Oberklasse und nachfolgend in der Mittel- und Kleinklasse. (vgl. Winkelhake 2024, S. 122)

4.3 Technologische Grundlagen des autonomen Fahrens

KI-Systeme stellen eine zentrale Voraussetzung für das autonome Fahren dar. Sie verarbeiten eine Vielzahl von Datenquellen, darunter Straßenverläufe, Verkehrskennzeichen, Ampeln sowie das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer, und analysieren diese parallel und in Echtzeit. (vgl. BSI o. D.) Die Erfassung dieser Informationen erfolgt durch ein Netzwerk komplementärer Sensoren, zu denen Kameras sowie Radar- und Lidar-Systeme zählen. Lidar-Sensoren arbeiten auf Basis der Lichtlaufzeitmessung und ermöglichen eine präzise Wahrnehmung der Umgebung, insbesondere bei schlechten Sichtverhältnissen wie Dunkelheit oder schnellen Bewegungen. (vgl. Winkelhake 2024, S. 123) Für die Auswertung der Sensordaten werden leistungsfähige KI-Systeme eingesetzt, in denen insbesondere DL eine zentrale Rolle spielt. Diese Technologie ermöglicht die Interpretation komplexer Verkehrssituationen, die Erkennung von Verkehrszeichen, die Identifizierung von Hindernissen und die Planung von optimalen Routen. Hierbei erfolgt eine Analyse von Milliarden von Datenpunkten innerhalb von Bruchteilen von Sekunden, was mit herkömmlichen Methoden nicht möglich ist. (vgl. Barenkamp 2025, S. 29) Die folgende Abbildung veranschaulicht, in welchen Bereichen die KI eingesetzt wird:

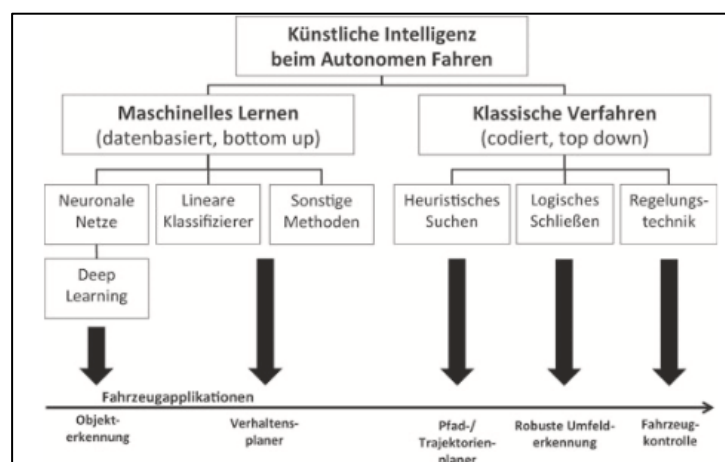


Abbildung 4: KI-Verfahren im autonomen Fahrzeug (vgl. Nolting 2021, S. 125)

- **Objektvorhersage:** Zur zuverlässigen Erkennung und Verfolgung von Verkehrsteilnehmern werden Sensordaten fusioniert und mithilfe von Bildverarbeitungsverfahren sowie neuronalen Netzen in Echtzeit analysiert.
- **Verhaltensplanung:** Der Verhaltensplaner bündelt alle verfügbaren Umwelt- und Kontextinformationen, um die nächste Handlung des Fahrzeugs auf die Situation anzupassen. Dabei kommen eine Vielzahl von Algorithmen zum Einsatz, die auf verschiedene Verkehrsszenarien wie Glatteis oder Staus reagieren können.
- **Trajektorienplanung:** Der Trajektorienplaner berechnet die konkrete Ausführung der Fahrmanöver, etwa bei Kurvenfahrten oder Spurwechseln.
- **Fahrzeugkontrolle/Lenkkontrolle:** Die Lenkkontrolle steuert die Quer- und Längslenkung des Fahrzeugs durch präzise Regelung von Lenkung, Beschleunigung und Bremsung. (vgl. Nolting 2021, S. 124-127)

Diese Funktionsbereiche greifen nahtlos ineinander und erfordern hochpräzise Abstimmungen. Um eine derartige Leistungsfähigkeit in unterschiedlichen Verkehrssituationen zu gewährleisten, ist ein umfangreiches Training der KI-Modelle nötig. Die KI wird hierbei mit vielfältigen und großen Datensätzen trainiert, damit die Systeme zuverlässig funktionieren. Das Ziel ist es, dass die KI lernt, schnell auf unvorhergesehene Ereignisse wie plötzliche Bremsmanöver zu reagieren. Dennoch kann die Fehlertoleranz nicht vollständig ausgeschlossen werden, da nicht jede mögliche Verkehrssituation im Voraus simuliert werden kann. Dies birgt jedoch Risiken: Einerseits können unbeabsichtigte Fehlinterpretationen von Sensordaten entstehen, andererseits können Angriffe auf das System über manipulierte Trainingsdaten gezielt zu falschen Entscheidungen führen.

Das folgende Beispiel veranschaulicht dieses Problem: Bei einem Testlauf für autonomes Fahren wurde ein Stoppschild mit einem Aufkleber beklebt, die folgende Abbildung veranschaulicht dies:



Abbildung 5: Einfluss manipulierter Daten auf KI-Interpretation (vgl. BSI o. D.)

Durch den Aufkleber erkannte das KI-System das Stoppschild als ein Tempolimit-Schild. Anstatt zu signalisieren, dass es ein unbekanntes Objekt sieht, traf das System eine falsche Entscheidung auf Basis bekannter Muster. Diese KI-Entscheidung ist nicht nachvollziehbar und stellt ein wesentliches Sicherheitsrisiko dar. Solche Szenarien verdeutlichen die bestehenden Risiken. Gleichzeitig zeigen aktuelle Entwicklungen, dass die Vorteile von KI im Straßenverkehr das Potenzial haben, diese Risiken langfristig zu überwiegen. Die Systeme zeigen nämlich eine konsistente Reaktionsfähigkeit, sind frei von Müdigkeit oder Ablenkung und optimieren ihre Leistung durch kontinuierliches Lernen. (vgl. BSI o. D.) Gemäß den Forschungsergebnissen einer Studie von McKinsey könnte durch die Implementierung des autonomen Fahrens Verkehrsunfälle deutlich reduziert werden, da diese überwiegend auf menschliches Fehlverhalten zurückzuführen sind. In autonomen Systemen treten derartige Fehler nicht auf. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 67) Allerdings sind klare technische, regulatorische und politische Rahmenbedingungen erforderlich, um dieses Potenzial sicher auszuschöpfen. (vgl. BSI o. D.)

4.4 Rechtliche Rahmenbedingungen

Seit Juni 2017 ist die Nutzung von hochautomatisierten Fahrfunktionen der Stufe SAE 3 in Deutschland nach der Änderung des Straßenverkehrsgesetzes (StVG) zulässig. (vgl. Mercedes-Benz 2024) Mit der Einführung der §§ 1a, 1b und 63a StVG wurde festgelegt, dass der Betrieb solcher Systeme innerhalb des vorgesehenen Anwendungsbereichs zulässig ist. Die Fahrfunktion muss den Verkehrsregeln für den Betrieb von Fahrzeugen entsprechen und dem Fahrer ausreichend Zeit geben, bei Bedarf die Kontrolle zu übernehmen. Aus rechtlicher Perspektive ist der Nutzer der Fahrfunktion auch während des automatisierten Betriebs weiterhin als Fahrzeugführer zu betrachten. Im Rahmen der sogenannten Abwendungsbefugnis ist es dem Fahrer gestattet, seine Aufmerksamkeit vom Verkehr abzulenken, wobei er jedoch jederzeit in der Lage sein muss, die Kontrolle über das Fahrzeug wiederzuerlangen. Zur Klärung von Haftungsfragen schreibt § 63a StVG vor, dass beim Wechsel zwischen manueller und automatischer Steuerung Positions- und Zeitdaten gespeichert werden müssen. (vgl. Barton/Müller 2021, S. 29-30)

Mit der Verabschiedung des Gesetzes zum autonomen Fahren im Juli 2021 unterstreicht die Bundesregierung ihren Anspruch, eine Vorreiterrolle in diesem Bereich einzunehmen und sich langfristig als Technologietreiber zu positionieren. (vgl. Yen et al. 2023, S. 222) Im Jahr 2022 folgte dann die nächste Verordnung, bei der der rechtliche und technische Rahmen für das

vollautomatisierte Fahren auf SAE-Level 4 erweitert wurde. Fahrzeuge dieser Stufe sind dazu befugt, in Deutschland in bestimmten Betriebsbereichen ohne Fahrer zu verkehren, wobei jedoch eine dauerhafte Überwachung durch externe Aufsichtspersonen erforderlich ist. Diese müssen im Notfall in der Lage sein, auf das System zuzugreifen und es zu deaktivieren. Die Aufsichtsperson muss sich dazu nicht im Fahrzeug befinden. (vgl. Mercedes-Benz 2024; Bundesministeriums 2022, S. 56-57)

Derzeit gibt es keinen international einheitlichen Rechtsrahmen für autonomes Fahren. Seit dem Jahr 2022 sind in der Europäischen Union vollautomatisierte Fahrzeuge zugelassen, wobei deren Nutzung jedoch auf genehmigungspflichtige Strecken beschränkt ist. (vgl. Mercedes-Benz 2024) Ein bedeutender Fortschritt wurde 2023 durch eine UN-Regelung erzielt, die den Einsatz von SAE-Level-3-Systemen auf Autobahnen bei Geschwindigkeiten bis zu 130 km/h erlaubt, einschließlich automatisierter Spurwechsel. (vgl. UNECE 2022) In den USA erfolgt die Regulierung auf Ebene der Bundesstaaten, sodass sich die gesetzlichen Rahmenbedingungen je nach Region deutlich unterscheiden. (vgl. Mercedes-Benz 2024)

4.5 Rechtlicher Haftungsrahmen für autonome Fahrzeuge

Ein klarer Haftungsrahmen ist für die Rechtssicherheit und Akzeptanz autonomer Fahrzeuge von zentraler Bedeutung. In diesem Kapitel erfolgt eine Einordnung der Haftung der beteiligten Akteure entlang der rechtlichen Vorgaben. (vgl. Heinisch 2024, S. 36) Der Halter des Fahrzeugs haftet gemäß § 7 Abs. 1 StVG auf Schadensersatz, wenn bei dessen Betrieb jemand getötet, der Körper oder die Gesundheit eines Menschen verletzt oder eine Sache beschädigt wurde. Die Vorschrift ist eine Kernnorm des Straßenverkehrshaftungsrechts und begründet die verschuldensunabhängige Haftung des Halters. Nicht von Relevanz ist, wer das Fahrzeug steuert, sondern die Verwirklichung der vom Kraftfahrzeug ausgehenden Gefahr. (vgl.

Korne/Schmidt 2025, S. 253) § 7 StVG gilt auch für autonome Fahrzeuge, da die Haltereigenschaft trotz nur vorübergehend eingeschränkter Verfügungsgewalt fortbesteht und die Betriebsgefahr an die Fahrzeuggefahr und nicht an den Fahrer anknüpft. Gemäß § 7 Abs. 2 StVG findet ein Haftungsausschluss aufgrund höherer Gewalt bei internen Systemfehlern keine Anwendung. Allerdings können Hackerangriffe als Benutzung gegen den Willen des Halters gemäß § 7 Abs. 3 StVG einen Ausschluss rechtfertigen. (vgl. Heinisch 2024, S. 38)

Gemäß § 18 Abs. 1 StVG haftet der Fahrer neben dem Halter, wobei sein Verschulden gesetzlich vermutet wird und er sich selbst entlasten muss. Auch bei hoch-/vollautomatisierten Fahrfunktionen bleibt der Fahrer gemäß § 1a StVG verantwortlich. Dem Fahrer ist es zwar

gestattet, sich zeitweise vom Verkehr abzuwenden, er muss jedoch in der Lage sein, die Kontrolle jederzeit sofort übernehmen zu können. Gemäß § 63a StVG werden die Daten beim Wechsel zwischen System und Mensch vom Fahrzeug gespeichert. Im Ernstfall können diese Daten als Beweis dienen. Im Falle eines autonomen Fahrzeugbetriebs gemäß § 1d StVG gibt es keinen Fahrer. Hier richten sich die Ansprüche in der Regel gegen den Fahrzeughalter oder gegebenenfalls gegen die technische Aufsicht. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 253-254)

Neben dem StVG ist auch § 823 Abs. 1 BGB von zentraler Bedeutung. Bei der Nutzung von Fahrfunktionen nach §§ 1a/1d StVG können gemäß § 823 Abs. 1 BGB auch Ansprüche gegen Fahrzeug-/Softwarehersteller geltend gemacht werden. Es gelten die Grundsätze der Produzentenhaftung, einschließlich einer Verlagerung der Beweislast auf den Hersteller. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 254-255)

Nach der Produzentenhaftung haftet der Hersteller bei Konstruktions-, Fabrikations- oder Instruktionsfehlern. (vgl. Heinisch 2024, S. 42) Liegt ein solcher Fehler vor, hat der Hersteller nachzuweisen, dass er die im Verkehr erforderliche Sorgfalt eingehalten hat. Aufgrund der Neuheit und Komplexität autonomer bzw. hoch-/vollautomatisierter Systeme und ihres hohen Risikopotenzials trifft Automobilhersteller eine besonders intensive Produktbeobachtungspflicht. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 255) Der bestehende Rechtsrahmen gewährleistet bereits die notwendige Grundlage für das autonome Fahren in wichtigen Bereichen. Es erfordert jedoch eine kontinuierliche Anpassung, wenn neue technische Konzepte Haftungsfragen aufwerfen. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 256)

4.6 Ethische Herausforderungen des autonomen Fahrens

Der Einsatz von KI in autonomen Fahrzeugen wirft ethische Fragen auf. Während die Fahrzeuginsassen zu Passagieren werden, übernehmen KI-basierte Systeme die vollständige Steuerung des Fahrzeuges. Da diese KI-Systeme auf einer vordefinierten Regelbasis basieren, die sich durch „Erfahrungen“ und Lernprozesse weiterentwickelt, ist es essenziell, ethische Prinzipien frühzeitig in ihre Programmierung zu integrieren. (vgl. ADAC 2023)

Ein zentrales ethisches Kriterium, das von der Ethikkommission bestimmt wurde, besteht darin, dass automatisierte und vernetzte Fahrzeuge nur dann legitim einsetzbar sind, wenn sie die Verkehrssicherheit erhöhen. Die Programmierung der Steuersysteme muss auf defensive und vorausschauende Fahrweise ausgerichtet sein. In unvermeidbaren Unfallsituationen darf die Software keine Unterscheidung zwischen Menschen vornehmen, etwa aufgrund von Alter, Geschlecht oder Gesundheitszustand. (vgl. Ethik-Kommission 2017, S. 10-11)

Ein besonders komplexes ethisches Szenario stellt in diesem Zusammenhang das sogenannte „Trolley-Problem“ dar. Das Problem beschreibt eine Situation, in welcher unabhängig von der getroffenen Entscheidung Menschenleben verloren gehen. Es wird angenommen, dass ein Zug außer Kontrolle geraten ist und auf eine Gruppe von mehreren Personen zufährt. Es besteht die Möglichkeit, den Zug auf ein anderes Gleis umzuleiten, jedoch befindet sich auf diesem Gleis eine Person, die bei einer solchen Umleitung tödlich verletzt werden würde. Das Dilemma besteht darin, zwischen zwei negativen Konsequenzen zu wählen. (vgl. Nolting 2021, S. 127-128) Im Kontext des autonomen Fahrens wird das Trolley-Problem oft als praxisnahes Szenario herangezogen. (vgl. Yen et al. 2023, S. 143) Ungeachtet der potenziellen Effizienz von KI im Kontext autonomen Fahrens werden Situationen eintreten, in denen Menschen zu Schaden kommen. (vgl. Nolting 2021, S. 128)

Ein mögliches Szenario, das die Problematik veranschaulicht, ist ein Unfall, bei dem ein autonomes Fahrzeug einen tödlichen Unfall mit zehn Kindern nur verhindern könnte, indem es ein Ausweichmanöver einleitet, bei dem jedoch ältere Menschen ums Leben kämen. (vgl. Yen et al. 2023, S. 143) In diesem Zusammenhang ist eine Studie des MIT Media Lab von besonderem Interesse, die kulturelle Unterschiede in moralischen Entscheidungsprozessen untersucht hat. Die Untersuchung wurde mit Teilnehmern aus 233 verschiedenen Ländern durchgeführt, die zu verschiedenen hypothetischen Verkehrsszenarien befragt wurden. Die Ergebnisse basieren auf 40 Millionen Entscheidungen und zeigen, dass kulturelle Prägungen einen signifikanten Einfluss haben. In Japan und China werden demnach ältere Menschen verschont, während in den USA und in Australien häufig jüngere Menschen bevorzugt werden. In Ländern mit hoher wirtschaftlicher Ungleichheit spielte zudem der soziale Status eine Rolle bei der Entscheidungsfindung. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 224) Es lässt sich jedoch grundsätzlich festhalten, dass der Schutz von Menschen stets Vorrang vor Sach- oder Tierschäden hat. (vgl. Ethik-Kommission 2017, S. 20)

Aus ethischer Perspektive wird eine gesetzliche Pflicht, automatisierte oder autonome Verkehrssysteme zu nutzen, abgelehnt. Da sie die freie individuelle Entscheidungsfreiheit einschränken würde. (vgl. ADAC 2023)

4.7 Praxisbeispiel: Waymo und der Einsatz von KI im autonomen Fahren

Ein Praxisbeispiel für den Einsatz von KI in autonomen Fahrzeugen wird von Waymo, einer Tochtergesellschaft von Alphabet, dargestellt. (vgl. Winkelhake 2024, S. 121) Waymo nimmt eine führende Position im Bereich des autonomen Fahrens ein und verfügt derzeit über die

weltweit höchste Anzahl an zurückgelegten autonomen Fahrkilometern. (vgl. Nolting 2021, S. 9) Der sogenannte Waymo Driver nutzt KI in nahezu allen Bereichen der Fahrfunktion. Bereits bevor Waymo Driver in ein neues Gebiet fährt, erfolgt eine detaillierte Kartierung der Umgebung. Auf der Straße nutzt das System diese Daten in Kombination mit KI und Echtzeit-Sensordaten, um seine Position auf der Straße exakt zu bestimmen. (vgl. Waymo o. D.) ML spielt innerhalb der KI-Systeme eine zentrale Rolle, da es unter anderem die Objekterkennung, Situationsanalyse, Verhaltensprognose anderer Verkehrsteilnehmer sowie die Entscheidungsfindung unterstützt. (vgl. Waymo 2019) Die KI nutzt potenzielle Bewegungsmuster von Fahrzeugen, Fußgängern und Radfahrern, um ihre Aktionen vorherzusagen. Es berechnet auf Basis der vorhandenen Daten innerhalb kürzester Zeit die exakte Fahrroute, die Spurführung, die Lenkbewegung und die Geschwindigkeit, um die Fahrt sicher durchzuführen. Da Verkehrssituationen oft viele Objekte mit jeweils unterschiedlichen Bewegungsmustern und Absichten umfassen, kombiniert der Waymo Driver Erfahrungen aus über 20 Millionen gefahrenen Meilen sowie mehr als 20 Milliarden simulierten Meilen mit Echtzeitdaten. Dadurch ist es mithilfe von KI möglich, vorherzusagen, wie sich andere Verkehrsteilnehmer bewegen. Waymo demonstriert damit eindrucksvoll das Potenzial von KI für das vollautonome Fahren. (vgl. Waymo o. D.)

5 KI in der automobilen Wertschöpfungskette

In diesem Kapitel wird der Beitrag von KI in der Automobilbranche untersucht. Der Einsatz von KI ermöglicht eine effizientere und präzisere Umsetzung zahlreicher Anwendungen in der Produktion, was zu einer Steigerung der Produktivität und Effizienz sowie zu einer weiteren Prozessautomatisierung führt. (vgl. Fraunhofer ISI et al. 2024, S. 2)

Der derzeitige Einsatz in Wertschöpfungsprozessen basiert hauptsächlich auf schwacher KI, die Maschinendaten auswertet. Ansätze einer starken KI befinden sich noch in der Forschungs- und Entwicklungsphase. Besonders vielversprechendes Potenzial besteht in den Bereichen Qualitätsmanagement, prädiktive Technologien sowie der Systematisierung und Analyse von Produktionsprozessen. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 278-279) In der Logistik herrscht in vielen Bereichen hohes Potenzial, insbesondere in der Bedarfsplanung, Absatzplanung, Transportoptimierung und Produktionssteuerung. Der Mehrwert von KI liegt in ihrer Fähigkeit, heterogene Datenströme in einem Modell zu integrieren, komplexe Abhängigkeiten zu identifizieren und dadurch präzisere Vorhersagen für die Planung zu ermöglichen. Studien wie die des McKinsey Global Institute gehen davon aus, dass der Einsatz

solcher Technologien in der Logistik und im Supply-Chain-Management maßgeblich zur Steigerung der Ressourceneffizienz beiträgt. (vgl. Murrenhoff et al. 2021, S. 9) Auch in kundenorientierten Prozessen entfaltet KI große Wirkung. Besonders hohe Potenziale liegen im Kundenservice sowie im Marketing und Vertrieb. (vgl. Drawehn et al. 2021, S. 17) Die nachfolgenden Unterkapitel stellen die Anwendungsfelder der KI in der Automobilindustrie dar und veranschaulichen diese anhand praktischer Fallbeispiele.

5.1 KI-gestützte Robotik in der Fertigung

Die Robotik zählt zu den zentralen Anwendungsfeldern der KI, insbesondere im Kontext autonomer Systeme. Ihre Aufgabe ist es, modell- und datenbasierte Entscheidungen in konkrete physische Aktionen umzusetzen. Technisch basieren die Funktionsweisen von Robotern neben Verfahren des ML insbesondere auf CV sowie weiteren Sensorsystemen, um Wahrnehmung, Planung und Ausführung zu koppeln und so digitale Outputgrößen in reale Handlungen umzuwandeln. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 349) Zu den klassischen Einsatzbereichen zählen vor allem die hochautomatisierte Fertigung im Karosserierohbau, in der Roboter hauptsächlich Fügeprozesse wie Schweißen und Kleben ausführen. In diesem Bereich ist die Variantenvielfalt in der Regel geringer als in der Endmontage, wodurch stabile, taktgebundene Abläufe mit hohem Automatisierungsgrad möglich sind. (vgl. Huber 2016, S. 50)

Das Typenspektrum der Robotik umfasst insbesondere Industrieroboter und humanoide Roboter. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 349) Letztere sind Maschinen mit menschenähnlicher Gestalt und Gelenkanordnung und deren Bewegungsabläufe sich am menschlichen Körper orientieren. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 367) Im Gegensatz zu den klassischen Industrierobotern verfügen moderne Systeme über Wahrnehmungs-, Interpretations- und autonome Reaktionsfähigkeit. Die Steigerung des Autonomiegrads der Robotik wird durch den Einsatz von KI-Systemen ermöglicht. Dadurch können sie komplexe Aufgaben in Produktion und Service eigenständig verstehen und ausführen, sich an neue Situationen anpassen und die Flexibilität sowie Zukunftsfähigkeit der Automatisierung erhöhen. (vgl. Porsche Consulting 2025)

Ein aktuelles Praxisbeispiel verdeutlicht diese Entwicklung: Im BMW-Group-Werk Spartanburg (USA) wurde 2024 der humanoide Roboter namens Figure 02 im realen Produktionsumfeld erprobt. Der rund 170 cm große und 70 kg schwere Roboter mit einer 20 kg Traglast übernahm vor allem das Einlagern von Blechteilen in vorgegebene Vorrichtungen. Im

Anschluss daran wurden die Blechteile als Bestandteil der Karosserie zusammengefügt. (vgl. BMW Group 2024b)

5.2 KI-gestützte Qualitätskontrolle in der Automobilproduktion

Visuelle Qualitätskontrollsysteme werden in allen Phasen der industriellen Wertschöpfungskette eingesetzt, wobei ihre Bedeutung in der Automobilindustrie besonders hoch ist. (vgl. Mockenhaupt/Schlagenhauf 2023, S. 337) Dennoch wird die Endkontrolle von Bauteilen in vielen Produktionsbetrieben weiterhin überwiegend manuell durch visuelle Inspektion durchgeführt. Dieses Verfahren ist jedoch zeitaufwendig und fehleranfällig, da es stark von der Erfahrung, Konzentration und Tagesform des Mitarbeitenden abhängt. Die daraus resultierende schwankende Prüfqualität kann zu ineffizienten Abläufen, zur Erhöhung der Ausschussraten und zur Steigerung der Produktionskosten führen. Zur Optimierung dieses Prozesses wurde ein KI-gestütztes System zur optischen Qualitätskontrolle eingeführt. Hierbei erfassen hochauflösende Kameras entlang der Fertigungslinie kontinuierlich Bilder der gefertigten Teile, die in Echtzeit von spezialisierten KI-Modellen analysiert werden. Diese Modelle sind auf die Erkennung von Oberflächenfehlern, Formabweichungen und Farbunterschieden trainiert. Durch den Einsatz von ML verbessert sich die Fähigkeit zur Fehlererkennung und -analyse der Modelle kontinuierlich. Der Einsatz von KI ermöglicht eine signifikante Erhöhung der Produktionsqualität und der Prozesseffizienz. Die Produktionskosten und die Ausschussquoten konnten deutlich gesenkt werden, durch die präzise und konsistente Erkennung von Abweichungen. Dies führte zur Verbesserung der Ressourcennutzung und zur Erhöhung des Qualitätsstandards. Darüber hinaus ermöglicht die Echtzeitanalyse eine beschleunigte Fehleridentifikation und -behebung, wodurch die Produktionszeit deutlich verringert wurde. Ein weiterer Vorteil besteht in der digitalen Bewahrung des Erfahrungswissens der Mitarbeitenden: Das in den KI-Modellen abgebildete Know-how bleibt unabhängig von personellen Veränderungen erhalten und entwickelt sich kontinuierlich weiter. Dies gewährleistet eine ständige Verbesserung der Qualitätsstandards sowie eine Anpassung an neue Anforderungen. Zudem entlastet die KI-gestützte Qualitätskontrolle die Mitarbeiter. Diese können sich stattdessen verstärkt auf übergeordnete Aufgaben wie Datenanalyse, Prozessoptimierung oder strategische Qualitätsentwicklung konzentrieren. (vgl. Barenkamp 2025, S. 160-162) Praxisbeispiele verdeutlichen die Umsetzung: Im BMW-Group-Werk Regensburg wird im Rahmen eines Pilotprojekts eine KI-basierte Lösung zur Unterstützung der Qualitätskontrolle implementiert. Die KI erstellt für jedes der täglich rund 1.400 produzierten Fahrzeuge einen

individuellen Prüfkatalog. Grundlage hierfür sind fahrzeugspezifische Daten wie Modell und Ausstattungsvariante sowie Echtzeit-Produktionsinformationen. Das System analysiert diese Datenmengen, identifiziert relevante Muster und leitet daraus automatisiert den erforderlichen Prüfumfang ab. Die Ergebnisse werden strukturiert in einer Smartphone-App bereitgestellt. Durch die präzise und automatisierte Vorgehensweise konnte die Endkontrolle signifikant beschleunigt und zugleich verlässlicher gestaltet werden. Insbesondere aufgrund der hohen Variantenvielfalt in der Fahrzeugproduktion trägt das System zur Sicherung der Qualität und zur Reduzierung manueller Prüfaufwände bei. (vgl. BMW Group 2025)

Auch im Porsche-Werk Leipzig wird KI bei der Qualitätskontrolle eingesetzt. Bislang mussten die Inspektionen von Lackierungen am Fahrzeug manuell von Mitarbeitern durchgeführt werden, was sehr zeitintensiv, arbeitsintensiv und fehleranfällig war. Durch die Einführung eines KI-gestützten Inspektionssystems wurde dieser Vorgang deutlich optimiert. Das System erfasst mithilfe von zwei Roboterarmen innerhalb von 72 Sekunden rund 100.000 hochauflösende Bilder pro Fahrzeug. Diese Bilddaten werden in Echtzeit von leistungsstarken Bildverarbeitungscomputern analysiert, die DL-Algorithmen einsetzen. Die KI erkennt feine Unregelmäßigkeiten, etwa Staub und andere Partikel, objektiv und mit millimetergenauer Präzision. Die Auffälligkeiten werden an die Endfertigung weitergeleitet. Durch die Visualisierung des Fehlers in einem 3D-Modell können die Mitarbeiter das Problem schnell erkennen und korrigieren. Die kontinuierliche Analyse der Fehlerbilder ermöglicht es zudem, unerwünschte Prozessvariationen frühzeitig zu erkennen und das Lackierverfahren fortlaufend zu optimieren. Durch den Einsatz von KI konnte die Effizienz der Inspektionsprozesse erheblich erhöht werden und die hohen Qualitätsstandards der Porsche-Fahrzeuge konnten sichergestellt werden. (vgl. Porsche AG 2025)

5.3 Predictive Maintenance

In der Produktion führen unerwartete Störungen, ungeplante Maschinenstillstände und ineffiziente Prozesse zu Produktivitätsverlusten, höheren Kosten und sinkender Wettbewerbsfähigkeit. Das stellt Unternehmen vor große Herausforderungen. Ungeplante Ausfälle sorgen zudem für eine Beeinträchtigung der Planungssicherheit, was negative Auswirkungen auf die Lieferzeit und auf die Kundenzufriedenheit hat. Die volle Ausschöpfung der Produktionskapazitäten sowie das optimale Niveau der Prozesse kann durch die manuelle Überwachung nicht gewährleistet werden, da diese meist unzureichend ist, um Störungen frühzeitig zu erkennen und rechtzeitig gegenzusteuern.

Zur Optimierung der Prozesse kann eine KI-gestützte Plattform implementiert werden, die durchgehend Produktionsdaten in Echtzeit erfasst und analysiert. Auf Basis von ML-Verfahren werden Daten aus Maschinen und Prozessen kontinuierlich verarbeitet, sodass potenzielle Störungen oder ineffiziente Muster identifiziert und geeignete Gegenmaßnahmen vorgeschlagen werden können. Ein zentraler Bestandteil ist die vorausschauende Wartung (Predictive Maintenance). Dabei überwacht die KI durchgehend die Maschinenleistung. (vgl. Barenkamp 2025, S. 172-173) In der Automobilindustrie hat die Bedeutung von Predictive Maintenance in den vergangenen Jahren deutlich zugenommen. Dies ist insbesondere auf Fortschritte in der KI, wie beispielsweise ML, DL und generative KI, zurückzuführen. (vgl. Mahale et al. 2025, S. 1) Moderne Ansätze der vorausschauenden Wartung basieren dabei zunehmend auf der Kombination dieser Technologien mit IoT-gestützten Systemen. (vgl. Mahale et al. 2025, S. 3) Solche Systeme erkennen Abweichungen von Sollparametern und weisen frühzeitig auf Wartungsbedarf hin. Dadurch lassen sich teure und zeitaufwändige Ausfälle vermeiden, Produktionskapazitäten besser nutzen und Betriebskosten senken. Gleichzeitig verbessert die kontinuierliche Überwachung die Produktqualität und erhöht dank weniger Notfallreparaturen die Lebensdauer der Anlagen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 174)

Predictive Maintenance kommt nicht nur in der Automobilproduktion, sondern auch direkt im Fahrzeug zum Einsatz. Das Prinzip ist dasselbe: Die KI-Modelle wurden so trainiert, dass sie den Zustand der Bauteile in Echtzeit überwachen. Dabei kommen beispielsweise Schwingungsanalysen zum Einsatz, um mechanische Unregelmäßigkeiten zu erkennen, oder Wärmebildverfahren, um Temperaturabweichungen zu identifizieren, die auf Überhitzung oder Materialverschleiß hindeuten. Durch den Einsatz werden unnötige Wartungsarbeiten reduziert, Ausfallzeiten minimiert und Kosten für präventive Instandhaltung gesenkt. (vgl. Mahale et al. 2025, S. 3-4)

Ein Praxisbeispiel für den erfolgreichen Einsatz von KI in der Produktion ist das KI-gestützte Predictive-Maintenance-System im BMW-Group-Werk Regensburg. BMW verfolgt das Ziel, frühzeitig mögliche Störungen zu erkennen und zu verhindern, um ungeplante Stillstände in der Fahrzeugmontage zu vermeiden. In der Montage werden die Fahrzeuge auf mobilen Gehängen oder Schubplattenanlagen durch die Produktionslinie transportiert. Durch technische Störungen kann es zum Stillstand der Montagebänder kommen und somit zu hohen Kosten durch den Instandhaltungsaufwand. Das System analysiert kontinuierlich Betriebsdaten aus der bestehenden Fördertechnik und benötigt keine zusätzliche Sensorik, wodurch das System kostengünstig ist. Die gesammelten Informationen werden an eine cloudbasierte Plattform übertragen, auf der eigens entwickelte ML-Modelle durchgehend nach Anomalien suchen.

Durch den Einsatz von KI können frühzeitig Störungen durch Auffälligkeiten wie nicht lesbare Barcodes oder Schwankungen in der Stromaufnahme erkannt werden und somit Produktionsverluste verhindert werden. Durch eine Warnmeldung wird die Leitzentrale über eine mögliche Störung informiert, wodurch betroffene Komponenten gezielt aus dem Produktionsprozess entnommen und außerhalb instand gesetzt werden können. Der Einsatz von KI verhinderte im Durchschnitt allein im BMW-Werk Regensburg rund 500 Störminuten im Jahr. Die Lösung ist standardisiert und wurde inzwischen an mehreren Standorten der BMW-Group implementiert, wobei etwa 80 % der Hauptmontagelinien damit überwacht werden. In Zukunft soll das System weiterentwickelt werden und lernen, einzuschätzen, wie viel verbleibende Laufzeit es bis zum möglichen Ausfall gibt. Dadurch würde eine präzisere Planung und Priorisierung der Wartungsarbeiten gewährleistet werden. (vgl. BMW Group 2023)

5.4 Transparenz in Lieferketten

Die Sicherstellung von Transparenz in globalen Lieferketten ist für Unternehmen von entscheidender Relevanz, um Risiken zu minimieren, gesetzliche Anforderungen zu erfüllen und das Vertrauen von Kunden und Stakeholdern zu stärken. (vgl. Wellbrock/Ludin 2025, S. 107-108, 304) In diesem Bereich bietet KI ein erhebliches Potenzial und dient als Schlüsseltechnologie zur Steigerung der Transparenz. Sie verfügt über die Fähigkeit, komplexe Daten zu analysieren, zu interpretieren und diese Informationen aufbereitet bereitzustellen. (vgl. Wellbrock/Ludin 2025, S. 108) Ein zentrales Problem vieler Unternehmen besteht darin, dass sie häufig nur ihre direkten Zulieferer, die sogenannten Tier-1-Lieferanten, kennen. Die Beschaffung von Informationen zu anderen Lieferanten erfolgt in der Regel aufwendig und unter hohem Ressourcenaufwand über Selbstauskünfte oder manuelle Erhebung. (vgl. Grünewald et al. 2022, S. 18) Der Einsatz von KI kann zu einer signifikanten Vereinfachung dieses Prozesses führen. Sie integriert und wertet automatisiert Daten aus internen Systemen, öffentlich zugänglichen Datenbanken, sozialen Medien oder lokalen Nachrichtenquellen über die Lieferanten aus. (vgl. Grünewald et al. 2022, S. 18; Wellbrock/Ludin 2025, S. 394) Die Verifizierung der Quellen erfolgt durch die Berücksichtigung mehrerer unabhängiger Quellen anhand individueller Parameter. Darüber hinaus ermöglicht KI eine deutlich verbesserte Rückverfolgbarkeit von Produkten entlang der gesamten Lieferkette. (vgl. Grünewald et al. 2022, S. 18) Regulatorische Rahmenbedingungen wie das Lieferkettensorgfaltspflichtengesetz verstärken die Bedeutung transparenter Lieferketten zusätzlich. Gemäß dieser Bestimmung sind Unternehmen dazu verpflichtet, die Sorgfaltspflichten in Bezug auf die Menschenrechte und die

Umwelt innerhalb ihrer globalen Lieferketten zu gewährleisten. Das Ziel besteht darin, dass Unternehmen sowohl ihre eigenen Geschäftspraktiken als auch die ihrer Zulieferer und Subunternehmen systematisch überprüfen und gegebenenfalls anpassen, um Menschenrechtsverletzungen und Umweltschäden zu verhindern. (vgl. Wellbrock/Ludin 2025, S. 383)

Ein praxisnahes Beispiel für den Einsatz von KI zur Steigerung der Transparenz von Lieferketten bieten die Automobilhersteller Volkswagen, Audi und Porsche. Diese setzen seit Ende 2020 auf eine KI-basierte Lösung, um potenzielle Nachhaltigkeitsrisiken wie Umweltverstöße, Menschenrechtsverletzungen oder Korruption frühzeitig in ihrer gesamten Lieferkette zu identifizieren. Das KI-System analysiert kontinuierlich öffentlich zugängliche Nachrichtenquellen sowie Beiträge aus sozialen Medien, die auf den Lieferanten bezogen sind. Die Daten werden in einer Vielzahl von Sprachen und aus mehr als 150 Ländern bezogen. Es durchsucht dabei mehrere vordefinierte Suchbegriffe und überwacht so in Echtzeit tausende Lieferanten. Auffälligkeiten werden von der KI direkt an die Beschaffungsteams gemeldet, die den Sachverhalt prüfen und gegebenenfalls Maßnahmen einleiten. Das System dient somit als Frühwarnsystem und ergänzt die traditionellen, reaktiven Beschwerdekanaäle. Ein wesentlicher Vorteil besteht in der Geschwindigkeit der Risikobeurteilung, wodurch Unternehmen zeitnah auf potenzielle Verstöße reagieren können. Diese These wurde zudem durch den Leiter der Strategie Beschaffung bei Audi unterstrichen. Laut Marco Philippi gilt dieses Projekt als Vorreiter in der Automobilindustrie und zeigt, wie der Einsatz von KI eine höhere Transparenz in der Lieferkette bewirken kann. (vgl. Porsche AG 2021)

5.5 KI-gestützte Bestandsoptimierung in der Automobillogistik

In Industrieunternehmen ist die effiziente Verwaltung von Lagerbeständen essenziell, um Betriebskosten zu minimieren und ein bedarfsgerechtes Bestandsniveau sicherzustellen. Die klassische Lagerverwaltung, die auf einfachen Prognosemodellen und historischen Daten basiert, stößt bei komplexen und dynamischen Anforderungen an ihre Grenzen. Dies führt häufig zu Überbeständen und Engpässen, was negative Folgen für die Lieferbereitschaft und Kostenstruktur hat. Um diese Problematik zu adressieren, kann ein KI-gestütztes System zur Lageroptimierung eingesetzt werden. Auf Basis von ML-Verfahren analysiert KI historische Lagerdaten und berücksichtigt Verkaufsprognosen, saisonale Muster und Marktentwicklungen. Dadurch kann die KI künftigen Bedarf präzise prognostizieren, flexibel auf Veränderungen im Markt reagieren, Bestände in Echtzeit anpassen und so Über- und Unterbestände vermeiden.

Das System trägt zudem zu einer robusteren, nachhaltigeren und kosteneffizienteren Logistikstrategie bei. (vgl. Barenkamp 2025, S. 178-180)

Die BMW Group liefert in Zusammenarbeit mit dem amerikanischen Unternehmen Verusen ein anschauliches Beispiel für den Einsatz von KI zur Bestandsoptimierung. Der deutsche Automobilhersteller investierte in eine KI-basierte Softwarelösung des Unternehmens Verusen, die für die Optimierung von Lagerbeständen in globalen Lieferketten entwickelt wurde. Das System kombiniert ML-Methoden, neuronale Netze sowie die KI-gestützte Datenbereinigung, um eine präzise und automatisierte Bestandsplanung zu ermöglichen. Kasper Sage, ein Partner bei BMW i Ventures, betonte das signifikante Verbesserungspotenzial in der Automobilindustrie, da ein einzelnes Fahrzeug aus zehntausenden Einzelteilen besteht. Die KI-gestützte Bestandsoptimierungssoftware wurde bei verschiedenen Unternehmen implementiert und führte zu jährlichen Einsparungen im zweistelligen Millionenbereich, die sonst aufgrund ineffizienter Bestandsverwaltung angefallen wären. Durch den datenorientierten Ansatz, der KI-basierten Datenbereinigungsverfahren mit Vorhersagemodellen zur Bestandsoptimierung integriert, werden erhebliche Effizienzsteigerungen und eine nachhaltige Bestandsoptimierung ermöglicht. (vgl. BMW Group 2021)

5.6 KI-gestützte Optimierung der Lieferkette

Ein weiteres erhebliches Potenzial durch den Einsatz von KI liegt in der Optimierung von Lieferprozessen. Da sich die gesamte Lieferkette aufgrund ihrer Komplexität nicht vollständig durch ein Modell abbilden lässt, ist eine Kombination aus Simulationen und KI-Verfahren erforderlich. Simulationen ermöglichen die modellhafte Abbildung einzelner Aspekte der Lieferkette, wodurch gezielte Bewertungen und darauf basierende Optimierungsmaßnahmen abgeleitet werden können. Das größte Potenzial liegt dabei in der Analyse und Verbesserung des Lieferantennetzwerks. Ein vertieftes Verständnis der Netzwerkstruktur kann kritische Pfade identifizieren, bei deren Unterbrechung, etwa durch den Ausfall eines einzelnen Lieferanten, erhebliche Konsequenzen wie Produktionsstillstände entstehen können. Der Einsatz simulationsgestützter KI-Modelle ermöglicht die frühzeitige Erkennung derartiger Risiken sowie die Entwicklung geeigneter Gegenmaßnahmen. (vgl. Nolting 2021, S. 172)

Ein Praxisbeispiel liefert die Renault Group, die KI zur Optimierung des Lieferkettenmanagements einsetzt, um Risiken und Engpässe frühzeitig zu erkennen und Prozesse vorausschauend anzupassen. (vgl. Renault Group 2025)

5.7 KI im Kundenservice

Der Kundenservice nimmt als Wertschöpfungsschnittstelle eine zentrale Rolle im Unternehmen ein. In den meisten Fällen bearbeiten Kundenserviceabteilungen täglich eine große Anzahl von Anfragen, die oft komplexe und spezifische Probleme betreffen. Es ist essenziell, dass die Mitarbeiter ein umfassendes und tiefgreifendes Verständnis der Produkte besitzen. Um den Kunden präzise Auskünfte geben zu können, müssen sie zudem kontinuierlich in Produktdokumentationen und technischen Spezifikationen recherchieren. Diese Arbeit kostet viel Zeit, was zu langen Bearbeitungszeiten führt und sich negativ auf die Kundenzufriedenheit auswirken kann. (vgl. Barenkamp 2025, S. 154) Zur Steigerung der Effizienz und Servicequalität kann ein Unternehmen einen KI-gestützten Support-Bot einsetzen. Das System unterstützt Servicemitarbeitende, indem es den Zugriff auf erforderliche Informationen bündelt und kontextbezogene Antwortvorschläge erzeugt. Dazu interpretiert die KI die jeweilige Kundenanfrage, ruft passende Inhalte aus den vollständigen Produktspezifikationen ab und formuliert eine präzise Antwort. Die Mitarbeiter des Unternehmens können diese Antwort überprüfen und gegebenenfalls anpassen, bevor sie an die Kundschaft weitergeleitet wird. Der Einsatz von KI macht die zeitaufwändige manuelle Recherche überflüssig und verkürzt die Bearbeitungszeiten. (vgl. Barenkamp 2025, S. 155-156)

Mercedes-Benz hat beispielsweise seine digitalen Betriebsanleitungen um einen Chatbot ergänzt, der auf einer KI-Technologie basiert und fahrzeugbezogene Fragen in natürlicher Sprache beantworten kann. Das Ziel des Unternehmens besteht darin, Standardanfragen zu Funktionen und Bedienung schneller zu klären, um somit eine Entlastung des Kundenservice zu bewirken. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 194) Darüber hinaus setzt Mercedes-Benz seit 2025 einen KI-Assistenten namens MBUX Virtual Assistant in seinen Fahrzeugen ein. Dieser Assistent ist in der Lage, personalisierte Antworten auf Fragen des Benutzers zu generieren. Während der Fahrt kann der Benutzer beispielsweise eine Frage stellen, etwa nach dem Standort oder der Bewertung des nächsten Restaurants. Der Assistent gibt daraufhin eine präzise Antwort. (vgl. Mercedes-Benz Group 2025)

5.8 KI im Marketing und Vertrieb

Der Einsatz von KI kann in der Automobilindustrie im Bereich Marketing und Vertrieb enormen Mehrwert generieren. Die kontinuierlich steigende Verfügbarkeit von Daten ermöglicht die Personalisierung von Vertriebsprozessen und die dynamische Anpassung von Preisen. Im Marketing ermöglicht KI den effektiven Einsatz von Programmatic Advertising

(automatisierter, datengetriebener Echtzeit-Mediaeinkauf). Gleichzeitig automatisiert und optimiert sie Marketing und Vertriebsoperationen wie beispielsweise Absatzprognosen, Produktkonfiguration und Aftersales-Prozesse. (vgl. McKinsey&Company et al. 2019, S. 6) In Anbetracht der enormen Menge an Informationen und der abnehmenden Aufmerksamkeitsspannen ist es essenziell, Kunden im richtigen Moment mit der passenden Botschaft anzusprechen.

Aus diesem Grund setzen Automobilunternehmen zunehmend auf Programmatic Advertising, das individuell zugeschnittene Anzeigen erlaubt. Ermöglicht wird dies durch den Einsatz von KI, die Zielgruppen nach Standort, Interessen und Verhalten vor Ort segmentiert und testet, welche Inhalte wirksam sind. Die personalisierten Werbungen weisen eine gesteigerte Effizienz auf und werden als weniger aufdringlich wahrgenommen als standardisierte Werbemaßnahmen. (vgl. McKinsey&Company et al. 2019, S. 24)

Ein Praxisbeispiel liefert Skoda: Durch den Einsatz von Programmatic Advertising konnten personalisierte Anzeigen für spezifische Zielgruppen erstellt werden. In der Folge wurde ein Anstieg der Konversionsrate um 53 % beobachtet und eine deutliche Reduktion der Werbekosten. (vgl. McKinsey&Company et al. 2019, S. 25)

Darüber hinaus kann die KI das Verkaufserlebnis personalisieren, indem sie Transaktionshistorien und Online-Aktivitäten auswertet und individuelle Produktempfehlungen generiert. So kann das KI-gestützte System beispielsweise einem Kunden vor der Urlaubssaison eine rabattierte Dachbox für das Auto empfehlen. Des Weiteren ermöglicht die KI ein personalisiertes, dynamisches Pricing. Die KI leitet aus umfangreichen Transaktionen Preise ab, unter der Berücksichtigung von Beständen, Nachfrage, Konfigurationen und Wettbewerbern. (vgl. McKinsey&Company et al. 2019, S. 27-28)

6 Generative KI in der Automobilindustrie

In Kapitel 6 werden, als Erweiterung der in Kapitel 2.5 dargestellten Grundlagen, die konkreten Einsatzfelder behandelt. Generative KI ist ein gegenwärtiger Implementierungstrend in der Automobilindustrie, der insbesondere die Strukturen und Abläufe in der Forschung und Entwicklung verändert. Die Integration von generativer KI in der Automobilindustrie kann für Unternehmen einen signifikanten Mehrwert generieren, der sich in einer beschleunigten Markteinführung, einer verbesserten Qualität, einer Kostensenkung und einer gesteigerten Innovationskraft widerspiegelt. Quantitative Effekte und Marktadoption werden im Kapitel 8 vertieft dargestellt. In den nachfolgenden Unterkapiteln und anhand von Praxisbeispielen wird dargelegt, in welchen Bereichen und auf welche Art und Weise generative KI bereits seriennahe Effekte erzielt. (vgl. Cholewinski et al. 2024)

6.1 Generative KI in der Homologation

Die Homologation stellt einen zentralen Prozess in der Automobilindustrie dar, bei dem Fahrzeugtypen oder Komponenten auf ihre Übereinstimmung mit technischen und gesetzlichen Standards geprüft werden, bevor sie auf den Markt gebracht werden. Dieser Prozess wird zunehmend zeit- und ressourcenintensiv angesichts wachsender Komplexität durch neue Antriebstechnologien und sich ständig ändernde internationale Regulierungen.

Der Einsatz von generativer KI kann zu einer deutlichen Steigerung der Effizienz der Homologation führen, indem sie technische Dokumentationen automatisiert erstellt und aktualisiert. Durch das Feintuning der KI auf bestehende Datenbestände lässt sich die Time-to-Market verkürzen, da neue Berichte und Unterlagen schneller generiert werden. Zudem kann generative KI Gesetzesänderungen in verschiedenen Sprachen überwachen, relevante gesetzliche Auswirkungen auf die Homologationsprozesse analysieren und geeignete Richtlinien automatisch identifizieren. Perspektivisch ist auch die Vorhersage von Testergebnissen durch den Einsatz generativer KI denkbar, etwa zur automatischen Überprüfung von Änderungen mit den aktuellen Richtlinien. Das würde den Herstellern helfen, Problembereiche frühzeitig zu erkennen und entsprechende Anpassungen vorzunehmen, bevor die physische Prüfung erfolgt. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 180-181)

FEV, einer der weltweit führenden Entwicklungsdienstleister für die Automobilindustrie, demonstriert die praktische Umsetzung des zuvor beschriebenen Potenzials. Der Dienstleister setzt eine unternehmensweite generative KI-Plattform („FEV GenAI Hub“) ein, die automatisiert Rechts- und Normtexte für die Typgenehmigung extrahiert, anreichert und analysiert. Dies ermöglicht einen systematischen Vergleich länderspezifischer Anforderungen (u. a. EU, Nordamerika, Asien), die Identifizierung von Abweichungen und die Ableitung von Maßnahmen zur regelkonformen Produktpassung. Gemäß den Angaben des Unternehmens führt die Implementierung der generativen KI-Plattform zu einer signifikanten Reduktion der Bearbeitungsdauer für umfangreiche Anforderungsprüfungen von mehreren Monaten auf wenige Wochen. Es werden potenzielle Einsparungen von bis zu 60 % bei der Durchlaufzeit und von bis zu 50 % beim Ressourceneinsatz angegeben. (vgl. Strasdat 2025)

6.2 Generative KI im Fahrzeugdesign

Der Einsatz von KI kann einen wesentlichen Beitrag zur Entwicklung neuer Fahrzeugdesigns leisten. Neuronale Netze sind in der Lage, auf Basis zuvor gelernter Entwürfe eigenständig

neue Designvarianten zu generieren. Es besteht die Möglichkeit, sämtliche bereits entwickelten Fahrzeugdesigns in ein entsprechendes KI-System einzuspeisen, um daraus ein neues Design zu erzeugen, das beispielsweise Merkmale eines Geländewagens mit denen eines Sportwagens kombiniert. Dieser Ansatz ermöglicht die Generierung einer nahezu unbegrenzten Anzahl von Mischformen. Die Automobilbranche profitiert von dieser Entwicklung, indem sie die Gestaltung künftiger Fahrzeugmodelle zunehmend durch den Einsatz von KI-Systemen unterstützt. (vgl. Nolting 2021, S. 166)

Das Toyota Research Institute (TRI) liefert hierfür ein anschauliches Beispiel aus der Praxis. Im Jahr 2023 stellte TRI eine Technologie der generativen KI vor, die Text-zu-Bild-Modelle mit technischen Einschränkungen kombiniert, um den Designprozess zu unterstützen. Erste Designskizzen und stilistische Vorgaben werden dabei unmittelbar mit technischen Anforderungen verknüpft. Das System generiert Designvorschläge, sodass typische Iterationsschleifen zwischen Gestaltung und Konstruktion reduziert und quantitative Zielgrößen verbessert werden können. Methodisch verbindet TRI die Prinzipien der Optimierungstheorie mit generativer KI auf Basis von Text-zu-Bild-Technologie. Aus der Perspektive von TRI führt die Implementierung von generativer KI im Design zu einer beschleunigten und effizienteren Fahrzeugentwicklung. (vgl. Toyota USA 2023)

6.3 Generative KI für Sonderwünsche und Konfiguration

Ein wichtiges Differenzierungsmerkmal in der Automobilbranche, vor allem im Luxussegment, ist die Berücksichtigung von individuellen Sonderwünschen. Das stellt den Hersteller vor erhebliche Herausforderungen hinsichtlich Wirtschaftlichkeit, Regelkonformität und Effizienz in den Prozessen. Generative KI kann während des gesamten Prozesses Unterstützung bieten: Sie kann das Archiv auf ähnliche, bereits umgesetzte Kundenwünsche untersuchen oder neue Anforderungen in technische Sprache überführen. Auch Spezifikationen oder erste Designvorschläge können generiert werden. In der weiteren Bearbeitung kann generative KI Plausibilitätsprüfungen durchführen, Standards vergleichen und Dokumentationen automatisiert erstellen. Dies führt zu einer Erhöhung der Prozesssicherheit und erleichtert zukünftige Rückfragen. (vgl. Korne/Schmidt 2025, S. 181-182)

Ein exemplarisches Beispiel für diese Entwicklung ist der Automobilhersteller Ferrari. Das Unternehmen setzt generative KI ein, um die systematische Unterstützung kundenspezifischer Fahrzeugwünsche zu gewährleisten und schneller in umsetzbare Konfigurationen zu überführen. (vgl. AWS o. D.) Das Unternehmen nutzt für diesen Zweck Amazon Bedrock, einen

Dienst, der auf verschiedene leistungsfähige Grundmodelle zugreift, wie beispielsweise generative KI. (vgl. Amazon Web Services o. D.) Über Amazon Bedrock können diese Grundmodelle für den Einsatz im Autokonfigurator verwendet werden. (vgl. AWS 2024) Auf Grundlage von Nutzungs- und Präferenzdaten generiert der Konfigurator personalisierte Konfigurationsempfehlungen für Fahrzeuge. Gemäß den Angaben des Unternehmens resultiert dieser Ansatz in einem Anstieg kundenspezifischer Konfigurationen um ca. 20 %. Für maßgeschneiderte Modelle meldet Ferrari durch den Einsatz von generativer KI zudem bis zu 60 % schnellere Simulationen, was die Machbarkeitsprüfung und Freigabe individueller Sonderwünsche beschleunigt. (vgl. AWS o. D.)

7 Herausforderungen beim Einsatz von KI in der Automobilindustrie

In diesem Kapitel werden die zentralen Herausforderungen beim Einsatz von KI in der Automobilindustrie diskutiert. Der Schwerpunkt liegt zunächst auf den Herausforderungen im Bereich Daten: Die Leistungsfähigkeit von KI wird maßgeblich durch Faktoren wie Verfügbarkeit, Qualität, Heterogenität, ökonomischen Wert und Datenschutz bestimmt (7.1). Des Weiteren befasst sich das Kapitel mit der Black-Box-Problematik und der Notwendigkeit einer erklärbaren KI, insbesondere für sicherheitskritische Entscheidungen im Fahrzeug (7.2). Im dritten Unterkapitel werden Fehlertoleranzen und Fehleinschätzungen der KI-Systeme behandelt (7.3). Viertens werden Missbrauchs- und Sicherheitsrisiken diskutiert (7.4) und schließlich werden die Kosten und der Energiebedarf von KI erörtert (7.5).

7.1 Daten als zentrale Herausforderung für KI-Systeme

Die Leistungsfähigkeit von KI-Systemen ist in hohem Maße abhängig von der Verfügbarkeit und dem Zustand geeigneter Daten. Im Bereich der Daten für KI existieren mehrere Herausforderungen, die es zu bewältigen gilt. Zunächst ist festzustellen, dass die Mehrzahl der Methoden die Existenz umfangreicher Datenbestände voraussetzt, in denen Muster identifiziert und generalisiert werden können. Zweitens sind Daten in ihrer Entstehung, in Formaten und in Qualität stark heterogen, was differenzierte Verarbeitungs- und Integrationsprozesse erforderlich macht. Drittens haben Daten einen hohen wirtschaftlichen Wert. Daher wird es immer wichtiger, den Zugang zu ihnen zu kontrollieren und sie vor unerwünschter Nutzung zu schützen. Viertens werden die Vorteile vieler Datensätze erst dann deutlich, wenn sie mit externen Quellen verknüpft werden, was die Bedeutung eines zuverlässigen Datenzugangs

unterstreicht. Fünftens unterliegt die Datennutzung regulatorischen Rahmenbedingungen, insbesondere im Hinblick auf den Schutz personenbezogener Informationen. Die nachfolgende empirische Erhebung des BMWi (Bundesministerium für Wirtschaft und Energie) zeigt, dass Datenschutzfragen für aktive KI-nutzende Unternehmen die größte Herausforderung darstellen.

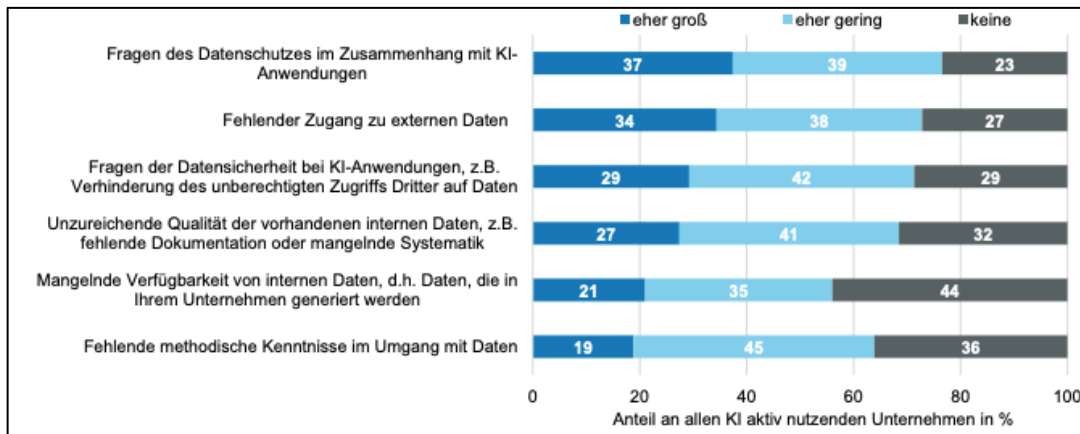


Abbildung 6: Daten als zentrale Herausforderung (vgl. Rammer/Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) 2021)

An zweiter Stelle wird der mangelnde Zugang zu externen Daten genannt. Die vorliegende Statistik verdeutlicht, dass Datenschutzerfordernisse, der eingeschränkte Zugang zu externen Daten sowie die mangelnde Verfügbarkeit interner Daten und die unzureichende Datenqualität zentrale Hindernisse für den produktiven Einsatz von KI darstellen. (vgl. Rammer/Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) 2021, S. 13)

In der Automobilindustrie, insbesondere im Bereich des autonomen Fahrens, kommt es zu dieser Problematik. Leistungsfähige Modelle benötigen enorme Datenmengen, zugleich sind sicherheitskritische Verkehrssituationen, die für die Modellgüte entscheidend sind, selten und daher schwer systematisch zu erfassen. Darüber hinaus werden vorhandene großskalige Datensätze von Unternehmen oft nicht mit der Wissenschaft geteilt, was den Zugang zu hochwertigen Trainingsdaten zusätzlich einschränkt. (vgl. Gillhuber et al. 2023, S. 237) Dieser ausgeprägte Datenbedarf trifft zugleich auf strenge datenschutzrechtliche Anforderungen. Die Verarbeitung großer, häufig personenbezogener Datenmengen, wie beispielsweise Fahrerpräferenzen, Fahrdynamikdaten oder Bewegungsprofile, ist eine wesentliche Voraussetzung für die Realisierung autonomer Fahrzeuge. Gemäß der DSGVO gilt das Prinzip des Verbots mit Erlaubnisvorbehalt. Dies impliziert, dass die Verarbeitung der persönlichen Daten lediglich auf Grundlage eines Gesetzes, eines Vertrages oder einer freiwilligen Einwilligung zulässig ist und einer strikten Zweckbindung sowie Datenminimierung unterliegt. Eine besondere Herausforderung besteht bei unbeteiligten Dritten im öffentlichen Raum, die nicht einwilligen

können. In solchen Fällen ist eine konsequente Anonymisierung bereits bei der Erfassung und Verarbeitung erforderlich. (vgl. Bandemer/Schultze-Melling 2021)

7.2 Black-Box-Problematik

Die zunehmende Integration von KI-Systemen in unternehmerische Entscheidungsprozesse bringt Herausforderungen hinsichtlich der Transparenz und Nachvollziehbarkeit mit sich. Insbesondere bei vielen KI-Algorithmen sind die Entscheidungen häufig nicht nachvollziehbar. Solche intransparenten Systeme werden als Black-Box-Modelle bezeichnet. In vielen dieser Black-Box-Modelle kommen ML-Methoden zum Einsatz, die sich in zwei Kategorien unterteilen lassen. Zum einen existieren ML-Modelle, deren Entscheidungen prinzipiell nachvollzogen werden können, etwa lineare Regressions- und Klassifikationsalgorithmen. Zum anderen gibt es neuronale Netze, die zwar eine hohe Genauigkeit bieten, jedoch lässt sich nicht rückführen, durch welche Einflussvariablen das Ergebnis zustande kam. (vgl. Knappertsbusch/Gondlach 2021, S. 157) In bestimmten Anwendungsbereichen, wie etwa der Nutzung von Predictive Maintenance, kann die fehlende Transparenz von KI-Entscheidungen als unproblematisch angesehen werden, in vielen anderen Bereichen hingegen stellt dies jedoch ein erhebliches Problem dar. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 219) Ein Beispiel, welches die Problematik veranschaulicht, bietet das Personalwesen, in dem KI-Verfahren zunehmend Anwendung finden, auch in Unternehmen der Automobilindustrie. Die KI wird eingesetzt, um beispielsweise Bewerbungen zu analysieren und geeignete Kandidaten für ein Vorstellungsgespräch auszuwählen. Dabei stellt sich die Frage nach der Nachvollziehbarkeit der Entscheidungen, etwa warum bestimmte Bewerberinnen und Bewerber nicht berücksichtigt wurden. Um Diskriminierungen wie Hautfarbe, Geschlecht, Religion oder Nationalität ausschließen zu können, ist die Transparenz der Entscheidungslogik der KI nötig. Die sogenannte Black-Box-Problematik verdeutlicht somit die Notwendigkeit der erklärbaren KI-Systeme, insbesondere in sensiblen Anwendungsbereichen. (vgl. Nolting 2021, S. 110-111) Während im Personalwesen vor allem Fairness- und Diskriminierungsfragen im Vordergrund stehen, treten im Automobilbereich zusätzlich sicherheitskritische Anforderungen hinzu, die eine systematische Absicherung verlangen. Für automatisierte bzw. autonome Fahraufgaben sind Zuverlässigkeit und Robustheit von essenzieller Relevanz. (vgl. Dong et al. 2023, S. 2)

Hierfür ist der Einsatz erklärbarer KI erforderlich, deren Ziel es ist, die Entscheidungsprozesse von KI-Systemen transparent darzustellen und für den Menschen nachvollziehbar zu machen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 118) Die Transparenzanforderungen sind nicht nur

technischer Natur, sondern werden durch regulatorische Vorgaben zusätzlich gerahmt. Die erklärbare KI (XAI) wird durch die DSGVO reguliert, wobei diese häufig als Verankerung eines „Rechts auf Erklärung“ komplexer, insbesondere Black-Box-basierter Entscheidungen interpretiert wird. Darüber hinaus handelt es sich bei autonomen Fahrzeugen um zielinduzierte Entscheidungsprozesse, die die eng abgestimmte Kooperation mehrerer Untermodule wie Wahrnehmung, Lokalisierung, Vorhersage, Planung und Steuerung erfordern, um effiziente Fahrzeugentscheidungen zu treffen. Die Übertragung von Leistungskennzahlen einzelner Teilmodule lässt sich daher nicht ohne Weiteres auf die Funktionalität und Sicherheit des Gesamtsystems übertragen. Es kann festgehalten werden, dass komponentenbezogene XAI-Ansätze, die lediglich modulinterne Erklärungen bereitstellen, nicht ausreichen, um auf Systemebene Transparenz zu gewährleisten. Ein weiterer Aspekt, der in diesem Zusammenhang zu berücksichtigen ist, ist die Tatsache, dass das System auf menschlichen Heuristiken und manuell gewählten Repräsentationen basiert. Dies kann systematisch zu Verzerrungen und damit potenziell suboptimalen Fahrentscheidungen führen. Vor diesem Hintergrund gewinnt erklärbare KI an Bedeutung, weil sie Nachvollziehbarkeit, Rechenschaftspflichten und Entscheidungen adressiert. (vgl. Dong et al. 2023, S. 2)

7.3 Fehlertoleranz und Fehleinschätzungen von KI-Systemen

Eine gewisse Fehlerrate bei KI-Systemen ist nicht nur unvermeidbar, sondern wird bewusst akzeptiert, um die Flexibilität der Algorithmen sicherzustellen. Dadurch wird verhindert, dass das Modell ausschließlich auf den Trainingsdatensatz zugeschnitten ist und in anderen Anwendungskontexten an Genauigkeit verliert. Neben der Fehlertoleranz kann es auch zu unbeabsichtigten Fehleinschätzungen kommen, die auf statistischen Ungenauigkeiten beruhen. (vgl. Nolting 2021, S. 109-110) Ein konkretes Beispiel aus dem Bereich des autonomen Fahrens wurde bereits in Kapitel 4 dargestellt: Dort konnte ein KI-System durch gezielte Manipulation eines Verkehrsschildes zu einer fehlerhaften Entscheidung verleitet werden. Zur Erhöhung der Robustheit von Bilderkennungssystemen empfiehlt es sich, gezielt manipulierte Bilder in den Trainingsatz zu integrieren, um die Fehlentscheidungen zu verringern. (vgl. Buxmann/Schmidt 2021, S. 217-218)

7.4 Missbrauchs- und Sicherheitsrisiken von KI-basierten Fahrzeugsystemen

Die zunehmende Verbreitung von KI im Automobilssektor und beim autonomen Fahren verschärft sicherheits- und sicherheitsrelevante Risiken. Der Missbrauch von KI-Systemen ist ein relevantes Thema, das in engem Zusammenhang mit der Zweckentfremdung, Angriffen und der IT-Sicherheit steht. Unter Zweckentfremdung wird die Nutzung eines Systems entgegen seines beabsichtigten Zwecks verstanden. Der Begriff „Missbrauch“ umfasst die zweckwidrige Nutzung, die mit negativen Konsequenzen einhergeht. Dazu zählen etwa die Verletzung grundlegender Werte wie körperliche und psychische Unversehrtheit, Freiheiten und Rechte, Privatheit sowie materieller und immaterieller Güter oder der Umwelt. Angriffe können Missbrauch vorbereiten, ermöglichen oder selbst darstellen. KI-Systeme können von unterschiedlichen Akteuren mit unterschiedlichen Motiven missbraucht werden. Beispielsweise können Wettbewerber KI missbrauchen, um sich Wettbewerbsvorteile zu verschaffen. (vgl. Beyerer et al. o. D., S. 6-8)

Dies lässt sich am missbräuchlichen Einsatz eines fahrerlosen Fahrzeugs exemplarisch zeigen. Die Angreifer verschaffen sich über interne Datenübertragungen oder durch direkten Zugriff auf Steuergeräte Zugang zu der Fahrzeugführung. Das Ziel der Angreifer besteht darin, andere Verkehrsteilnehmende und die Infrastruktur gezielt zu schädigen. Ein wirksames Gegenkonzept bündelt Safe-State-Konzepte, die von Fahrenden bei so einem Vorfall manuell ausgelöst werden können, flottenweite Anomalieerkennung sowie implementierte, nicht überschreibbare Schutzregeln. (vgl. Beyerer et al. o. D., S. 20-21)

7.5 Kosten- und Energiebedarf beim KI-Einsatz

Neben den Missbrauchs- und Sicherheitsrisiken stellen auch Kosten und Energiebedarf zentrale Hürden dar. Ein wesentlicher Faktor für den produktiven Einsatz von KI ist das Training der Modelle. Da die Modelle immer leistungsfähiger werden, steigen die Rechenleistung und der Energieverbrauch immer weiter an. Aktuelle Auswertungen des AI-Index-Reports 2024 weisen auf deutlich steigende Trainingskosten großer KI-Modelle hin. Beispielsweise stiegen die Trainingskosten für das KI-Modell GPT-4 im Vergleich zu dem Vorgängermodell GPT-3 von ca. 10 Mio. US-Dollar auf knappe 100 Mio. US-Dollar. Für Unternehmen aus der Automobilindustrie ergibt sich daraus die Schlussfolgerung, dass sich der Aufbau eigener KI-Modelle aus wirtschaftlicher Perspektive häufig nicht lohnt. Des Weiteren führen die hohen Trainingskosten zu steigenden Nutzungsgebühren, was für Unternehmen der Automobilindustrie hohe Vorlaufkosten und Nutzungskosten bedeutet. Der Return on Investment ist oft schwer

vorhersehbar, da sich die Unternehmen auf technisches Neuland begeben. Zusätzlich zu den Kosten für die Hardware der KI verursacht der Betrieb großer KI-Modelle einen erheblichen Energiebedarf. Dies belastet nicht nur die Unternehmensbilanzen, sondern erschwert auch das Erreichen von Nachhaltigkeitszielen. (vgl. Schauensteiner et al. 2024, S. 64) Laut der internationalen Energieagentur (IEA) lag der weltweite Stromverbrauch von Rechenzentren im Jahr 2024 bei ca. 415 TWh, was in etwa 1,5 % des globalen Verbrauchs entspricht. Dieser Wert ist seit 2017 um rund 12 % pro Jahr gestiegen. Grund dafür ist der steigende Energiebedarf der KI. Rechenzentren nehmen dabei eine zentrale Rolle ein. Sie dienen als physische Plattform für das Training und die Implementierung von KI und setzen sich aus Servern, Speichersystemen, Netzwerkkomponenten und unterstützender Infrastruktur zusammen. Laut Schätzungen der IEA wird der Stromverbrauch der Rechenzentren deutlich ansteigen und im Jahr 2030 auf etwa 945 TWh steigen, was mehr als eine Verdopplung ist. (vgl. iea o. D.) Für Automobilhersteller ergibt sich die zusätzliche Herausforderung, dass der Energieverbrauch nicht allein im Training, sondern auch im laufenden Betrieb der KI-Systeme im Fahrzeug spürbare Auswirkungen hat. Insbesondere bei autonomen Fahrzeugen ist zusätzliche Rechenlast von entscheidender Bedeutung, da sie unmittelbare Auswirkungen auf die Batterielaufzeit und somit die Alltagstauglichkeit des Fahrzeugs hat. Untersuchungen zufolge benötigen autonome Fahrzeuge zur Echtzeitverarbeitung umfangreicher DL-Modelle eine Leistung von mehreren Hundert Watt bis zu einem Kilowatt, was die Reichweite der Fahrzeuge signifikant reduziert. (vgl. Malawade et al. 2021, S. 1) Ein praktisches Beispiel hierfür liefert Waymo Driver, das je nach Fahrzeugtyp zwischen 200 W und 1 kW zusätzliche Leistung benötigt. Untersuchungen zeigen, dass dadurch die Reichweite von den Fahrzeugen je nach Fahrsituation um 10 bis 30 % sinkt. Dabei ist zu berücksichtigen, dass Stadtfahrten aufgrund der hohen Rechenanforderungen und der hohen Dichte an Fahrzeugen, Fußgängern, Fahrrädern und anderen unvorhersehbaren Situationen einen höheren Rechenaufwand haben. (vgl. Rajashekara/Koppera 2024, S. 11-12)

8 Wertbeitrag von KI

Durch den systematischen Einsatz von Daten und KI entstehen sowohl Kostensenkungs- als auch Umsatzpotenziale in der Automobilindustrie. (vgl. Nolting 2021, S. 152) In diesem Kapitel werden die wirtschaftlichen Auswirkungen anhand von relevanten Kennzahlen und Studien dargestellt. Ziel ist es, den messbaren Einfluss von KI zu veranschaulichen. Es knüpft an

die in Kapitel 4 und 5 behandelten Anwendungsbereiche an. Die größten Potenziale zeigen sich in den folgenden Bereichen:

8.1 Wertbeiträge durch KI-gestützte Prozessautomatisierung und -optimierung

Im Bereich der KI-gestützten Prozessautomatisierung und -optimierung bieten insbesondere die Implementierung von überwachten und unüberwachten Lernverfahren signifikante Wertschöpfungspotenziale. Das unüberwachte Lernen wird zur strukturierten Analyse umfangreicher Betriebs- und Prozessdaten eingesetzt, um bislang verborgene Muster oder Anomalien zu identifizieren. Die identifizierten Anomalien stellen statistisch signifikante Abweichungen vom gelernten Normalzustand dar und bieten Ansatzpunkte für eine kosten- und qualitätsorientierte Verbesserung von Prozessen. Ein typischer Anwendungsfall ist die zustandsorientierte Instandhaltung (Predictive Maintenance, vgl. Kapitel 5), bei der abweichendes Maschinenverhalten frühzeitig erkannt und ungeplante Stillstände vermieden werden. (vgl. Nolting 2021, S. 154) McKinsey-Analysen zeigen in dem vorliegenden Kontext eine Steigerung der Anlagenverfügbarkeit von mehr als 20 %, eine Senkung der Inspektionskosten von bis zu 25 % sowie eine Senkung der jährlichen Instandhaltungskosten von bis zu 10 %. (vgl. Breunig et al. o. D., S. 3) Gleichzeitig lassen sich ungeplante Maschinenstillstände um 30 bis 50 % reduzieren und die Anlagenlebensdauer um 20 bis 40 % verlängern. (vgl. Dilda et al. 2017)

8.2 Wertbeiträge in der Supply-Chain

KI erhöht die Prognosegüte entlang der Supply-Chain und ermöglicht eine bedarfsgerechte Steuerung der Warenbestände. Operativ steigen Servicegrad und Lieferfähigkeit, während Out-of-Stock-Ereignisse und der Bullwhip-Effekt abnehmen. (vgl. Goudz/Erdogan 2024, S. 83) Studien berichten von 30 bis 50 % weniger Prognosefehlern und 20 bis 50 % niedrigeren Gesamtbeständen, was zu Einsparungen durch reduzierten Transport-, Lager- und Verwaltungsaufwand für nicht benötigte Güter führt. (vgl. Breunig et al. o. D., S. 4)

8.3 Wertbeiträge in der Qualitätsprüfung

Durch den Einsatz von KI-basierten Prüfverfahren, wie sie in Kapitel 5 dargelegt werden, insbesondere im Kontext der Qualitätsprüfung bei lackierten Karosserien, wird die Robustheit gesteigert. Dies erfolgt durch die Ausschaltung von Störeinflüssen und die Fokussierung auf die Detektion tatsächlicher Defekte. Untersuchungen zufolge ermöglichen KI-basierte

Systeme eine Präzisionssteigerung von bis zu 90 % bei der Identifizierung von Fehlerstellen im Vergleich zu einer manuellen Sichtprüfung. Darüber hinaus sind Produktivitätssteigerungen von bis zu 50 % in der visuellen Inspektion realisierbar. (vgl. Breunig et al. o. D., S. 3)

8.4 Wertpotenziale und Sicherheitswirkung des autonomen Fahrens

Aktuelle Analysen zeigen, dass das autonome Fahren eine grundlegende Veränderung der Pkw-Mobilität mit sich bringen und dabei erhebliche wirtschaftliche Werte schaffen kann. Für den Automobilssektor prognostiziert McKinsey ein Umsatzpotenzial von 300 bis 400 Mrd. US-Dollar bis zum Jahr 2035. Um dieses Potenzial zu erreichen, müssen die Automobilhersteller und Zulieferer allerdings ihre Vertriebs- und Geschäftsmodelle anpassen, technologische Kernkompetenzen ausbauen und vor allem Sicherheitsbedenken adressieren. Des Weiteren zeigt eine Studie, dass durch die zunehmende Einführung von fortschrittlichen Fahrerassistenzsystemen die Zahl der Unfälle in Europa bis 2030 um etwa 15 % sinken könnte. (vgl. Deichmann et al. 2023) Erste Daten aus dem echten Betrieb stützen die Hypothese eines enormen Sicherheitspotenzials. Analysen von Unfalldaten aus Waymos autonomen Fahrzeugen zeigen, dass diese über eine vergleichbare Distanz hinweg 78 % weniger Unfälle mit Personenschäden und 88 % weniger Unfälle mit schweren Verletzungen oder tödlichen Unfällen verursachen. (vgl. Waymo (b) o. D.) Zusammenfassend unterstreichen die Ergebnisse, dass autonomes Fahren unter der Voraussetzung, dass Sicherheits- und regulatorische Anforderungen erfüllt sind, Unfälle messbar reduzieren und einen wesentlichen Beitrag zur Wertschöpfung in der Automobilindustrie leisten kann.

8.5 Wertbeiträge in kaufmännischen Funktionen durch KI

Neben den operativen Bereichen weisen auch kaufmännische Unterstützungsfunktionen signifikante Effizienzpotenziale auf. KI besitzt hohes Potenzial, Tätigkeiten in Finanzen, HR und IT zu automatisieren und zu beschleunigen. Durch die Automatisierung werden Ergebnisse präziser und einheitlicher, Abläufe skalierbarer und schneller sowie transparent nachvollziehbar. Studien berichten von Automatisierungsraten um 30 % und sogar von bis zu 90 % im Bereich der IT-Service-Desk-Automatisierung. (vgl. Breunig et al. o. D., S. 4-5)

8.6 Wertschöpfungspotenziale durch generative KI

Nach einer Erhebung von McKinsey nutzen bereits 75 % der europäischen Automobilhersteller und -zulieferer mindestens eine Anwendung generativer KI. Die restlichen 25 % der Befragten planen den Einstieg innerhalb eines Jahres. Die meisten Anwendungen finden demnach auf den Gebieten Requirements-Engineering, Softwaretests/Validierung, Copilot-Anwendungen und Produktdesign und -optimierung statt. McKinsey prognostiziert eine Verbesserung der Forschungs- und Entwicklungsprozesse von 10 bis 20 %. Es wird angenommen, dass der Einsatz von generativer KI zu einer Steigerung der Produktivität von 20 bis 30 % für Tests und Homologationen führt. Ein deutscher Automobilzulieferer berichtet zudem von einer signifikanten Steigerung der Produktivität um 70 %, die auf die Implementierung von generativer KI in der Generierung von Testvektoren zurückzuführen ist. Im Bereich Design wird eine Verbesserung von 10 bis 20 % prognostiziert. (vgl. Cholewinski et al. 2024)

9 Arbeits- und Organisationsauswirkungen von KI

Der Einsatz von KI verändert die Arbeit und Organisation in der Automobilindustrie grundlegend: Routineaufgaben werden automatisiert, Tätigkeiten verschieben sich und neue Qualifikationsprofile entstehen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 86; S. 94; S. 99) Das Kapitel beleuchtet erstens die Veränderung der Arbeit durch KI, zweitens den Kompetenzaufbau und die Weiterbildung im KI-Wandel, drittens den Organisationswandel sowie viertens die Auswirkungen auf den Arbeitsmarkt durch KI.

9.1 Veränderung der Arbeit durch KI

KI-Systeme können repetitive, standardisierte Prozesse schneller und mit einer geringeren Fehleranfälligkeit ausführen als Menschen. Dies resultiert in Effizienz- und Ressourcengewinnen, die nicht zwangsläufig zu einem Rückgang der Beschäftigten führen, sondern vielmehr den Arbeitsschwerpunkt auf kreative, strategische und komplexe Problemlösungsaufgaben verlagern, während routinisierte Arbeitsschritte an Bedeutung verlieren. (vgl. Barenkamp 2025, S. 85) Die KI ersetzt damit nicht die Notwendigkeit der Aufgabenerfüllung, sondern erhöht deren Durchführbarkeit und Qualität. Obwohl KI die Standardisierung wie etwa der Datenbearbeitung übernimmt, verbleiben die Analysen, Interpretationen und Entscheidungsfindungen sowie die Bearbeitung von nicht standardisierten Fällen weiterhin als Aufgabe des

Menschen. Dies ermöglicht die Ausübung anspruchsvollerer Tätigkeiten und innovationsorientierte Arbeit. (vgl. Barenkamp 2025, S. 86)

Dies lässt sich beispielsweise bei der Qualitätsüberprüfung in der Automobilindustrie beobachten. Die BMW Group nutzt in ihrem Werk in Regensburg ein KI-gestütztes Verfahren zur Echtzeit-Inspektion lackierter Oberflächen. (vgl. BMW Group 2024a) Die abschließende Qualitätssicherung erfolgt jedoch weiterhin durch Mitarbeitende, die Bereiche überprüfen, die vom System nicht erfasst wurden oder nicht eindeutig bewertet werden konnten. (vgl. Nash 2025) Ergänzend belegt eine Studie der Boston Consulting Group, die in Zusammenarbeit mit der Boston University durchgeführt wurde, dass der Einsatz von KI die Leistungsfähigkeit von Mitarbeitenden messbar steigert. Dies zeigt sich besonders deutlich bei Beschäftigten mit geringer Berufserfahrung, bei denen eine Leistungssteigerung von bis zu 43 % beobachtet werden kann. Dadurch entstehen neue Potenziale für Wachstum und Innovation. (vgl. Barenkamp 2025, S. 111)

9.2 Kompetenzaufbau und Weiterbildung im KI-Wandel

Durch KI-induzierte Aufgabenverschiebung wird die systematische Entwicklung von Kompetenzen zur Voraussetzung für Beschäftigungs- und Wettbewerbsfähigkeit. Routineaufgaben werden automatisiert, während komplexe und kreative Fähigkeiten an Bedeutung gewinnen. Dies resultiert in einem kontinuierlichen Lernbedarf der Mitarbeitenden sowohl auf individueller als auch auf organisationaler Ebene. Die Erweiterung bestehender Kompetenzen und der Erwerb neuer Fähigkeiten werden zu zentralen Anforderungen, damit Unternehmen und Beschäftigte mit dem technologischen Wandel mithalten können. Um eine effektive Integration von KI-Technologien in Arbeitsabläufe zu gewährleisten, sind die Implementierung flexibler Strukturen und beteiligungsorientierte Veränderungsprozesse erforderlich. Die Mitarbeitenden sollen gezielt befähigt werden, KI als Instrument zur Leistungs- und Qualitätssteigerung sowie zur Schaffung messbarer Mehrwerte einzusetzen. In Anbetracht dessen sollten Arbeitgeber bedarfsorientierte Weiterbildungsprogramme umsetzen, die auf die spezifischen Merkmale ihrer Branche und ihrer Belegschaft zugeschnitten sind. Unternehmen, die systematisch in Weiterbildung und Umschulung investieren, sichern sich einen nachhaltigen Wettbewerbsvorteil. (vgl. Barenkamp 2025, S. 94-97)

Ein anschauliches Praxisbeispiel bietet Mercedes-Benz. Angesichts des zunehmenden Einsatzes von KI und der damit verbundenen Veränderung in den Berufsbildern investiert Mercedes-Benz über zwei Milliarden Euro in die Weiterbildung seiner weltweiten Belegschaft. Im

Rahmen der Qualifizierungsinitiative „Turn2Learn“ wurden bisher rund 600 Mitarbeitende aus der Produktion, der Verwaltung und produktionsnahen Bereichen zu KI- und Datenspezialisten weitergebildet. (vgl. Mercedes-Benz Group 2023)

9.3 Organisationswandel durch KI

Des Weiteren führt die Integration von KI zu einer Veränderung der Arbeitsorganisation. Dies betrifft nicht nur technische Prozesse, sondern auch Teamarbeit, Strukturen und Abläufe. KI ist dabei kein isoliertes Werkzeug, sondern als Teil eines soziotechnischen Wandels zu verstehen, in dem Technologie und menschliche Expertise eng verzahnt sind. Die Bewältigung komplexer Projekte erfordert heute die enge Verbindung technologischer, kreativer und strategischer Kompetenzen. Die Zusammenarbeit steigert nachweislich die Innovations- und Leistungsfähigkeit, da das Know-how aus Datenanalyse, Softwareentwicklung, Marketing und Produktdesign gezielt aufeinander abgestimmt wird. KI agiert dabei in zweifacher Weise: Einerseits übernimmt sie routinartige Arbeitsschritte, andererseits schafft sie gemeinsame Daten- und Prozessschnittstellen, die eine effiziente Zusammenarbeit bisher getrennter Bereiche ermöglichen. Das verkürzt die Durchlaufzeiten und Ergebnisse werden konsistenter und schneller erzielt. Die Transformation zeigt sich auch in der internen Kommunikation. Integrierte, KI-gestützte Tools ermöglichen es global verteilten Teams, Informationen in Echtzeit auszutauschen, projektübergreifend zusammenzuarbeiten und datenbasierte, qualitätsgesicherte Entscheidungen zu treffen. Intelligente Projektmanagementsysteme und automatisierte Kommunikationsassistenten werden insbesondere eingesetzt, um Informationsflüsse zu bündeln, Prioritäten zu setzen und Abstimmungsprozesse zu beschleunigen. In Kombination mit umfangreichen Datenressourcen und KI-Methoden für nahezu Echtzeitanalysen wird die Entscheidungsfindung im Unternehmen deutlich transparenter, datengetriebener und schneller. (vgl. Barenkamp 2025, S. 97-99)

Im Produktionsnetz von Mercedes-Benz verbindet die MO360-Datenplattform, eine Weiterentwicklung des digitalen Produktionsökosystems von Mercedes, rund 30 Pkw-Werke über die Microsoft-Cloud. Sie schafft gemeinsame Daten- und Prozessschnittstellen für Qualität, Logistik und Planung und ermöglicht es Teams, potenzielle Lieferkettenengpässe frühzeitig zu identifizieren und Produktionsressourcen dynamisch zu priorisieren. Gleichzeitig stellt die Plattform die erforderliche Skalierbarkeit und Rechenleistung bereit, um KI-Anwendungen weltweit konsistent zu betreiben. (vgl. Microsoft 2022)

9.4 Auswirkungen auf den Arbeitsmarkt durch KI

Der Einsatz von KI führt nicht nur zu einer Veränderung bestehender Tätigkeiten, sondern auch zur Schaffung neuer Arbeitsbereiche. Insbesondere an den Schnittstellen zwischen Technologie, Data Science und etablierten Branchen entstehen neue Berufsfelder, die technisches Fachwissen mit branchenspezifischem Wissen verbinden. Der zunehmende Bedarf an der Analyse großer Datenmengen und der Entwicklung leistungsfähiger Modelle hat in vielen Unternehmen Funktionen wie Data Scientist, Machine-Learning-Engineer oder KI-Entwickler etabliert. (vgl. Barenkamp 2025, S. 99) Gleichzeitig weist KI ein beträchtliches Automatisierungspotenzial auf, das eine signifikante Wirkung auf den globalen Arbeitsmarkt haben könnte. Gemäß den Analysen von Briggs und Kodnani (Goldman Sachs Research) besteht die Möglichkeit, dass ein großer Teil der heutigen Tätigkeiten ersetzt werden kann. In etwa zwei Dritteln der Berufe in den USA können Aufgaben zumindest teilweise durch KI-Systeme automatisiert werden. Es wird prognostiziert, dass etwa 25 bis 50 % dieser Tätigkeiten durch den Einsatz von KI vollständig ersetzt werden könnten. Insgesamt könnten weltweit bis zu rund 300 Millionen Vollzeitstellen von der Automatisierung betroffen sein. (vgl. Goldman Sachs 2023)

In Bezug auf die Automobilindustrie zeigt die Horvath-Studie „Future of Employment in Operations“, die auf einer Expertenbefragung basiert, dass bis 2029 produktionsbezogene Funktionen einen sehr hohen Automatisierungsgrad erreichen werden. Der Studie zufolge sollen bis zu 80 % der Tätigkeiten in indirekten Funktionen der Automobilindustrie von KI-Systemen übernommen werden. (vgl. Bock o. D.)

Obwohl die Auswirkungen von KI auf den Arbeitsmarkt voraussichtlich erheblich sein werden, führen Automatisierungsschritte nicht zwangsläufig zu Entlassungen. In den meisten Fällen fungiert die KI als Ergänzung zu menschlicher Arbeit. Historisch betrachtet wurden durch Automatisierung wegfallende Tätigkeiten zudem häufig durch neue Berufe ausgeglichen. Eine aktuelle Analyse von David Autor verdeutlicht dies und zeigt, dass rund 60 % der aktuellen Beschäftigten in Berufen tätig sind, die es im Jahr 1940 noch nicht gab. Dies verdeutlicht, dass es in den vergangenen Jahren ein signifikantes Beschäftigungswachstum durch die Schaffung technologiegetriebener Arbeitsplätze gab. (vgl. Goldman Sachs 2023)

10 Schlussfolgerung und Ausblick

Im abschließenden Kapitel werden die zentralen Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst und auf die Forschungsfragen wird geantwortet. Zudem erfolgt ein Ausblick auf künftige Entwicklungen.

10.1 Fazit

Ziel der Arbeit war es, den Einsatz von künstlicher Intelligenz in der Automobilindustrie zu untersuchen und die damit verbundenen Herausforderungen, den Mehrwert sowie die Auswirkungen auf die Arbeit des Menschen und die Organisation zu analysieren.

Die Arbeit zeigt, dass Künstliche Intelligenz in der Automobilindustrie sowohl im Fahrzeug als auch entlang der gesamten Wertschöpfungskette eingesetzt wird und messbaren Mehrwert erzielt. Im Fahrzeug bildet KI die zentrale technische Grundlage des autonomen Fahrens: von der Sensorfusion über Objekt- und Verhaltensprognosen bis hin zur Fahrzeugsteuerung. Der Nutzen realisiert sich insbesondere in der deutlichen Steigerung der Sicherheit, durch nachgewiesene Reduktion von Unfallereignissen. Die Einführung verläuft stufenweise entlang der SAE-Level und setzt klare technische und regulatorische Rahmenbedingungen voraus. Entlang der Wertschöpfungskette kommt KI in der Produktion, in der Logistik, in kundenorientierten Prozessen sowie in Forschung und Entwicklung zum Einsatz. Der Einsatz von KI in der Automobilindustrie führt zu höherer Produktivität und Qualität, reduzierten Ausschuss- und Stillstandszeiten, gesteigerter Anlagenverfügbarkeit und Prognosegüte, verbesserter Transparenz sowie zu umsatzwirksamer Personalisierung. Insgesamt bestätigt die Arbeit, dass der Einsatz von KI in der Automobilindustrie einen erheblichen Mehrwert bietet.

Hinsichtlich der zweiten Forschungsfrage zeigen sich zentrale Hürden, insbesondere in folgenden Bereichen: Daten (Verfügbarkeit, Qualität, Zugang), Black-Box-Charakter, Robustheit, Missbrauchs- und Sicherheitsrisiken sowie Kosten- und Energiebedarf. Beim autonomen Fahren sind ergänzend ethische Fragen (u. a. das Trolley-Problem) zu berücksichtigen. Die Auswirkungen durch den Einsatz von KI auf die Arbeit des Menschen und die Organisation sind tiefgreifend. Aufgabenroutinen werden automatisiert, wobei Analyse-, Kreativ- und Entscheidungsaufgaben beim Menschen verbleiben. Umschulungen der Mitarbeiter und Qualifizierungen rücken in den Mittelpunkt. Organisationen entwickeln sich zu datengetriebenen, plattformbasierten Strukturen. Am Arbeitsmarkt entstehen neue Rollen und zugleich weisen Studien auf hohe Automatisierungspotenziale hin.

10.2 Ausblick in die Zukunft

In der Zukunft könnte Quantencomputing in Kombination mit KI die nächste technologische Revolution werden. Im Fokus steht dabei Quantum Machine Learning (QML), also KI-Verfahren, die auf Quantencomputern laufen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 191) Dank Qubits und Superposition versprechen Quantencomputer deutlich höhere Rechenkapazität und parallele Verarbeitung, was in der Automobilindustrie ein breites Spektrum neuer Möglichkeiten eröffnet. (vgl. Fraunhofer IKS o. D.; Winkelhake 2024, S. 70) Besonders das Training tiefer neuronaler Netze könnte spürbar beschleunigt werden, mit effizienteren, präziseren Modellen etwa für Bildverarbeitung, Spracherkennung und autonome Robotik. Zudem kann QML zu robusteren KI-Systemen führen, die besser mit Unsicherheiten und unvollständigen Daten umgehen. (vgl. Barenkamp 2025, S. 195) Insgesamt befinden sich Quantencomputing und die damit verbundenen Technologien noch in der Forschungs- und Pilotphase, versprechen aber bereits erhebliche Wettbewerbsvorteile. (vgl. Jülich-Forschungszentrum 2023)

So untersucht Volkswagen Anwendungen in der Batterieforschung, während BMW den optimalen Einsatz von Industrierobotern in der Produktion erprobt. Des Weiteren treiben Daimler, Toyota und Ford entsprechende Pilotenprojekte im Bereich Quantencomputing voran. (vgl. Winkelhake 2024, S. 70)

11 Literaturverzeichnis

- ADAC (2023): Ethik und das autonome Fahrzeug: Was dürfen Maschinen entscheiden?, ADAC, [online] <https://www.adac.de/rund-ums-fahrzeug/ausstattung-technik-zubehoer/autonomes-fahren/recht/ethische-fragen/> [abgerufen am 17.06.2025].
- Amazon Web Services (o. D.): Generative KI-Anwendungen mit Basismodellen erstellen – Amazon Bedrock – AWS, Amazon Web Services, Inc., [online] <https://aws.amazon.com/de/bedrock/> [abgerufen am 12.08.2025].
- AWS (o. D.): Ferrari – Generative KI – Kundenbericht – AWS, Amazon Web Services, Inc., [online] <https://aws.amazon.com/de/ai/generative-ai/customers/ferrari/> [abgerufen am 14.07.2025].
- AWS (2024): Ferrari nutzt generative KI von AWS für Personalisierung und Produktionseffizienz, [Amazon Web Services, Inc.] <https://aws.amazon.com/de/solutions/case-studies/ferrari-generative-ai-case-study/> [abgerufen am 26.07.2025].
- Babel, Wolfgang (2024): *Systemintegration in Industrie 4.0 und IoT: Vom Ethernet bis hin zum Internet und OPC UA*, Springer Vieweg.
- Bandemer, Matthias/Jyn Schultze-Melling (2021): Datenmengen sind eine Herausforderung für das autonome Fahren, [springerprofessional.de](https://www.springerprofessional.de/automatisiertes-fahren/datenverarbeitung/datenmengen-sind-eine-herausforderung-fuer-das-autonome-fahren/18760640), [online] <https://www.springerprofessional.de/automatisiertes-fahren/datenverarbeitung/datenmengen-sind-eine-herausforderung-fuer-das-autonome-fahren/18760640>.
- Barenkamp, Marco (2025): *Wertschöpfung durch KI: Chancen Für Unternehmen und Gesellschaft*.
- Barton, Thomas/Christian Müller (2021): *künstliche Intelligenz in der Anwendung*, Springer Vieweg, [online] doi:10.1007/978-3-658-30936-7.
- Behle, Caroline (2025): Treiber der Transformation, in: *MTZ*, [online] <https://link.springer.com/article/10.1007/s35658-025-2032-z>.
- Beyerer, J./J. Müller-Quade/AG Lebensfeindliche Umgebungen/AG IT-Sicherheit, Privacy, Ethik und Recht (o. D.): *KI-Systeme schützen, Missbrauch verhindern: Maßnahmen und Szenarien in fünf Anwendungsgebieten*, [online] https://cta4.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG3_WP_KI_Missbrauch_verhindern.pdf.
- BMW Group (2025): +++ Pilotprojekt „GenAI4Q“ im BMW Group Werk Regensburg: KI-System für maßgeschneiderte Qualitätschecks in der Fahrzeugmontage entwickelt +++ Lernendes Analyse-Tool ermöglicht situationsbezogene Qualitätsprüfung+++, BMW Group PressClub, [online]

- <https://www.press.bmwgroup.com/deutschland/article/detail/T0449729DE/qualitaets-booster-kuenstliche-intelligenz?language=de> [abgerufen am 25.07.2025].
- BMW Group (2024a): Automated Surface Processing, BMW Group, [online] <https://www.bmwgroup.com/en/news/general/2024/automated-surface-processing.html> [abgerufen am 06.06.2025].
- BMW Group (2021): BMW i Ventures Invests in Inventory Optimization Software Company Verusen to Fuel Intelligent, Connected Supply Chains., BMW Group PressClub, [online] https://www.press.bmwgroup.com/usa/article/detail/T0325154EN_US/bmw-i-ventures-invests-in-inventory-optimization-software-company-verusen-to-fuel-intelligent-connected-supply-chains?language=deutsch [abgerufen am 14.06.2025].
- BMW Group (2024b): Humanoide Roboter für das BMW Group Werk Spartanburg, BMW Group, [online] <https://www.bmwgroup.com/de/news/allgemein/2024/humanoide-roboter.html> [abgerufen am 10.08.2025].
- BMW Group (2023): Smarte Wartung mittels Künstlicher Intelligenz, Press BMW Group, [online] <https://www.press.bmwgroup.com/deutschland/article/detail/T0438145DE/smarte-wartung-mittels-kuenstlicher-intelligenz> [abgerufen am 29.06.2025].
- Bock, Tobias (o. D.): Future of Employment, Horváth Management Consultants, [online] <https://www.horvath-partners.com/de/media-center/studien/future-of-employment> [abgerufen am 24.07.2025].
- Breunig, Matthias/Matthias Kässer/Heinz Klein/Jan Paul Stein (o. D.): Building smarter cars with smarter factories: How AI will change the auto business, McKinsey, [online] <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/building-smarter-cars#/> [abgerufen am 05.07.2025].
- BSI (o. D.): Künstliche Intelligenz - das unheimlich autonome Fahrzeug, Bundesamt für Sicherheit in der Informationstechnik, [online] https://www.bsi.bund.de/DE/Themen/Verbraucherinnen-und-Verbraucher/Informationen-und-Empfehlungen/Wie-geht-Internet/KI-Autonomes-Fahren/ki-autonomes-fahren_node.html [abgerufen am 12.06.2025].
- Bundesministeriums, Für Digitales und Verkehr (2022): *Verordnung zur Regelung des Betriebs von Kraftfahrzeugen mit automatisierter und autonomer Fahrfunktion und zur Änderung straßenverkehrsrechtlicher Vorschriften*, Bundesrat Drucksache, [online] https://www.bundesrat.de/SharedDocs/drucksachen/2022/0001-0100/86-22.pdf?__blob=publicationFile&v=1 [abgerufen am 08.07.2025].

- Buxmann, Peter/Holger Schmidt (2021): *Künstliche Intelligenz: Mit Algorithmen zum wirtschaftlichen Erfolg*, Springer Gabler.
- Capgemini - Research Institute (o. D.): *Accelerating automotive's AI transformation: How driving AI enterprise-wide can turbo-charge organizational value*, [online] <https://www.capgemini.com/insights/research-library/accelerating-automotives-ai-transformation/> [abgerufen am 28.08.2025].
- Capgemini Research Institute (2024): *EU AI Act in Automotive Industry Management-Summary*, [online] https://www.capgemini.com/de-de/wp-content/uploads/sites/8/2025/03/EU_AI_Act_in_Automotive_Industry_interactive-1.pdf [abgerufen am 19.06.2025].
- Cholewinski, Peter/Martin Kellner/Wolf Richter/Matthias Roggendorf/Andreas Tschiesner/Andreas Venus/McKinsey (2024): *Automotive R&D transformation: Optimizing gen AI's potential value*, McKinsey, [online] https://www.mckinsey.com/industries/automotive-and-assembly/our-insights/automotive-r-and-d-transformation-optimizing-gen-ais-potential-value# [abgerufen am 25.06.2025].
- Deichmann, Johannes/Eike Ebel/Kersten Heineke/Ruth Heuss/Martin Kellner/Fabian Steiner (2023): *Autonomous driving's future: Convenient and connected*, Mckinsey, [online] <https://www.mckinsey.com/industries/automotive-and-assembly/our-insights/autonomous-drivings-future-convenient-and-connected> [abgerufen am 10.06.2025].
- Dilda, Valerio/Lapo Mori/Olivier Noterdaeme/Christoph Schmitz (2017): *Manufacturing: Analytics unleashes productivity and profitability*, McKinsey, [online] <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/manufacturing-analytics-unleashes-productivity-and-profitability> [abgerufen am 03.06.2025].
- Dong, Jiqian/Sikai Chen/Mohammad Miralinaghi/Tiantian Chen/Pei Li/Samuel Labi (2023): *Why did the AI make that decision? Towards an explainable artificial intelligence (XAI) for autonomous driving systems*, in: *Transportation Research Part C Emerging Technologies*, Bd. 156, S. 104358, [online] doi:10.1016/j.trc.2023.104358.
- Drawehn, Jens/Verena Pohl/Oliver Riedel/Katharina Hölzle/Wilhelm Bauer/Thomas Renner/Matthias Peissner (2021): *Einsatz von KI mit Fokus Kundenkommunikation: Potenziale und Handlungsempfehlungen für Unternehmen*, Künstliche Intelligenz (KI) Ist Eine der Zentralen Technologien für die Zukunft, book, Fraunhofer, [online] https://www.digital.iao.fraunhofer.de/de/publikationen/EinsatzVonKI_Kundenkommunikation.html.

- Eichstädt, Timm/Stefan Spieker (2024): *52 Stunden Informatik: Was jeder über Informatik wissen sollte*, 2. Aufl., Springer Vieweg, [online] doi:10.1007/978-3-658-41838-0.
- Ertel, Wolfgang (2024): *Grundkurs Künstliche Intelligenz: Eine Praxisorientierte Einführung*, Springer Vieweg.
- Ethik-Kommission (2017): *Ethik-Kommission Automatisiertes und vernetztes Fahren*, [online] https://www.bmv.de/SharedDocs/DE/Publikationen/DG/bericht-der-ethik-kommission.pdf?__blob=publicationFile [abgerufen am 22.07.2025].
- Europäische Union (2024): *REGULATION (EU) 2024/1689 OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act) (Text with EEA relevance)*, Official Journal Of The European Union, report, [online] <http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>.
- Fraunhofer IKS (o. D.): Quantencomputing - Fraunhofer IKS, Fraunhofer-Institut für Kognitive Systeme IKS, [online] <https://www.iks.fraunhofer.de/de/themen/quantencomputing.html> [abgerufen am 01.09.2025].
- Fraunhofer ISI/Heidi Heimberger/Angela Jäger/Spomenka Maloča (2024): *Künstliche Intelligenz in der Produktion: Digitale Produktionssysteme und Weiterbildung als Voraussetzung für KI?*, Mitteilung Aus der ISI, [online] https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/modernisierung-produktion/erhebung2022/2024-12_pi_mod_production_83_ki_production.pdf.
- Gillhuber, Andreas/Göran Kauermann/Wolfgang Hauner (2023): *Künstliche Intelligenz und Data Science in Theorie und Praxis: Von Algorithmen und Methoden zur praktischen Umsetzung in Unternehmen*, Springer Spektrum.
- Goldman Sachs (2023): Generative AI could raise global GDP by 7%, Goldman Sachs, [online] <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/generative-ai-could-raise-global-gdp-by-7-percent> [abgerufen am 19.07.2025].
- Goudz, Alexander/Sibel Erdogan (2024): *Künstliche Intelligenz im Supply Chain Management - Potenziale und Grenzen der KI: Grundlagen, Anwendungsfelder, Konzepte*, Springer Vieweg.
- Grünewald, Alexander/Tobias Jornitz/Olaf Vieweg/Tim Brachetti/Fraunhofer IML (2022): *Future Challenges in Logistics and Supply Chain Management*, WHITEPAPER, [online] doi:10.24406/IML-N-648007.

- Heinisch, Lena (2024): Die Haftung für autonome Autos (Level 5) - Darstellung des geltenden Rechts und Perspektiven seiner Fortentwicklung, in: *Berliner Rechtszeitschrift*, Nr. 1.
- Huber, Walter (2016): *Industrie 4.0 in der Automobilproduktion: Ein Praxisbuch*, Springer Vieweg.
- IBM (o. D.): Was ist ein neuronales Netz?, IBM, [online] <https://www.ibm.com/de-de/think/topics/neural-networks> [abgerufen am 30.08.2025].
- iea (o. D.): Energy demand from AI, IEA, [online] <https://www.iea.org/reports/energy-and-ai/energy-demand-from-ai> [abgerufen am 30.08.2025].
- Jülich-Forschungszentrum (2023): Fit werden für Quantencomputer, Fz-jülich, [online] <https://www.fz-juelich.de/de/aktuelles/effzett/2023/fit-werden-fuer-quantencomputer> [abgerufen am 27.08.2025].
- Knappertsbusch, Inka/Kai Gondlach (2021): *Arbeitswelt und KI 2030: Herausforderungen und Strategien für die Arbeit von morgen*, Springer Gabler.
- Korne, Thomas/Klaus J. Schmidt (2025): *Chancen und Risiken in der Automobilindustrie: Handlungsempfehlungen Zur Transformation Von Märkten, Produkten, Prozessen und Strukturen*, Springer Gabler.
- Mahale, Yashashree/Shrikrishna Kolhar/Anjali S. More (2025): A comprehensive review on artificial intelligence driven predictive maintenance in vehicles: technologies, challenges and future research directions, in: *Deleted Journal*, Bd. 7, Nr. 4, [online] doi:10.1007/s42452-025-06681-3.
- Malawade, Arnav, */Mohanad Odema */University of California Irvine/Sebastien Lajeunesse-DeGroot/Mohammad Abdullah Al Faruque (2021): *SAGE: A Split-Architecture Methodology for Efficient End-to-End Autonomous Vehicle Control*, ACM Trans. Embedd. Comput. Syst., journal-article, [online] <https://doi.org/10.1145/3477006>.
- McKinsey&Company/Bastian Grünh/Matthias Kässer/Jan-Christoph Köstring (2019): *HOW TO WIN TOMORROW'S CAR BUYERS – ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN MARKETING & SALES*, [online] <https://www.mckinsey.com/~media/mckinsey/industries/automotive%20and%20assembly/our%20insights/winning%20tomorrows%20car%20buyers%20using%20artificial%20intelligence%20in%20marketing%20and%20sales/how-to-win-tomorrows-car-buyers-artificial-intelligence-in-marketing-and-sales-final.pdf> [abgerufen am 06.06.2025].

- Mercedes-Benz (2024): Automatisiertes und autonomes Fahren - Recht und Ethik, Mercedes-Benz Group, [online] <https://group.mercedes-benz.com/innovation/case/autonomous/rechtlicher-rahmen.html> [abgerufen am 13.06.2025].
- Mercedes-Benz (o. D.): Mercedes-Benz takes in-car voice control to a new level with ChatGPT, Group Mercedes-Benz, [online] <https://group.mercedes-benz.com/innovation/digitalisation/connectivity/car-voice-control-with-chatgpt.html> [abgerufen am 05.07.2025].
- Mercedes-Benz Group (2025): Cooperation with AI - powered conversational search., Mercedes Benz Group, [online] <https://group.mercedes-benz.com/innovations/product-innovation/technology/ai-powered-conversational-search.html> [abgerufen am 08.07.2025].
- Mercedes-Benz Group (2023): Mercedes-Benz trains more than 600 data and AI specialists worldwide in 2023, Mercedes-Benz Group, [online] <https://group.mercedes-benz.com/company/news/qualification-2023.html> [abgerufen am 14.07.2025].
- Microsoft (2022): Mercedes-Benz and Microsoft collaborate to boost efficiency, resilience and sustainability in car production - Source, Source, [online] <https://news.microsoft.com/source/2022/10/12/mercedes-benz-and-microsoft-collaborate-to-boost-efficiency-resilience-and-sustainability-in-car-production> [abgerufen am 24.06.2025].
- Mockenhaupt, Andreas/Tobias Schlagenhauf (2023): *Digitalisierung und künstliche Intelligenz in der Produktion: Grundlagen und Anwendung*, Springer Vieweg.
- Murrenhoff, Anike/Martin Friedrich/Markus Witthaut/Fraunhofer IML (2021): *Future Challenges in Logistics and Supply Chain Management*, Future Challenges in Logistics and Supply Chain Management, 19. Aufl., Fraunhofer-Institut für Materialfluss und Logistik IML, [online] doi:10.24406/IML-N-462112.
- Nash, Michael (2025): AI boosts precision in auto paint shop inspections | Automotive Manufacturing Solutions, Automotive Manufacturing Solutions, [online] <https://www.automotivemanufacturingsolutions.com/paintshop/ai-i-enhanced-automotive-surface-inspection/527767> [abgerufen am 04.08.2025].
- Nolting, Michael (2021): *Künstliche Intelligenz in der Automobilindustrie: Mit KI und Daten vom Blechbieger zum Techgiganten*, Springer Vieweg.
- Oecd (2024): *Explanatory memorandum on the updated OECD definition of an AI system*, OECD Artificial Intelligence Papers, [online] doi:10.1787/623da898-en.

- Porsche AG (2025): Perfektion in der Porsche-Lackiererei, Porsche Newsroom, [online] https://newsroom.porsche.com/de_CH/2025/unternehmen/porsche-lackiererei-automatische-fehlererkennung-leipzig-38422.html [abgerufen am 09.07.2025].
- Porsche AG (2021): Porsche, Audi & Volkswagen nutzen KI zur Minimierung von Nachhaltigkeitsrisiken, Porsche Newsroom, [online] <https://newsroom.porsche.com/de/2021/nachhaltigkeit/porsche-audi-volkswagen-pilotprojekt-kuenstliche-intelligenz-minimierung-nachhaltigkeitsrisiken-lieferkette-23799.html> [abgerufen am 12.06.2025].
- Porsche Consulting (2025): Denkende Maschinen - wie humanoide Roboter die Industrie verändern, Porsche Consulting, [online] <https://www.porsche-consulting.com/de/de/publikation/denkende-maschinen> [abgerufen am 02.09.2025].
- Rajashekara, Kaushik/Sharon Koppera (2024): Data and Energy Impacts of Intelligent Transportation—A Review, in: Joeri Van Mierlo (Hrsg.), *World Electr. Veh. J.*, Bd. 15, S. 262, [online] <https://doi.org/10.3390/wevj15060262>.
- Rammer, Christian/Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi) (2021): *Herausforderungen beim Einsatz von Künstlicher Intelligenz: Ergebnisse einer Befragung von jungen und mittelständischen Unternehmen in Deutschland*, Janna Axenbeck/Patrick Breithaupt/Jan Büchel/Theresa Geyer/Manuel Lauer/Thomas Niebel/Mareike Seifried (Hrsg.), , report, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, [online] https://www.de.digital/DIGITAL/Redaktion/DE/Digitalisierungsindex/Publikationen/publikation-download-ki-herausforderungen.pdf?__blob=publicationFile&v=3.
- Renault Group (2025): FutuRGen Insight - "AI: the new frontier of the automotive revolution", Renault Group, [online] <https://www.renaultgroup.com/en/magazine/technology/futurgen-insight-ai-the-new-frontier-of-the-automotive-revolution> [abgerufen am 16.06.2025].
- Robert Bosch GmbH (2022): *Kraftfahrtechnisches Taschenbuch*, Springer Vieweg.
- Sahoo, Laxmi Kant/Vijayakumar Varadarajan (2025): Deep learning for autonomous driving systems: technological innovations, strategic implementations, and business implications - a comprehensive review, in: *Complex Engineering Systems*, Bd. 5, Nr. 1, [online] doi:10.20517/ces.2024.83.
- Sapien (2025): From Level 0 to 5: The Steps to Autonomous Driving, Sapien, [online] <https://www.sapien.io/blog/from-level-0-to-5-the-steps-to-autonomous-driving> [abgerufen am 28.07.2025].

- Schaupensteiner, Nils/Marcus Willand/Patrick Ruhland/MHP Management- und IT-Beratung GmbH (2024): *GAME-CHANGER KI Die neue treibende Kraft der Automobilindustrie STUDIE*.
- Schneider, Thomas (2024): Generative KI in der Automobilentwicklung, in: *ATZechnik*, Nr. 12.
- Strasdat, Marius (2025): Generative KI beschleunigt Homologation: FEV vereinfacht länder-spezifische Typgenehmigungen, FEV Group, [online] <https://www.fev.com/generative-ki-beschleunigt-homologation-fev-vereinfacht-laenderspezifische-typgenehmigungen/> [abgerufen am 04.08.2025].
- Strategy& (o. D.): The transformative business impact of AI across industries, Strategy&, [online] <https://www.strategyand.pwc.com/de/en/functions/digital/ai-across-industries.html>.
- Taulli, Tom (2023): *Grundlagen der künstlichen Intelligenz: Eine nichttechnische Einführung*.
- Toyota USA (2023): Toyota Research Institute Unveils New Generative AI Technique for Vehicle Design - Toyota USA Newsroom, Toyota USA Newsroom, [online] <https://pressroom.toyota.com/toyota-research-institute-unveils-new-generative-ai-technique-for-vehicle-design/> [abgerufen am 06.07.2025].
- UNECE (2022): UN Regulation extends automated driving up to 130 km/h in certain conditions, UNECE, [online] <https://unece.org/sustainable-development/press/un-regulation-extends-automated-driving-130-kmh-certain-conditions> [abgerufen am 04.06.2025].
- Waymo (2019): AutoML: Automating the design of machine learning models for autonomous driving, Waymo, [online] <https://waymo.com/blog/2019/01/automl-automating-design-of-machine> [abgerufen am 14.06.2025].
- Waymo (o. D.): Self-Driving Car Technology for a Reliable Ride - Waymo Driver, Waymo, [online] <https://waymo.com/waymo-driver/> [abgerufen am 16.06.2025].
- Waymo (b) (o. D.): Safety impact, Waymo, [online] <https://waymo.com/safety/impact/#downloads> [abgerufen am 28.07.2025].
- Wellbrock, Wanja/Daniela Ludin (2025): *Management von Risiko, Nachhaltigkeit und KI in der Beschaffung*, Springer Gabler.
- Winkelhake, Uwe (2024): *Die digitale Transformation der Automobilindustrie: Treiber - Roadmap - Praxis*, Springer Vieweg.

Winkelhake, Uwe/IBM Deutschland GmbH (2019): Herausforderungen bei der digitalen Transformation der Automobilindustrie, in: *ATZ*, S. 36–37.

Yen, Robert/Nadja Braun Binder/Constantin Pitzen/Jens Schippl (2023): *Automatisierter ÖPNV: Hintergründe und praktische Anleitung zur Umsetzung in kleineren Städten und ländlichen Regionen*, Springer Vieweg.

Eidesstaatliche Erklärung

Ich versichere hiermit, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Quellen und Hilfsmittel verfasst habe. Alle wörtlichen Übernahmen sind als Zitate gekennzeichnet, alle übrigen Übernahmen wurden in Aussage und Umfang unter Angabe der Quelle kenntlich gemacht. Diese Arbeit ist in der gleichen oder ähnlichen Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegt worden.

Bellenberg, den 14.09.2025

Pascal Prestele