

Schlussbericht vom 31.10.2025

zum IGF-Vorhaben FKZ: 22592 N/1

Thema

KI-Navigator für Logistik und Supply Chain Management

Berichtszeitraum

01.08.2022 bis 31.07.2025

Forschungsvereinigung

Bundesvereinigung Logistik (BVL) e. V.

Schlachte 31

28195 Bremen

Forschungseinrichtung(en)

Institut für Logistik und Unternehmensführung, Technische Universität Hamburg (TUHH)

Am Schwarzenberg-Campus 4

21073 Hamburg

Inhaltsverzeichnis

1	Durchgeführte Arbeiten und Ergebnisse	4
1.1	Arbeitspaket 1: Aktualisierung des Stands der Forschung zu KI in Logistik und SCM und Analyse existierender KI-Einführungskonzepte aus der Literatur	6
1.2	Arbeitspaket 2: Analyse des aktuellen Stands der Umsetzung von KI in KMU	14
1.3	Arbeitspaket 3: Ausgestaltung des Entscheidungsmodells.....	30
1.4	Arbeitspaket 4: Implementierung und Validierung eines webbasierten Wissenswerkzeugs.....	48
1.5	Arbeitspaket 5: Dokumentation und Ergebnistransfer	55
2	Verwendung der Zuwendung	57
3	Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit.....	58
4	Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für KMU sowie ihres innovativen Beitrags und ihrer industriellen Anwendungsmöglichkeiten.....	58
5	Wissenstransfer in die Wirtschaft.....	60
6	Durchgeführte Transfermaßnahmen	60
7	Geplante spezifische Transfermaßnahmen nach der Projektlaufzeit	62
8	Literaturverzeichnis	63

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht über die Arbeitspakete des Forschungsprojekts „KI-Navigator“	5
Abbildung 2: Einordnung der Gesamtstruktur des Forschungsprojekts	6
Abbildung 3: Suchstring der MLR für KI-Anwendungsfälle	8
Abbildung 4: Filterstufen der MLR angelehnt an das PRISMA-Flowchart-Diagramm (2021)	9
Abbildung 5: TOE-Modell in Anlehnung an Tornatzky und Fleischer (1990).....	19
Abbildung 6: Darstellung einer Matrixfrage mit Likert-Skala in der LimeSurvey-Plattform	25
Abbildung 7: Demographie der Umfrageteilnehmenden.....	25
Abbildung 8: Aktueller KI-Umsetzungsstand in KMU	26
Abbildung 9: Bewertung des Nutzens von KI nach Branche (n=64)	27
Abbildung 10: Bewertung der Potenziale von KI (n=49)	28
Abbildung 11: Bewertung von Einflussfaktoren zur KI-Einführung (n=49)	28
Abbildung 12: Herausforderungen bei der KI-Einführung (n=49)	29
Abbildung 13: Konzeptioneller Rahmen Arbeitspaket 3	31
Abbildung 14: Vereinfachte Darstellung des KI-Einführungsmodells	32
Abbildung 15: Einblicke in die Workshops	32
Abbildung 16: Darstellung des KI-Einführungsmodells	35
Abbildung 17: Darstellung modifizierte Eisenhower-Matrix in Anlehnung an UP1	39

Abbildung 18: Morphologie von KI-Anwendungen	43
Abbildung 19: CRISP-DM-Modell in Anlehnung an Chapman et al. (1999).....	45
Abbildung 20: Navigationspfad des Wissenswerkzeugs.....	49
Abbildung 21: Startseite des Wissenswerkzeug.....	50
Abbildung 22: „Navigation“	51
Abbildung 23: „Navigationsprozess“	51
Abbildung 24: Exemplarische Detailansicht zur Erläuterung des Potenzials von KI.....	52
Abbildung 25: Exemplarische Detailansicht zu praxisnahen Hilfestellungen.....	52
Abbildung 26: Exemplarische Detailansicht des KI-Einführungsmodells	53
Abbildung 27: Exemplarische Detailansicht zu einer Maßnahme.....	53
Abbildung 28: Exemplarische Detailansicht zu den KI-Anwendungsfällen	54
Abbildung 29: Validierungsfragen (n=7).....	54

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Identifizierte Literaturanalysen aus der Literaturlatenbank Scopus zu KI-Anwendungsfällen	7
Tabelle 2: Überblick der identifizierten KI-Anwendungsfälle der MLR	10
Tabelle 3: Suchstring für die MLR (Einführungsmodelle)	11
Tabelle 4: Konzeptmatrix zur Einordnung der analysierten Einführungsmodelle	13
Tabelle 5: Überblick über das Interview-Sample.....	16
Tabelle 6: Operative und strategische Ziele	17
Tabelle 7: Darstellung der Defizite von KI	18
Tabelle 8: Darstellung der identifizierten Dimensionen.....	20
Tabelle 9: Anforderungen an das KI-Einführungsmodell.....	22
Tabelle 10: Übersicht der Workshops	31
Tabelle 11: Aus den Workshops gesammelte Anwendungsfälle	33
Tabelle 12: Übersicht der Umsetzungsbeiträge mit Praxispartnern	34
Tabelle 13: Prozessschritte in Phase A: Initiierung.....	37
Tabelle 14: Prozessschritte in Phase B: Anwendungsfallidentifikation.....	39
Tabelle 15: Prozessschritte in Phase C: Anwendungsfallanalyse	41
Tabelle 16: Prozessschritte in Phase D: Softwareauswahl und Konfiguration	44
Tabelle 17: Prozessschritte in Phase E: Pilotierung	45
Tabelle 18: Prozessschritte in Phase F: Implementierung.....	47
Tabelle 19: Durchgeführte Arbeiten und erreichte Ergebnisse.....	56

1 Durchgeführte Arbeiten und Ergebnisse

Konzeptionelle Einordnung: KI als Innovation

In der deutschen Wirtschaft wächst der regulatorische Druck, Transparenz und Nachhaltigkeit entlang der gesamten Lieferkette sicherzustellen (Fuchs, Ladewig und Kersten 2024). Viele Unternehmen reagieren darauf mit verstärkten Investitionen in die Digitalisierung ihrer Geschäftsprozesse. In diesem Kontext gewinnt der Einsatz von Künstlicher Intelligenz (KI) im Bereich der Logistik und des Supply Chain Managements (SCM) zunehmend an Bedeutung (Schnelle, Schöpfer und Kersten 2021).

Grundsätzlich beschreibt KI ein Konzept der Informatik, bei dem Maschinen Aufgaben auf eine „intelligente“ Weise ausführen, wobei weder klar ist, was genau „intelligent“ bedeutet, noch welche Technologien konkret dazugehören (Russel und Norvig 2021, S. 21). Ein wesentlicher Unterschied zu klassischen IT-Systemen besteht in der Lernfähigkeit moderner KI. Durch Machine Learning (ML) und Deep Learning (DL) können Systeme eigenständig Muster in Daten erkennen und übertreffen traditionelle Analysemethoden in Bezug auf Zuverlässigkeit und Präzision (Schröder und Lodemann, 2021).

Zahlreiche Studien belegen den konkreten Nutzen KI-basierter Anwendungen in der Logistik und im SCM. Genannt werden unter anderem Produktivitätssteigerungen (Zhao et al. 2025; Wang und Zhang 2025), eine erhöhte Transparenz entlang der Lieferkette (Boone et al. 2025), Prozessoptimierung sowie eine verbesserte Resilienz (Lu et al. 2025).

KI wird im Rahmen dieses Forschungsprojekts als eine Innovation interpretiert. Eine Innovation kann als Idee, Vorgehensweise oder Objekt verstanden werden, das von einer Person oder Organisationseinheit als neu wahrgenommen wird (Rogers 2003, S.32). In diesem Sinne stellt auch der Einsatz KI-basierter Anwendungen für Unternehmen eine Innovation dar. Zwischen dem Aufkommen einer technologischen Neuerung und ihrer erfolgreichen Umsetzung in einem Unternehmen, liegt ein komplexer Prozess. Dieser ist von zahlreichen Herausforderungen geprägt, die bewältigt werden müssen, damit eine effektive Integration und langfristige Verankerung der Technologie gelingen.

Nach Jöhnk et al. (2021) stützt sich die Forschung zur Einführung von KI auf etablierte Modelle zur Innovations- und Technologieakzeptanz, die sowohl den Einführungsprozess als auch dessen Voraussetzungen sowie die Anwendung auf bestimmte Technologien untersuchen. Vor diesem Hintergrund bietet das Technology-Organizational-Environmental Framework (TOE) eine umfassende Grundlage zur Erklärung von KI-Einführungen in Unternehmen und bildet den Handlungsrahmen dieser Forschungsarbeit.

Projektplan

Ziel des Projekts „KI-Navigator für Logistik und Supply Chain Management“ war die Entwicklung eines Einführungsmodells, welches Methoden und Entscheidungen rund um die KI-Transformation greifbar macht und Handlungsempfehlungen gibt. Zielgruppe dieses Handlungsrahmens sind kleine und mittlere Unternehmen (KMU) der Logistikbranche. Im Ergebnis sollen KMU situationsadäquat bewerten können, welche Anwendungsfälle existieren und Hilfestellung für die empfohlene Umsetzung der KI-Integration erhalten. Um dieses Ziel zu erreichen, sah der Projektplan vor, in fünf eng miteinander verknüpften Arbeitspaketen (AP), schrittweise ein KI-Einführungsmodell zu entwickeln (siehe Abbildung 1). Zunächst wurde in **AP1** der Stand der Forschung aktualisiert, um die Grundlage für eine qualitative und quantitative Datenerhebung in **AP2** zu schaffen. In **AP2** erfolgte eine Interviewstudie, in der generelle Einsatzfelder und Rahmenbedingungen erfasst und ausgewertet wurden. Anschließend erfolgten eine quantitative Validierung und Spezifizierung dieser

Ergebnisse. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse bildeten die Basis für die Entwicklung eines Konzepts zur KI-Implementierung in **AP3**. Dort sollten die Resultate aus **AP1** und **AP2** konsolidiert werden, um ein konzeptionelles Modell zu entwickeln. Nach Abschluss von **AP3** floss das Einführungskonzept in ein webbasiertes Wissenswerkzeug ein, das Unternehmen den Zugang zu den Projektergebnissen ermöglichte (**AP4**). **AP5** umfasste schließlich die Dokumentation sowie die (Zwischen-)Ergebnisverbreitung während der gesamten Projektlaufzeit.

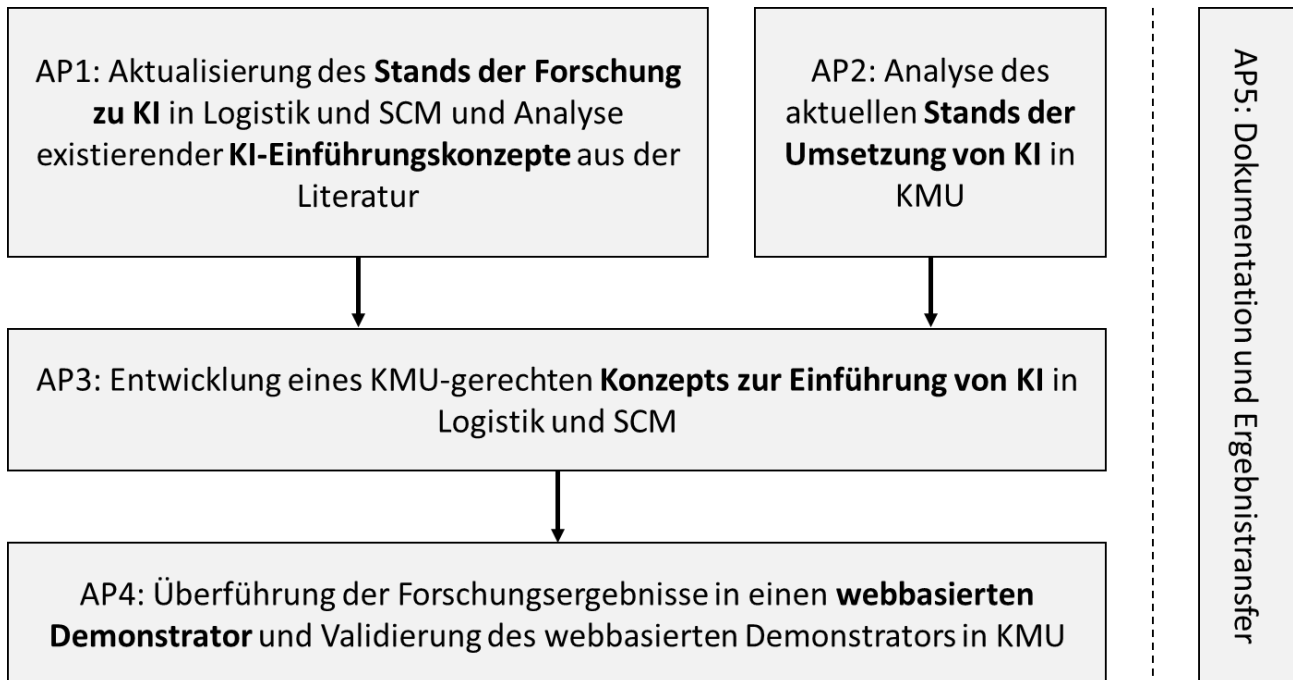


Abbildung 1: Übersicht über die Arbeitspakete des Forschungsprojekts „KI-Navigator“

Projektablauf

Zur empirischen Fundierung des KI-Einführungsmodells wurden verschiedene Methoden kombiniert. Den Ausgangspunkt bildete Arbeitspaket 1. Die in AP1.2 identifizierten Einführungsmodelle dienten als konzeptioneller Rahmen für die Entwicklung des KI-Einführungsmodells. Zudem konnten dort erste Dimensionen und Methoden abgeleitet werden. Ergänzend dazu wurden in AP2 qualitative Daten durch leitfadengestützte Experteninterviews (AP2.1) erhoben. Ziel der Interviews war es, tiefgehende Einblicke zu gewinnen, Zusammenhänge zu verstehen und Handlungsempfehlungen für das KI-Einführungsmodell abzuleiten. Die quantitative Erhebung (AP2.2) erfolgte anschließend über eine strukturierte Online-Umfrage, deren Ergebnisse statistisch ausgewertet wurde. Dadurch konnten die Erkenntnisse aus den Experteninterviews validiert werden. Durch die Kombination dieser methodischen Ansätze entstand ein umfassendes Bild des Untersuchungsgegenstands. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse flossen konsolidiert in die Entwicklung des KI-Einführungsmodells ein, das KMU bei der Einführung von KI unterstützen soll. Abbildung 2 bietet einen Überblick zu den verschiedenen Daten, die mittels der beschriebenen Methode generiert wurden. Die **Evaluation** des KI-Einführungsmodells umfasst die **Verifikation** mit Praxispartnern im Rahmen von Workshops und Umsetzungsbeteiligungen sowie eine **Validierung** in Rahmen einer Fokusgruppensitzung mit den Mitgliedern des projektbegleitenden Ausschusses.

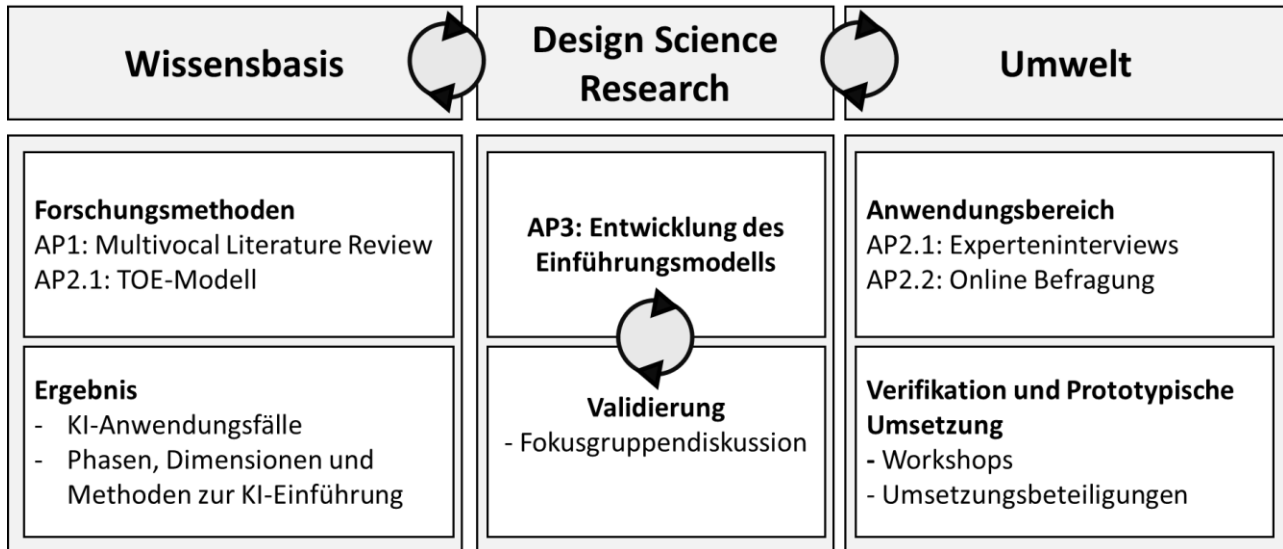


Abbildung 2: Einordnung der Gesamtstruktur des Forschungsprojekts

1.1 Arbeitspaket 1: Aktualisierung des Stands der Forschung zu KI in Logistik und SCM und Analyse existierender KI-Einführungskonzepte aus der Literatur

Zielsetzung von Arbeitspaket 1

Das Ziel von **AP1** bestand in der Aktualisierung des Forschungsstand im Hinblick auf die Projektziele mithilfe einer **Multivocal Literature Review (MLR)**. Ziel dieses Vorgehens war es, sowohl Anwendungsbeispiele aus der veröffentlichten wissenschaftlichen Literatur („weiße Literatur“) als auch Erkenntnisse aus der sogenannten **grauen Literatur** zu erfassen, d.h. aus öffentlich zugänglichen, jedoch nicht formell wissenschaftlich publizierten Quellen (z. B. Branchenberichte, Whitepapers, Blogbeiträge, Videos oder Unternehmensdokumentationen) (Garousi et al. 2019). Die Literaturrecherche umfasst dabei zwei Teilaufgaben:

- **AP1.1 Erfassung von Anwendungsfällen:** dies umfasst die strukturierte Analyse möglicher KI-Anwendungsfälle im Bereich Logistik und SCM.
- **AP1.2 Konzepte zur KI-Einführung:** diese Aufgabe befasst sich mit der Erfassung bestehender Konzepte zur Einführung von KI in Unternehmen. Im Vordergrund stand die Identifikation notwendiger Schritte, relevanter Einflussfaktoren sowie unterstützender Maßnahmen (z.B. Methoden, Prozesse).

Da die Erfüllung der beiden Zielsetzungen nicht sinnvoll innerhalb einer Abfrage möglich ist, wurde das Vorgehen in zwei separate Vorgehensweisen aufgeteilt. Die Ergebnisse aus **AP1** bilden die theoretische Grundlage für die nachfolgenden Arbeitspakete 2 und 3.

AP1.1: KI-Anwendungen im Supply Chain Management

Vorgehensweise/Lösungsansatz

Der MLR stellt eine Variante der systematischen Literaturrecherche (SLR) dar. Die SLR stellt nach dem Verständnis nach Fink (2014) als systematische, eindeutige und reproduzierbare Methode zur Identifizierung, Bewertung und Zusammenfassung bestehender Literatur dar. Die SLR umfasst die fünf Phasen: (1) Definition des Untersuchungsfeldes, (2) Identifikation geeigneter Datenbanken, (3) Festlegung der Suchbegriffe und Abruf relevanter Literatur, (4) Filterung der Literatur sowie (5) Analyse und Aufbereitung der Ergebnisse (Fink 2014, S. 3). Durch die Einbeziehung grauer Literatur wird der wissenschaftliche Korpus um praxisnahe

Perspektiven ergänzt. Die im Rahmen dieses Forschungsprojekts vorgeschlagene Vorgehensweise orientierte sich am Ansatz der MLR nach Garousi et al. (2019). Das resultierende Verfahren umfasst sechs Phasen:

1. Identifikation vorhandener Übersichtsarbeiten und Prüfung der Relevanz einer MLR
2. Entwicklung eines Bewertungsprotokolls für graue Literatur
3. Auswahl geeigneter Datenbanken
4. Festlegung der Suchbegriffe und Recherche relevanter Literatur
5. Anwendung von Ein- und Ausschlusskriterien zur Filterung der Ergebnisse
6. Analyse und systematische Aufbereitung der Literatur

Identifikation vorhandener Übersichtsarbeiten und Prüfung der Relevanz einer MLR

Zur Beurteilung der Relevanz einer MLR im Kontext der KI-Anwendungen im SCM wurden zunächst die in Tabelle 1 dargestellten bestehenden Literaturanalysen untersucht. Dabei wurde deutlich, dass sich die Herangehensweise in dieser Analyse in zwei zentralen Aspekten von bisherigen Arbeiten unterscheidet: Erstens erfolgte eine bewusste Einbeziehung grauer Literatur, die in früheren Studien weitgehend unberücksichtigt geblieben war. Zweitens beschränken sich frühere Untersuchungen überwiegend auf einzelne Teilbereiche der Lieferkette, während diese Analyse auf eine umfassende und aktuelle Gesamtschau des Forschungsfeldes abzielte. Dadurch wurde eine breitere und zugleich differenziertere Perspektive auf den Stand der KI-Anwendungen im SCM ermöglicht.

Tabelle 1: Identifizierte Literaturanalysen aus der Literaturlatenbank Scopus zu KI-Anwendungsfällen

Referenz	Fokus
Badakhshan et al. (2024)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu Simulations- und Machine-Learning-Ansätzen im SCM, mit Fokus auf Potenzialen zur Weiterentwicklung in den Bereichen Optimierung, branchenspezifische Daten, Nachhaltigkeit, Transport und Industrie-4.0-Technologien.
Culot et al. (2024)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu technologischen Ansätzen, Anwendungsfeldern sowie Chancen und Herausforderungen der KI-Implementierung im SCM, mit Fokus auf Daten- und Systemanforderungen, Technologieeinführung, organisatorische Integration und Leistungsauswirkungen.
Deepu und Ravi (2023)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu zentralen Implementierungs- und Betriebsdimensionen der KI-Einführung, mit Fokus auf die Ableitung eines konzeptionellen Rahmenwerks zur KI-Implementierung.
Gidiagba et al. (2025)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu Machine-Learning-Methoden, mit Fokus auf deren Beitrag zur Verbesserung einer nachhaltigen Lieferantenauswahl.
Gonçalves und Domingues (2025)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu Anwendungen und Integrationsstrategien von KI in der Logistik, mit Fokus auf die Analyse von Chancen und Herausforderungen.

Referenz	Fokus
Sauer et al. (2025)	Erstellen einer systematischen Übersicht zu Machine-Learning-Anwendungen im Produktionsmanagement, mit Fokus auf Chancen, Grenzen und den Unterstützungsbedarf bei Produktionsentscheidungen.

Festlegung der Suchbegriffe und Recherche relevanter Literatur

Für die Literaturrecherche wurden zunächst gezielte Suchbegriffe, Synonyme und thematische Gruppen entwickelt und in Testrecherchen in ausgewählten Datenbanken (ScienceDirect; Scopus) sowie für graue Literatur über Google geprüft. Der genutzte Suchstring ist in Abbildung 3 visualisiert. Die verwendeten Synonyme wurden mit dem Operator „OR“ verbunden. Kontext 1, 2 und 3 sind mit dem Operator „AND“ verbunden. Die Anzahl der durch Google generierten Treffer war zu groß, um eine vollständige Auswertung sämtlicher Ergebnisse vorzunehmen. Da die Google-Suchmaschine ihre Resultate bereits nach Relevanz zum eingegebenen Suchbegriff sortiert, konnte die Analyse gezielt eingeschränkt werden. Auf dieser Basis wurde entschieden, die ersten 200 Google-Suchergebnisse zu berücksichtigen.

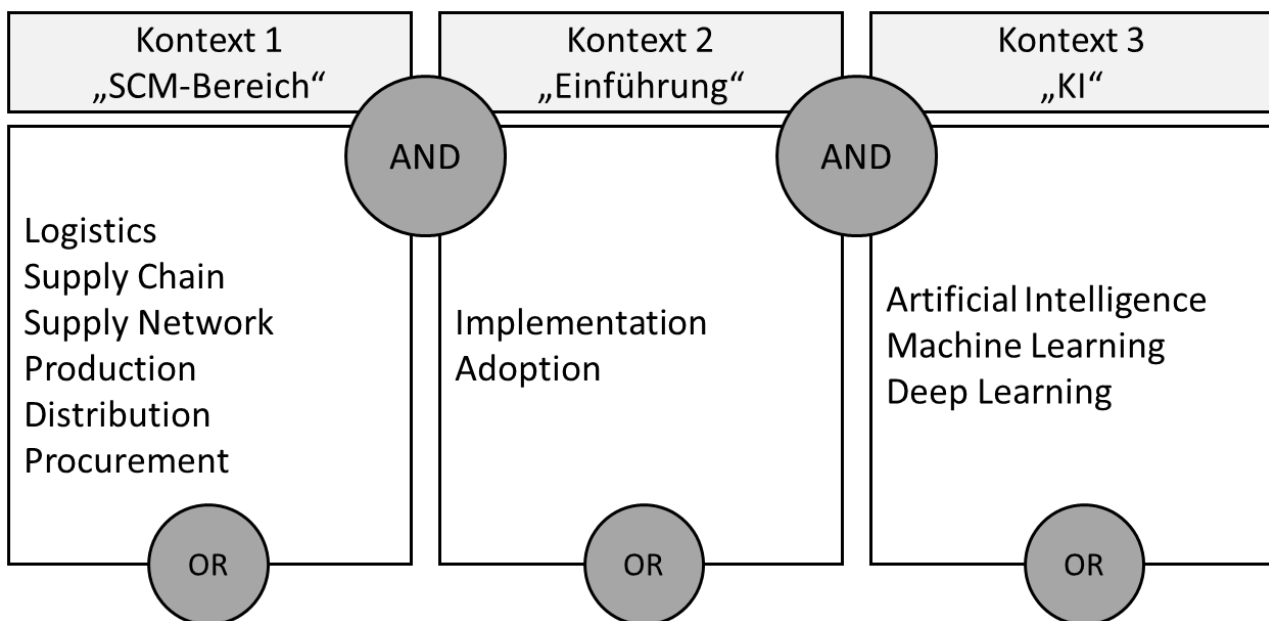
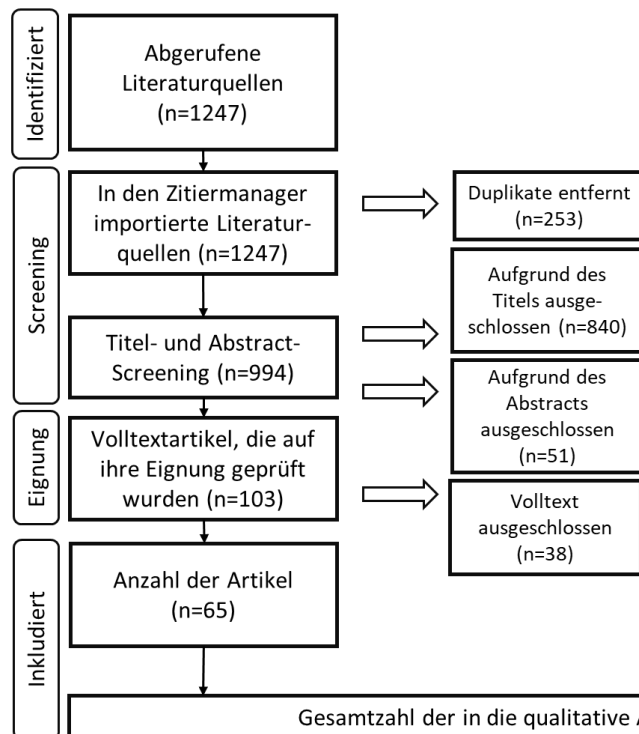


Abbildung 3: Suchstring der MLR für KI-Anwendungsfälle

Anwendung von Ein- und Ausschlusskriterien zur Filterung der Ergebnisse

Die Auswahl relevanter Primärquellen stellt einen zentralen Schritt im MLR-Prozess dar und erfolgt typischerweise auf Basis definierter Einschluss- und Ausschlusskriterien. Insbesondere die Integration grauer Literatur erfordert eine differenzierte Vorgehensweise, da graue Literatur aufgrund fehlender Standardisierung und geringer formaler Kontrolle eine deutlich höhere Heterogenität aufweist als formale wissenschaftliche Literatur. Nach der Durchführung mehrerer Filterstufen wie in Abbildung 4 dargestellt sind **76 Literaturbeiträge** verblieben, die im Folgenden näher dargestellt werden.

Suche in bibliografischen Datenbanken



Graue Literatur

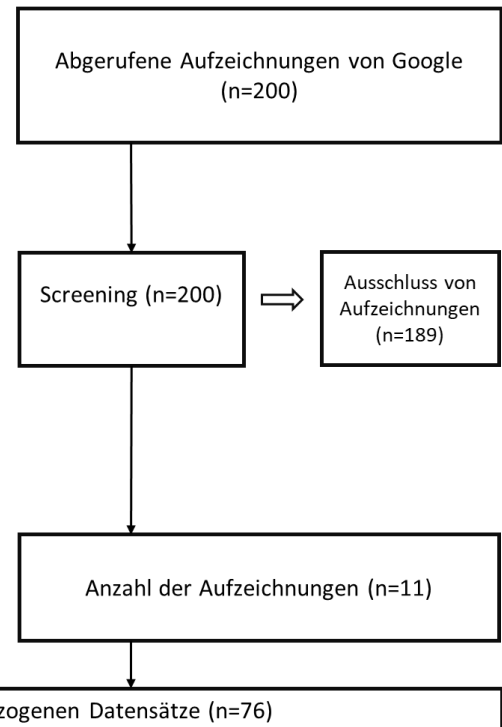


Abbildung 4: Filterstufen der MLR angelehnt an das PRISMA-Flowchart-Diagramm (2021)

Analyse und systematische Aufbereitung der Literatur

Ein Überblick über die Themengebiete ist in Tabelle 2 dargestellt. Die Anwendungsfälle wurden dazu in die SCM-Funktionen (1) Logistik, (2) Beschaffung, (3) Produktion, (4) Distribution und (5) Allgemein eingeteilt. Dabei konnten insgesamt 22 unterschiedliche Anwendungsfälle identifiziert werden.

- **Logistik:** In diesem Bereich nutzen Studien wie Lipianina-Honcharenko et al. (2023) k-means-Clustering, um standortbezogene Entscheidungen zu unterstützen. Auffällig ist, dass besonders in der Ressourcenallokation und Simulationen des Lagerumschlags vermehrt Reinforcement-Learning-Ansätze (DQN, PPO) verwendet werden, was auf einen Bedarf an lernfähige Systeme zur Entscheidungsfindung hinweist.
- **Beschaffung:** Vor allem zur Nachfrageprognose lassen sich zahlreiche Beiträge identifizieren, die eine Vielzahl von Algorithmen einsetzen. Von einfachen ML-Verfahren wie KNN und DTR bis hin zu tiefen neuronalen Netzen (ANN, CNN, LSTM), um Absatz- und Bedarfsmuster vorherzusagen.
- **Produktion:** Es lassen sich vor allem Beiträge zur Maschinenplanung identifizieren, die ML einsetzen, um die Produktion von N Produkten auf M nicht-identischen Parallelmaschinen effizient zu planen. Mithilfe von Regressions- und Klassifikationsmodellen wird dabei die optimale Maschinenzuweisung der Produkte bestimmt (z.B. Hamou et al. 2024).
- **Distribution:** In diesem Bereich wurden insgesamt die wenigsten Beiträge identifiziert. Hervorzuheben ist die Vorhersage von Retouren, die mithilfe von Modellen wie Gradient Boosting (GBM) und neuronalen Netzen (GRU) erfolgt, um Kundenverhalten und Rücksendequoten vorherzusagen.
- **Allgemein:** Bezeichnet übergreifende Anwendungen, die nicht auf einzelne Funktionen beschränkt sind, sondern mehrere Prozesse oder die gesamte Lieferkette betreffen. In den letzten Jahren zeigt sich ein klarer Trend hin zu generativer KI, die zunehmend in verschiedenen Anwendungsbereichen

eingesetzt wird, insbesondere zur Textbearbeitung (Grybauskas und Cárdenas-Rubio 2024; Roumeliotis et al. 2025; Wan et al. 2025; Jang et al. 2025).

Tabelle 2: Überblick der identifizierten KI-Anwendungsfälle der MLR

Anwendungsfall	Algorithmen	Referenz
Logistik		
Standortauswahl	k-means, ANN	Lipianina-Honcharenko et al. (2023), Luo et al. (2022), Rahman et al. (2025)
Bestandoptimierung	CNN, LSTM	Dalal et al. (2024), Tang et al. (2025)
Ressourcenallokation	DQN, PPO	Batsis und Samothrakis (2024), Di Yuan und Wang (2025), Ling et al. (2024), Nahhas et al. (2024)
Simulation des Lagerumschlags	ANN, DQN	Demizu et al. (2023), Selukar et al. (2022)
Beschaffung		
Lieferantenauswahl	LSTM, DT, XGBoost, RF	Bao et al. (2024), Islam et al. (2022), Sang (2021), Zaghdoudi et al. (2024)
Nachfrageprognose	ANN, KNN, LSTM, KNN, DTR, RF, CNN, XGBOOST	Abbasi et al. (2020), Camur et al. (2024), Castán-Lascorz et al. (2022), Chaudhuri und Alkan (2022), Ensafi et al. (2022), Haselbeck et al. (2022), Jiang (2022), Kolkova und Kljunikov (2022), Nikolopoulos et al. (2021), Ponce-Alcocer et al. (2024), Tian et al. (2024)
Vorhersage Lieferverzögerungen	ANN, DQN, GenAI, LSTM, GRU, ANN	Aboutorab et al. (2022), Bassiouni et al. (2024), Burtea und Tsay (2024), Steinberg et al. (2023)
Simulation der Lieferkette	GA, XGBOOST	Zheng (2025)
Produktion		
Auftragszuweisung	k-means	Zhang et al. (2021)
Maschinenplanung	k-means, KNN, DTR, GBOOST, SVM, GA, ANN, LSTM	Ait Ben Hamou et al. (2024), Dehghan Shoorkand et al. (2024), Li et al. (2024), Rostami et al. (2015)
Produktionsplanung	DQN	Marchesano et al. (2022)
Effizienzsimulation	GA	Cavalcanti et al. (2024), Ghasemi et al. (2025)
Qualitätskontrolle	CNN, Autoencoder, Transformer	Carvalho et al. (2024)
Distribution		
Emissionsanalyse	k-means	Mobasshir et al. (2025)
Vorhersage von Retouren	GBM, Gru	Islam und Amin (2020), Liu et al. (2024)

Anwendungsfall	Algorithmen	Referenz
Kühlkettensimulation	VNS	Goodarzian et al. (2022)
Kundenclustering	k-means	Liu und Yang (2024)
Allgemein		
Kundenpersonalisierung	Generative KI	Fosso Wamba et al. (2023), Gołab-Andrzejak (2024)
IOT-Sicherheitsrisiken	LSTM, CNN	Alzahrani und Asghar (2024)
Empfehlungssystem	k-means, RF, cGan	Choi und Choi (2023), Cui et al. (2024), Lin et al. (2022), Othayoth und Muthalagu (2022)
GPTS als Frühwarnsystem	Generative KI	Chandra et al. (2025), Fan et al. (2025), Jacob et al. (2024), Ma et al. (2024)
Textbearbeitung	Generative KI	Grybauskas und Cárdenas-Rubio (2024), Jang et al. (2025), Roumeliotis et al. (2025), Wan et al. (2025)

AP1.2. Analyse existierender KI-Einführungsmodelle

Vorgehensweise/Lösungsansatz

Das Ziel von AP1.2 war es, bestehende Modelle zur Einführung von KI in Unternehmen zu erfassen und zu analysieren. Ein Einführungsmodell (synonym zu Vorgehensmodell) beschreibt ein strukturiertes Schema, welches den Ablauf und die Aufgaben eines Prozesses modellhaft abbilden (Scharch 2016, S. 5). Im Vordergrund steht die Identifikation notwendiger Schritte, relevanter Einflussfaktoren sowie unterstützender Maßnahmen. Zur Erfassung der Einführungsmodelle wurde wieder auf eine MLR zurückgegriffen. AP1.2 bildet die wissenschaftliche Grundlage für die Ableitung eines KMU-gerechten Einführungsmodells in AP3. Im Folgenden wird die Analyse bestehender Konzepte zur Einführung von KI- bzw. Digitalisierungsmodellen dargestellt.

Der genutzte Suchstring ist in Tabelle 3 dargestellt. Die verwendeten Synonyme wurden mit dem Operator „OR“ verbunden. Kontext 1 und 2 sind mit dem Operator „AND“ verbunden. Zwischen den Kontexten „Einführung“ und „Digitalisierung“ wurde der Operator w/4 genutzt. Der W/4-Operator (Within 4 Words) wird in Scopus verwendet, um Treffer zu identifizieren, bei denen die Begriffe innerhalb von vier Wörtern zusammenstehen. Die Suche in der Datenbank wurde auf den Titel beschränkt. Die Erfassung der Literaturbeiträge erfolgte in der Datenbank Scopus (n=438) und Google (n=50). Nach der Durchführung mehrerer Filterstufen sind **15** Beiträge verblieben, die im Folgenden näher dargestellt werden.

Tabelle 3: Suchstring für die MLR (Einführungsmodelle)

Kontext 1 „Modell“	Kontext 2 „Einführung“	Kontext 3 „Digitalisierung“
Model, Concept, Framework, Approach, Method	Implementation, Adoption	Artificial Intelligence, Machine learning, Digitalization, Digital Transformation

Ergebnis

Die aus der Literatur identifizierten Einführungsmodelle unterschieden sich in ihrer Struktur und ihrem Umfang. Sie ermöglichen eine phasenweise Strukturierung der Projekte, durch klare Anleitungen sowie detaillierte Vorgehens- und Tätigkeitsbeschreibungen. Als Ergebnis der MLR ergab sich eine kriterienbasierte Einordnung der identifizierten Modelle aus der Literaturanalyse (siehe Tabelle 4), die im Folgenden erläutert wird.

Inhaltlicher Fokus der Konzeptualisierungen zeigen, inwieweit die betrachteten Modelle die für das Forschungsprojekt relevanten Themen, also ein Modell zur KI-Einführung für KMU des Logistiksektors, abdecken. Hierzu wurden die Modelle nach verschiedenen Merkmalen kategorisiert, um ihre Ausrichtung und Anwendbarkeit systematisch zu erfassen und in welchem Umfang ein spezifischer thematischer Bezug zur KI, zu SCM und Logistik sowie zur Zielgruppe der KMU besteht. Diese Dimensionen erlaubten eine inhaltliche Verortung der jeweiligen Modelle im Hinblick auf ihre Relevanz für das Forschungsprojekt.

Wissensvermittlung gibt an, inwieweit Grundwissen, Fallbeispiele und Ziele in den bestehenden Konzeptualisierungen erfasst werden. Unter Grundwissen wurde bewertet, ob die betrachteten Ansätze grundlegende Konzepte, Definitionen und Zusammenhänge zur Einführung von KI-Technologien vermitteln und damit ein Basisverständnis schaffen. Die Kategorie Fallbeispiele diente der Erfassung praxisnaher Beispiele und Anwendungsfälle, die den Wissenstransfer zwischen Theorie und Praxis unterstützen.

Einflussfaktoren richten den Blick auf die grundlegenden strukturellen Merkmale des Unternehmens und seines Umfelds, also auf den Rahmen, in dem die Einführung stattfinden soll. Zur Klassifizierung der Dimensionen wurde das TOE-Schema verwendet, welches im AP2.1 erklärt wird. Zusätzlich wurde analysiert, ob die Modelle konkrete **Ziele** der Einführung definieren und somit Orientierung für die erfolgreiche Umsetzung bieten.

Vorgehensmodell: Nach Ebert (2008, S. 312) lassen sich die Einführungsprozesse in verschiedene Ebenen unterteilen. Technologisches Vorgehen beschreibt dabei die operative Ausgestaltung, während das Organisatorische Vorgehen die strategische Vorbereitung beschreibt. Eine Maßnahme stellt dabei eine systematische Vorgehensweise zur Lösung definierter Anforderungen dar, die auf festen Prinzipien basiert und Notationen, Handlungsschritte sowie Regeln zur Ergebnisprüfung umfasst (Fischer et al. 1998, S. 13).

Tabelle 4: Konzeptmatrix zur Einordnung der analysierten Einführungsmodelle

Inhaltlicher Fokus			Wissensvermittlung			Einflussfaktoren			Vorgehensmodell					
Autor(en)	Dok.-typ	Bezug	KI	SCM & Logistik	KMU	Grundwissen	Fallbeispiele	Ziele	Technologie	Organisation	Umwelt	Tech. Vorgehen	Org. Vorgehen	Maßnahmen
Agrawal et al (2023)	Konferenzbeitrag	KI	●	○	○	○	●	○	●	○	○	●	○	○
Appio et al (2024)	Journalartikel	Digitale Wandel	●	○	●	○	●	●	○	●	○	○	●	●
Astrom et al (2022)	Journalartikel	KI	●	○	○	○	○	○	○	○	○	●	○	●
Barjasic et al. (o. J.)	White Paper	KI	●	○	●	●	●	●	●	●	○	●	●	●
Butt (2020)	Journalartikel	Prozessmanag.	○	●	○	●	○	●	○	○	○	○	●	●
Eberlein et al (2025)	White Paper	KI	●	○	●	●	●	●	●	●	○	●	●	○
Eisele et al (2023)	Journalartikel	KI	●	○	○	○	●	●	●	●	○	○	●	○
Harlacher et al (2023)	Buchkapitel	KI	●	○	○	○	●	●	○	●	○	○	●	●
Intel (o. J.)	White Paper	KI	●	○	○	○	○	●	●	●	○	●	○	●
Kuhn et al (2024)	White Paper	KI	●	○	○	○	○	●	●	●	○	○	●	●
Kutzias et al (2023)	White Paper	KI	●	○	○	○	●	○	○	○	○	●	●	●
Menti et al (2023)	Journalartikel	Digitaler Wandel	○	●	○	●	○	○	●	●	●	○	●	○
Peifer (2023)	White Paper	KI	●	○	○	●	○	●	●	●	○	○	●	●
Stowasser et al (2020)	White Paper	KI	●	○	○	○	●	○	○	●	○	○	●	●
Zwarg et al (2024)	Konferenzbeitrag	KI	●	○	○	●	○	○	○	○	○	○	●	●
KI-Navigator			●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●

● = umfasslich berücksichtigt
 ○ = partiell berücksichtigt
 ○ = nicht berücksichtigt

Erkenntnisse Arbeitspaket 1

Die Analyse der Literaturbeiträge bildete die Grundlage für die Interviewstudie in AP2. Der MLR in AP1.1 verdeutlichte die vielfältigen Einsatzmöglichkeiten von KI im SCM. In diesem Zusammenhang konnten 22 KI-Anwendungsfälle aus 76 Literaturquellen identifiziert werden. Die Analyse zeigte zudem, dass generative KI-Modelle zunehmend an Bedeutung gewinnen, insbesondere für übergreifende Anwendungen, die nicht auf einzelne Funktionen beschränkt sind, sondern mehrere Prozesse oder die gesamte Lieferkette betreffen.

Die kriterienbasierte Einordnung der MLR in AP1.2 bildete die Grundlage für die Entwicklung eines konzeptionellen Einführungsmodells für KI. Dabei ist zu beachten, dass allgemeine Vorgehensmodelle nach Fischer (2007, S. 300) nicht hinreichend konkret sind, um Digitalisierungsprojekte in der für die praktische Umsetzung erforderlichen Detailtiefe zu beschreiben. Daher besteht weiterer Forschungsbedarf, um klare Anleitungen sowie detaillierte Vorgehens- und Tätigkeitsbeschreibungen für die Einführung von KI im Logistiksektor bereitzustellen. Im weiteren Verlauf des Forschungsprojekts wurden daher zusätzliche Einflussfaktoren bzw. Handlungsfelder identifiziert (AP2), die dazu beitragen sollen, alle Beteiligten bei der erfolgreichen Bewältigung sämtlicher Phasen des Einführungsprozesses zu unterstützen. Zusammenfassend ergaben sich folgende Erkenntnisse aus AP1:

- (1) Es zeigt sich eine Verlagerung von klassischen ML-Methoden hin zu generativer KI und DL-Architekturen.
- (2) Die bestehende Detailtiefe der Einführungsmodelle reicht für eine praxisorientierte Anwendung im KMU-Logistiksektor nicht aus. Es müssen zusätzliche Komponenten und Methoden erhoben werden.

1.2 Arbeitspaket 2: Analyse des aktuellen Stands der Umsetzung von KI in KMU

Ziele des Arbeitspaketes

Im Rahmen von AP2 wurde auf Basis der Ergebnisse von AP1 der aktuelle Stand der Umsetzung von KI in KMU ermittelt. Zu diesem Zweck wurden sowohl **quantitative** als auch **qualitative Forschungsmethoden** eingesetzt, um die Thematik aus unterschiedlichen Perspektiven zu beleuchten und valide Schlussfolgerungen zu ziehen:

- **AP2.1: Qualitative Studie:** Erfassung von Motivation, Nutzen, Herausforderungen, Umsetzungsmaßnahmen sowie Erfolgs- und Misserfolgskriterien bei der Einführung von KI in KMU mithilfe von Experteninterviews.
- **AP2.2: Quantitative Studie:** Erfassung des aktuellen Umsetzungsstands von KI in KMU mithilfe einer quantitativen Online-Umfrage.

Die Ergebnisse von AP2 stellten die empirische Grundlage für die Entwicklung des Einführungsmodells in AP3 dar.

AP2.1 Qualitative Studie

Vorgehensweise/Lösungsansatz

Das methodische Vorgehen des qualitativen Forschungsstranges gliederte sich in vier Schritte nach Gläser und Laudel (2012, S. 41): (1) Planung, (2) Materialsammlung, (3) Auswertung und (4) Ergebnisdarstellung. Ziel der Untersuchung war es, die Einflussfaktoren und Zusammenhänge zu verstehen, die den aktuellen Stand der KI-Einführung in Logistikunternehmen prägen, um darauf aufbauend praxisnahe Handlungsempfehlungen für das zu entwickelnde Einführungsmodell abzuleiten.

1. Planung

Um ein tieferes Verständnis des Einführungsprozesses von KI in KMU der Logistikbranche zu gewinnen, wurden zwischen Oktober 2024 und April 2025 zehn qualitative Interviews mit Expert:innen aus der Praxis durchgeführt. Als Expert:innen gelten Personen, die über spezifisches, für das Forschungsfeld relevantes Wissen sowie praktische Erfahrung verfügen. Diese Expertise ergibt sich in der Regel aus ihrer beruflichen Funktion und Verantwortung innerhalb der Organisation. Zur Sicherstellung einer systematischen und gleichzeitig flexiblen Gesprächsführung wurde ein leitfadengestütztes Interview eingesetzt. Der Interviewleitfaden orientierte sich an den zentralen Themenfeldern der Untersuchung und diente der thematischen Strukturierung der Gespräche. Gleichzeitig erlaubte das semistrukturierte Format, gezielt auf relevante Aspekte einzugehen, Rückfragen zu stellen und thematische Vertiefungen vorzunehmen. Dies gewährleistete einerseits die Vergleichbarkeit der erhobenen Daten, ohne dabei die offene Erkundung individueller Perspektiven einzuschränken. Die gewählte Vorgehensweise entspricht dem Konzept des semistrukturierten Leitfadeninterviews nach Gläser und Laudel (2012, S. 41), welches sich besonders für explorative Forschungsansätze eignet, bei denen sowohl theoriegeleitete als auch erfahrungsbasierte Erkenntnisse berücksichtigt werden sollen.

Die Interviews wurden bis zum Erreichen einer Sättigung durchgeführt, also bis zu dem Punkt, an dem durch zusätzliche Gespräche keine neuen inhaltlich relevanten Kategorien mehr identifiziert werden konnten. In den Interviews wurde zunächst der aktuelle Stand laufender Digitalisierungsprojekte sowie der bereits bestehende Einsatz von KI im Unternehmen untersucht. Aufgrund der unterschiedlichen Fortschrittsstufen der teilnehmenden Unternehmen mussten die Leitfragen flexibel an den jeweiligen Reifegrad angepasst werden. Bei Unternehmen, die sich noch am Anfang der KI-Einführung befanden, lag der Schwerpunkt auf den wahrgenommenen Chancen und Herausforderungen sowie dem Wettbewerbsdruck. Bei fortgeschrittenen Unternehmen wurde der Fokus hingegen auf konkrete Vorgehensweisen und praktische Handlungsempfehlungen gelegt. Zum Abschluss jedes Interviews wurden die Befragten gebeten, weitere offene Themen zu nennen und diese mit den Interviewern zu diskutieren. So ergab sich der nachfolgende Fragenkatalog bestehend aus drei Blöcken:

1. Einstiegsfragen

- a. Was sind Ihre Aufgaben und Verantwortlichkeiten im Unternehmen?
- b. Welcher Abteilung sind Sie zugeordnet und welche Rolle nimmt diese im Unternehmen ein?
- c. Haben Sie Trends oder Entwicklungen in der Branche beobachtet, die einen KI-Einsatz fördern?

2. Leitfragen (KMU/KI-Nutzen)

- a. Wie schätzen Sie die Bedeutung von KI für Ihre Branche ein?
- b. Wo setzen Sie KI ein?
- c. Welche Informationen brauchen Sie/ hätten Sie gebraucht bei der Einführung von KI?
- d. Welche Empfehlung würden Sie in Bezug auf technische Infrastruktur geben?
- e. Auf welche Faktoren würden Sie besonders achten?
- f. Wie haben Sie potenzielle KI-Anwendungsfälle identifiziert?
- g. Haben Sie eine methodische Vorgehensweise entwickelt?
- h. Haben Sie Kennzahlen zur Erfolgsmessung genutzt?

3. Abschlussfragen

Gibt es noch weitere Themen, die Sie als relevant bezeichnen würden?

2. Materialsammlung

Die semistrukturierten Interviews wurden mit zehn Expert:innen durchgeführt (siehe Tabelle 5). Die Teilnehmenden für diese Interviews wurden teilweise mithilfe des Projektbegleitenden Ausschusses und über Social-Media-Plattformen, wie LinkedIn, angesprochen. Die Interviews der Studie wurden alle per Videokonferenz durchgeführt und zur weiteren Analyse aufgezeichnet und transkribiert (durchschnittliche Dauer der Interviews: 40 Minuten). Dies ermöglichte, dass auch Unternehmen aus anderen Regionen Deutschlands interviewt werden konnten und so insgesamt eine größere Stichprobe erzielt wurde.

Tabelle 5: Überblick über das Interview-Sample

ID	Branche	Position	Unternehmensgröße (Anzahl Mitarbeitende)
Unternehmen, die KI-Produkte und -Dienstleistungen nutzen			
1	Logistik	Innovationsmanager	50 - 250
2	Produzierendes Gewerbe	IT-Manager	50 - 250
3	Logistik	Geschäftsführer	10 - 49
4	Umweltservice	Innovationsmanager	250 oder mehr
Unternehmen, die KI-Produkte und -Dienstleistungen anbieten			
5	Softwareentwicklung	Geschäftsführer	10 - 49
6	Beratung	Geschäftsführer	1 - 9
7	IT-Dienstleister	IT-Manager	250 oder mehr
8	IT-Dienstleister	Head of AI	10 - 49
9	Beratung	Senior Consulting	50 - 250
10	Softwareentwicklung	Produktmanager	50 - 250

3. Auswertung der Experteninterviews

Zur Auswertung der Interviews wurde eine qualitative Inhaltsanalyse angewandt (Bogner et al. 2014, S. 75). Die Methode ermöglicht es, umfangreiche qualitative Daten systematisch zu strukturieren und relevante Inhalte herauszufiltern (Mayring und Fenzl 2019, S. 633). Zentrales Element dieser Methode ist die Entwicklung eines Kategoriensystems, welches als Analysewerkzeug dient. Es hilft dabei, das Material nach definierten Kriterien zu durchsuchen und zu interpretieren (Mayring und Fenzl 2019, S. 635). Für diese Arbeit wurde die strukturierende Inhaltsanalyse gewählt, da insbesondere thematische Schwerpunkte, wie etwa Maßnahmen, im Fokus stehen. Die Kategorienbildung erfolgt deduktiv, also theoriegeleitet, da bereits im Vorfeld zentrale Einflussfaktoren aus der wissenschaftlichen Literatur identifiziert wurden (Mayring und Fenzl 2019, S. 635).

Der Analyseprozess erfolgt schrittweise: Zunächst wurde das Kategoriensystem mit Definitionen, Ankerbeispielen und Codierregeln erstellt. Anschließend wurde das Interviewmaterial mehrfach durchlaufen, um relevante Textstellen zu identifizieren und zuzuordnen. Wichtig war dabei die Offenheit des Verfahrens: Das

Kategorienschema konnte im Verlauf angepasst und erweitert werden, wenn neue, bislang nicht berücksichtigte Inhalte im Material auftauchten.

Ergebnisse der Interviewstudie

Im Folgenden werden die Ergebnisse der Interviewstudie dargestellt. Dabei erfolgt eine systematische Einteilung in drei übergeordnete Themenblöcke, um die gewonnenen Erkenntnisse strukturiert aufzuzeigen:

- (1) Ziele und Potenziale von KI im SCM-Kontext
- (2) Herausforderungen: Funktionale Grenzen von KI und Handlungsfelder bei der KI-Implementierung
- (3) Anforderungen an das KI-Einführungsmodell

Ziele und Potenziale von KI im SCM-Kontext

KI bietet im SCM vielfältige Ziele und Potenziale, die sich sowohl auf operativer als auch auf strategischer Ebene zeigen (siehe Tabelle 6). Operativ unterstützt KI die Lösung spezifischer Probleme, die Optimierung interner Prozesse sowie die Verbesserung bestehender Produkte und Dienstleistungen. Dadurch werden Potenziale zur Effizienzsteigerungen gesehen:

„Es sieht bei den meisten Unternehmen gerade so aus, dass die Arbeitslast eben nicht bei 100% liegt, sondern meistens bei 120-130%. Durch KI haben wir die Chance, tatsächlich das mal zu schaffen, was wir uns vornehmen.“ (ID8)

Darüber hinaus kann KI operativ dazu beitragen, die Kundenakquise zu verbessern, z.B. durch gezielte Analysen von Kundenverhalten oder personalisierte Empfehlungen. Auch die Erhöhung der Transparenz innerhalb der Lieferkette zählt zu den operativen Potenzialen.

Strategisch ermöglicht KI die Nutzung vorhandener Daten zur Wertschöpfung, die Entwicklung neuer Produkte und Dienstleistungen sowie die Erschließung von Wettbewerbsvorteilen. Darüber hinaus trägt sie dazu bei, strategische Entscheidungen fundierter zu treffen und neue Technologien gezielt einzusetzen.

Tabelle 6: Operative und strategische Ziele

Ziele bei der KI-Einführung	Referenz
Operative Ziele	
(Z1) Spezifische Probleme lösen	ID7
(Z2) Optimierung interner Prozesse	ID3
(Z3) Optimierung bestehender Produkte/ Dienstleistungen	ID3, ID8
(Z4) Kundenakquise	ID6, ID1
(Z5) Erhöhung der Transparenz von Prozessen	ID1
Strategische Ziele	
(Z6) Vorhandene Daten zur Wertschöpfung nutzen	ID8
(Z7) Anwendungen neuer Technologien	ID1
(Z8) Wettbewerbsvorteile	ID7
(Z9) Strategische Entscheidungen optimieren	ID5, ID7

Ziele bei der KI-Einführung

Referenz

(Z10) Entwicklung neuer Produkte/Dienstleistungen

ID3, ID5

Herausforderungen: Funktionale Grenzen von KI und Handlungsfelder bei der KI-Implementierung

Die identifizierten Herausforderungen lassen sich in zwei thematische Stränge gliedern: Zum einen Herausforderungen, die sich aus der Nutzung von KI ergeben, und zum anderen Handlungsfelder, die sich bei der Implementierung von KI eröffnen.

Funktionale Grenzen von KI

Die Experteninterviews zeigen, dass aktuelle KI-Anwendungen in mehreren Bereichen noch Defizite hinsichtlich Leistung, Qualität und Zuverlässigkeit aufweisen (siehe Tabelle 7). Diese lassen sich in Technologieebene, Implementierungsebene und Geschäftsebene einordnen.

Tabelle 7: Darstellung der Defizite von KI

Beschreibung des Defizits	Referenz
Technologieebene	
(D1) Herausforderungen skalierbare Lösungen zu entwickeln	ID3, ID7
(D2) Modellpflege und Qualitätssicherung	ID5, ID4
(D3) Halluzinationen	ID1, ID7
(D4) Komplexität der Technologie	ID 10, ID4, ID3
Implementierungsebene	
(D5) Keine universelle Lösung	ID5, ID7, ID10
(D6) Spezifische Anwendungsdomäne	ID5, ID10
(D7) Qualität der Leistung unbekannt	ID3, ID9
Geschäftsebene	
(D8) Schnelllebigkeit der Technologie	ID8
(D9) Uneinheitliches KI-Verständnis	ID7
(D10) Wirtschaftliche Rentabilität	ID3, ID9

KI ist technologisch noch nicht ausgereift. Insbesondere die begrenzte Skalierbarkeit sowie die hohe Komplexität der Systeme erschweren eine unmittelbare und standardisierte Nutzung.

„Wir haben festgestellt, dass es ein, zwei [KI] Projekte gibt, die man an der einen oder anderen Stelle verwenden kann. Die allerdings überhaupt noch nicht ausgereift sind, so dass man sagen könnte, die muss man einfach nur kaufen. Sondern die meisten Dinge waren eben mit wenig bis viel Aufwand

umsetzbar [...] das darauf aufbauende Projekt wird dann halt auch sehr wahrscheinlich auf 2 bis 3 Jahre angelegt sein.“ (ID3)

Ein in den Interviews häufig genanntes Defizit bei der Nutzung von KI sind sogenannte Halluzinationen. KI kann Antworten generieren, die faktisch falsch oder nicht belegbar sind, obwohl sie plausibel klingen. Diese Problematik wird durch den Blackbox-Charakter vieler Modelle verstärkt, da die interne Entscheidungslogik der Systeme für Nutzer:innen kaum nachvollziehbar ist. Die Verantwortung für die Qualitätssicherung und kontinuierliche Modellpflege liegt daher bei den Nutzer:innen. Ein zentrales Defizit auf der **Implementierungsebene** besteht darin, dass es keine universelle KI-Lösung gibt. KI-Systeme sind in der Regel auf spezifische Aufgaben trainiert und müssen für jede Anwendungsdomäne individuell ausgewählt, konfiguriert und angepasst werden:

„Es gibt nichts, [...], was sehr gut standardmäßig out of the Box funktioniert, sondern man muss es immer an die Prozesse anpassen.“ (ID5)

Die Qualität der Leistung von KI-Systemen ist häufig unbekannt. Die Performance hängt stark von der Datenqualität, der spezifischen Anwendungssituation und den getroffenen Modellentscheidungen ab. Auf der **Geschäftsebene** stellen die Schnelllebigkeit der Technologie und ein uneinheitliches Verständnis von KI zentrale Herausforderungen dar, welche zu Fehlinvestitionen führen können. Darüber hinaus wird häufig die wirtschaftliche Rentabilität von KI-Projekten in Frage gestellt. Der initiale Investitionsaufwand für Infrastruktur, Datenaufbereitung und Personal ist hoch, während der konkrete Nutzen oft erst langfristig sichtbar wird.

Handlungsfelder bei der KI-Implementierung

Im Folgenden werden die Handlungsfelder, die zugleich als Dimensionen der Analyse verstanden werden, synonym verwendet. Beide Begriffe beziehen sich auf die grundlegenden strukturellen Merkmale des Unternehmens und seines Umfelds, also auf den Rahmen, in dem die Einführung von KI-Systemen stattfindet. Zur Klassifizierung der Dimensionen wird das TOE-Modell herangezogen (siehe Abbildung 5), welches von Tornatzky und Fleischer 1990 entwickelt wurde und drei zentrale Dimensionen identifiziert, die den Einführungsprozess von Technologien in Organisationen prägen: den technologischen, den organisatorischen und den umweltbedingten Kontext.

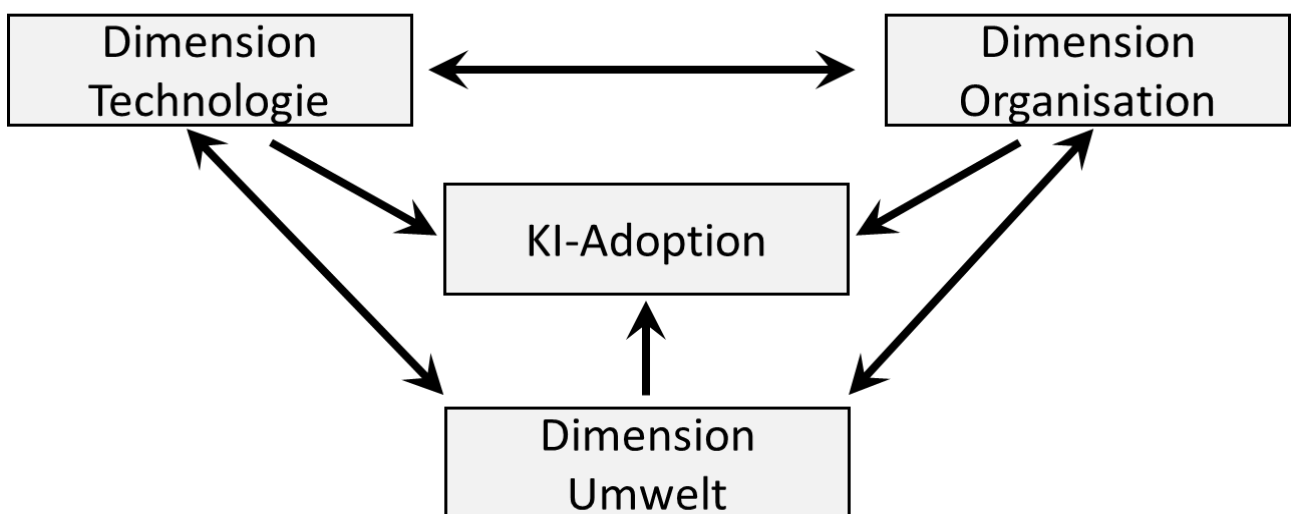


Abbildung 5: TOE-Modell in Anlehnung an Tornatzky und Fleischer (1990)

Empirische Studien bestätigen die Eignung des TOE-Modells zur Analyse der KI-Einführung: Alsheibani et al. (2019) und Pumplun et al. (2019) identifizierten mithilfe des Frameworks zentrale Barrieren für die Implementierung von KI-Systemen, während Jöhnk et al. (2021) sowie Badgish und Soomro (2024) das Modell nutzten, um die organisatorische Bereitschaft zur Einführung von KI zu konzeptualisieren. Aufbauend auf diesen Erkenntnissen zielt die vorliegende Arbeit darauf ab, das TOE-Framework, um KI-spezifische Aspekte im Kontext der deutschen Logistikbranche zu erweitern (siehe Tabelle 8).

Tabelle 8: Darstellung der identifizierten Dimensionen

Einflussfaktoren	Referenz
Dimension Technologie	
(T1) Daten	ID1, ID2, ID3, ID4, ID5, ID7, ID8, ID9, ID10
(T2) Rechenleistung	ID4, ID5, ID7
(T3) Algorithmen	ID4, ID5, ID7
(T4) Systemintegration und Interoperabilität	ID3, ID9, ID10
(T5) Datensicherheit	ID3, ID4, ID5, ID7, ID8
Dimension Organisation	
(O1) Qualifikation der Mitarbeitenden	ID4, ID7
(O2) Prozessanpassungen und Flexibilität	ID1, ID8
(O3) Investition und Risikomanagement	ID1, ID2, ID3
(O4) Bereichsübergreifende Kommunikation	ID10
(O5) Kultur der Veränderungsbereitschaft	ID6, ID8
(O7) Engagement der Geschäftsführung	ID1, ID4, ID7
(O8) Vertrauen in KI-Technologien	ID7
(O9) Widerstände und Ängste	ID3, ID6, ID8
(O10) Ethische Bedenken	ID8
Dimension Umwelt	
(U1) Rechtliche Rahmenbedingungen (u.a. DSGVO, AI-Act, Urheberrecht, weitere branchenspezifische Vorschriften)	ID5, ID6, ID7, ID8, ID9, ID10
(U2) Kundenerwartungen	ID3, ID4, ID6

Dimension Technologie

KI-Anwendungen stehen und fallen mit der Qualität der IT-Infrastruktur, der Datenverfügbarkeit, der Rechenleistung, der Algorithmen sowie der Systemintegration und Datensicherheit. Alle Bereiche sind eng miteinander verknüpft und bilden die operative Grundlage für den erfolgreichen KI-Einsatz.

„Die wesentlichen Faktoren sind, die Rechenleistung, die Datenkapazität und natürlich das Ganze aufzusetzen also sind wir dann ja beim Dreiklang mit dem Algorithmus.“ (ID7)

Die Notwendigkeit verlässlicher, konsistenter und strukturierter Daten wird von nahezu allen Experten als kritischer Erfolgsfaktor für den Einsatz von KI gesehen. Eine hohe Rechenleistung ermöglicht die effiziente Verarbeitung großer Datenmengen und die Ausführung komplexer Algorithmen. Viele Organisationen arbeiten mit unterschiedlichen IT-Systemen, die nur begrenzt interoperabel sind. Fehlende Schnittstellen führen zu fragmentierten Datenflüssen und erschweren den KI-Einsatz. Datensicherheit ist ebenso entscheidend, insbesondere bei sensiblen Daten oder der Nutzung von Cloud-Diensten.

Dimension Organisation

Die Einführung von KI in Unternehmen ist mit vielfältigen organisatorischen Handlungsfeldern verbunden. Ein zentrales Hindernis zeigt sich in der Fähigkeit und Bereitschaft der Mitarbeitenden, sich auf neue Technologien und Arbeitsweisen einzulassen. Prozessanpassungen im Zuge der Implementierung können nur dann erfolgreich sein, wenn sie von den Mitarbeitenden mitgetragen werden. Doch viele Organisationen kämpfen mit einer spürbaren Ermüdung gegenüber permanenten Veränderungsprozessen.

„Bitte lasst uns in Ruhe mit strategischem Gejaule. Nicht noch ein Change-Prozess, weil das will keiner mehr hören.“ (ID8)

Nachhaltiger Wandel hängt dabei nicht nur von operativen Anpassungen ab, sondern vor allem von einer offenen Organisationskultur. Veränderungsbereitschaft ist ein kulturelles Merkmal, das bestimmt, ob Innovationspotenziale erkannt und genutzt werden können. Besonders entscheidend ist in diesem Kontext die Rolle der Geschäftsführung. Ohne eine aktive Unterstützung des Top Managements scheitern viele Initiativen. Neben kulturellen und prozessualen Fragen spielt auch die Wirtschaftlichkeit eine zentrale Rolle. Vor allem kleinere Unternehmen müssen Investitionen in KI sorgfältig abwägen:

„Wieviel Geld kann ich eigentlich investieren, ohne danach dann drauf angewiesen zu sein, dass da tatsächlich etwas Funktionales rauskommt?“ (ID3)

Darüber hinaus erweist sich die bereichsübergreifende Kommunikation als zentrales Handlungsfeld. Silostrukturen und unklare Verantwortlichkeiten erschweren den Zugang zu Daten und damit die Grundlage erfolgreicher KI-Projekte.

Das nachfolgende Zitat verdeutlicht die Perspektive der Anwenderebene und macht deutlich, dass die Einführung von KI nicht nur technologische, sondern vor allem menschlich-soziale Dimensionen berührt:

„Natürlich kommen Bedenken auf. ‚Werde ich hier ersetzt? Gibt es meinen Job in der Form noch in 3 bis 5 Jahren?‘ [...] Disponent wird hoffentlich wieder mehr zum Disponenten werden und nicht zum Bürokratie-Menschen.“ (ID3)

Diese Aussage spiegelt insbesondere die Themen Vertrauen in KI-Technologien sowie den Umgang mit Widerständen, Ängsten und ethischen Fragestellungen wider, die im Rahmen der Einführung von KI-Systemen eine zentrale Rolle spielen.

Dimension Umwelt

Neben technischen und organisatorischen Aspekten stehen Unternehmen bei der Einführung von KI-Lösungen auch vor erheblichen umweltbezogenen Herausforderungen, insbesondere in Bezug auf rechtliche Rahmenbedingungen und externe Erwartungshaltungen. Die Themen Urheberrecht, Datenschutz und die sich wandelnden Kundenerwartungen spielen dabei eine zentrale Rolle:

„Auch der Kunde hat ja gewisse Vorstellungen, in welcher Geschwindigkeit Dinge ablaufen [...] Momentan sehen wir KI als Assistenzunterstützungssystem, aber ich denke mal, dass die Vollautomatisierung [...] immer weiter zunehmen [wird].“ (ID4)

Hier ist es relevant, rechtliche Risiken frühzeitig zu adressieren und dabei praktikable Lösungen zu finden. In der Praxis wird der Umgang mit Urheberrecht derzeit oft vernachlässigt, da die bestehenden Prozesse zu aufwendig sind.

„Wie verhalte ich mich bei Urheberrechtsverletzungen? [...] Keiner will, keiner hat die Zeit im Daily Doing ein 25 Seiten langes Dokument zu lesen.“ (ID8)

Während es inzwischen eine gewisse Bewegung hin zu DSGVO-konformen KI-Lösungen gibt, sind diese schwer in Hinsicht ihrer Leistung zu bewerten und in der Praxis häufig nur über lokales Hosting realisierbar.

Analyse der Anforderungen an das KI-Einführungsmodell

Für die zielgerichtete Ausgestaltung des KI-Einführungsmodells war es notwendig, die bestehenden Anforderungen systematisch zu erfassen und detailliert zu analysieren. Aus den Gesprächen mit den Fachexpert*innen konnten zentrale Anforderungen abgeleitet werden. Zur besseren Übersicht erfolgt, wie in Tabelle 9 dargestellt, eine Unterscheidung in (1) Informationsvermittlung, (2) Methodenkompetenz, (3) Rahmenbedingungen für das Modell und (4) Maßnahmen im Unternehmen.

Tabelle 9: Anforderungen an das KI-Einführungsmodell

Anforderungen an das KI-Einführungsmodell	Referenz
Informationsvermittlung	
(A1) Aufbau eines Grundlagenverständnisses von KI	ID5, ID7, ID8
(A2) Hilfestellung zum Umgang mit sensiblen Daten	ID4, ID9
(A3) Überblick über Richtlinien	ID6, ID9
Methodenkompetenz	
(A4) Anwendungsfallanalyse und Zieldefinition	ID1, ID5
(A5) Anwendungsfallbewertung	ID1, ID10
(A6) Kosten- und Nutzenbewertung	ID10
(A8) Datenverfügbarkeit und -qualität	ID10
(A9) Iteratives Vorgehen	ID5, ID10
Rahmenbedingungen für das Modell	
(A10) Alternative technologische Ansätze sollen ebenfalls geprüft werden	ID7, ID9
(A11) Anpassbare Anwendung, bei der nicht zwingend alle Phasen und Schritte vollständig durchlaufen werden müssen	ID2, ID9
(A12) Vollständige Betrachtung der Einflussfaktoren	ID2
(A13) Berücksichtigung verschiedener Implementierungsgrade	ID5, ID7

Anforderungen an das KI-Einführungsmodell

Referenz

Maßnahmen im Unternehmen

(A14) Transparenz über Ressourcenverfügbarkeit	ID3, ID10
(A15) Stakeholder-Einbindung und Kommunikation	ID7, ID10
(A16) Entwicklung einer Datenstrategie	ID4
(A17) Schulung der Mitarbeitenden	ID7, ID8, ID10

- **Informationsvermittlung:** Ein zentrales Ziel des Modells ist die Informationsvermittlung, um ein Verständnis für den Einsatz von KI zu schaffen. Dazu gehört die Vermittlung realistischer Erwartungen an KI, sowohl hinsichtlich ihrer Möglichkeiten als auch ihrer Grenzen. Es muss klar sein, dass nicht alle Prozesse automatisiert werden können und der Nutzen oft auf spezifische, klar definierte Teilprozesse begrenzt ist. Darüber hinaus umfasst die Informationsvermittlung Hilfestellungen zum Umgang mit sensiblen Daten sowie die Berücksichtigung bestehender Richtlinien.
- **Methodenkompetenz:** Unter dem Aspekt der Methodenkompetenz soll das Modell eine systematische Analyse von Anwendungsfällen unterstützen. Dazu gehören die Zieldefinition, die Bewertung von Anwendungsfällen nach Nutzen, Umsetzbarkeit und strategischer Relevanz sowie die Durchführung von Kosten-Nutzen-Analysen, die qualitative und quantitative Faktoren berücksichtigen. Ebenso zentral sind die Prüfung der Datenverfügbarkeit und -qualität sowie ein iteratives Vorgehen mit Feedbackschleifen.
- **Rahmenbedingungen:** Die Rahmenbedingungen für das KI-Einführungsmodell umfassen zunächst Technologieoffenheit, das heißt, dass KI nicht als einzige Lösung betrachtet wird. Oftmals kann bereits eine optimierte Prozessstruktur ein Problem lösen, für das der Einsatz von KI vorgesehen ist. Ein flexibles Vorgehen bezieht sich auf die Strukturierung des Modells selbst. In der Praxis laufen Prozesse häufig parallel ab, einzelne Schritte wiederholen sich, und nicht alle Phasen sind für jedes Unternehmen relevant. Eine strikte, linear abgearbeitete Einteilung in fest vorgeschriebene Schritte wird daher als nicht sinnvoll erachtet. Gleichzeitig soll eine vollständige Betrachtung der Einflussfaktoren erfolgen, da diese als Orientierung für die Handlungsschritte dienen. Mit dem Aufkommen generativer KI entsteht eine niedrigschwellige Implementierungsebene, da nahezu jeder mit Internetzugang kostenfrei auf entsprechende Modelle zugreifen kann. Gleichzeitig unterscheiden sich die Implementierungskomplexitäten erheblich: Während die Einführung eines generativen Sprachmodells wie ChatGPT vergleichsweise schnell und ressourcenschonend erfolgen kann, erfordert der Aufbau datengetriebener KI-Systeme meist deutlich mehr Zeit, spezialisierte Expertise und umfangreiche Vorarbeiten im Bereich Datenmanagement.
- **Maßnahmen im Unternehmen:** Die Maßnahmen im Unternehmen betreffen die praktische Umsetzung und Akzeptanz der KI-Initiativen. Dazu gehört die Transparenz über Ressourcenverfügbarkeit, die Einbindung relevanter Stakeholder über alle Fachbereiche hinweg sowie eine Etablierung von Kommunikationswegen. Im Verlauf eines KI-Entwicklungsprozesses können Ergebnisse entstehen, die nicht dem ursprünglich definierten Ziel entsprechen, etwa wenn die zugrunde liegenden Daten dafür nicht ausreichen. Ein agiles Mindset fördert in diesem Zusammenhang iterative Vorgehensweisen und die kontinuierliche Anpassung an Veränderungen. Die Entwicklung einer übergeordneten

Datenstrategie stellt sicher, dass vorhandene Datenquellen genutzt, erweitert oder angepasst werden können. Schließlich ist die Schulung der Mitarbeitenden essenziell, um Kompetenzen im Umgang mit KI zu fördern.

AP2.2 Quantitative Validierung

Vorgehensweise/Lösungsansatz

Im Rahmen des Arbeitspakets 2.2 wurden die Ergebnisse des Arbeitspaket 2.1 mithilfe einer quantitativen Studie validiert. Neben der Spiegelung der Interviewergebnisse wurde diese Studie auch zur weiteren empirischen Fundierung des konzeptionellen Einführungsmodells genutzt. In den folgenden Abschnitten werden die Vorbereitung des Fragebogens, die Durchführung, die Ergebnisse der Online-Umfrage sowie eine abschließende Zusammenfassung der Ergebnisse vorgestellt.

Vorbereitung der Umfrage

In der Vorbereitungsphase der Online-Umfrage wurden zunächst die Themen identifiziert, die im Fragenkatalog adressiert werden sollten. Diese bestanden aus den folgenden Themenschwerpunkten:

- (1) Umsetzungsstand zur KI-Implementierung
- (2) Nutzen und Potenziale von KI-Anwendungen
- (3) Herausforderungen bei der KI-Implementierung

Innerhalb dieser Themenschwerpunkte wurden in einem iterativen Prozess konkrete Fragen abgeleitet und in Zusammenarbeit mit anderen Wissenschaftlern validiert und überarbeitet. Insgesamt enthält der Fragebogen 39 Items, die auf einer siebenstufigen Likert-Skala von „1 = stimme überhaupt nicht zu“ bis „7 = stimme voll und ganz zu“ beantwortet wurden. Im Hauptteil wurde der aktuelle Stand der KI-Implementierung sowie die wahrgenommene Relevanz von KI für das jeweilige Unternehmen erhoben. Darüber hinaus wurden Ziele, Potenziale und zentrale Herausforderungen erfasst. Ergänzend berücksichtigt der Fragebogen organisatorische, technologische, umweltbezogene sowie anwenderorientierte Dimensionen.

Als Stichprobe wurden 499 deutsche Logistikunternehmen ausgewählt, die per E-Mail zur Teilnahme eingeladen und gebeten wurden, den Online-Fragebogen innerhalb von 60 Tagen auszufüllen. Die Umfrage war von März bis Mai 2025 online. Insgesamt konnten 64 Rückläufer erzielt werden, von denen 49 vollständig ausgefüllt waren.

Durchführung der Umfrage

Durchgeführt wurde die Online-Umfrage mithilfe der webbasierten Plattform LimeSurvey. Bei der Auswahl der Plattform war ausschlaggebend, dass die Fragen für die Teilnehmenden optisch ansprechend dargestellt werden und die Umfrage auch über mobile Endgeräte durchgeführt werden konnte. Möglich sind beispielsweise Ja/Nein-Fragen, Single- oder Multiple-Choice-Fragen, Matrixfragen (siehe Abbildung 6) und Fragen mit einem Freitextfeld.

*Inwieweit stimmen Sie den folgenden Aussagen zur Einführung von KI in Ihrer Organisation zu?

	stimme voll und ganz zu	stimme zu	stimme eher zu	teils-teils	stimme eher nicht zu	stimme nicht zu	stimme überhaupt nicht zu	keine Angaben
Benötigt spezialisierte technologische Ressourcen	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Technologie sollte leicht verständlich sein	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Integration in bestehende Systeme sollte einfach sein	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>
Die Technologie sollte anpassbar sein	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>	<input type="radio"/>

Abbildung 6: Darstellung einer Matrixfrage mit Likert-Skala in der LimeSurvey-Plattform

Abbildung 7 veranschaulicht die demografische Verteilung der Umfrageteilnehmenden. Rund 3 % der befragten Unternehmen beschäftigen weniger als 10 Personen, etwa 24 % gaben eine Unternehmensgröße von 10 bis 49 Mitarbeitenden an. Mehr als die Hälfte der Unternehmen hat zwischen 50 und 249 Beschäftigte, während 17 % über 250 oder mehr Mitarbeitende verfügen. Bezüglich der Branchenzugehörigkeit sind etwa 50% der Teilnehmenden bei Transport- oder Logistikdienstleistern tätig. Weitere 23 % stammen aus dem produzierenden Gewerbe und 18 % aus dem Handel. Die verbleibenden 9 % geben an, aus keiner der genannten Branchen zu stammen. Insgesamt zeigt sich, dass die Umfrage Unternehmen aus den angestrebten Branchen und Größenklassen erfolgreich erreicht hat.

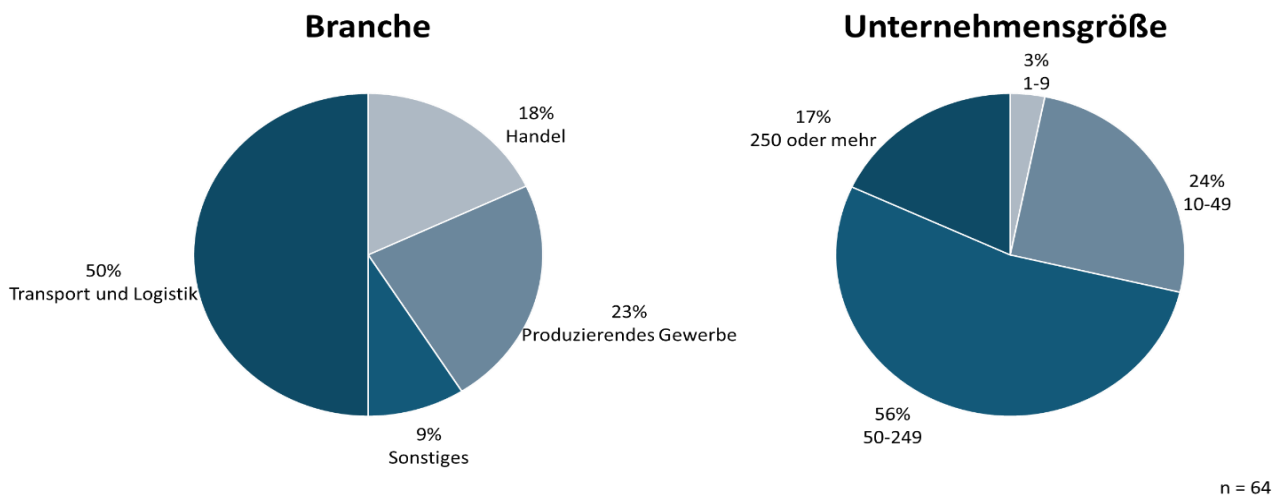


Abbildung 7: Demographie der Umfrageteilnehmenden

Ergebnisse

Die folgenden Abschnitte diskutieren die Ergebnisse der Umfrage und unterteilen sich in Umsetzungsstand zur KI-Implementierung, Nutzen und Potenziale von KI-Anwendungen und Herausforderungen.

Umsetzungsstand zur KI-Implementierung

In diesem Abschnitt des Fragebogens wurden den Teilnehmenden Fragen zum Umsetzungsstand der KI-Implementierung in ihren Unternehmen gestellt. Abbildung 8 zeigt den Umsetzungsstand von KI in den befragten Unternehmen (n = 64). Auffällig ist, dass der Großteil der Unternehmen bislang nur in geringem Umfang KI-Anwendungen implementiert hat. Rund 40 % der Befragten geben an, KI lediglich geringfügig umgesetzt zu haben, während 17 % überhaupt keine Implementierung vorgenommen haben. Lediglich 7 % berichten

von einer teilweisen und nur 2 % von einer umfassenden Umsetzung. Dieses Ergebnis verdeutlicht, dass sich die Mehrheit der Unternehmen noch in einer frühen Phase der KI-Implementierung befindet und der praktische Einsatz von KI-Technologien bislang begrenzt ist.

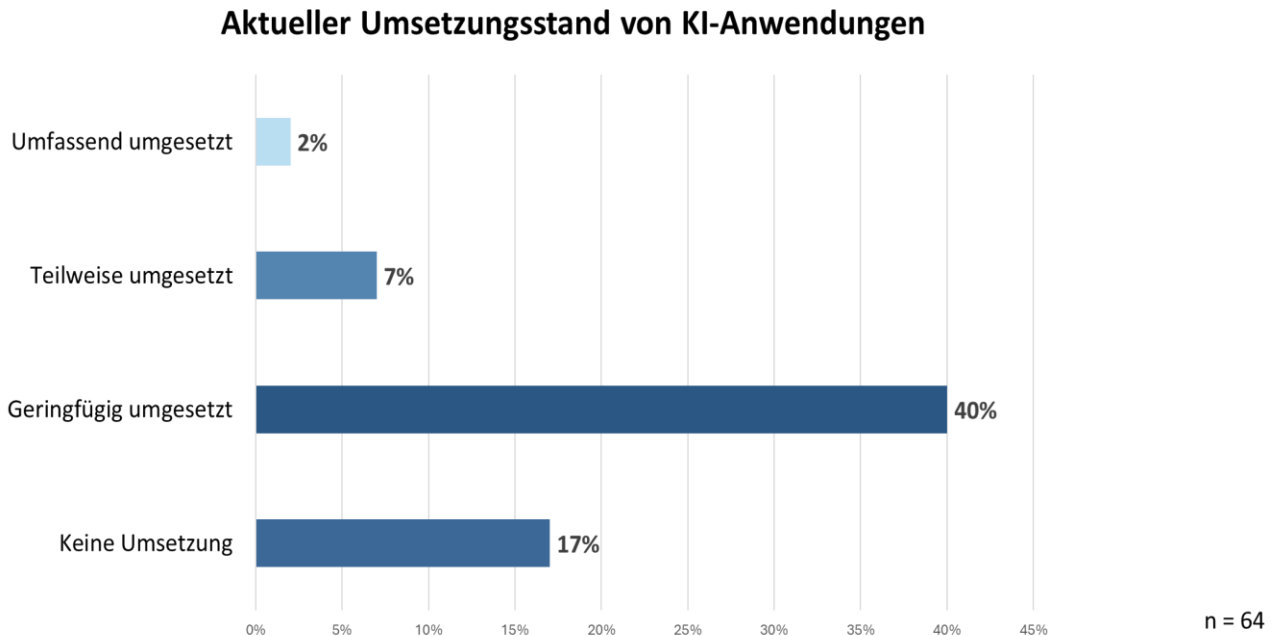


Abbildung 8: Aktueller KI-Umsetzungsstand in KMU

Nutzen und Potenziale von KI-Anwendungen

Aufbauend auf den in der Interviewstudie herausgearbeiteten Zielen wurden diese Aspekte in der Online-Umfrage gebündelt und hinsichtlich ihrer Relevanz bewertet. Dadurch lässt sich ein differenziertes Bild über die Bedeutung der einzelnen Potenziale gewinnen (siehe Abbildung 9). Über alle Branchen hinweg wird deutlich, dass der höchste Mehrwert in der „Erschließung ungenutzten Wissens“ gesehen wird. Dieser Aspekt erreicht durchgängig die besten Bewertungen (zwischen 5,1 und 6,4). Darüber hinaus werden „Optimierung interner Prozesse“ sowie die „Verbesserung bestehender Produkte und Dienstleistungen“ als wichtige Nutzenpotenziale eingeschätzt (Werte zwischen 4,9 und 6,1). Auch die „Optimierung strategischer Entscheidungen“ wird branchenübergreifend positiv bewertet, liegt jedoch tendenziell etwas niedriger (4,6–5,7). Geringer eingeschätzt werden die Potenziale in der „Kundenakquise“ (4,2–5,1). Am niedrigsten ist der Wert im produzierenden Gewerbe (4,2), was darauf hinweist, dass KI in diesem Bereich derzeit weniger als in den anderen Sektoren als Instrument zur Kundengewinnung betrachtet wird.

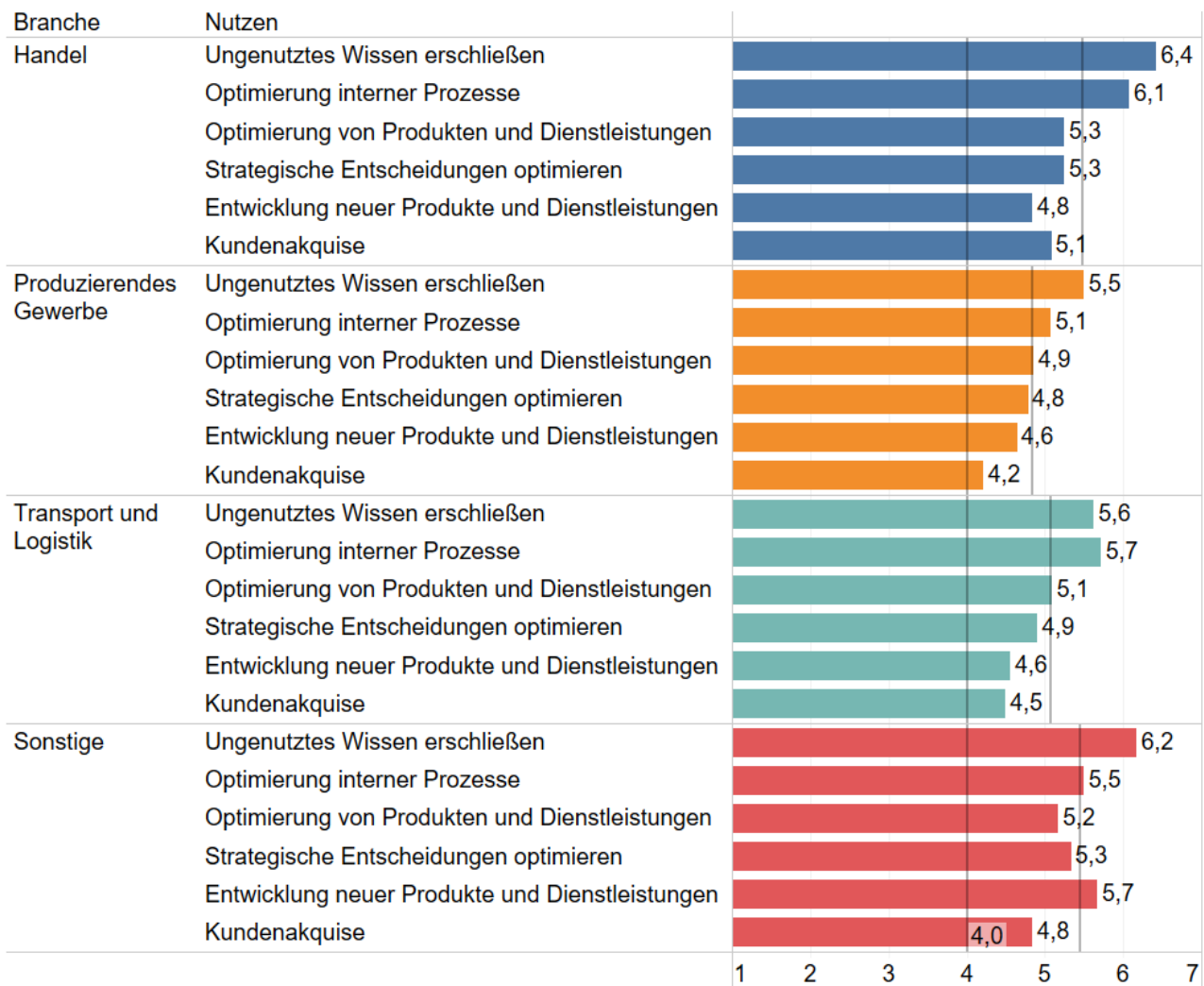


Abbildung 9: Bewertung des Nutzens von KI nach Branche (n=64)

Abbildung 10 schlüsselt die Gründe zur KI-Implementierung auf. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass die Nutzung vorhandener Daten zur Wertschöpfung mit einem Mittelwert von 6,0 als stärkster Motivationsfaktor wahrgenommen wird. Dies weist darauf hin, dass die Unternehmen insbesondere darauf ausgerichtet sind, interne Ressourcen effizient zu nutzen, um ihre Wertschöpfung zu steigern.

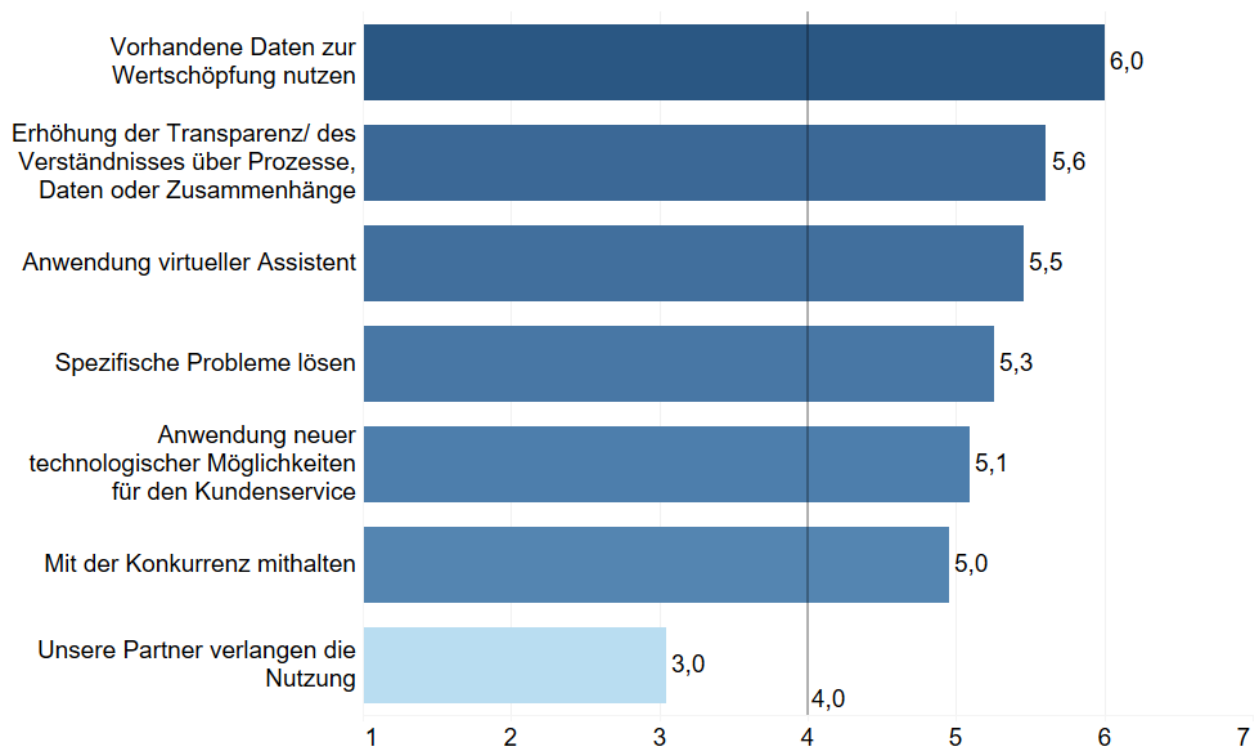


Abbildung 10: Bewertung der Potenziale von KI (n=49)

Nachdem die Gründe für die Einführung von KI erfasst wurden, richteten sich die folgenden Fragen auf die technologisch-organisatorische Dimensionen der Implementierung. Im Fokus standen dabei Anforderungen an Infrastruktur, Nutzerfreundlichkeit, Integrationsfähigkeit in bestehende Systeme sowie die Anpassbarkeit der Technologie (siehe Abbildung 11). Ziel war es herauszufinden, welche Eigenschaften Unternehmen als besonders wichtig erachten werden. Die Ergebnisse zeigen, dass Unternehmen bei der Einführung von KI besonderen Wert auf eine einfache Integration in bestehende Systeme (5,7) und hohe Anpassbarkeit der Technologie (5,7) legen. Ebenso wird die Verständlichkeit der Technologie (5,6) als relevant angesehen.

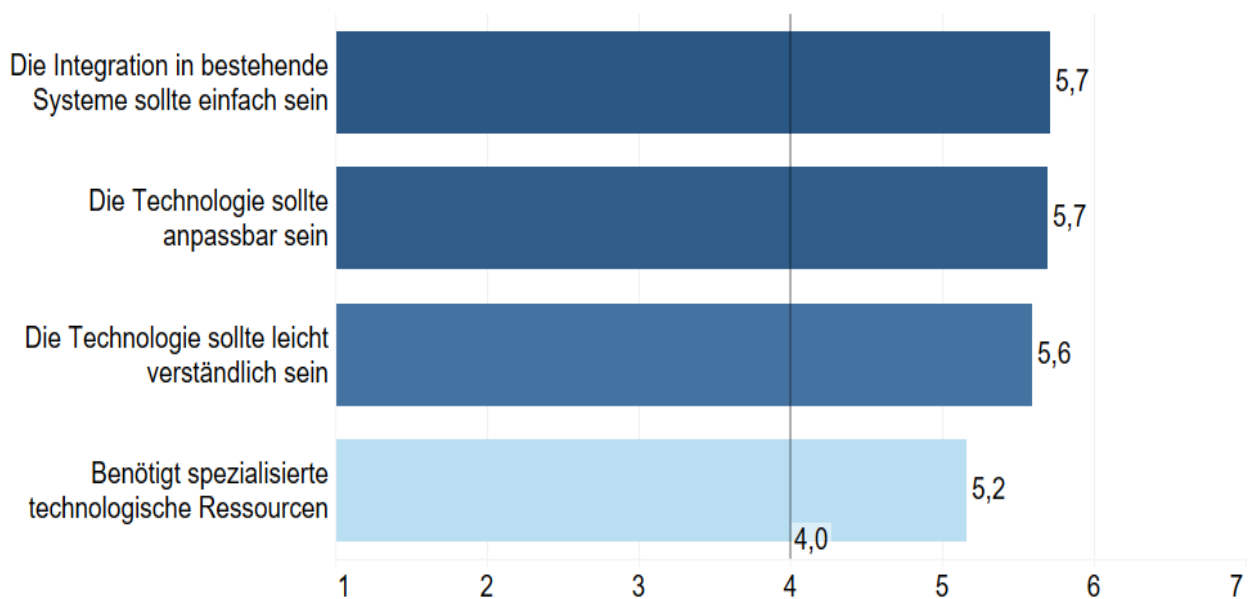


Abbildung 11: Bewertung von Einflussfaktoren zur KI-Einführung (n=49)

Herausforderungen

Im Rahmen der Interview-Studie konnten verschiedene Herausforderungen identifiziert werden, mit denen sich Logistiker bei der KI-Implementierung konfrontiert sehen. Diese wurden im Rahmen der Online-Umfrage aggregiert und ihre Relevanz erhoben, um ein genaueres Bild von der Wichtigkeit der einzelnen Herausforderungen zu erhalten (siehe Abbildung 12). Alle abgefragten Faktoren liegen mit Mittelwerten zwischen 4,2 und 4,8 über dem Skalenmittelwert (4,0) und wurden entsprechend als relevant interpretiert.

Am stärksten gewichtet werden der „fehlende Einstieg zur Einführung von KI“ (4,8) sowie die „fehlende Datenverfügbarkeit“ (4,7) und das „Fehlen von Best-Practice-Beispielen“ (4,7). Auch „Finanzierung“ (4,5), Widerstand gegen KI“ (4,3) sowie „fehlende Schulungsmöglichkeiten“ (4,2) stellen wesentliche Herausforderungen dar, wenngleich sie etwas niedriger bewertet wurden.

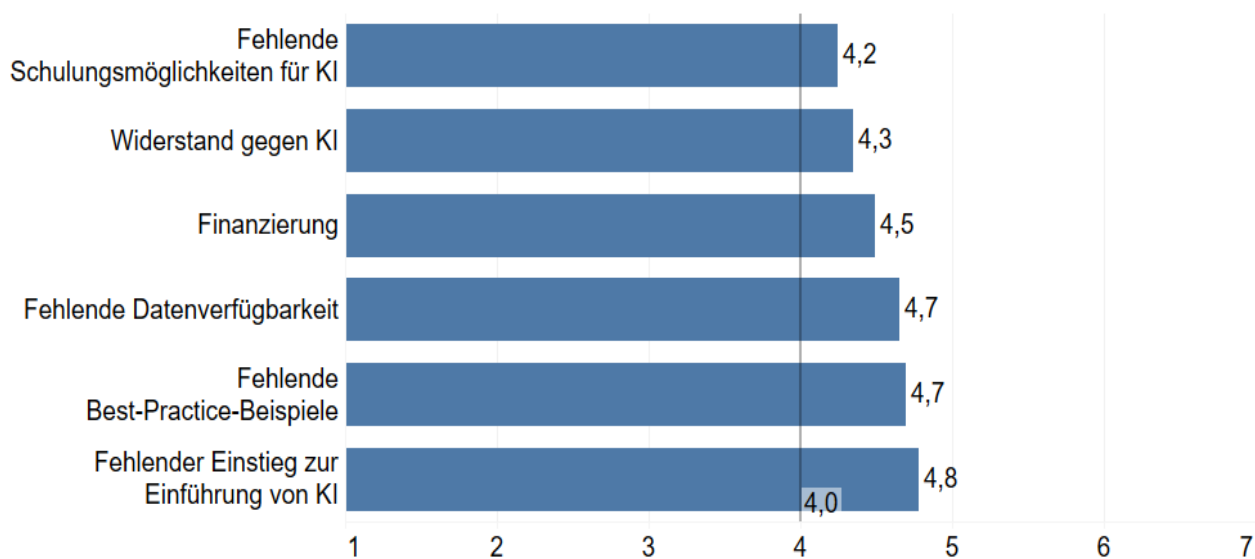


Abbildung 12: Herausforderungen bei der KI-Einführung (n=49)

Erkenntnisse Arbeitspaket 2

Die Analyse der Interviews wurde in drei Themenblöcke gegliedert. Zum einen zeigen sich die Ziele und Potenziale von KI im SCM-Kontext, die sowohl auf operativer Ebene (Prozessoptimierung, Kundenakquise, Transparenz) als auch auf strategischer Ebene (Wettbewerbsvorteile, neue Produkte und Dienstleistungen, fundierte Entscheidungen) Mehrwert bieten. Zum anderen wurden zentrale Herausforderungen identifiziert: Auf der Technologieebene bestehen Defizite bei Skalierbarkeit, Halluzinationen und Komplexität; auf der Implementierungsebene fehlen universelle Lösungen; auf der Geschäftsebene erschweren Schnelligkeit, uneinheitliches Verständnis und die wirtschaftliche Rentabilität eine erfolgreiche Nutzung. Die Handlungsfelder lassen sich entlang des TOE-Modells strukturieren: Technologie (Datenqualität, Rechenleistung, Algorithmen, Systemintegration, Datensicherheit), Organisation (Mitarbeitendenqualifikation, Prozessanpassungen, Kommunikation, Unternehmenskultur, Engagement der Geschäftsführung, Investitions- und Risikomanagement, Vertrauen in KI, ethische Aspekte, Widerstände und Ängste) und Umwelt (rechtliche Rahmenbedingungen und Kundenerwartungen). Schließlich wurden die Anforderungen an ein KI-Einführungsmodell abgeleitet, das Informationsvermittlung, Methodenkompetenz, Rahmenbedingungen und Maßnahmen im Unternehmen berücksichtigen soll.

Die Umfrage bestätigte die qualitativen Erkenntnisse und lieferte zudem Einblicke in den aktuellen Stand der KI-Umsetzung in KMU der Logistikbranche. Sie zeigte, dass KI vor allem zur Erschließung bislang ungenutzten Wissens, zur Optimierung interner Prozesse und zur Verbesserung bestehender Produkte eingesetzt werden soll. Als zentrale Treiber für die Einführung von KI wurden die effiziente Nutzung vorhandener Daten sowie die Steigerung der Wertschöpfung identifiziert. Für eine erfolgreiche Implementierung erweisen sich insbesondere die einfache Integration in bestehende Systeme und die Verständlichkeit der Technologie als ausschlaggebend.

Zusammenfassend ergaben sich folgende Erkenntnisse aus AP2:

- (1) KI-Anwendungsfälle nach Nutzen, Machbarkeit und strategischer Relevanz auswählen
- (2) Anpassung an spezifische Anwendungen erforderlich (keine universellen KI-Lösungen)

1.3 Arbeitspaket 3: Ausgestaltung des Entscheidungsmodells

Zielsetzung des Arbeitspaket

Ziel dieses Arbeitspakets war die Entwicklung eines praxisnahen, auf KMU zugeschnittenen Konzepts zur Einführung von KI in der Logistikbranche. Das zu erarbeitende Konzept soll KMU unterstützen, KI systematisch und effizient einzuführen, die relevanten organisatorischen, technologischen und umweltbezogenen Aspekte zu berücksichtigen und konkrete Handlungsempfehlungen für die Umsetzung bereitzustellen. Es umfasst dabei folgende Elemente:

- (1) Eine Auflistung von KI-Anwendungsfällen,
- (2) eine Darstellung der notwendigen Schritte,
- (3) sowie einen Maßnahmenbaukasten, in dem die für die KI-Einführung nützlichen Maßnahmen zusammengestellt sind.

Vorgehensweise/Lösungsansatz

Zur empirischen Fundierung des KI-Einführungsmodells wurden die verschiedenen Erkenntnisse aus den Arbeitspaketen kombiniert. Den Ausgangspunkt bildete Arbeitspaket 1. Die in AP1.2 identifizierten Einführungsmodelle dienten als Grundlage für die Ausgestaltung der Phasen innerhalb des KI-Einführungsmodells. Außerdem ließen sich hier bereits Methoden zur Umsetzung identifizieren.

Ergänzend dazu wurden in AP2 qualitative Daten durch leitfadengestützte Experteninterviews (AP2.1) erhoben. Dadurch konnten verschiedene Handlungsfelder und Methoden identifiziert werden. Die quantitative Erhebung (AP2.2) erfolgte anschließend über eine strukturierte Online-Umfrage, deren Ergebnisse die Erkenntnisse aus den Experteninterviews bestätigen. Durch die Kombination dieser methodischen Ansätze entstand ein umfassendes Bild des Untersuchungsgegenstands. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse flossen konsolidiert in die Entwicklung des Entscheidungsmodells ein, das KMU bei der Einführung von KI unterstützen soll. Abbildung 13 bietet einen Überblick über den konzeptionellen Rahmen von AP 3.

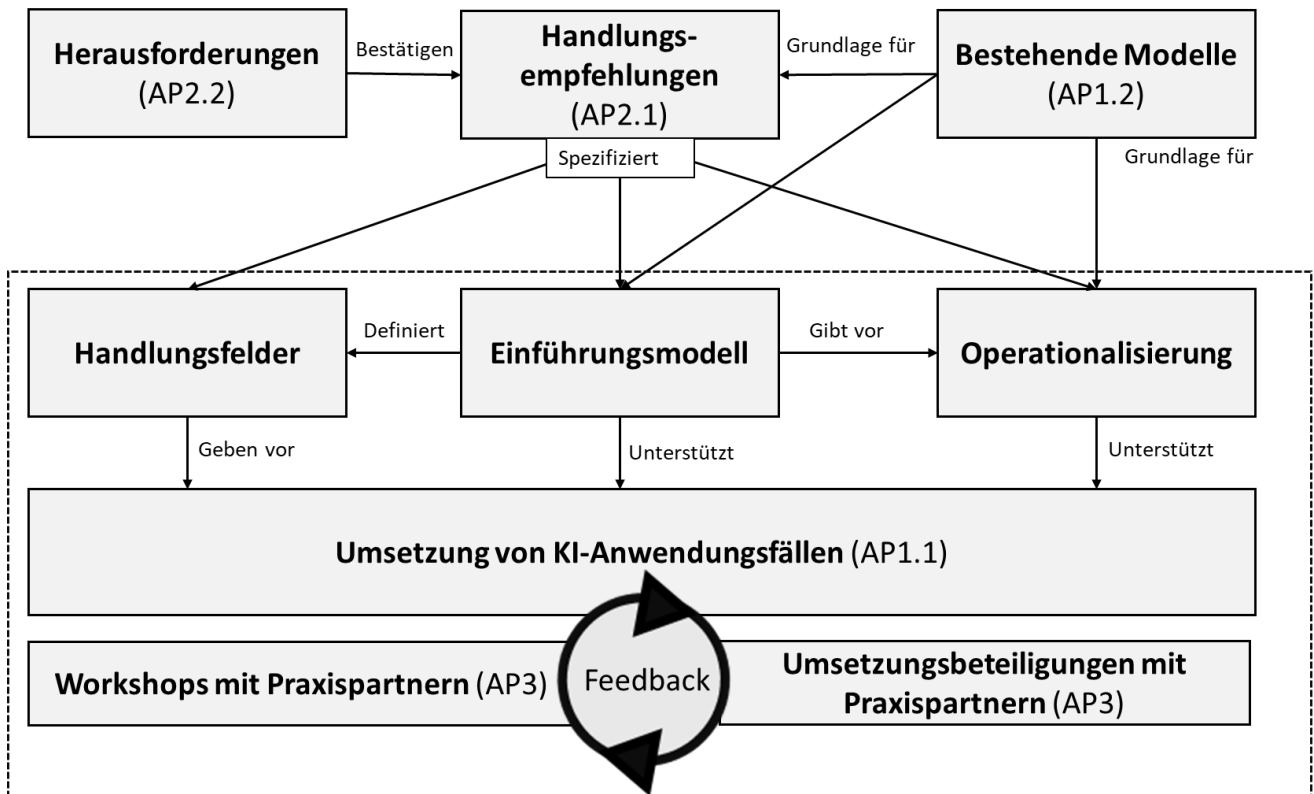


Abbildung 13: Konzeptioneller Rahmen Arbeitspaket 3

Das Konzept des KI-Einführungsmodells (vgl. Abb. 14) wurde zunächst in drei Workshops mit Praxisvertretern aus unterschiedlichen Bereichen, darunter sowohl Logistik- als auch KI-Experten überprüft und weiterentwickelt. Darüber hinaus wurde das Konzept in vier Unternehmen im Rahmen der KI-Einführung erprobt. Die Workshops und Umsetzungsaktivitäten dienen der Verifikation des KI-Einführungsmodells und tragen somit zur Evaluation des Modells bei.

Workshops zur Validierung des Einführungsmodells

Nach der Erstellung des ersten Entwurfs des Einführungsmodells wurden drei Workshops (WS2, WS3 und WS4) mit insgesamt 51 Teilnehmer:innen durchgeführt (siehe Tabelle 10). Ziel war es, die Kernergebnisse der Interviewstudie mit Praktiker:innen zu diskutieren und das konzeptionelle Einführungsmodell weiterzuentwickeln. Zwischen den Workshops wurde das Feedback der Teilnehmenden integriert, um das Modell kontinuierlich zu verbessern.

Tabelle 10: Übersicht der Workshops

ID	Datum	Maßnahme	TN-Anzahl
WS1	12.04.2024	Auftakt-PA	5
WS2	26.02.2025	Workshop zur Validierung des Einführungsmodells	27
WS3	29.04.2025	Workshop zur Validierung des Einführungsmodells	7
WS4	17.07.2025	Workshop zur Validierung des Einführungsmodells	17
WS5	31.07.2025	Abschluss-PA	8

Im Rahmen der Workshops wurde der Einführungsprozess anhand verschiedener Anwendungsfälle durchgespielt. Um eine Überforderung der Teilnehmenden zu vermeiden, wurde eine vereinfachte Darstellung des Einführungsmodells (siehe Abbildung 14) verwendet.

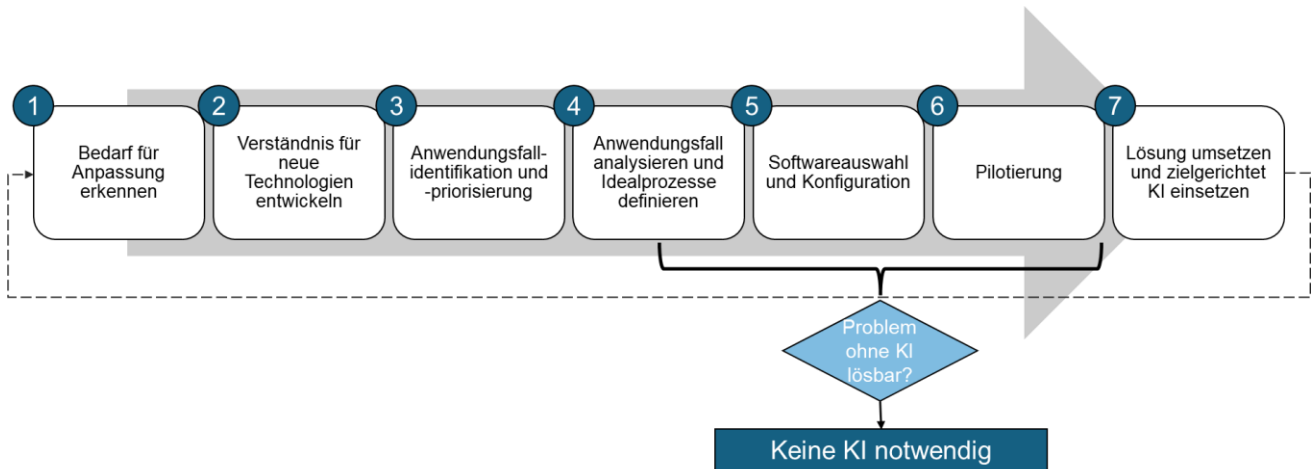


Abbildung 14: Vereinfachte Darstellung des KI-Einführungsmodells

Im WS2 konnte festgestellt werden, dass das KI-Einführungsmodell die konkreten Herausforderungen der Teilnehmenden in ausreichendem Maße abdeckt. Im WS3 wurden die verschiedenen Maßnahmen auf ihre Verständlich- und Praxistauglichkeit getestet. Im WS4 erfolgte eine Anwendungsfallanalyse mithilfe des vorgestellten Konzepts. Abbildung 15 gibt Einblicke in die Workshops.

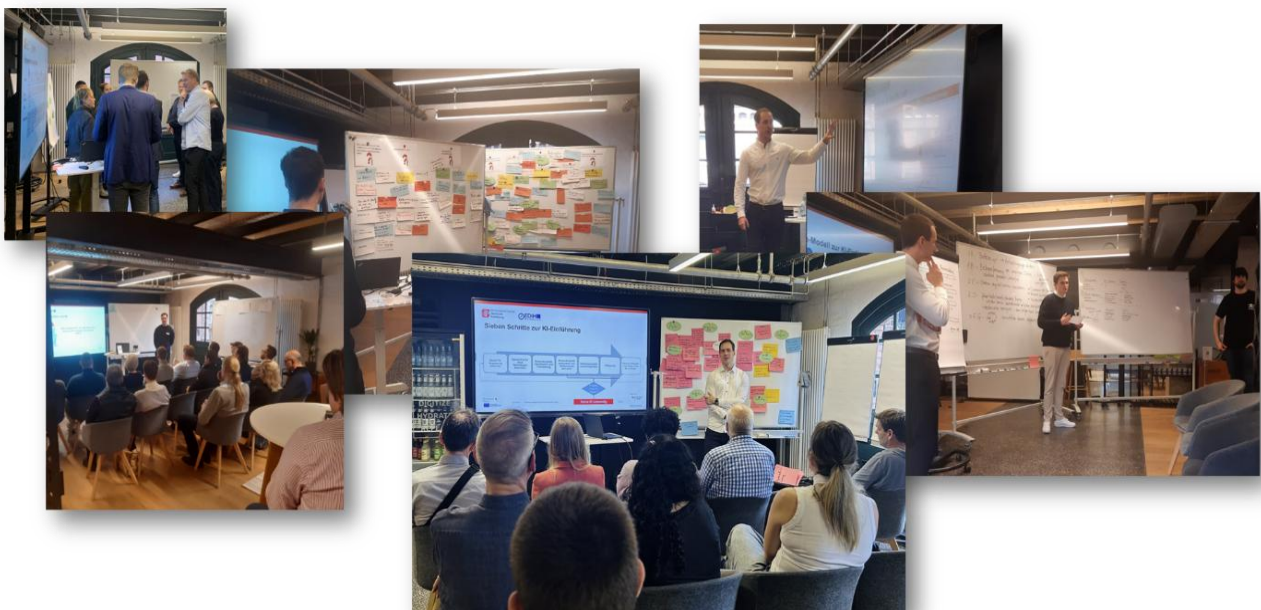


Abbildung 15: Einblicke in die Workshops

Zusätzlich wurden in allen Workshops zusätzliche KI-Anwendungsfälle identifiziert. Die Teilnehmenden skizzierten Anwendungsfälle auf Karteikarten, die anschließend an einer Pinnwand gesammelt und vorgestellt wurden. Auf diese Weise konnten die in AP1.1 aus der Literatur identifizierten Anwendungsfälle um weitere

Beispiele erweitert werden. Eine Übersicht der aus den Workshops hervorgegangenen Anwendungsfälle ist in Tabelle 11 dargestellt.

Tabelle 11: Aus den Workshops gesammelte Anwendungsfälle

KI-Anwendungsfall	Bezeichnung	Quelle
Text- und Bilderstellung	<ul style="list-style-type: none"> - Content- und Kommunikationsunterstützung: Erstellung und Optimierung von Texten für Social Media, Intranet, Werbematerialien oder E-Mails; Formulierungshilfe, stilistische Anpassungen („Texte netter schreiben“) sowie Inspirations- und Brainstorming-Unterstützung für Berichte und andere Texte. - Visuelle Inhalte: Generierung von Bildern zur visuellen Unterstützung in Präsentationen oder anderen Materialien. - Informationsaufbereitung: Zusammenfassung umfangreicher Texte oder YouTube-Videos; Strukturierungshilfe für Inhalte; Unterstützung beim eLearning und Erstellen von Lehrmaterialien. - Kreative und strategische Unterstützung: Namensvorschläge für Produkte, Ideenfindung und kreative Impulse. - Sprach- und Übersetzungsdienste: Übersetzungen von Sprache oder Texten zur besseren Verständlichkeit. 	WS2, WS3, WS4
Wissensmanagement	<ul style="list-style-type: none"> - Onboarding: Unterstützung beim Onboarding neuer Mitarbeitender, Aufbau und Pflege von Wissensdatenbanken, Reduzierung von Wissensverlust innerhalb der Organisation. - Recherche und Analyse: Durchführung von Markt-, Technik- und wissenschaftlicher Recherche; Unterstützung bei Lösungsfindung für technische Probleme. - Assistenz und Sparring: KI als informierter Sparringspartner zur Vorformulierung von Berichten, Protokollen, Auswertungen und E-Mails; Beratung und Unterstützung bei Entscheidungsprozessen. 	WS2, WS3, WS4
Softwareentwicklung	<ul style="list-style-type: none"> - Rapid Prototyping: Einsatz von KI zur schnellen Erstellung und Iteration von Prototypen, Konzepten oder Entwürfen. 	WS2
Datenanalyse	<ul style="list-style-type: none"> - Entscheidungsunterstützung: Analyse von Einkaufsdaten (Preise, Mengen, Zeitpunkte), Auswertung von Daten zur optimierten Planung, Produktionsplanung inklusive Reihenfolge und Vorhersagen, CRM-Analysen wie Next-Best-Offer Scoring. - Segmentierung und Klassifikation: Einteilung von Gruppen nach Parametern, z. B. im Medizinbereich (Befunde) oder für gezielte Marketingmaßnahmen. 	WS2, WS3

KI-Anwendungsfall	Bezeichnung	Quelle
	- Planung und Steuerung von Kommunikation: Unterstützung bei der Social-Media-Planung durch Analyse von Daten, Trends und optimalen Veröffentlichungszeitpunkten.	
Automatisierung	- Kundeninteraktion und Service: Unterstützung bei Kundenabfragen für die Angebotserstellung und Einsatz von Chatbots zur Steigerung der Kundenzufriedenheit. - Prozessunterstützung: Automatisierung von Geschäftsprozessen, insbesondere in Excel- oder Access-Anwendungen; strukturierte Ablage von Daten in den richtigen Ordnern; Dokumentation von Dienstplänen. - Steuer- und Verwaltungsaufgaben: Unterstützung bei Steuererklärungen oder anderen administrativen Tätigkeiten, um Arbeitsaufwand zu reduzieren und Fehler zu minimieren.	WS2, WS3, WS4

Umsetzungsbeteiligung mit Praxispartnern

Neben den Workshops wurde das entwickelte KI-Einführungsmodell gemeinsam mit Praxispartnern getestet, um die Umsetzbarkeit zu überprüfen. Dabei fand eine Einbindung von Unternehmen unterschiedlicher Branchen und Größen statt, die jeweils unterschiedliche Ausgangslagen hinsichtlich KI-Erfahrung und Digitalisierungsgrad hatten. Tabelle 12 bietet einen Überblick über die beteiligten Unternehmen, ihre Ausgangslagen, die ausgewählten Anwendungsfälle sowie die durchgeführten Maßnahmen. Die Ergebnisse lieferten wertvolle Erkenntnisse für die Optimierung der Methodik, die Umsetzungsschritte und die Einbettung in die Unternehmenspraxis.

Tabelle 12: Übersicht der Umsetzungsbeteiligungen mit Praxispartnern

ID	Branche	Größe	Ausgangslage	Anwendungsfälle	Maßnahmen
UP1	Handwerk	10-49	Priorisierung und Testen von Anwendungsfällen für KI	Buchungssystem für Kunden Digitalisierung von Lieferscheinen	Anwendungsfallidentifikation (Phase B)
UP2	Handel	50-249	Identifikation und Testen von Anwendungsfällen für KI	Nachfragevorhersage	Anwendungsfallanalyse (Phase C)
UP3	Medizinbereich	1-9	Entwicklung eines Anwendungsfalls für KI	Empfehlungssystem	Erfassen von Technischen Merkmalen (Phase D)
UP4	Chemieproduktion	50-249	Identifikation und Testen von	Produktionsplanung	Pilotierung (Phase E)

ID	Branche	Größe	Ausgangslage	Anwendungsfälle	Maßnahmen
			Anwendungsfällen für KI		
UP5	Handel	1-9	Entwicklung eines Anwendungsfalls für KI	Nachfrageprognose Kundensegmentierung	Situationsanalyse, teil der Initiierung (Phase A)

Ergebnis

Das KMU-orientierte KI-Einführungsmodell umfasst sechs Phasen: (A) **Initiierung**, (B) **Anwendungsfallidentifikation**, (C) **Anwendungsfallanalyse**, (D) **Erfassung technischer Merkmale**, (E) **Pilotierung** und (F) **Implementierung**. Die Phasen des Einführungsmodells sind in insgesamt 16 Schritte unterteilt (siehe Abbildung 16). Im Folgenden werden die einzelnen Phasen und Schritte detailliert erläutert, um die praktische Anwendbarkeit und die methodische Struktur des Modells darzustellen.

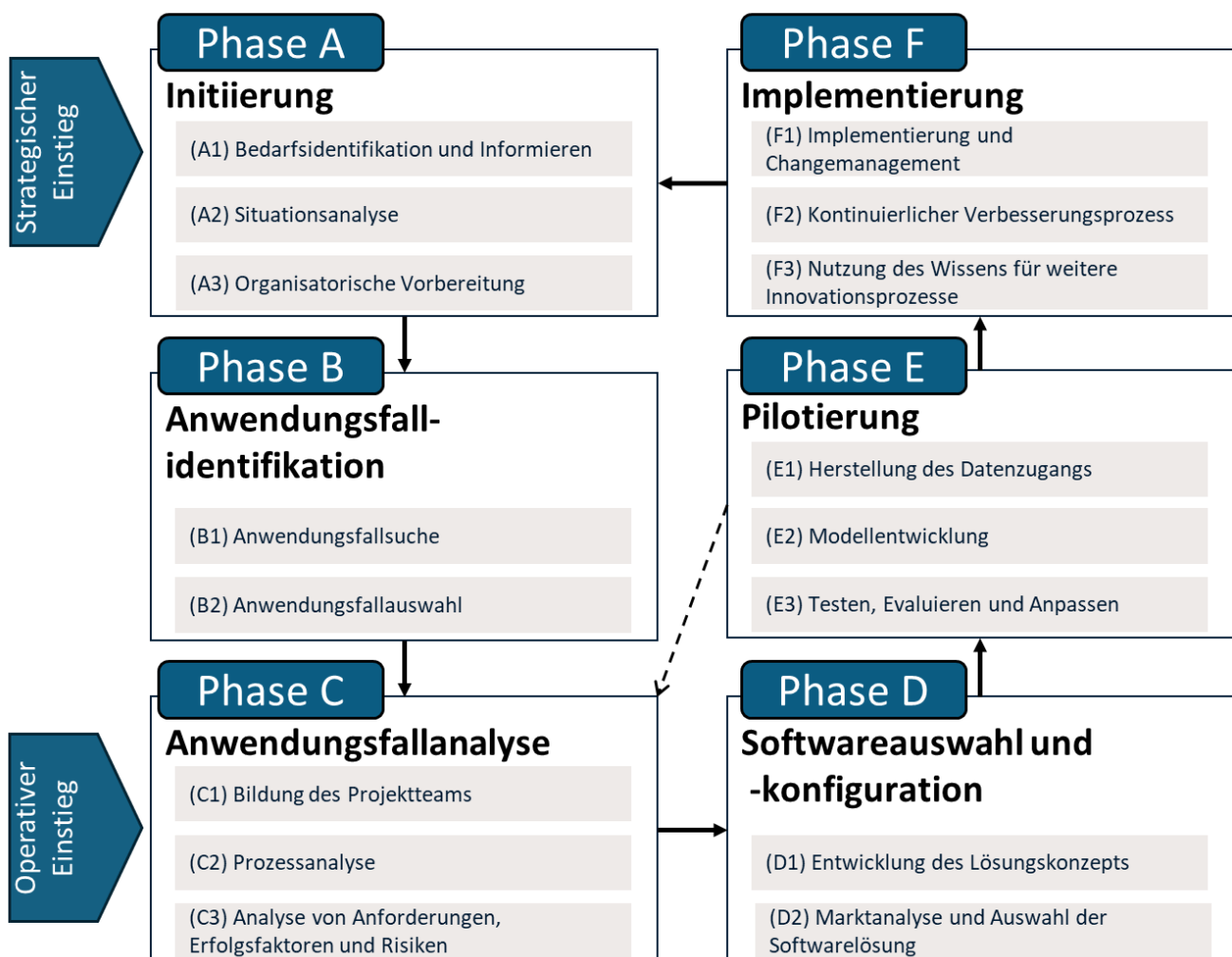


Abbildung 16: Darstellung des KI-Einführungsmodells

Phase A: Initiierung

Die erste Phase (A) besteht aus der Initiierung. Ziel dieser Phase ist die strategische Vorbereitung der Organisation für den Wandlungsprozess. In einigen Fällen, vor allem wenn erste Tests durchgeführt werden sollen, kann es sinnvoll sein, diese Phase zu überspringen und direkt mit der Identifikation und Analyse von Anwendungsfällen zu starten. Dennoch sollte diese Phase im Sinne eines iterativen Vorgehens in folgenden Iterationsschritten berücksichtigt werden, um ein systematisches und langfristig erfolgreiches Vorgehen sicherzustellen.

Dem eigentlichen Einführungsprozess vorgelagert ist das **Erkennen des Bedarfs** (A1) für die Einführung von KI. Dies ist eine Grundbedingung, um eine zielführende Einführung zu erreichen. Der Bedarf kann aus verschiedenen Faktoren heraus entstehen:

- **Initiative der Mitarbeitenden:** Mitarbeitende nutzen KI-Anwendung im Privaten oder mit privaten Accounts im Arbeitsalltag (z.B. ChatGPT), ohne, dass es vom Unternehmen gesteuert wird. Die Potenziale sollen dann auch in den Unternehmensalltag integriert werden. Dies kann z. B. auch dazu dienen, Sicherheitsrisiken zu reduzieren, da Mitarbeitende möglicherweise sensible Unternehmensdaten in Drittanbieter Anwendungen eingeben könnten.
- **Änderungsbedarf für konkrete Prozesse:** Herausforderungen (z. B. neue Anforderungen durch Partner oder Behörden) in bestehenden Prozessen erfordern Änderungsbedarf, welcher evtl. durch KI-Anwendungen gedeckt werden kann.
- **Hype-getrieben:** Die Omnipräsenz von KI, insbesondere durch das Aufkommen von alltagstauglichen Large Language Models (große Sprachmodelle) führt zu einem hohen Interesse, sich mit der „neuen“ Technologie auseinanderzusetzen, vor allem auch, um nicht den Anschluss zu verlieren.

Dieser Schritt geht mit dem Aufbau eines grundlegenden **Technologieverständnisses** einher. Dies dient dazu, ein grundsätzliches Verständnis über die Funktionsweise der Technologien, als auch deren Potenzialen und Herausforderungen, zu erhalten. Dieser Schritt ist insbesondere bei KI-Anwendungen wichtig, da noch viele Unklarheiten bzgl. der Fähigkeiten und Risiken der Technologie bestehen. Ein wichtiger Faktor dabei ist, dass die Merkmale verschiedener KI-Anwendungen häufig miteinander vermischt werden. Ein anschauliches Beispiel bietet der Vergleich zwischen **generativer** und **prädiktiver KI**. Während erstere in der Regel mit der Verarbeitung großer, unstrukturierter Datenmengen auf den Servern von Hyperscalern verbunden ist, stellt prädiktive KI eine erweiterte Form der Datenanalyse dar, die auch auf lokalen Rechnern durchgeführt werden kann. Entsprechend unterscheiden sich beide Ansätze deutlich im **Implementierungsaufwand**. Im Rahmen des Einführungsmodells wird daher, basierend auf den unterschiedlichen KI-Charakteristika, von **zwei verschiedenen KI-Verständnissen** ausgegangen:

- **Einsatzfertige KI:** Darunter fallen sofort nutzbare KI-Tools, die meist als *Software-as-a-Service* angeboten werden (z. B. ChatGPT). Solche Lösungen können schnell getestet und in den Arbeitsalltag integriert werden.
- **Spezialisierte KI:** Diese Form der KI basiert auf unternehmensspezifischen, aufbereiteten Daten. Sie erfordert den Aufbau und das Training eigener Modelle und setzt eine enge technische Integration in die IT-Infrastruktur und Unternehmens-Workflows voraus.

Für die Bedarfserkennung und den Aufbau des Technologieverständnisses bieten sich verschiedene Maßnahmen an, wie die Nutzung von Informationsangeboten, Analyse von Best-Practice Beispielen oder die Nutzung externer Beratung und die Zusammenarbeit mit Forschungseinrichtungen.

In dem zweiten Schritt dieser Phase, der **Situationsanalyse** (A2), liegt der Fokus auf einer systematischen und individualisierten Betrachtung der aktuellen Situation im Unternehmen, welches eine KI-Einführung plant.

„Was ist das Zielbild? Was ist die Produktvision, was ist das Produkt, wo will das Unternehmen hin, wer ist der Wettbewerb, was macht der Wettbewerb, was ist mein USP [Alleinstellungsmerkmal]? Was ist mein Marktansatz? Strategie? Was sind Verkaufsziele, Verkaufskanäle? [...], wenn das passt, kann man auf das KI-Tool gucken und daraus dann, was Schönes zaubern“ (ID8)

Hieraus geht hervor, welches Problem gelöst, welcher Prozess verbessert oder welcher Mehrwert geschaffen werden soll. Damit dient die Situationsanalyse als strategischer Orientierungsrahmen und schafft die Grundlage für die **organisatorische Vorbereitung** (A3) im nächsten Schritt.

Tabelle 13: Prozessschritte in Phase A: Initiierung

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(A1) Bedarfsidentifikation & Informieren		
Entwicklung eines Bewusstseins für die Notwendigkeit neuer Lösungen Verständnis für Potenziale und Herausforderungen von Technologien entwickeln zur Bildung einer realistischen Erwartungshaltung (ID5, ID6, ID7)	[A1.1] Besuch von Vorträgen und Schulungen zum Thema KI und Nutzung von Informationsmaterialien	Barjasic et al. (o. J.), WS2
	[A1.2] Analyse des technologischen Umfelds des Unternehmens, z. B. durch existierende KI-Anwendungsfälle mit Bezug zum eigenen Geschäftsmodell („Best Practice“)	Appio et al. (2024), Barjasic et al. (o. J.), Menti et al. (2023), ID1, ID3, ID5, ID8
	[A1.3] Befragung von Mitarbeitenden oder Kunden zu aktuellen „Painpoints“, also Prozessen mit hoher Fehlerquote, hohem Aufwand oder schlechter Qualität	ID2
	[A1.4] Nutzung von Onlinetutorials (z.B. YouTube) oder Lernplattformen	WS2
	[A1.5] Externe KI-Beratung oder Kooperation mit Forschungsinstituten zur Einschätzung von Chancen und Risiken	ID4
(A2) Situationsanalyse		
Erfassung des Status Quo	[A2.1] Erstellung eines Technologie- und Datenportfolios, das alle vorhandenen Systeme, Datenquellen und KI-bezogenen Tools erfasst	WS2
	[A2.2] Durchführung einer Bewertung des KI-Reifegrads	Aström et al. (2022), Harlacher et al. (2023)
	[A2.3] Analyse, wie KI gezielt zur Wertschöpfung beitragen kann, z. B. anhand des KI-Model Canvas	Barjasic et al. (o. J.), ID5, ID7, ID8, ID10

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(A3) Organisatorische Vorbereitung		
Einbindung relevanter Interessensgruppen zur Förderung der Akzeptanz	[A3.1] Frühzeitige Einbindung der Interessensgruppen, insbesondere auch der Führungsebene	Stowasser et al. (2020), ID7, ID8, ID10
Aufbau von Kompetenzen zur Umsetzung	[A3.2] Innerbetriebliche Vereinbarung und Kommunikation der Zielsetzung bei der Einführung von KI-Systemen	Eisele et al. (2023), Kutzias et al. (2022), Stowasser et al. (2020), Zwarg et al. (2023)
	[A3.3] Erarbeitung einer KI-Strategie für das Unternehmen im Sinne einer offenen Lern- und Experimentierkultur	Mick et al. (2024), ID7, ID10
	[A3.4] Aufstellung einer Roadmap, um auf Basis der Situationsanalyse und Zieldefinition Zwischenziele festzulegen	ID7
	[A3.5] Sensibilisierung und Qualifizierung von Mitarbeitenden für KI, wie z.B. durch gezielte Schulungen zu KI-Grundlagen, Datenethik und Anwendungsentwicklung	Butt (2020), Harlacher et al. (2023), Menti et al. (2023), Stowasser et al. (2020), Zwarg et al. (2023)
	[A3.6] Schaffung neuer Rollen, wie z.B. KI-Promoter:innen oder Innovationsmanager:innen, um die Akzeptanz von KI zu fördern	ID1, ID8

Die **organisatorische Vorbereitung** (A3) stellt eine wesentliche Komponente dar, um den Transformationsprozess in die Unternehmensstrategie einzubinden und einen nachhaltigen Erfolg der Einbindung neuer Technologien sicherzustellen. Der erste Schritt besteht in der frühzeitigen Einbindung der verschiedenen Interessengruppen, um sicherzustellen, dass deren Interessen berücksichtigt werden und so die gemeinsame Ausrichtung auf die Zielsetzung sichergestellt ist. Dazu ist es auch erforderlich eine gemeinsame Zielsetzung zu erarbeiten und diese im Unternehmen zu kommunizieren. Darauf aufbauend bieten sich verschiedene Maßnahmen an, die zu einer Verankerung einer offenen Lern- und Experimentierkultur im Unternehmen führen. Dazu zählt insbesondere auch die Analyse der bisherigen Kompetenzen der Mitarbeiter und der Ausbau fehlender Kompetenzen. Eine Maßnahme, um die Akzeptanz zu fördern und das neue Leitbild zu kommunizieren besteht z. B. in der Ernennung von KI-Promoter:innen und der Schaffung der Position des Innovationsmanager:innen.

Phase B: Anwendungsfallidentifikation

In der zweiten Phase (B) des Einführungsmodells liegt der Fokus zunächst auf der **Identifikation (B1) geeigneter Anwendungsfälle**, die mithilfe von KI verbessert werden sollen. Dazu bietet das Modell eine Übersicht von 22 Anwendungsfällen (aus AP1.1 und den WS2-4). Die Identifikation eines KI-Anwendungsfalls kann z.B.

innerhalb eines Workshops mit Mitarbeitenden aus verschiedenen Abteilungen erfolgen. In diesem Workshop können die Best Practices durchgesprochen und mögliche Anwendungsfälle auf das eigene Unternehmen übertragen werden. Anschließend werden die diskutierten Anwendungsfälle priorisiert.

Im Schritt der **Anwendungsfallauswahl (B2)** werden die identifizierten Anwendungsfälle systematisch bewertet, um relevante und umsetzbare Ideen gezielt weiterzuverfolgen. In der Praxis hat sich hierfür eine angepasste Form der Eisenhower-Matrix (siehe Abbildung 17) als verständlich und wirkungsvoll bewährt:

„Wir haben uns so eine Matrix gebaut. Auf der einen Achse ist die Umsetzbarkeit und auf der anderen der Mehrwert, sodass man dann eben gut darstellen konnte, wo man relativ schnell umsetzen kann und einen hohen Mehrwert hat. Aber auch wo man jetzt zum Beispiel Anwendungsfälle hat, die gar nicht so einen hohen Mehrwert haben und trotzdem schwer umzusetzen sind. Das man das daran dann klassifizieren kann.“ (ID10)

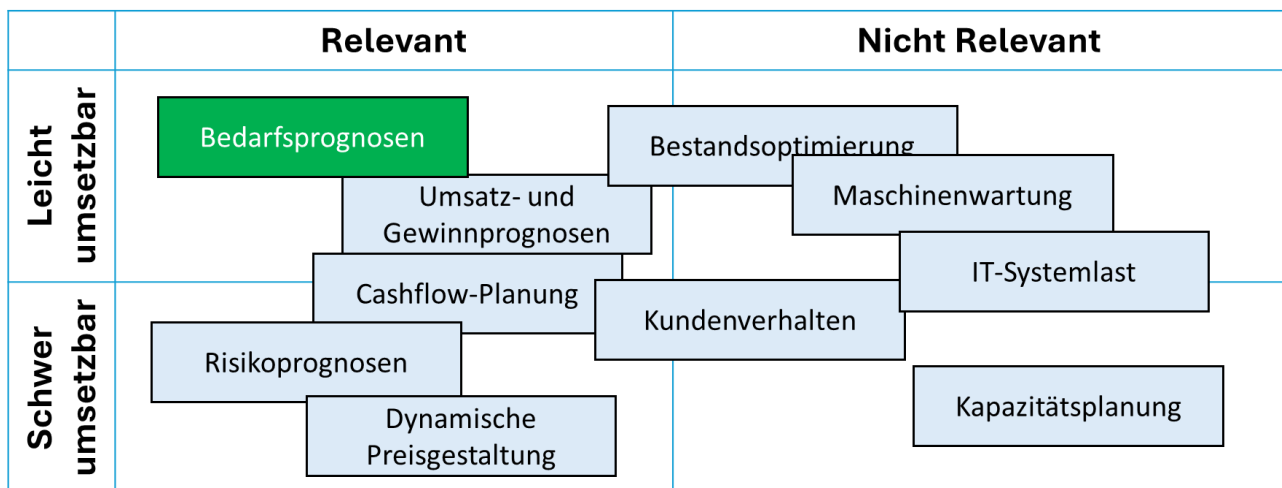


Abbildung 17: Darstellung modifizierte Eisenhower-Matrix in Anlehnung an UP1

Nachdem die Priorisierung abgeschlossen ist, werden zwei bis drei Anwendungsfälle ausgewählt, die als erste Pilotprojekte umgesetzt werden sollen. Im Fokus stehen dabei jene priorisierte Anwendungsfälle, die sich durch eine leichte Umsetzbarkeit und hohe Relevanz für die Organisation auszeichnen. Wichtig ist zudem, dass die ausgewählten Anwendungsfälle nicht nur strategisch bedeutsam sind, sondern auch schnelle Erfolge ermöglichen, um Akzeptanz und Dynamik bei der Umsetzung zu fördern.

Tabelle 14: Prozessschritte in Phase B: Anwendungsfallidentifikation

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(B1) Anwendungsfallidentifikation		
Erstellung einer Liste für potenzielle Anwendungsfälle im Unternehmen	[B1.1] Analyse von Best Practices aus der eigenen Branche und angrenzenden Bereichen, um erfolgreiche KI-Einsatzszenarien zu identifizieren	Appio et al. (2024), Barjasic et al. (o. J.), Eisele et al. (2023), WS2, ID4
	[B1.2] Brainstorming zu Anwendungsfällen die mit KI-Anwendungen verbessert werden können (z. B. durch Mitarbeiterbefragung oder Workshops)	Eisele et al. (2023), Harlacher et al. (2023)

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
	[B1.3] Beobachtung von Markt- und Technologietrends, um zukünftige Entwicklungen frühzeitig zu berücksichtigen	ID8
(B2) Anwendungsfallauswahl		
Bewertung der Anwendungsfälle hinsichtlich der Umsetzbarkeit und Relevanz	[B2.1] Durchführung einer Potentialanalyse, um Anwendungsfälle nach wirtschaftlichem Nutzen, Umsetzbarkeit und KI-Potenzial zu bewerten	Barjasic et al. (o. J.), Eisele et al. (2023), Harlacher et al. (2023), Kuhn et al. (2024), Stowasser et al. (2020), ID10
Auswahl umsetzbarer Anwendungsfälle die zu einem schnellen Erfolg führen	[B2.2] Weitere Ausarbeitung der Anwendungsfälle, um eine detailliertere Prüfung und Bewertung des Nutzens von KI zu ermöglichen	Eberlein et al. (2025), Harlacher et al. (2023), ID7
	[B2.3] Auswahl von 2-3 priorisierten Anwendungsfällen. Dabei sollten zu Beginn kleinere Anwendungsfälle ausgewählt werden, die einen schnellen Erfolg versprechen	ID10

Phase C: Anwendungsfallanalyse

In der Phase C des Einführungsmodells werden idealerweise die beteiligten Stakeholder schnell in den Prozess mit einbezogen und ein geeignetes **Projektteam gebildet** (C1). Die Rollenverteilung sollte sich sowohl an fachlichen Zuständigkeiten als auch an persönlicher Motivation orientieren.

Basierend auf deren Perspektiven sind Anforderungen und Rahmenbedingungen in Form einer **Prozessanalyse (C2)** zu erfassen.

„Was haben wir denn überhaupt für Prozesse bei uns gerade am Laufen? Wir haben es in Deutschland sehr, sehr gut geschafft, schlecht laufende analoge Prozesse schlecht zu digitalisieren.“ (ID8)

Die Prozessanalyse erfolgt in mehreren aufeinander aufbauenden Schritten. Zunächst werden im Rahmen der Prozesserhebung die bestehenden Ist-Prozesse systematisch erfasst, etwa durch Interviews, Workshops, Dokumentenanalysen oder direkte Beobachtung. Anschließend erfolgt die Prozessmodellierung, bei der die Abläufe, Rollen und Schnittstellen in standardisierten Diagrammen visualisiert werden, um Transparenz und ein gemeinsames Verständnis zu schaffen. In der Phase der Prozessbewertung werden Effizienz, Qualität und mögliche Schwachstellen analysiert, beispielsweise anhand von Kennzahlen oder Durchlaufzeiten. Auf dieser Basis erfolgt die Ableitung von Potenzialen, bei der geprüft wird, ob der Einsatz einer KI-Lösung sinnvoll ist oder ob andere Optimierungsmaßnahmen geeigneter wären.

Darauf aufbauend folgt die **Anforderungsanalyse** (C3.1), in welcher die konkreten Anforderungen an den neuen Prozess dargestellt werden. Die Anforderungen definieren, was die Anwender:innen von dem Lösungsansatz erwarten. Dazu zählen **Bewertungskriterien** (C3.2) wie Nutzbarkeit, Genauigkeit und Schnelligkeit. Diese Faktoren sind anwendungsfallspezifisch genauer zu definieren.

„Welche Systeme werden wie oft genutzt? Wie viele Menschen benutzen oder machen diese Tätigkeit wie oft? Und wieviel Zeit brauchen sie dafür? Wieviel Geld kostet das? Was wäre die Alternative? Könnten wir das dazu machen? Haben wir die IT?“ (ID5)

Die Ergebnisse aus der Analyse kann z.B. im Rahmen eines Lastenhefts zusammengefasst werden, welche als Grundlage für die Auswahl und Beauftragung eines IT-Dienstleister in Phase D dient.

Tabelle 15: Prozessschritte in Phase C: Anwendungsfallanalyse

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(C1) Bildung des Projektteams		
Rollen definieren, Kommunikationswege etablieren	[C1.1] Stakeholderanalyse, um alle relevanten internen und externen Akteure im KI-Projekt (z. B. IT, Fachabteilungen, Datenschutz, Betriebsrat) zu identifizieren	Kuhn et al. (2024), Kutzias et al. (2022), Peifer (2023), WS2
	[C1.2] Ausgestaltung des Projektmanagements	Kutzias et al. (2022)
	[C1.3] Bildung eines interdisziplinären Projektteams und Klärung von Zuständigkeiten und Entscheidungswegen, um die Projektsteuerung zu sichern	Butt (2020), Eisele et al. (2023), Intel (o. J.), Kutzias et al. (2022)
(C2) Prozessanalyse		
Prozesse analysieren und bewerten	[C2.1] Interviews und Workshops mit Prozessbeteiligten zur Erfassung impliziten Wissens und operativer Herausforderungen	Butt (2020), Eisele et al. (2023), Kutzias et al. (2022), UP2
	[C2.2] Prozessmapping (z.B. mit Visio) zur detaillierten Darstellung bestehender Abläufe und zur Identifikation von Engpässen oder datenintensiven Teilschritten mit KI-Potenzial	Butt (2020), Eberlein et al. (2025), Eisele et al. (2023), UP2, ID7
Zieldefinition des optimierten Prozesses	[C2.3] Identifikation und Analyse von Anpassungspotenzialen	Agrawal et al. (2023), Butt (2020), Eisele et al. (2023), Stowasser et al. (2020)
	[C2.4] Prüfung des Datenzugriffs, um die wesentliche Bedingung zur Umsetzbarkeit des Anwendungsfalls sicherzustellen	Kutzias et al. (2022), ID10
(C3) Analyse von Anforderungen, Erfolgsfaktoren und Risiken		
	[C3.1] Erstellung von Personas, um die Perspektiven relevanter Nutzergruppen (z. B. Sachbearbeiter, Kunden,	UP2

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
Dokumentation der Anforderungen (z. B. in einem Lastenheft)	Management) bei der Gestaltung der KI-Lösung zu berücksichtigen [C3.2] Analyse der Anforderungen aus Sicht der verschiedenen Anwender:innen (z. B. mithilfe eines User Story-Mapping)	Butt (2020), Eisele et al. (2023), Kutzias et al. (2022), UP2
Erfolgskennzahlen festlegen	[C3.3] Analyse von Erfolgsfaktoren, um Kriterien für den Erfolg von KI-Projekten zu definieren (z.B. gemessen an der Zeit oder Fehlerhäufigkeit) [C3.4] Analyse von Risiken hinsichtlich organisatorischer und technologischer Aspekte [C3.5] Durchführung einer Machbarkeitsanalyse basierend auf den gestellten Anforderungen [C3.6] Prüfung der Förderfähigkeit und weiterer externer Unterstützungsmöglichkeiten	Agrawal et al. (2023), Appio et al. (2024), Butt (2020), Eberlein et al. (2025), Menti et al. (2023), WS Åström et al. (2022), Butt (2020), Eberlein et al. (2025), ID2 Agrawal et al. (2023), Eisele et al. (2023), ID7 Appio et al. (2024), ID7

Phase D: Softwareauswahl und Konfiguration

Nachdem die Anwendungsfallanalyse in der Phase C erfolgreich durchlaufen wurde, erfolgt nun in Phase D die Softwareauswahl sowie die Konfiguration der Anwendung. Eine wesentliche Entscheidung in dieser Phase ist, ob es sich um eine Einsatzfertige- oder spezialisierte KI-Lösung handelt. Bei einer spezialisierten KI-Lösung geht es primär darum, ob die Anwendung intern oder durch einen externen IT-Dienstleister entwickelt werden soll. Diese Entscheidung ist abhängig von den intern verfügbaren Kompetenzen und Ressourcen. In vielen Fällen ist die Einbindung externer Dienstleister, insbesondere bei der Entwicklung von KI-Anwendungen, jedoch unausweichlich. Daher besteht in diesem Schritt eine wichtige Aufgabe darin, die in der vorherigen Phase erfassten Anforderungen möglichen Lösungsansätzen gegenüberzustellen, um so eine Vorauswahl treffen zu können (Dies gilt auch für **einsatzfertige KI**). Als eine Herangehensweise bietet sich wie in Abbildung 18 dargestellt die Nutzung eines morphologischen Kastens an. Dieses Instrument ordnet die technischen Merkmale systematisch entlang verschiedener Dimensionen und bietet Praktiker:innen ein strukturiertes Modell, um Lösungsoptionen zu vergleichen und fundierte Entscheidungen zu treffen. Zur besseren Verständlichkeit wurden die Dimensionen in fünf Kategorien unterteilt: (1) Anforderungen, (2) Systemarchitektur, (3) Datenzugriff, (4) Daten sowie (5) Kosten.

	Dimension	Merkmale					
Anfor- derungen	KI-Einordnung	Einsatzfertige KI-Lösung			Spezialisierte KI-Lösung		
	Ziel	Prognose	Segmentierung	Bildererkennung	Natürliche Sprachverarbeitung	Automatisierung	Simulation
Systemarchitektur	KI-Typ	Überwachtes Lernen		Unüberwachtes Lernen		Bestärkendes Lernen	
	Interaktion	Text/Ziffern	Code	Bild	Video	Gesprochene Sprache	
	Ausgabe	Text/Ziffern	Code	Bild	Video	Gesprochene Sprache	
	Konfiguration	Programmierung	KI-Toolbox		Low-Code		No-Code
	Qualitäts-kriterien	Nutzerfreundlichkeit	Skalierbarkeit	Reproduzierbarkeit	Wartbarkeit	Interoperabilität	Performance
	Bereitstellung	Web	Mobil		Desktop		Edge
	API	Ja			Nein		
Datenzugriff	Zugriff	Vertrag		Anmeldung		Vertrauensbasis	
	Wer hat Zugriff?	Ein Anwender	Ein Anwender mehrere Systeme		Viele Anwender auf ein System	Viele Anwender auf viele Systeme	
	Datenbereitstellung	Auf Nachfrage	Kontinuierlich		Kontinuierlich	Keine	
Daten	Datenverarbeitung	Extern			Intern		
	Datenquelle	Generiert	Erworben		Kundenkontakt	Frei zugänglich	
	Daten-sicherheit	Öffentlich	Intern	Vertraulich	Sensibel		
	Datenschutz	Funktionalität betrifft DSGVO			Funktionalität betrifft DSGVO nicht		
	Rechtliches	Funktionalität betrifft AI-Act			Funktionalität betrifft AI-Act nicht		
	Zahlungs-modell	Kostenlos	Einmalige Gebühr		Abonnement	Pay-per-use	

Abbildung 18: Morphologie von KI-Anwendungen

- **Anforderungen:** Der Anwendungsbereich unterscheidet zwischen einsatzfertigen und spezialisierte KI-Lösungen. Ziele leiten sich aus der Problemstellung ab (z.B. Regression, Klassifikation, Sprach- oder Bildverarbeitung, etc.) und hilft dabei, die Komplexität der KI-Anwendung realistisch einzuschätzen.
- **Systemarchitektur:** Betrachtet die Mensch-Maschinen-Interaktion. Neben klassischen Interaktionspunkten (wie z.B. Menüs, Buttons) können KI-Anwendungen sich dem Nutzer anpassen (z.B. über natürliche Sprache oder multimodale Schnittstellen wie bei Siri oder Alexa), die in der Systementwicklung frühzeitig berücksichtigt werden müssen. Zur KI-Entwicklung können Toolboxes (z.B. scikit-learn, PyTorch) (Yarom und Liu-Henke 2021) oder Low-/No-Code-Plattformen (Sundberg und Holmström 2023) genutzt werden. Letztere senken zwar die Einstiegshürden, erfordern jedoch weiterhin entsprechendes Domainwissen (vgl. Kandaurova, Skog und Bosch 2023). Qualitätskriterien für KI-Anwendungen gleichen sich mit denen der Softwareentwicklung. Diese beziehen sich auf die Nutzerfreundlichkeit, Skalierbarkeit, Reproduzierbarkeit, Wartbarkeit, Interoperabilität und Performance der Anwendung (Király et al. 2021). Im Hinblick auf die Bereitstellung der KI-Anwendung stellt sich die Frage, über welchen Zugang die KI genutzt werden soll. APIs (Application Programming Interfaces) sind Schnittstellen, welche die Kommunikation zwischen oder innerhalb von Softwaresystemen ermöglichen.
- **Datenzugriff:** Der Zugriff auf das KI-Modell kann vertraglich, über eine Anmeldung oder durch Vertrauensmodelle erfolgen. Die Bereitstellung der Daten variiert und kann auf Nachfrage, ereignisbezogen, kontinuierlich oder gar nicht erfolgen.

- **Daten:** Können generiert, erworben, aus Kundenkontakt hervorgehen, intern oder frei zugänglich vorliegen. Diese Herkunft bedingt auch das Schutzniveau der Daten: Es reicht von öffentlich über intern und vertraulich bis hin zu sensiblen Daten. Auch Sicherheits- und Datenschutzaspekte spielen eine zentrale Rolle. So kann die Datenverarbeitung unter bestimmten Umständen der Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) unterliegen oder auch nicht betroffen sein. Ähnliches gilt für die Relevanz der Funktionalität in Bezug auf den europäischen AI-Act: Manche Systeme fallen unter die Anforderungen des Gesetzes, andere nicht.
- **Kosten:** Reichen von kostenfrei über Einmalgebühren bis Pay-per-use.

Sind die technischen Merkmale definiert, folgt die **Marktanalyse** (D2). Ziel dieses Schrittes ist es eine geeignete Software/KI-Lösung für die Umsetzung zu identifizieren und auszuwählen. Neben der Nutzung fertiger Lösungen kann es sich auch anbieten, mithilfe von konfigurierbaren Programmen oder selbstprogrammierten Anwendungen (z.B. in Python) einen eigenen Lösungsansatz zu entwickeln. Diese Anwendungen bieten den Vorteil höherer Flexibilität und Nutzbarkeit für weitere Anwendungsfälle, erfordern jedoch auch das Vorhandensein der entsprechenden personellen Fähigkeiten.

Tabelle 16: Prozessschritte in Phase D: Softwareauswahl und Konfiguration

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(D1) Entwicklung des Lösungskonzepts		
Lösungsoptionen vergleichen	[D1.1] Aufstellung von Lösungskonzepten, z. B. mithilfe eines morphologischen Kastens zur systematischen Gegenüberstellung technischer und funktionaler Merkmale potenzieller KI-Lösungen	Eisele et al. (2023), WS3, WS4, UP3
	[D1.2] Aufstellung eigener Kompetenzen und Ressourcen, die zur Erfüllung des Lösungskonzepts erforderlich sind	Appio et al. (2024), Kutzias et al. (2022)
(D2) Marktanalyse und Auswahl der Softwarelösung		
Liste mit möglichen Software-/KI-Lösungen und Softwareanbietern	[D2.1] Erstellung einer Liste potenzieller KI-Softwarelösungen anhand definierter Suchkriterien (z. B. Einsatzbereich, Kosten, Umsetzbarkeit)	UP3
	[D2.2] Ableitung einer Short List durch Vorbewertung nach Relevanz, Datenkompatibilität und Nutzerfreundlichkeit (z. B. mithilfe einer Nutzwertanalyse)	UP3, ID7
	[D2.3] Praktische Erprobung („Hands-on“) einfacher KI-Tools, um Verständnis für Funktionalitäten und Grenzen zu entwickeln (z. B. No-Code-/Low-Code-KI-Plattformen, Chatbots, AutoML-Tools).	ID3
	[D2.4] Auswahl der Softwarelösung bzw. des externen Dienstleisters	Eisele et al. (2023), UP3

Phase E: Pilotierung

In Phase E des Einführungsmodells, der Pilotierung, findet die erstmalige Testanwendung der KI statt. Für die Pilotierung empfiehlt sich ein iteratives Vorgehen, wie z. B. das CRISP-DM-Modell von Chapman et al. (1999) (siehe Abbildung 20). Erste Erkenntnisse aus einer einfachen Demonstrationsanwendung werden in die Schritte E1 bis E3 zurückgespielt, die anschließend erneut durchlaufen werden.

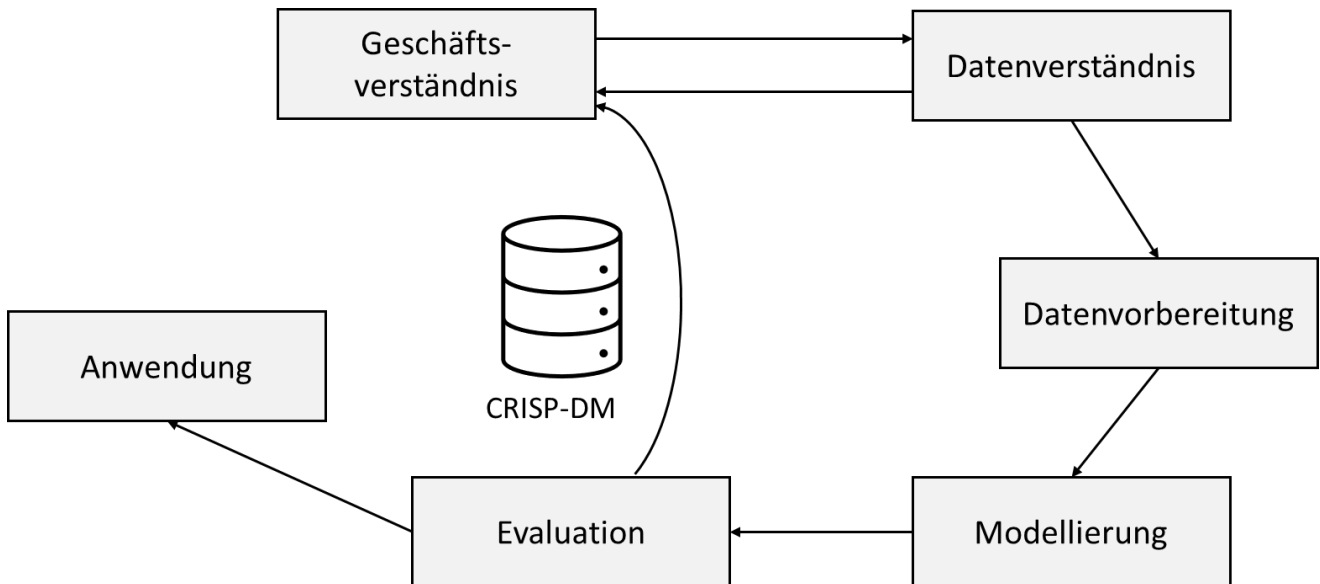


Abbildung 19: CRISP-DM-Modell in Anlehnung an Chapman et al. (1999)

Für die Pilotierung ist es zunächst notwendig den **Zugang zu den Daten herzustellen** (E1). Dabei ist für den Anfang nicht zwangsläufig ein automatisierter Datenzugang notwendig, jedoch können Herausforderungen entstehen, wenn die Daten von anderen verwaltet werden. Zunächst müssen die Daten zusammengeführt, gefiltert und einer Qualitätssicherung unterzogen werden. Laut dem Bericht *The State of Data Science* (2020) von Anaconda wird im Durchschnitt etwa 45 % der gesamten Projektzeit für die Aufbereitung der Daten aufgewendet, bevor mit der eigentlichen Modellentwicklung begonnen werden kann. Bei der **Modellentwicklung** (E2) wird empfohlen, zunächst eine einfache, regelbasierte Logik oder Statistik als Baseline-Modell zu entwickeln, bevor komplexe KI-Modelle zum Einsatz kommen. Dies ermöglicht eine fundierte Bewertung der Leistungsfähigkeit der später eingesetzten Modelle im Vergleich zur Ausgangsbasis. Anschließend gilt es die Lösung zu **testen, zu evaluieren** und **Anpassungen des Prototyps vorzunehmen** (E3).

Tabelle 17: Prozessschritte in Phase E: Pilotierung

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(E1) Herstellung des Datenzugangs		
Datenquellen identifizieren und Zugriffsrechte klären	[E1.1] Daten katalogisieren, um Transparenz über verfügbare Daten zu schaffen	ID5
(E2) Modellentwicklung		
Entwicklung eines Datenverständnisses	[E2.1] Entwicklung eines Datenverständnisses durch statistische Analysen, Fachwissen und Visualisierung mithilfe geeigneter Tools	Intel (o. J.), Kutzias et al. (2022), ID5, ID10

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
Nutzbarmachung der Daten	[E2.2] Aufbereitung der Daten, um sie für das Training eines KI-Algorithmus nutzbar zu machen	Eberlein et al. (2025), Intel (o. J.), ID5, ID10
Entwicklung eines Minimum Viable Product (MVP), um frühzeitig Feedback aus der Praxis einfließen zu lassen (ID9, ID10)	[E2.3] Auswahl und Training geeigneter KI-Algorithmen und Baseline-Modellen (z.B. ein statistisches Modell) in Abhängigkeit vom Ziel des Anwendungsfalls	Eberlein et al. (2025), Intel (o. J.), Kutzias et al. (2022), ID10
(E3) Testen, Evaluieren und Anpassen		
Sammlung von Feedback zur Anpassung	[E3.1] Prüfung der Anwendung hinsichtlich betriebswirtschaftlichen Nutzens, Funktionalität und Genauigkeit	Harlacher et al. (2023), ID3
Fehlerbehebung und Feinjustierung	[E3.2] Testen und Bewertung der Anwendung durch Endanwender:innen und andere Beteiligten (z. B. in Fokuswochen) zur Sammlung qualitativen Feedbacks und zur Ableitung von Optimierungspotenzialen hinsichtlich der Funktionalität, Verständlichkeit und Praxistauglichkeit der KI-Lösung	Appio et al. (2024), Harlacher et al. (2023), Stowasser et al. (2020), UP4, ID8, ID10, WS3
Einbindung aller relevanten Beteiligten in den Prozess (ID10)	[E3.3] Nachweis des Mehrwerts durch Vergleich von Vorher-Nachher-Messungen (z. B. Effizienz, Qualität, Genauigkeit) anhand realer Daten	Appio et al. (2024), Stowasser et al. (2020), ID4, ID10
	[E3.4] Iterative Anpassung des Modells nach der Rückmeldung von der Nutzerseite	ID10

Phase F: Implementierung

In der letzten Phase des Einführungsmodells (F) findet die **Implementierung** und das **Changemanagement (F1)** statt. Der erste Einsatz der KI-Lösung, richtet sich nach den zuvor identifizierten Nutzern. Wird beispielsweise ein KI-Modell zur Datenanalyse eingesetzt, steht dieses ausschließlich den Data Analysten zur Verfügung. Soll das Modell hingegen von mehreren Nutzern angewandt werden, müssen diese frühzeitig in den Prozess eingebunden werden. Hier spielt das Changemanagement eine zentrale Rolle, um ein Verständnis für das Modell zu entwickeln und es gewinnbringend in den Arbeitsalltag zu integrieren.

Insbesondere generative KI kann den Nutzenden schnell nähergebracht werden, sodass diese befähigt werden, selbstständig Texte, Bilder oder Ähnliches zu erstellen. Hier empfehlen sich Mitarbeiterschulungen, um die KI-Akzeptanz zu fördern. Eine **kontinuierliche Verbesserung (F2)** ist essenziell, um die Leistung des Modells im realen Einsatz zu überprüfen. Dabei werden beispielsweise Genauigkeit, Nutzungsverhalten und Fehlerquoten **der KI-Lösung überwacht**, um frühzeitig Optimierungspotenziale zu erkennen, Probleme zu beheben und **Verbesserungen der KI-Lösung** anzustoßen.

Auf dieser Basis folgt die **Nutzung des gewonnenen Wissens für weitere Innovationsprozesse (F3)**. Die in der Einführung und Anwendung gesammelten Erkenntnisse dienen als Fundament für die Identifikation neuer Anwendungsfälle und den Aufbau einer skalierbaren Datenarchitektur. Diese sollte relevante interne und externe Datenquellen erfassen und deren Zugänglichkeit sicherstellen. So wird das geschaffene Wissen nachhaltig genutzt, um weitere KI-Initiativen im Unternehmen anzustoßen und langfristig Innovationen zu fördern.

Tabelle 18: Prozessschritte in Phase F: Implementierung

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
(F1) Implementierung & Changemanagement		
Schulungen durchführen, Kommunikation	[F1.1] Durchführung eines Probetriebs, um möglichen Anfangsproblemen begegnen zu können. Anschließender Übergang in den Regelbetrieb	Appio et al. (2024), Eberlein et al. (2025), Eisele et al. (2023), Harlacher et al. (2023), Kutzias et al. (2022), ID10
	[F1.2] Kommunikationsmaßnahmen (z. B. Intranet, Präsentationen, Q&A-Sessions) zur Förderung von Transparenz und Akzeptanz	Stowasser et al. (2020), ID4, WS2
	[F1.3] Mitarbeiterschulungen zur Vermittlung von Wissen über Funktionsweise, Nutzen und Grenzen der KI-Lösung	Eisele et al. (2023), Kutzias et al. (2022), WS3
	[F1.4] Anpassung der Prozesse und Erstellung von Nutzungsrichtlinien, um die Einheitlichkeit, Qualität und Nachvollziehbarkeit sicherzustellen	Eisele et al. (2023), Kutzias et al. (2022), WS3
(F2) Kontinuierlicher Verbesserungsprozess (KVP)		
Modell nachtrainieren, Feedback berücksichtigen	[F2.1] Technisches Monitoring der KI-Lösung zur Überwachung von Performance, Datenqualität und Modellstabilität	Eberlein et al. (2025), Kuhn et al. (2024), Stowasser et al. (2020), ID5
	[F2.2] Iterative Bewertung und Optimierung auf Basis gesammelter Feedbacks, Monitoring-Ergebnisse und veränderter Datenlagen	Agrawal et al. (2023), Appio et al. (2024), Eisele et al. (2023), Stowasser et al. (2020), ID7, ID10
(F3) Nutzung des Wissens für weitere Innovationsprozesse		
Grundstein für weitere Anwendungsfälle legen	[F3.1] Aufbau einer Datenarchitektur, die relevante interne und externe Datenquellen (z. B. ERP-, CRM, Sensor-, Textdaten) identifiziert und deren Zugänglichkeit sicherstellt	ID4, ID10

Zielsetzung	Maßnahmen	Referenz
	[F3.2] Nutzung des generierten Wissens für weitere Innovationsprozesse	Stowasser et al. (2020)

Erkenntnisse Arbeitspaket 3

Das KI-Einführungsmodell beschreibt einen strukturierten Prozess in sechs Phasen mit insgesamt 16 Schritten: Von der **Initiierung** mit Bedarfserkennung, Situationsanalyse und organisatorischer Vorbereitung über die **Identifikation und Analyse geeigneter Anwendungsfälle** bis hin zur **Softwareauswahl, Pilotierung** und abschließenden **Implementierung**. Ziel ist es, Unternehmen systematisch auf den KI-Einsatz vorzubereiten, geeignete Anwendungsfälle zu priorisieren, Lösungen zu testen und nachhaltig in bestehende Prozesse zu integrieren.

Ein Vorteil des phasenbasierten Ansatzes des vorgestellten KI-Einführungsmodells besteht darin, dass Unternehmen nicht zwingend den vollständigen Prozess durchlaufen müssen. Je nach Ausgangslage können auch nur einzelne Schritte oder Module relevant sein. Insgesamt verfolgt das Modell ein schrittweises und wiederholbares Vorgehen. Eine Rückkopplung ist beispielsweise von der letzten Phase zurück zur ersten Phase vorgesehen. So kann die erfolgreiche Implementierung als Ausgangspunkt für eine weitere, gezielte Einführung genutzt werden, etwa wenn neue Kompetenzen aufgebaut wurden.

In jeder Phase ist zudem eine gezielte Reflexion des Anwendungsfalls vorgesehen. Dabei geht es darum, die zuvor getroffenen Annahmen zum Wertschöpfungspotenzial zu überprüfen. Je nach Ergebnis können dann Anpassungen im Vorgehen vorgenommen oder die Einführung gegebenenfalls auch abgebrochen werden.

Die konzeptionellen Inhalte wurden im folgenden AP4 in ein webbasiertes Wissenswerkzeug überführt und mit Praxispartnern validiert, um die Praxistauglichkeit sicherzustellen.

1.4 Arbeitspaket 4: Implementierung und Validierung eines webbasierten Wissenswerkzeugs

Die Forschungsergebnisse des Projekts wurden zum Wissenstransfer in Arbeitspaket 4 als webbasiertes Wissenswerkzeug, in Form eines interaktiven KI-Einführungsmodells, verfügbar gemacht. Das Wissenswerkzeug können Unternehmen nutzen, um Empfehlungen für die KI-Implementierung unternehmensspezifisch abzuleiten und situationsadäquat anzuwenden.

Struktur des Wissenswerkzeugs

Das Wissenswerkzeug ist so strukturiert, dass interessierte Anwender:innen ohne Vorwissen Stück für Stück an das Thema KI herangeführt werden und ein Grundverständnis für dieses erhalten. Das Wissenswerkzeug ist dabei in vier Abschnitte unterteilt. Einen technischen Überblick bietet Abbildung 20.

- (1) Einleitung
- (2) KI in der Praxis
- (3) Umsetzung
- (4) Anwendungsfallbeispiele

Der erste Abschnitt dient dazu, den Anwender:innen die Notwendigkeit von KI im Unternehmenskontext zu vermitteln. Dabei wird dargestellt, dass KI zunehmend Einfluss auf Geschäftsprozesse und

Entscheidungsfindungen hat und in verschiedenen Branchen einen bedeutenden Mehrwert generieren kann. So können Unternehmen Risiken besser einschätzen, Chancen frühzeitig erkennen und strategische Entscheidungen datenbasiert treffen.

Im zweiten Abschnitt werden die zentralen Begriffe und Konzepte der KI erläutert, um ein solides Verständnis für deren praktische Anwendung zu schaffen. Wichtige Definitionen beinhalten etwa die Unterscheidung zwischen Machine Learning und Deep Learning. Diese Grundlagen helfen den Anwender:innen, die Einsatzmöglichkeiten von KI realistisch einzuschätzen und die passenden Modelle für ihren Bedarf auszuwählen.

Der dritte Abschnitt beschreibt die Umsetzung von KI-Projekten anhand des praxisnahen, vorgestellten Einführungsmodells. Dazu gehören die Definition von Anforderungen, die Auswahl geeigneter Methoden und die Berücksichtigung von organisatorischen Einflussfaktoren.

Im vierten Abschnitt werden praxisnahe Anwendungsfälle vorgestellt, um die Umsetzung von KI greifbar zu machen. Abhängig von der Komplexität und dem Ziel des Projekts werden geeignete Algorithmen vorgestellt.

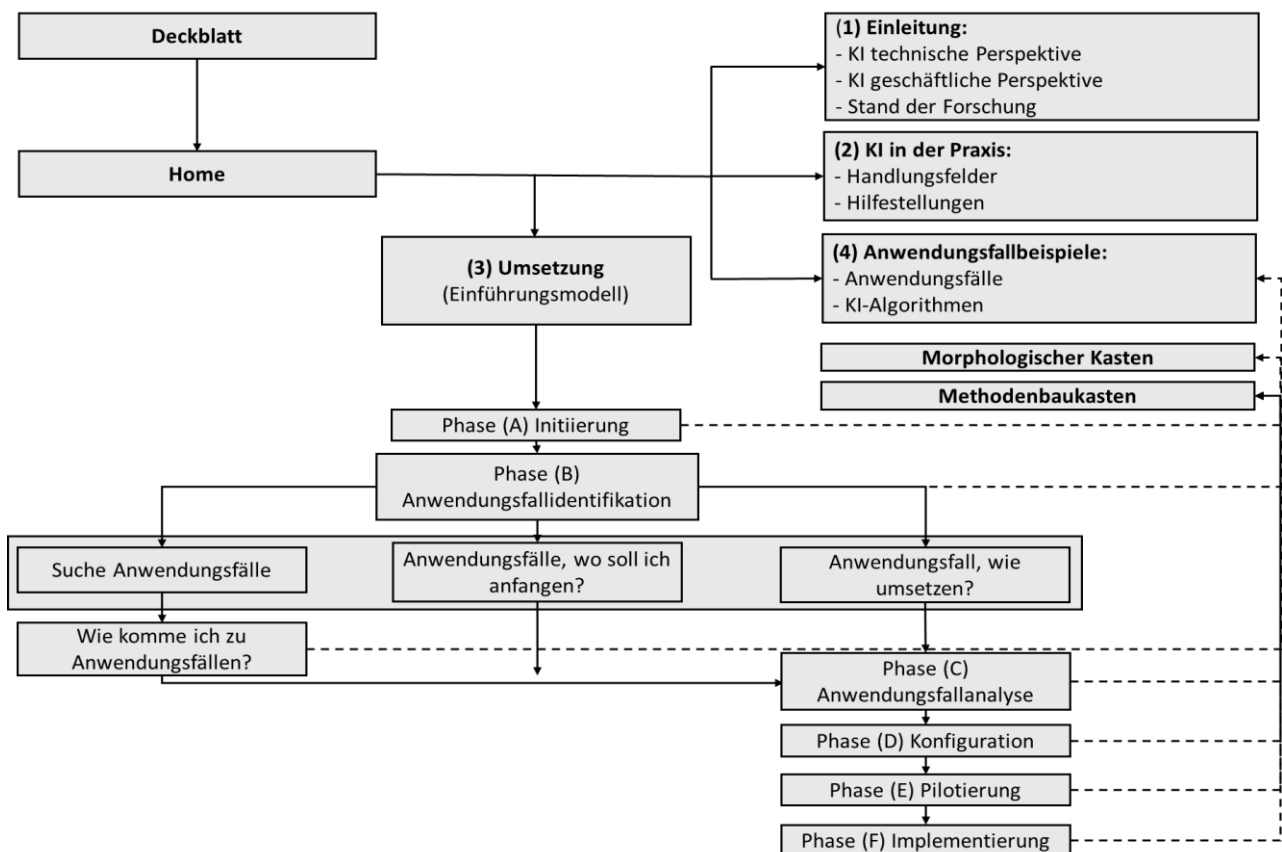


Abbildung 20: Navigationspfad des Wissenswerkzeugs

Technische Umsetzung des Wissenswerkzeugs

Die technische Umsetzung des Wissenswerkzeugs erfolgt mithilfe des Tools Genially. Das Wissenswerkzeug setzt sich aus verschiedenen Themen rund um die KI-Implementierung zusammen. Dies ermöglicht den Anwender:innen, einen Einstieg in die Thematik. Aufgrund des Umfangs des Wissenswerkzeugs werden im Folgenden lediglich beispielhaft Auszüge der wichtigsten Elemente gezeigt und kurz beschrieben. Das vollständige Wissenswerkzeug kann unter dem folgenden Link abgerufen werden:

[KI-Navigator](#)

Aufbau des Wissenswerkzeugs

Startseite

Die Startseite ist so konzipiert, dass die Anwender:innen mittels Start-Buttons direkt zum Wissenswerkzeug geleitet werden (siehe Abbildung 21). Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, zunächst die im Rahmen des Forschungsprojekts angewandte Methode zur Erzielung der Forschungsergebnisse nachzulesen sowie weitere Kontaktdaten der beteiligten Forschungsstelle bzw. der jeweiligen Ansprechpersonen zu erhalten. Die methodische Grundlage des Wissenswerkzeug umfasst die Literaturrecherche (AP1.1, 1.2), die Interview-Studie (AP2.1), die Online-Umfrage (AP 2.2) sowie Workshops mit Vertreter:innen aus der Praxis (AP3).



Abbildung 21: Startseite des Wissenswerkzeug

Im ersten Schritt (Klick auf „Start“) öffnet sich eine neue Seite, die einen Überblick über die Inhalte des Wissenswerkzeugs liefert (siehe Abbildung 22). Diese beinhaltet oben eine Menüleiste, welche die Anwender:innen durch die wichtigsten Elemente leitet, unten einen Fortschrittsbalken der als Navigationshilfe dient. Zudem besteht hier die Möglichkeit in die vier Blöcke des Wissenswerkzeug zu navigieren:

- (1) KI verstehen: einfach und auf den Punkt gebracht
- (2) KI in der Praxis: ein Blick hinter die Kulissen
- (3) Von der Idee zur Umsetzung: so geht's
- (4) Potenziale entdecken: Reale Beispiele

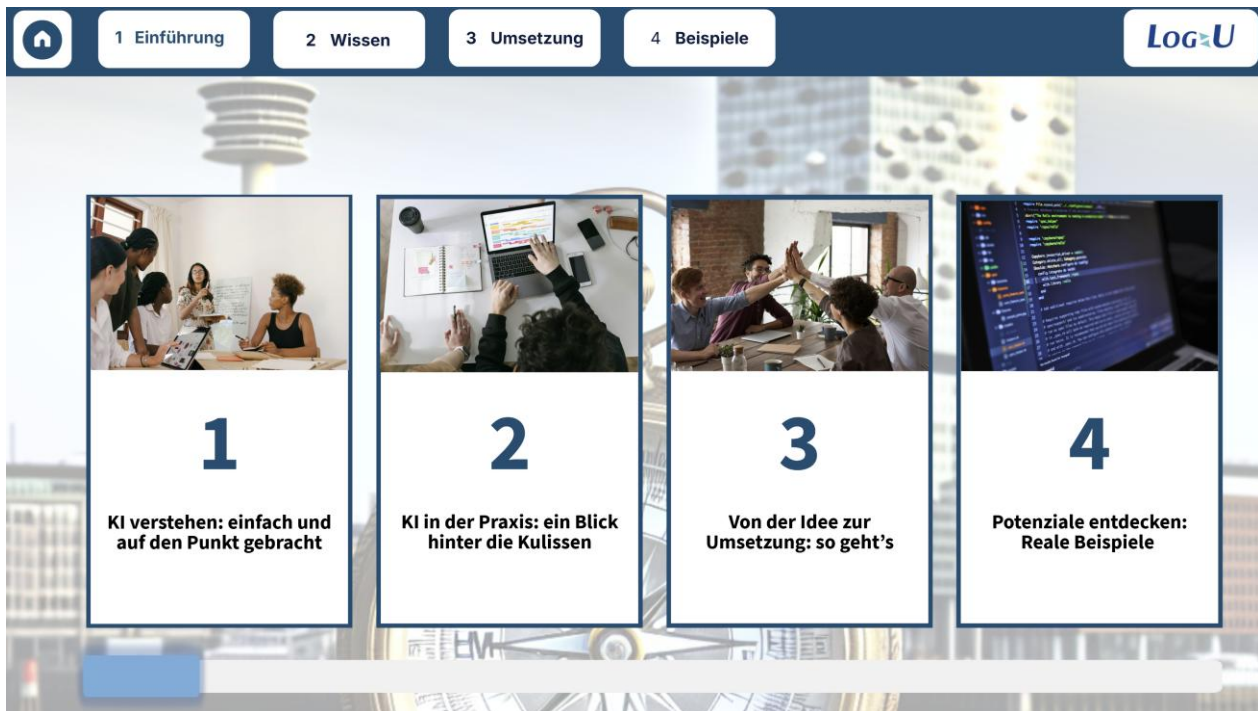


Abbildung 22: „Navigation“

(1) KI verstehen: einfach und auf den Punkt gebracht

Dieser Abschnitt dient der Einführung in die KI und richtet sich insbesondere an Anwender:innen, die noch wenig Vorwissen haben oder sich gezielt zu einzelnen Themen weiterbilden möchten. Das Wissenswerkzeug ist so aufgebaut, dass die Anwender:innen selbstbestimmt entscheiden können, welche Inhalte sie vertiefen möchten. Interaktive Elemente unterstützen dabei den individuellen Lernprozess.

Abbildung 23 zeigt die Navigation innerhalb des ersten Themenkomplexes: Durch Klicken auf die in blau hervorgehobenen Textelemente (in der Abbildung beispielhaft rot umrandet) gelangen die Anwender:innen auf eine neue Seite, auf der das Thema detaillierter erklärt wird (ebenfalls durch das Anklicken der in blau hervorgehobenen Textelemente). Von den Erklärungsseiten ist nur die Rückkehr zur vorherigen Seite über die blau markierte Pfeiltaste oben rechts möglich.

Dieses Vorgehen gewährleistet zwei Dinge:

- (1) Der Nutzer verlässt den Navigationsprozess nicht unbeabsichtigt.
- (2) Es wird vermieden, dass Inhalte gelesen werden müssen, die für den Nutzer nicht relevant sind.

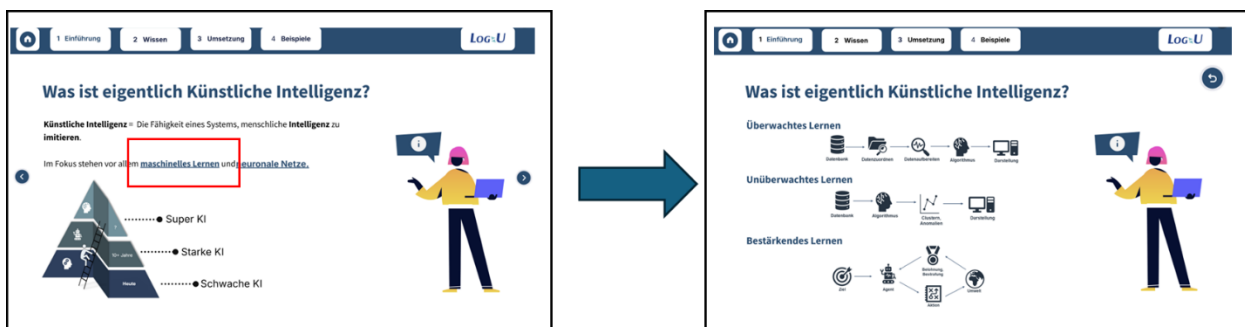


Abbildung 23: „Navigationsprozess“

Die Einführung richtet sich in erster Linie an KMU der Logistikbranche und bereitet sie auf die Anforderungen einer KI-Implementierung vor. Ziel ist es, in den Unternehmen ein grundlegendes Verständnis dafür zu schaffen, warum KI relevant ist und welche Chancen sich daraus für das eigene Unternehmen ergeben können. Durch die Einbindung ausgewählter Ergebnisse aus der Online-Umfrage erhalten die Anwender:innen des Wissenswerkzeugs zudem praxisnahe Einblicke in die Erkenntnisse des Forschungsprojekts. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 24 dargestellt.



Abbildung 24: Exemplarische Detailansicht zur Erläuterung des Potenzials von KI

(2) KI in der Praxis: ein Blick hinter die Kulissen

Grundsätzliches Ziel beim Aufbau des Wissenswerkzeugs war es, alle relevanten Informationen für die Anwender:innen bereitzustellen. Der folgende Abschnitt zeigt daher zum einen die zentralen Handlungsfelder für die KI-Implementierung auf und bietet zum anderen eine praxisnahe Hilfestellung im Umgang mit sensiblen Daten. Eine Übersicht der behandelten Aspekte ist in Abbildung 25 dargestellt.

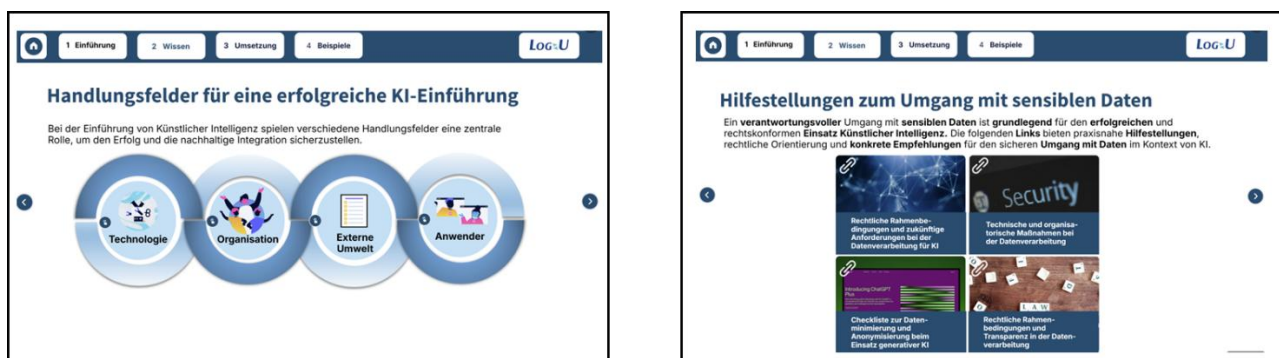


Abbildung 25: Exemplarische Detailansicht zu praxisnahen Hilfestellungen

(3) Von der Idee zur Umsetzung: so geht's

Das zentrale Element des Wissenswerkzeugs bildet der KI-Einführungsprozess, der die in Arbeitspaket 3 entwickelten sechs Phasen abbildet (siehe Abbildung 26). Zur besseren Orientierung zeigt ein roter Wegweiser jederzeit an, in welcher Phase sich die Anwender:innen aktuell befinden. Mit einem Klick auf eine Phase

öffnet sich die jeweilige Detailansicht. Innerhalb einer geöffneten Phase werden die einzelnen Schritte angezeigt. Durch Anklicken der Abbildung eines Schrittes öffnet sich ein Pop-up-Fenster, in dem im Detail erläutert wird, warum dieser Schritt notwendig ist und welchen Zweck er erfüllt.

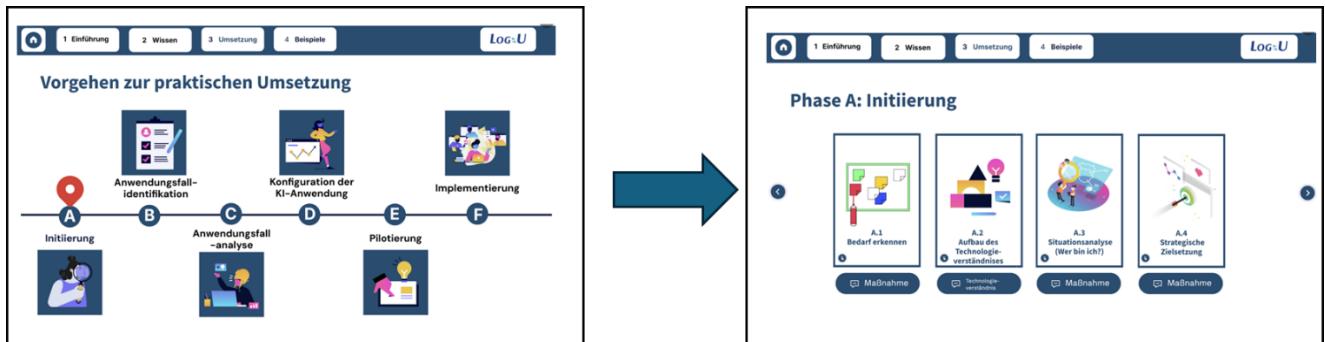


Abbildung 26: Exemplarische Detailansicht des KI-Einführungsmodells

Unterhalb des jeweiligen Schrittes befindet sich ein Button mit der Aufschrift „Maßnahme“. Ein Klick darauf öffnet ein weiteres Pop-up (siehe Abbildung 27), welches erklärt, wie der Schritt konkret umgesetzt werden kann. Dort haben die Anwender:innen die Möglichkeit, direkt auf die vorgestellte Methode zu klicken. Wird diese Methode ausgewählt, erfolgt eine Weiterleitung auf eine neue Seite, auf der die Methode im Detail erklärt wird. Zusätzlich werden hier der Umsetzungsaufwand skizziert sowie weiterführende Informationen über einen Link bereitgestellt. Die Navigation erfolgt bewusst klar und strukturiert: Von der Methoden-Seite kann ausschließlich über die Pfeiltaste oben rechts zurück navigiert werden. So gelangen die Anwender:innen wieder zur jeweiligen Phase des Einführungsprozesses, in der sie die Methode ursprünglich ausgewählt haben.

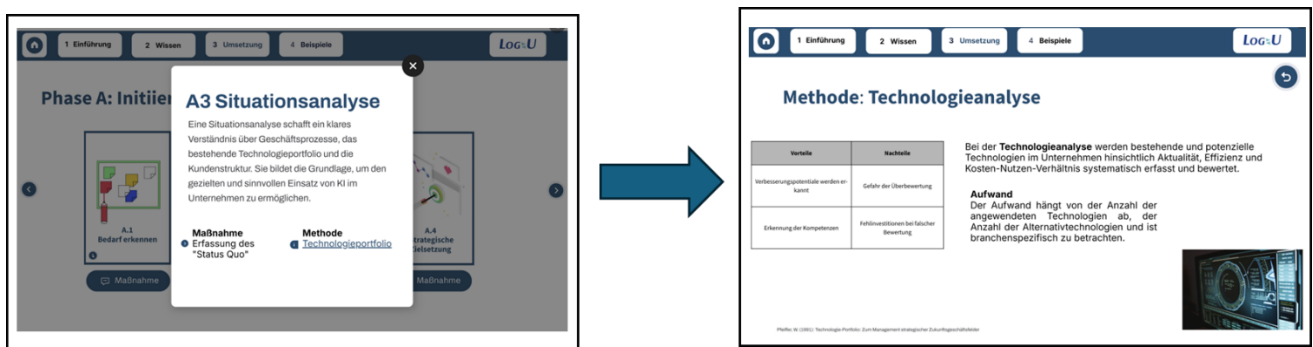


Abbildung 27: Exemplarische Detailansicht zu einer Maßnahme

(4) Potenziale entdecken: Reale Beispiele

Im letzten Abschnitt erhalten die Anwender:innen einen Überblick über die in Arbeitspaket 1.1 und in den Workshops identifizierten KI-Anwendungsfälle (siehe Abbildung 28). Diese werden in einer Tabelle dargestellt und sind speziell auf logistikbezogene Fragestellungen ausgerichtet.

Wird ein Anwendungsfall ausgewählt, öffnet sich ein Pop-up-Fenster. Dieses enthält eine kurze Beschreibung des Anwendungsfalles, erläutert die jeweilige Zielsetzung, stellt die notwendigen Voraussetzungen dar und gibt einen Überblick über Chancen sowie relevante Einflussfaktoren. Darüber hinaus werden die in der Literatur identifizierten KI-Algorithmen aufgeführt, die für den jeweiligen Anwendungsfall geeignet sind.

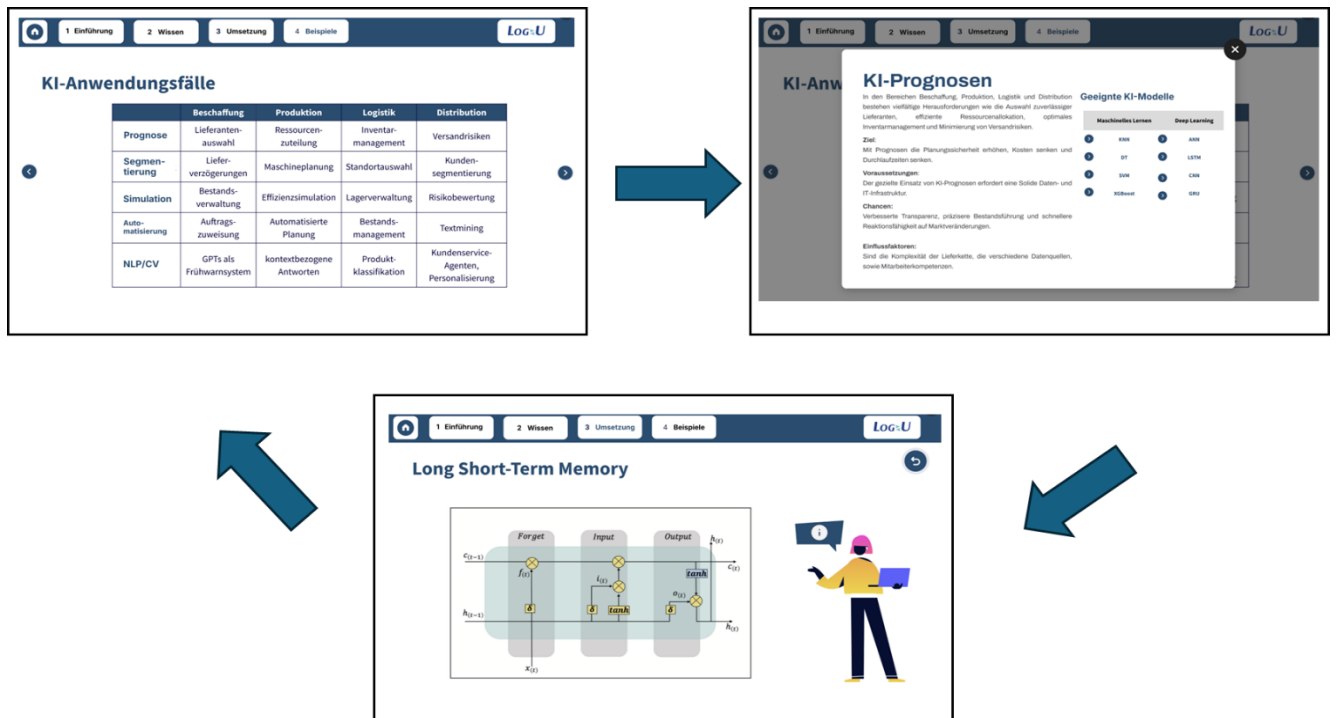


Abbildung 28: Exemplarische Detailansicht zu den KI-Anwendungsfällen

Klicken die Anwender:innen auf einen der Algorithmen, erfolgt eine Weiterleitung auf eine neue Seite, auf welcher der Algorithmus im Detail erläutert wird. Dort finden sich zusätzliche Informationen zu Funktionsweise, Einsatzmöglichkeiten und Umsetzung. Die Navigation zurück erfolgt ausschließlich über die oben rechts platzierte Pfeiltaste, sodass jederzeit der Bezug zum ausgewählten Anwendungsfall gewahrt bleibt.

Validierung des Wissenswerkzeugs

Die Entwicklung des Wissenswerkzeugs erfolgte iterativ entlang der Arbeitspakete 1, 2 und 3. Bereits in der Konzeptionsphase (AP 3) wurden Feedbackschleifen mit unterschiedlichen Experten integriert. Die finale Vorstellung und die Validierung des Wissenswerkzeugs erfolgten in der abschließenden projektbegleitenden Ausschuss-Sitzung (siehe Abbildung 29).

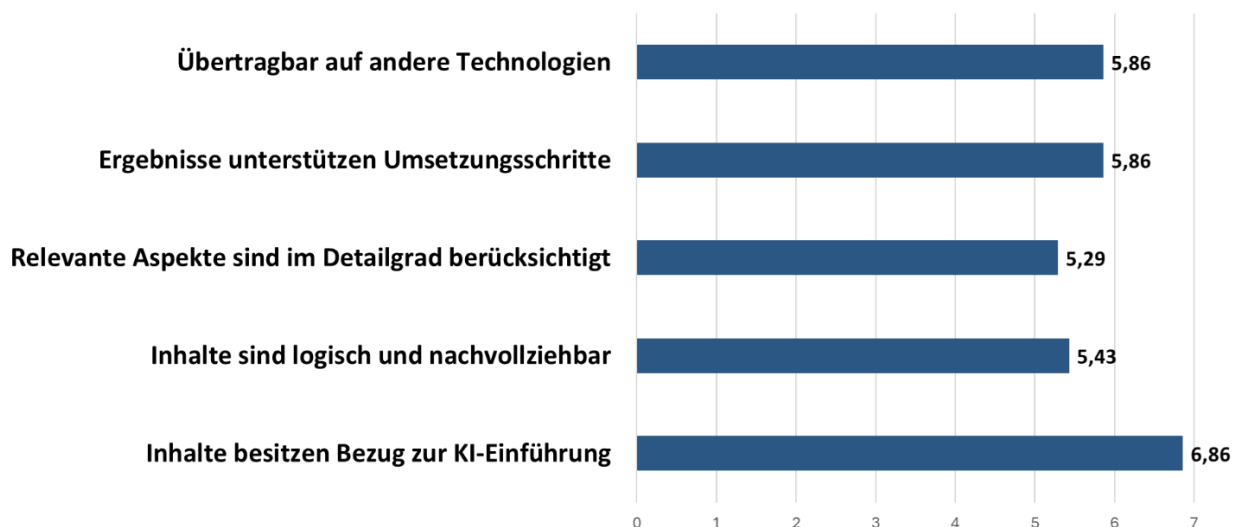


Abbildung 29: Validierungsfragen (n=7)

1.5 Arbeitspaket 5: Dokumentation und Ergebnistransfer

Das Arbeitspaket 5 umfasst die Dokumentation und die Ergebnisverbreitung. Die Ergebnisse dieses Arbeitspakets sind die Projektplanung und -organisation, der Zwischenbericht, die wissenschaftlichen und praxisorientierten Beiträge sowie die Erstellung und Pflege der Projektwebsite. Anwendungsorientierte Informationsmaterialien wurde im Rahmen von Diskussionsrunden und Informationsveranstaltungen präsentiert und über entsprechende Kommunikationskanäle verteilt.

Durch die kostenneutrale Verschiebung des Projektstarts (geplanter Projektstart: 08. August 2022, tatsächlicher Bearbeitungsbeginn: 01. März 2024) hat sich zum einen die Bearbeitung aller Arbeitspakete verschoben und zum anderen auch die Durchführung der projektbegleitenden Ausschusssitzungen sowie der Workshops und Interviews zeitlich nach hinten verlagert.

Angesichts der Aktualität sowie der hohen Relevanz des Projektthemas konnte eine überaus positive Auswirkung auf die Anzahl an teilnehmenden und aktiv mitwirkenden Unternehmen im Projekt erreicht werden.

Die Projektergebnisse wurden auf einer Reihe von wissenschaftlichen und praxisnahen Veranstaltungen diskutiert und eingereicht, beispielhaft:

- „KI-Deepdive“ in Zusammenarbeit mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg, 2024
- „Tag der Logistik“ in Zusammenarbeit mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg, 2024
- Hamburg International Conference of Logistics 25.-27.09.2024: „*State of the Art: A Multivocal Literature Review of Artificial Intelligence in Supply Chain Management*“
- „KI-Deepdive“ in Zusammenarbeit mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg, 2025
- NOFOMA 37nd Annual Conference 2025: „*Improving AI Adoption: A TAM-TOE Framework for the German Logistics Sector*“
- EurOMA International Annual Conference 2025: „*Artificial Intelligence in Supply Chain Management: An Extended TOE Framework*“
- „Daten in der Lieferkette nutzen und mit KI optimieren“ im Blog des Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg

Darüber hinaus sind drei weitere Veröffentlichungen in Zeitschriften in Bearbeitung.

Gegenüberstellung der durchgeführten Arbeiten und des Ergebnisses mit den Zielen

Im Folgenden werden die geplanten Ergebnisse der einzelnen Arbeitspakete mit den tatsächlich erreichten Ergebnissen verglichen sowie eine Bewertung vorgenommen, ob eine entsprechende Übereinstimmung festgestellt werden kann (siehe Tabelle 19).

Tabelle 19: Durchgeführte Arbeiten und erreichte Ergebnisse

Arbeitspaket	Zielsetzung	Erreichte Ergebnisse	Bewertung	
Arbeitspaket 1 Aktualisierung des Stands der Forschung				
AP1.1: Erfassung von KI-Anwendungsfällen	(1) KI-Anwendungsfälle im Bereich Logistik und SCM (2) Spezifische Herausforderungen im Bereich Logistik und SCM, die mit Hilfe von KI gelöst werden können	Die zum Projektbeginn aktuelle Literatur wurde aufgearbeitet. Mithilfe einer Multivokalen Literaturrecherche wurden 1400 Publikationen identifiziert.	Das wurde erreicht.	Ziel erreicht.
AP1.2: Konzepte zur KI-Einführung	(1) Konzepte für die Einführung von KI in Unternehmen (2) Identifikation der notwendigen Schritte, der relevanten Einflussfaktoren sowie der nützlichen Maßnahmen zur KI-Einführung	Die zum Projektbeginn aktuelle Literatur wurde aufgearbeitet. Mithilfe einer Multivokalen Literaturrecherche wurden 488 Publikationen identifiziert.	Das wurde erreicht.	Ziel erreicht.
Arbeitspaket 2 Analyse des aktuellen Stands der Umsetzung von KI in KMU				
AP2.1: Qualitative Studie	(1) Motivation, Nutzen, Herausforderungen, Umsetzungsmaßnahmen (2) Erfolgs- und Misserfolgsfaktoren bei der Einführung von KI in KMU	Eine Interviewstudie mit 10 Experten:innen wurde durchgeführt, wobei sowohl Rahmenbedingungen als auch Herangehensweisen identifiziert werden konnten.	Das wurde erreicht.	Ziel erreicht.
AP2.2: Quantitative Studie	(1) Konkretisierung der Ergebnisse des AP im Kontext von Logistik	Es wurde eine Umfrage mit 64 Teilnehmenden durchgeführt, die die Ergebnisse der Interviewstudie konkretisieren.	Das wurde erreicht.	Ziel erreicht.
Arbeitspaket 3 KI-Einführungsmodell				
Entwicklung eines KI-Einführungskonzepts	(1) Eine Auflistung von KI-Anwendungsfällen, (2) Eine Darstellung der notwendigen Schritte, (3) sowie einen Maßnahmenbaukasten, in dem die für die KI-Einführung nützlichen Maßnahmen zusammengestellt sind.	Es konnte ein Konzept entwickelt werden, mit dem KMU bei der KI-Implementierung unterstützt werden.	Das wurde erreicht.	Ziel erreicht.

Arbeitspaket	Zielsetzung	Erreichte Ergebnisse	Bewertung
Arbeitspaket 4 Wissenswerkzeug			
Entwicklung eines webbasierten Wissenswerkzeugs	Bereitstellung des entwickelten Konzepts über eine intuitiv nutzbare Online-Plattform.	Eine intuitiv nutzbare Online-Plattform wurde entwickelt und mit den Inhalten der vorangehenden Arbeitspakete gefüllt im Internet bereitgestellt. Dieses Wissenswerkzeug wurde außerdem mit dem projektbegleitenden Ausschuss validiert.	Das Ziel wurde erreicht.
Arbeitspaket 5 Transfer			
Dokumentation und Ergebnistransfer	Sicherstellung des Projekterfolgs sowie der effektiven Ergebnisverbreitung	Das Projekt wurde organisiert und strukturiert. Es wurden diverse Vorträge, Veranstaltungen, Publikationen und Treffen organisiert.	Das Ziel wurde erreicht.

Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass sowohl die geplanten Teilziele als auch das Gesamtziel des Forschungsprojekts erreicht wurden.

2 Verwendung der Zuwendung

Die kostenneutrale Verschiebung des Projektstarts und die angespannte Situation bei der Anwerbung von qualifiziertem Personal (sowohl Wissenschaftliche Mitarbeiter als auch Studentische Hilfskräfte) führten zunächst zu Verzögerungen im Prozessablauf und in der Mittelverwendung.

Im Einzelnen wurden in der FE (TUHH) die folgenden Personenmonate benötigt:

	2024	2025	Summe
Wissenschaftlicher Mitarbeiter	5	17	22
Wissenschaftliche Hilfskraft	1,8	2	3,8
Summe	6,8	19	25,8

Geräte wurden nicht beschafft.

Leistungen Dritter wurden nicht in Anspruch genommen.

3 Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Arbeit

Die Notwendigkeit der geleisteten Arbeit ergibt sich aus der identifizierten Forschungslücke und wird in Gesprächen mit Unternehmen, insbesondere KMU der Logistikbranche, bekräftigt. Das Forschungsthema zeigt deutliche Praxisrelevanz auf.

Die Erarbeitung eines KI-Einführungskonzepts, das konkrete Umsetzungsmaßnahmen beinhaltet, soll Logistik-KMU befähigen, sich situationsadäquat auf zukünftige Marktentwicklungen vorzubereiten und sich erfolgreich zu positionieren. Die Entwicklung dieses Einführungskonzepts erfordert die Analyse des Stands von Praxis und Forschung, die qualitative Erhebung von Anforderungen und Voraussetzungen sowie deren quantitative Validierung, wie in den Arbeitspaketen beschrieben.

Die Angemessenheit der geleisteten Arbeit an der Forschungsstelle ergibt sich aus der Anwendung geeigneter wissenschaftlicher Methoden und der Einbindung von Expertinnen und Experten aus der unternehmerischen Praxis in angemessener Weise.

Für die Arbeiten an der Forschungsstelle wurde ein wissenschaftlicher Mitarbeiter eingestellt. Durch die intensive Suche der TUHH konnte eine geeignete Person gefunden und eingestellt werden. Aufgrund der notwendigen Einarbeitungsphase verzögerte sich der Projektstart auf den 01.03.2024, wodurch sich auch die weitere Projektbearbeitung entsprechend verschob. Die daraus resultierende Verwendung der Zuwendung ist unter Punkt 2 aufgeführt.

Abgesehen von dieser Verzögerung entspricht die geleistete Arbeit dem begutachteten und bewilligten Antrag und war für die Durchführung des Vorhabens notwendig und angemessen. Die Projektziele wurden im vorgesehenen Bearbeitungszeitraum erreicht.

4 Darstellung des wissenschaftlich-technischen und wirtschaftlichen Nutzens der erzielten Ergebnisse insbesondere für KMU sowie ihres innovativen Beitrags und ihrer industriellen Anwendungsmöglichkeiten

Wissenschaftlich- technischer Nutzen

Die Analyse der Anforderungen und Lösungsansätze für KMU hat gezeigt, dass die Implementierung des KI-Navigator-Wissenswerkzeugs eine weitreichende Orientierungshilfe für Unternehmen der Logistikbranche bietet. Durch die Aufbereitung der Forschungsergebnisse im Abschlussbericht sowie die Bereitstellung des webbasierten Werkzeugs sollen weitere Unternehmen für die Chancen und Herausforderungen der KI-Transformation sensibilisiert werden.

Das entwickelte Konzept wurde im Projektkontext evaluiert und als praxistauglich eingestuft. Angestrebt wird, dass die Anwender:innen das Wissenswerkzeug auch über das Projektende hinaus einsetzen und aktiv Impulse für dessen Weiterentwicklung einbringen. Aufgrund des anhaltenden Orientierungsbedarfs

innerhalb von Digitalisierungsprozessen, der von zahlreichen Einflussfaktoren geprägt ist, ist von einer breiten Nutzung des Werkzeugs für einen Zeitraum von bis zu drei bis fünf Jahren nach Projektende auszugehen.

Wirtschaftliche Bedeutung des Forschungsvorhabens für KMU

KMU stehen zunehmend vor der Herausforderung, die Potenziale von KI wirtschaftlich sinnvoll zu nutzen. Viele Betriebe beschäftigen sich mit KI, weil Mitarbeitende Eigeninitiative zeigen und bereits Anwendungen, wie ChatGPT oder andere KI-basierte Tools, in ihren Arbeitsalltag integrieren. Häufig werden dadurch im Nachgang Richtlinien und Rahmenbedingungen erforderlich, um unter anderem den Umgang mit sensiblen Daten zu regeln und Risiken zu minimieren. Gleichzeitig erkennen Unternehmen den Mehrwert von KI für die Automatisierung repetitiver Aufgaben, die Optimierung von Prozessen und die Entlastung der Mitarbeitenden.

Das Forschungsvorhaben setzt hier an und bietet eine praxisorientierte Orientierungshilfe für KMU, insbesondere in der Logistikbranche. Durch die Entwicklung eines strukturierten Konzepts zur KI-Einführung wird es KMU ermöglicht, den Einsatz von KI systematisch und bedarfsgerecht zu planen und umzusetzen. Das Konzept zeigt auf, wie Unternehmen von der Bedarfsermittlung über die Technologiewahl bis zur Integration von KI-Anwendungen schrittweise vorgehen können. Es stellt damit eine niedrighschwellige Grundlage für strategische Entscheidungen im Bereich Digitalisierung und KI dar.

Für KMU in der Logistikbranche ist die wirtschaftliche Bedeutung hoch, da sie in einem stark preisgetriebenen und internationalen Wettbewerbsumfeld agieren, in dem Margen gering und Innovationsspielräume entsprechend begrenzt sind. Vor diesem Hintergrund werden Investitionen in Effizienzsteigerung, Automatisierung und datengetriebene Entscheidungsprozesse zu entscheidenden Wettbewerbsfaktoren. KI kann dabei Produktivitätssteigerungen ermöglichen (Zhao et al. 2025) und eine erhöhte Transparenz entlang der Lieferkette schaffen (Boone et al. 2025). Darüber hinaus führen der Einsatz von KI zu Prozessoptimierungen und einer verbesserten Resilienz, wie die Forschung von Lu et al. (2025) nachweist.

Zugleich ermöglicht das entwickelte Konzept den Unternehmen, sich langfristig strategisch zu differenzieren, indem sie datenbasierte Innovationspotenziale identifizieren und gezielt nutzen. Dies stärkt die Wettbewerbsfähigkeit deutscher Logistik-KMU und trägt dazu bei, Technologiekompetenz und Wertschöpfung im Mittelstand zu sichern.

Innovativer Beitrag der Forschungsergebnisse

Die Forschungsergebnisse bieten eine strukturierte Herangehensweise für die Implementierung von KI im Bereich Logistik und Supply Chain Management. Im Verlauf des Projekts konnte gezeigt werden, welche Herausforderungen und Potenziale die Integration von KI in Geschäftsprozesse insbesondere für KMU mit sich bringt. Die identifizierten Einflussfaktoren und Handlungsfelder liefern Unternehmen eine Grundlage, um situationsgerecht zu evaluieren, wie KI gewinnbringend eingesetzt werden kann.

Darüber hinaus wurde deutlich, dass generative KI-Modelle zunehmend Potenziale für bereichsübergreifende Anwendungen im Supply Chain Management eröffnen. Mit dem Aufkommen derartiger Modelle sinkt zwar die technische Einstiegshürde für KMU, gleichzeitig entstehen jedoch neue Fragestellungen, insbesondere im Hinblick auf den Datenschutz. Das entwickelte Einführungsmodell unterscheidet daher zwischen drei unterschiedlichen KI-Verständnissen, um die jeweiligen Handlungsfelder gezielt adressieren zu können.

Auf Grundlage der erhobenen quantitativen Daten wird in einem weiterführenden wissenschaftlichen Beitrag untersucht, welchen Einfluss die identifizierten Faktoren auf den Erfolg der KI-Einführung haben.

Die Validierung des entwickelten KI-Einführungsmodells mit Praxispartnern zeigt zudem, dass ein phasenbasiertes, modular aufgebautes Vorgehen Unternehmen dabei unterstützt, schrittweise Kompetenzen aufzubauen und bestehende Prozesse gezielt zu transformieren. Dabei hat sich gezeigt, dass die Phasen in der Praxis häufig nicht strikt linear verlaufen, sondern sich überschneiden oder mehrfach durchlaufen werden können. Ebenso ist es nicht erforderlich, jede Phase vollständig zu absolvieren, vielmehr ermöglicht das Modell eine flexible Anpassung an die jeweilige Ausgangssituation des Unternehmens.

5 Wissenstransfer in die Wirtschaft

Der Wissenstransfer in die Wirtschaft erfolgte durch eine Vielzahl praxisorientierter Maßnahmen, um die Projektergebnisse einer breiten Unternehmenszielgruppe zugänglich zu machen und deren Anwendung in der Praxis zu fördern. Die Ergebnisse des Forschungsprojekts wurden sowohl den am Projekt beteiligten Unternehmen als auch über die [Projektwebsite](#) interessierten Unternehmen außerhalb des Projektkonsortiums zur Verfügung gestellt. Dadurch konnten die im Projekt entwickelten Konzepte und Methoden über den projektbegleitenden Ausschuss hinaus verbreitet werden.

Darüber hinaus erfolgte die Vorstellung des Projekts auf praxisorientierten Veranstaltungen. Hierzu zählten unter anderem Vorträge und Diskussionsbeiträge bei Veranstaltungen, wie dem „KI-DeepDive“ sowie dem „Tag der Logistik“, die in Kooperation mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg durchgeführt wurden. Diese Formate ermöglichten einen direkten Austausch mit Unternehmen, Forschungseinrichtungen und Interessensvertretungen aus der Logistik- und KI-Branche.

Zur Einbindung relevanter Multiplikatoren trugen insbesondere die Sitzungen des projektbegleitenden Ausschusses bei, an denen z.B. Vertreter der Logistik-Initiative Hamburg teilnahmen. Mehrere Teilnehmende berichteten über die Sitzungen in sozialen Netzwerken wie *LinkedIn* und trugen dadurch zur zusätzlichen Sichtbarkeit und Aufmerksamkeit für das Projekt bei. Ergänzend fanden gemeinsame Veranstaltungen mit dem Mittelstand-Digital Zentrum Hamburg sowie dem European Digital Innovation Hub (EDIH) statt. Ziel war es, die Projektergebnisse weiter zu verbreiten, zusätzliche Unternehmen für das Thema KI-Einführung zu sensibilisieren und gegebenenfalls neue Implementierungsprojekte im Rahmen des Kompetenzzentrums anzustoßen.

Zur Verbreitung der Ergebnisse wurden praxisnahe Blogbeiträge veröffentlicht. Abschließend werden derzeit weitere wissenschaftliche und praxisorientierte Beiträge aus dem Forschungsprojekt abgeleitet und weiterverfolgt.

6 Durchgeführte Transfermaßnahmen

Maßnahme	Ort/Rahmen	Datum/Zeitraum	Fortschreibung
Erstellung einer Internetpräsenz für das Projekt	Internetpräsenz unter eigenständiger Domain	Einrichtung bis Ende des 2. Monats, Ausbau in AP4	Internetpräsenz unter: (KI-NAVIGATOR: Startseite)
Vorstellung des Projekts auf praxisorientierten Veranstaltungen durch	Besuch von Veranstaltungen ähnlicher Interessensgruppen, bspw. „KI-	Regelmäßig, mit Fokus auf Anlaufphase und Projektabschluss	Das Projekt wurde auf folgenden Veranstaltungen präsentiert: HICL

Maßnahme	Ort/Rahmen	Datum/Zeitraum	Fortschreibung
Vorträge und ggf. Poster	DeepDive“ oder „Tag der Logistik“		2024, KI-DeepDive 2024, Tag der Logistik 2024, KI-DeepDive 2025
Einbeziehung relevanter Multiplikatoren	Im Rahmen der Bearbeitung der Arbeitspakete und gemeinsame Verbreitung der Ergebnisse	Im Rahmen von AP2	Das MDZ wurde bei der Verbreitung von der Umfrage einbezogen.
Verfassen eines praxisnahen Zeitschriftenbeitrags	Praxisnahe Zeitschriften mit entsprechender Ausrichtung, bspw. Industrie 4.0 Management, DVZ, Logistik Heute	Bei der Erzielung passender (Teil-)Ergebnisse, im Anschluss an AP2 oder AP3	Es wurde ein Blogbeitrag auf der Website des Mittelstand-Digital Zentrums Hamburg veröffentlicht. Weitere Veröffentlichungen sind in Planung.
Verfassen eines wissenschaftlichen Beitrags	Veröffentlichungen	Bei der Erzielung passender (Teil-)Ergebnisse mit hoher wissenschaftlicher Relevanz, voraussichtlich mit Abschluss des AP4	Beitrag bei der Hamburg International Conference of Logistics, Nofoma sowie EurOMA eingereicht.
Beiträge in Social Networks	Über Medium, LinkedIn sowie auf der Internetseite des Projekts	Bei der Erzielung passender (Teil-)Ergebnisse	Mehrere Beiträge zu Zwischenergebnissen, Konferenzteilnahmen und Projektbegeleitenden Ausschüssen wurden erstellt.
Vier Sitzungen des projektbegleitenden Ausschusses (PA)	Im Rahmen von Workshop-Sitzungen in der Forschungsstelle	Geplant jeweils zum Ende des Projektmonats 1, 10, 12 und 15	Die Sitzungen erfolgten am 12.04.2024, 26.02.2025, 29.04.2025 und 17.07.2025
Eine Fokusgruppen Diskussion	Im Rahmen von Workshop-Sitzungen in der Forschungsstelle	Geplant zum Ende des Projektmonats 15	Die Sitzung erfolgte am 31.07.2025
Fünf Umsetzungs-beteiligungen	Im Rahmen von Workshop-Sitzungen in den Unternehmen	Im Rahmen von AP3	Die Umsetzungen erfolgten am 11.03.2025, 08.05.2025, 03.06.2025, 05.06.2025 und 30.07.2025

7 Geplante spezifische Transfermaßnahmen nach der Projektlaufzeit

Maßnahme	Ort/Rahmen	Datum/Zeitraum	Fortschreibung
Pflege der Internetpräsenz des Projekts	Während des Projekts gewählte Domain wird weiterhin betreut	Bis 3 Jahre nach Projektende	Die Website wird bis 3 Jahre nach Projektende unterhalten.
Pflege und Weiterentwicklung des webbasierten Demonstrators	Verbreitung der Projektergebnisse für Praktiker und Wissenschaftler	Bis 2 Jahre nach Projektende	Der während des Projekts erstellte webbasiertes Wissenswerkzeug wird weiter betreut
Seminarangebot	TUHH	Bis 2 Jahre nach Projektende	Das entwickelte Seminarangebot für interessierte KMU wird weiter angeboten. Die erste Veranstaltung fand in Kooperation mit dem EDIH am 23.09.2025 statt.
Integration in die Lehre	Vorlesungen und Seminare zu KI in Logistik und Supply Chain Management in den entsprechenden Programmen der TUHH	Bis 1 Jahr nach Projektende	Erkenntnisse aus dem Projekt fließen in das Modul Logistikwirtschaft.
Verbreitung der Projektergebnisse in praxisnahen Veröffentlichungen	Beiträge in praxisnahen Zeitschriften	Bis 1 Jahr nach Projektende	Mehrere wissenschaftliche Beiträge werden vorbereitet.
Veröffentlichung und Verbreitung des Schlussberichtes	Gemeinsam mit der Forschungsvereinigung BVL über Newsletter und die Bereitstellung auf der BVL Homepage	Im Rahmen des Projektabschlusses	Die Verbreitung des Schlussberichts erfolgt im Anschluss an das Projekt.

8 Literaturverzeichnis

- Abbasi, Babak; Babaei, Toktam; Hosseinifard, Zahra; Smith-Miles, Kate; Dehghani, Maryam (2020): Predicting solutions of large-scale optimization problems via machine learning: A case study in blood supply chain management. In: *Computers & Operations Research* 119, S. 104941. DOI: 10.1016/j.cor.2020.104941.
- Aboutorab, Hamed; Hussain, Omar K.; Saberi, Morteza; Hussain, Farookh Khadeer (2022): A reinforcement learning-based framework for disruption risk identification in supply chains. In: *Future Generation Computer Systems* 126, S. 110–122. DOI: 10.1016/j.future.2021.08.004.
- Agrawal, Ashwin; Singh, Vishal; Fischer, Martin (2023): LeanAI: A method for AEC practitioners to effectively plan AI implementations.
- Ait Ben Hamou, Khalid; Jarir, Zahi; Elfirdoussi, Selwa (2024): Design of a Machine Learning-based Decision Support System for Product Scheduling on Non Identical Parallel Machines. In: *Eng. Technol. Appl. Sci. Res.* 14 (5), S. 16317–16325. DOI: 10.48084/etasr.7934.
- Alsheibani, S., Cheung, Y. und Messom, C.: Factors inhibiting the adoption of artificial intelligence at organizational-level: A preliminary investigation. In: *AMCIS Proceedings*. Online verfügbar unter <https://research.monash.edu/en/publications/factors-inhibiting-the-adoption-of-artificial-intelligence-at-org.>, zuletzt geprüft am 09.10.2025.
- Alzahrani, Ahmed; Asghar, Muhammad Zubair (2024): Cyber vulnerabilities detection system in logistics-based IoT data exchange. In: *Egyptian Informatics Journal* 25, S. 100448. DOI: 10.1016/j.eij.2024.100448.
- Appio, Francesco Paolo; Cacciatore, Emanuele; Cesaroni, Fabrizio; Crupi, Antonio; Marozzo, Veronica (2024): Open innovation at the digital frontier: unraveling the paradoxes and roadmaps for SMEs' successful digital transformation. In: *EJIM* 27 (9), S. 223–247. DOI: 10.1108/EJIM-04-2023-0343.
- Åström, Josef; Reim, Wiebke; Parida, Vinit (2022): Value creation and value capture for AI business model innovation: a three-phase process framework. In: *Rev Manag Sci* 16 (7), S. 2111–2133. DOI: 10.1007/s11846-022-00521-z.
- Badakhshan, Ehsan; Mustafee, Navonil; Bahadori, Ramin (2024): Application of simulation and machine learning in supply chain management: A synthesis of the literature using the Sim-ML literature classification framework. In: *Computers & Industrial Engineering* 198, S. 110649. DOI: 10.1016/j.cie.2024.110649.
- Badghish, Saeed; Soomro, Yasir Ali (2024): Artificial Intelligence Adoption by SMEs to Achieve Sustainable Business Performance: Application of Technology–Organization–Environment Framework. In: *Sustainability* 16 (5), S. 1864. DOI: 10.3390/su16051864.
- Bao, Wenqing; Xu, Ke; Leng, Qian (2024): Research on the Financial Credit Risk Management Model of Real Estate Supply Chain Based on GA-SVM Algorithm: A Comprehensive Evaluation of AI Model and Traditional Model. In: *Procedia Computer Science* 243, S. 900–909. DOI: 10.1016/j.procs.2024.09.108.

- Barjasic, Simon; Fulde, Timo; Schweiger, Stefan (Hg.) (o. J.): KI IMPLEMENTIERUNGSLEITFADEN FÜR KMU DES MASCHINEN- UND ANLAGENBAU. Kompetenzzentrum Smart Services. Online verfügbar unter <https://smart-service-bw.de/wp-content/uploads/2025/06/KI-Implementierungsleitfaden-KSS.pdf>, zuletzt geprüft am 14.10.2025.
- Bassiouni, Mahmoud M.; Chakraborty, Ripon K.; Sallam, Karam M.; Hussain, Omar K. (2024): Deep learning approaches to identify order status in a complex supply chain. In: *Expert systems with applications* 250, S. 123947. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.123947.
- Batsis, Alex; Samothrakis, Spyridon (2024): Contextual reinforcement learning for supply chain management. In: *Expert systems with applications* 249, S. 123541. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.123541.
- Bogner, Alexander; Littig, Beate; Menz, Wolfgang (2014): Interviews mit Experten. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- Boone, Tonya; Fahimnia, Behnam; Ganeshan, Ram; Herold, David M.; Sanders, Nada R. (2025): Generative AI: Opportunities, challenges, and research directions for supply chain resilience. In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 199, S. 104135. DOI: 10.1016/j.tre.2025.104135.
- Burtea, Radu; Tsay, Calvin (2024): Constrained continuous-action reinforcement learning for supply chain inventory management. In: *Computers & Chemical Engineering* 181, S. 108518. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2023.108518.
- Butt, Javaid (2020): A Conceptual Framework to Support Digital Transformation in Manufacturing Using an Integrated Business Process Management Approach. In: *Designs* 4 (3), S. 17. DOI: 10.3390/designs4030017.
- Camur, Mustafa Can; Ravi, Sandipp Krishnan; Saleh, Shadi (2024): Enhancing supply chain resilience: A machine learning approach for predicting product availability dates under disruption. In: *Expert systems with applications* 247, S. 123226. DOI: 10.1016/j.eswa.2024.123226.
- Carvalho, Philippe; Lafou, Meriem; Durupt, Alexandre; Leblanc, Antoine; Grandvalet, Yves (2024): Detecting visual anomalies in an industrial environment: Unsupervised methods put to the test on the AutoVI dataset. In: *Computers in Industry* 163, S. 104151. DOI: 10.1016/j.compind.2024.104151.
- Castán-Lascorz, M. A.; Jiménez-Herrera, P.; Troncoso, A.; Asencio-Cortés, G. (2022): A new hybrid method for predicting univariate and multivariate time series based on pattern forecasting. In: *Information Sciences* 586, S. 611–627. DOI: 10.1016/j.ins.2021.12.001.
- cea-wismar (Hg.) (2021): Entwicklung einer Simulationsumgebung für die automatisierte Modellkonfiguration zur Auslegung und Absicherung KI-basierter Fahrfunktionen. Unter Mitarbeit von Or Aviv Yarom und Xiaobo Liu-Henke. ASIM_WS_2021. Salzdahlumer Str. 46/48, 38302. Institut für Mechatronik, Ostfalia Hochschule für angewandte Wissenschaften. 5 Bände. Online verfügbar unter https://www.cea-wismar.de/asim2021/tagungsband/data/ASIM_WS_2021_paper_5.pdf, zuletzt geprüft am 15.06.2025.
- Chandra, Rohitash; Zhu, Baicheng; Fang, Qingying; Shinjikashvili, Eka (2025): Large language models for newspaper sentiment analysis during COVID-19: The Guardian. In: *Applied Soft Computing* 171, S. 112743. DOI: 10.1016/j.asoc.2025.112743.

- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C. und Wirth, R.: CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide. CRISP-DM Consortium. Online verfügbar unter <https://mineracaodados.wordpress.com/wp-content/uploads/2012/12/crisp-dm-1-0.pdf>, zuletzt geprüft am 15.11.2024.
- Chaudhuri, Koushiki Dasgupta; Alkan, Bugra (2022): A hybrid extreme learning machine model with harris hawks optimisation algorithm: an optimised model for product demand forecasting applications. In: *Appl Intell* 52 (10), S. 11489–11505. DOI: 10.1007/s10489-022-03251-7.
- Choi, Youngkeun; Choi, Jae W. (2023): Assessing the Predictive Performance of Machine Learning in Direct Marketing Response. In: *International Journal of E-Business Research* 19 (1), S. 1–12. DOI: 10.4018/IJEER.321458.
- Cui, Xiling; Zhu, Zhongshan; Liu, Libo; Zhou, Qiang; Liu, Qiang (2024): Anomaly detection in consumer review analytics for idea generation in product innovation: Comparing machine learning and deep learning techniques. In: *Technovation* 134, S. 103028. DOI: 10.1016/j.technovation.2024.103028.
- Culot, Giovanna; Podrecca, Matteo; Nassimbeni, Guido (2024): Artificial intelligence in supply chain management: A systematic literature review of empirical studies and research directions. In: *Computers in Industry* 162, S. 104132. DOI: 10.1016/j.compind.2024.104132.
- Dalal, Surjeet; Lilhore, Umesh Kumar; Simaiya, Sarita; Radulescu, Magdalena; Belascu, Lucian (2024): Improving efficiency and sustainability via supply chain optimization through CNNs and BiLSTM. In: *Technological Forecasting and Social Change* 209, S. 123841. DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123841.
- Deepu, T. S.; Ravi, V. (2023): A review of literature on implementation and operational dimensions of supply chain digitalization: Framework development and future research directions. In: *International Journal of Information Management Data Insights* 3 (1), S. 100156. DOI: 10.1016/j.jjime.2023.100156.
- Demizu, Tsukasa; Fukazawa, Yusuke; Morita, Hiroshi (2023): Inventory management of new products in retailers using model-based deep reinforcement learning. In: *Expert systems with applications* 229, S. 120256. DOI: 10.1016/j.eswa.2023.120256.
- Di Yuan; Wang, Yue (2025): Sustainable supply chain management: A green computing approach using deep Q-networks. In: *Sustainable Computing: Informatics and Systems* 45, S. 101063. DOI: 10.1016/j.sus-com.2024.101063.
- Eberlein, Matthias; Enge-Rosenblatt, Olaf; Kostov, André; Lohmann-Schwitale, Katja; Martin, Ron; Mayer, Dirk et al. (2025): Schritt für Schritt zur eigenen KI-Lösung: Ein Leitfaden für KMU. Hg. v. Fraunhofer-Institut für Integrierte Schaltungen IIS. Online verfügbar unter https://www.eas.iis.fraunhofer.de/de/medien_presse/infomaterial/whitepaper-schritte-zur-ki-loesung-kmu.html, zuletzt geprüft am 15.10.2025.
- Ebert, Christopf (2008): Systematisches Requirements Engineering und Management - Anforderungen ermitteln, spezifizieren, analysieren und verwalten. 2. Aufl.: Symposion Publishing.
- Eisele, Olaf; Harlacher, Markus; Lennings, Frank (2023): Bedarfsgerechte Auswahl und Einführung von KI-Anwendungen. In: Sascha Stowasser (Hg.): Künstliche Intelligenz (KI) und Arbeit. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (ifaa-Edition), S. 107–139.

- Ensafi, Yasaman; Amin, Saman Hassanzadeh; Zhang, Guoqing; Shah, Bharat (2022): Time-series forecasting of seasonal items sales using machine learning – A comparative analysis. In: *International Journal of Information Management Data Insights* 2 (1), S. 100058. DOI: 10.1016/j.jjime.2022.100058.
- Fan, Siyu; Wu, Yifei; Yang, Ruochen (2025): Measuring firm-level supply chain risk using a generative large language model. In: *Finance Research Letters* 77, S. 107111. DOI: 10.1016/j.frl.2025.107111.
- Fink, Arlene (2014): Conducting research literature reviews. from the internet to paper. 4. Aufl. Los Angeles: SAGE.
- Fischer, Edward (2007): Enactment von Vorgehensmodellen - ein Drahtseilakt zwischen Methoden, Werkzeugen und Handarbeit. In: *Informatik 2007 – Informatik trifft Logistik* (PISSN: 1617-5468), Artikel ISBN: 978-3-88579-206-1, S. 297–301.
- Fischer, Thomas; Biskup, Hubert; Müller-Luschnat, Günther (1998): Begriffliche Grundlagen für Vorgehensmodelle. In: Ralf Kneuper, Günther Müller-Luschnat und Andreas Oberweis (Hg.): *Vorgehensmodelle für die betriebliche Anwendungsentwicklung*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, S. 13–31.
- Fosso Wamba, Samuel; Queiroz, Maciel M.; Chiappetta Jabbour, Charbel Jose; Shi, Chunming (2023): Are both generative AI and ChatGPT game changers for 21st-Century operations and supply chain excellence? In: *International Journal of Production Economics* 265, S. 109015. DOI: 10.1016/j.ijpe.2023.109015.
- Fuchs, Jonas; Ladewig, Lasse Bo; Kersten, Wolfgang (2024): Resilienz und Nachhaltigkeit in der Lieferkette – Wie sich KMU auf die bevorstehenden Veränderungen vorbereiten können. In: *I40S (Industry 4.0 Science)*, S.57–62. DOI:10.30844/I4SD.24.1.57
- Garousi, Vahid; Felderer, Michael; Mäntylä, Mika V. (2019): Guidelines for including grey literature and conducting multivocal literature reviews in software engineering. In: *Information and Software Technology* 106, S. 101–121. DOI: 10.1016/j.infsof.2018.09.006.
- Ghasemi, Peiman; Goli, Alireza; Goodarzian, Fariba; Ehmke, Jan Fabian (2025): Simulation-based genetic algorithm for optimizing a municipal cooperative waste supply chain in a pandemic. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 139, S. 109478. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.109478.
- Gidiagba, Joachim O.; Tartibu, Lagouge K.; Okwu, Modestus O. (2025): A systematic review of machine learning applications in sustainable supplier selection. In: *Decision Analytics Journal* 14, S. 100547. DOI: 10.1016/j.dajour.2025.100547.
- Gläser und Laudel (2012): Experteninterviews und qualitative Inhaltsanalyse. als Instrumente rekonstruierender Untersuchungen. 4. Aufl. Wiesbaden: Springer.
- Gołęb-Andrzejak, Edyta (2024): AI-powered Customer Relationship Management – GenerativeAI-based CRM – Einstein GPT, Sugar CRM, and MS Dynamics 365. In: *Procedia Computer Science* 246, S. 1790–1799. DOI: 10.1016/j.procs.2024.09.683.
- Gonçalves, Rodrigo; Domingues, Luísa (2025): Artificial Intelligence Driving Intelligent Logistics: Benefits, Challenges, and Drawbacks. In: *Procedia Computer Science* 256, S. 665–672. DOI: 10.1016/j.procs.2025.02.165.

- Goodarzian, Fariba; Navaei, Ali; Ehsani, Behdad; Ghasemi, Peiman; Muñuzuri, Jesús (2022): Designing an integrated responsive-green-cold vaccine supply chain network using Internet-of-Things: artificial intelligence-based solutions. In: *Annals of operations research*, S. 1–45. DOI: 10.1007/s10479-022-04713-4.
- Grybauskas, Andrius; Cárdenas-Rubio, Jeisson (2024): Unlocking employer insights: Using large language models to explore human-centric aspects in the context of industry 5.0. In: *Technological Forecasting and Social Change* 208, S. 123719. DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123719.
- Harlacher, Markus; Terstegen, Sebastian; Ottersböck, Nicole; Lennings, Frank; Niehues, Sina; Conrad, Ralph W. et al. (2023): Roadmap für den Weg zur eigenen KI-Lösung. In: Sascha Stowasser (Hg.): *Künstliche Intelligenz (KI) und Arbeit*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (ifaa-Edition), S. 73–105.
- Haselbeck, Florian; Killinger, Jennifer; Menrad, Klaus; Hannus, Thomas; Grimm, Dominik G. (2022): Machine Learning Outperforms Classical Forecasting on Horticultural Sales Predictions. In: *Machine Learning with Applications* 7, S. 100239. DOI: 10.1016/j.mlwa.2021.100239.
- Intel (o. J.): KI Implementierung: In kleinen Schritten zum Ziel. Ein praktischer Leitfaden zur Einführung einer datengetriebenen Unternehmenskultur. Online verfügbar unter <https://www.intel.de/content/dam/www/public/emea/de/de/documents/guides/enterprise-and-government-ai-eguide-for-distribution.pdf>, zuletzt geprüft am 14.10.2025.
- Islam, Samiul; Amin, Saman Hassanzadeh (2020): Prediction of probable backorder scenarios in the supply chain using Distributed Random Forest and Gradient Boosting Machine learning techniques. In: *J Big Data* 7 (1). DOI: 10.1186/s40537-020-00345-2.
- Islam, Samiul; Amin, Saman Hassanzadeh; Wardley, Leslie J. (2022): Supplier selection and order allocation planning using predictive analytics and multi-objective programming. In: *Computers & Industrial Engineering* 174, S. 108825. DOI: 10.1016/j.cie.2022.108825.
- Jacob, Adrian; Achour, Anas Ben; Teicher, Uwe; Ihlenfeldt, Steffen (2024): Approach to a GPT-based Early Detection Tool to Evaluate Heterogeneous Data Sources and Identify Reconfiguration Needs of SMEs in the Production Sector. In: *Procedia CIRP* 130, S. 631–636. DOI: 10.1016/j.procir.2024.10.140.
- Jang, Inyoung; Kim, Jaekwang; Park, Inyoung (2025): When AI takes your call: Investigating the impact of conversational styles on customer service agents' affective delivery. In: *Telematics and Informatics* 99, S. 102277. DOI: 10.1016/j.tele.2025.102277.
- Jiang, Yaping (2022): Procurement Volume Prediction of Cross-Border E-Commerce Platform Based on BP-NN. In: *Wireless Communications and Mobile Computing* 2022 (1), Artikel 7596819. DOI: 10.1155/2022/7596819.
- Jöhnk, Jan; Weißert, Malte; Wyrтки, Katrin (2021): Ready or Not, AI Comes— An Interview Study of Organizational AI Readiness Factors. In: *Bus Inf Syst Eng* 63 (1), S. 5–20. DOI: 10.1007/s12599-020-00676-7.

- Király, Franz J.; Löning, Markus; Blaom, Anthony; Guecioueur, Ahmed; Sonabend, Raphael (2021): Designing Machine Learning Toolboxes: Concepts, Principles and Patterns. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2101.04938v1>.
- Kuhn, Calvin Klaus; Kokorski, Stefan; Kranz, Michael (2024): Praxisleitfaden zur akzeptanzförderlichen Einführung von KI-Anwendungen in produzierenden Unternehmen : KILIAS, Künstliche Intelligenz für lernförderliche Assistenzsysteme. Unter Mitarbeit von Matthias Schmidhuber, Henning Neumann, Marcel Faulhaber, Jan Niklas Maetschke, Marius Paul Krug, Eric Michael Bunse et al.
- Kutzias, Damian; Dukino, Claudia; Leuteritz, Jan-Paul; :unav (2022): Leitfaden zur Durchführung von KI-Projekten.
- Lin, Haifeng; Lin, Ji; Wang, Fang (2022): An innovative machine learning model for supply chain management. In: *Journal of Innovation & Knowledge* 7 (4), S. 100276. DOI: 10.1016/j.jik.2022.100276.
- Ling, Yu; Wang, Qianlong; Pan, Lin (2024): Advancing multi-port container stowage efficiency: A novel DQN-LNS algorithmic solution. In: *Knowledge-Based Systems* 299, S. 112074. DOI: 10.1016/j.knosys.2024.112074.
- Lipianina-Honcharenko, Khrystyna; Sachenko, Anatoliy; Semaniuk, Vita; Badasian, Anna; Kopania, Łukasz (2023): Intelligent Method for Selecting Business Location in Smart City. In: 2023 IEEE 12th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). 2023 IEEE 12th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). Dortmund, Germany, 07.09.2023 - 09.09.2023: IEEE, S. 1184–1188.
- Liu, Sheng; Yang, Shixun (2024): Machine Learning-Based Market Segmentation and Consumer Behavior Prediction Models. In: Proceedings of the International Conference on Decision Science & Management. ICDSM 2024: International Conference on Decision Science & Management. Hong Kong China, 26 04 2024 28 04 2024. New York, NY, USA: ACM, S. 122–126.
- Liu, Yan; Hu, Shijie; Zhang, Haichun; Dong, Qiuxian; Liu, Weidong (2024): Intelligent mining methodology of product field failure data by fusing deep learning and association rules for after-sales service text. In: *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 133, S. 108303. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.108303.
- Lu, Xingwei; Xu, Xianhao; Sun, Yi (2025): Enhancing resilience in supply chains through resource orchestration and AI assimilation: An empirical exploration. In: *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review* 195, S. 103980. DOI: 10.1016/j.tre.2025.103980.
- Luo, Yinyi; Zhong, Jinghui; Liu, Wei-Li; Chen, Wei-Neng (2022): Automatic Business Location Selection through Particle Swarm Optimization and Neural Network.
- Ma, Peihua; Tsai, Shawn; He, Yiyang; Jia, Xiaoxue; Zhen, Dongyang; Yu, Ning et al. (2024): Large language models in food science: Innovations, applications, and future. In: *Trends in Food Science & Technology* 148, S. 104488. DOI: 10.1016/j.tifs.2024.104488.
- Marchesano, Maria Grazia; Guizzi, Guido; Popolo, Valentina; Converso, Giuseppe (2022): Dynamic scheduling of a due date constrained flow shop with Deep Reinforcement Learning. In: *IFAC-PapersOnLine* 55 (10), S. 2932–2937. DOI: 10.1016/j.ifacol.2022.10.177.

- Mayring, Philipp; Fenzl, Thomas (2019): Qualitative Inhaltsanalyse. In: Nina Baur und Jörg Blasius (Hg.): Handbuch Methoden der empirischen Sozialforschung. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 633–648.
- Menti, Federica; Romero, David; Jacobsen, Peter (2023): A technology assessment and implementation model for evaluating socio-cultural and technical factors for the successful deployment of Logistics 4.0 technologies. In: *Technological Forecasting and Social Change* 190, S. 122469. DOI: 10.1016/j.techfore.2023.122469.
- Nahhas, Abdulrahman; Kharitonov, Andrey; Turowski, Klaus (2024): Deep Reinforcement Learning for Solving Allocation Problems in Supply Chain: An Image-Based Observation Space. In: *Procedia Computer Science* 232, S. 2570–2579. DOI: 10.1016/j.procs.2024.02.075.
- Nikolopoulos, Konstantinos; Punia, Sushil; Schäfers, Andreas; Tsinopoulos, Christos; Vasilakis, Chrysovalantis (2021): Forecasting and planning during a pandemic: COVID-19 growth rates, supply chain disruptions, and governmental decisions. In: *European journal of operational research* 290 (1), S. 99–115. DOI: 10.1016/j.ejor.2020.08.001.
- Othayoth, Samyuktha Palangad; Muthalagu, Raja (2022): Customer segmentation using various machine learning techniques. In: *IJBIDM* 20 (4), Artikel 123218, S. 480. DOI: 10.1504/ijbidm.2022.123218.
- Page, Matthew J.; McKenzie, Joanne E.; Bossuyt, Patrick M.; Boutron, Isabelle; Hoffmann, Tammy C.; Mulrow, Cynthia D. et al. (2021): The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. In: *BMJ (Clinical research ed.)* 372, n71. DOI: 10.1136/bmj.n71.
- Peifer, Yannick (2023): KÜNSTLICHE INTELLIGENZ ERFOLGREICH EINFÜHREN. Orientierungshilfen für Führungskräfte. Hg. v. ifaa — Institut für angewandte Arbeitswissenschaft e. V. Online verfügbar unter <https://www.arbeitswissenschaft.net/angebote-produkte/broschueren/ue-bro-hwl-2023>, zuletzt geprüft am 14.10.2025.
- Ponce-Alcocer, Andrea-Isabel; Orcon-Gomez, Diego-Kensey; Gonzalo-Lujan, Karla-Veronica; Vilchez-Baca, Herbert-Antonio (2024): Optimization of the Warehouse Logistics System, Through the Application of Lean Warehouse and Machine Learning Algorithms. In: Marcelo V. Garcia, Carlos Gordón-Gallegos, Asier Salazar-Ramírez und Carlos Nuñez (Hg.): Proceedings of the International Conference on Computer Science, Electronics and Industrial Engineering (CSEI 2023), Bd. 797. Cham: Springer Nature Switzerland (Lecture Notes in Networks and Systems), S. 899–919.
- Pumplun, L., Tauchert, C. und Heidt, M. (2019): A new organizational chassis for artificial intelligence – Exploring organizational readiness factors. In: *ECIS Research Papers*. Online verfügbar unter https://aisel.aisnet.org/ecis2019_rp/106., zuletzt geprüft am 09.10.2025.
- Rahman, M. A.; Basheer, M. A.; Khalid, Z.; Tahir, M.; Uppal, M. (2025): Logistics Hub Location Optimization: A K-Means and P-Median Model Hybrid Approach Using Road Network Distances. In: *Transportation Research Procedia* 84, S. 219–226. DOI: 10.1016/j.trpro.2025.03.066.
- Rogers, E.M (2003): Diffusion of innovations. 5th ed. New York: Simon and Schuster.
- Roumeliotis, Konstantinos I.; Tselikas, Nikolaos D.; Nasiopoulos, Dimitrios K. (2025): LLMs for product classification in e-commerce: A zero-shot comparative study of GPT and claude models. In: *Natural Language Processing Journal* 11, S. 100142. DOI: 10.1016/j.nlp.2025.100142.

- Russel, Stuart; Norvig, Peter (2021): Künstliche Intelligenz. Ein moderner Ansatz. 3., aktualisierte Auflage. München: Pearson.
- Sang, Bin (2021): Application of genetic algorithm and BP neural network in supply chain finance under information sharing. In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 384, S. 113170. DOI: 10.1016/j.cam.2020.113170.
- Sauer, Carl René; Burggräf, Peter; Steinberg, Fabian (2025): A systematic review of machine learning for hybrid intelligence in production management. In: *Decision Analytics Journal* 15, S. 100574. DOI: 10.1016/j.dajour.2025.100574.
- Scharch, Manuel (2016): Vorgehensmodelle in der Software-Entwicklung. In: *Arbeitspapiere WI* (Nr. 4/2016), Artikel ISSN 1613-6667.
- Schnelle, Johannes; Schöpfer, Henning; Kersten, Wolfgang (2021): Corona: Katalysator für Digitalisierung und Transparenz? In: *I40M (Industrie 4.0 Management)*, S. 27–31. DOI:10.30844/I40M_21-1_S27-31
- Schroeder, Meike; Lodemann, Sebastian (2021): A Systematic Investigation of the Integration of Machine Learning into Supply Chain Risk Management. In: *Logistics*, S. 62. DOI:10.3390/logistics5030062
- Selukar, Mayur; Jain, Pooja; Kumar, Tapan (2022): Inventory control of multiple perishable goods using deep reinforcement learning for sustainable environment. In: *Sustainable Energy Technologies and Assessments* 52, S. 102038. DOI: 10.1016/j.seta.2022.102038.
- Steinberg, Fabian; Burggräf, Peter; Wagner, Johannes; Heinbach, Benjamin; Saßmannshausen, Till; Brintrup, Alexandra (2023): A novel machine learning model for predicting late supplier deliveries of low-volume-high-variety products with application in a German machinery industry. In: *Supply Chain Analytics* 1, S. 100003. DOI: 10.1016/j.sca.2023.100003.
- Stowasser, Sascha; Suchy, Oliver; Huchler, Norbert; Müller, Nadine; Peissner, Matthias; Stich, Andrea et al. (2020): Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change-Management. acatech. Online verfügbar unter <https://www.acatech.de/publikation/einfuehrung-von-ki-systemen-in-unternehmen-gestaltungsansaetze-fuer-das-change-management/>, zuletzt geprüft am 10.10.2025.
- Sundberg, Leif; Holmström, Jonny (2023): Democratizing artificial intelligence: How no-code AI can leverage machine learning operations. In: *Business Horizons* 66 (6), S. 777–788. DOI: 10.1016/j.bushor.2023.04.003.
- Tang, Tiantian; Zhang, Min; Jia, Huijie; Bhandari, Bhesh; Guo, Zhimei (2025): Intelligent monitoring of fruit and vegetable freshness in supply chain based on 3D printing and lightweight deep convolutional neural networks (DCNN). In: *Food chemistry* 480, S. 143886. DOI: 10.1016/j.foodchem.2025.143886.
- Tian, Ran; Lu, Meng; Wang, Haopeng; Wang, Bo; Tang, Qingxia (2024): IACPPPO: A deep reinforcement learning-based model for warehouse inventory replenishment. In: *Computers & Industrial Engineering* 187, S. 109829. DOI: 10.1016/j.cie.2023.109829.
- Tornatzky, L.; Fleischer, M. (1990): The process of technology innovation. Lexington, MA: Lexington Books.

- Wan, Yuwei; Chen, Zheyuan; Liu, Ying; Chen, Chong; Packianather, Michael (2025): Empowering LLMs by hybrid retrieval-augmented generation for domain-centric Q&A in smart manufacturing. In: *Advanced Engineering Informatics* 65, S. 103212. DOI: 10.1016/j.aei.2025.103212.
- Wang, Shaofeng; Zhang, Hao (2025): Generative artificial intelligence and internationalization green innovation: Roles of supply chain innovations and AI regulation for SMEs. In: *Technology in Society* 82, S. 102898. DOI: 10.1016/j.techsoc.2025.102898.
- Zaghdoudi, Mohamed Aziz; Hajri-Gabouj, Sonia; Ghezail, Feiza; Darmoul, Saber; Varnier, Christophe; Zerhouni, Noureddine (2024): Collaborative and integrated data-driven delay prediction and supplier selection optimization: A case study in a furniture industry. In: *Computers & Industrial Engineering* 197, S. 110590. DOI: 10.1016/j.cie.2024.110590.
- Zhang, Shuiwang; Bi, Cancan; Zhang, Min (2021): Logistics service supply chain order allocation mixed K-Means and Qos matching. In: *Procedia Computer Science* 188, S. 121–129. DOI: 10.1016/j.procs.2021.05.060.
- Zhao, Yonggan; Zhang, Min; Mujumdar, Arun S.; Adhikari, Benu; Rui, Luming (2025): AI-based low-altitude delivery fresh food supply Chain: Research progress and trends. In: *Trends in Food Science & Technology* 161, S. 105056. DOI: 10.1016/j.tifs.2025.105056.
- Zheng, Jie (2025): Tourism supply chain resilience assessment and optimization based on complex networks and genetic algorithms. In: *Systems and Soft Computing* 7, S. 200214. DOI: 10.1016/j.sasc.2025.200214.
- Zwarg, Jennifer; Jede, Andreas; Bensberg, Frank (2023): Konzeption erforderlicher Rahmenbedingungen für den Einsatz von Künstlicher Intelligenz im Unternehmen. In: *AKWI* (17). DOI: 10.26034/lu.akwi.2023.n17.