

Fachbereich Wirtschaftswissenschaften  
Wissenschaftliche Schriften Nr. 41/2026

# Aufbruch ins KI-Zeitalter

Prof. Dr. Holger Reinemann  
Christoph Szedlak, M.Sc.  
Hendrik Solscheid, M.Eng.

Wissenschaftliche Schriften des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften  
Hochschule Koblenz – University of Applied Sciences

Aufbruch ins KI-Zeitalter –  
Empirische Muster der Transformation in Unternehmen des nördlichen  
Rheinland-Pfalz

von

Prof. Dr. Holger Reinemann  
Christoph Szedlak, M.Sc.  
Hendrik Solscheid, M.Eng.

Vollbeleg: Reinemann, Holger; Szedlak, Christoph; Solscheid, Hendrik:  
Aufbruch ins KI-Zeitalter - Empirische Muster der Transformation in Unternehmen  
des nördlichen Rheinland-Pfalz, in:  
Wissenschaftliche Schriften des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften, Hochschule  
Koblenz – University of Applied Sciences, Nr. 41 - 2026

Koblenz, Juli 2026

ISSN 1868-3711

Alle Rechte vorbehalten.

© Prof. Dr. Holger Reinemann, Hochschule Koblenz – University of Applied Sciences.  
Das Werk einschließlich seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung  
außerhalb der engen Grenzen des Urheberrechts ist ohne Zustimmung der Autoren  
unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen,  
Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen  
Systemen.

# Wissenschaftliche Schriften

Mit der Herausgabe des „Wissenschaftlichen Schriften“ werden aktuelle Ergebnisse der Forschungstätigkeiten des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften dokumentiert und sowohl in gedruckter als auch in elektronischer Form veröffentlicht.

Wissenschaftler, Praktiker und Studierende erhalten Einblick in die wirtschaftswissenschaftliche Forschungsarbeit des Fachbereichs, die sich mit betriebswirtschaftlichen, volkswirtschaftlichen und wirtschaftsjuristischen Fragestellungen befasst. Eine anwendungsorientierte Forschung stellt dabei sicher, dass die Aufarbeitung vorhandenen Wissens und die Suche nach neuen Erkenntnissen von Gestaltungshinweisen für die Unternehmenspraxis begleitet werden.

Die Wissenschaftlichen Schriften des Fachbereichs Wirtschaftswissenschaften an der Hochschule Koblenz – University of Applied Sciences erscheinen mehrmals jährlich. Weitere Informationen unter [www.hs-koblenz.de/wirtschaftswissenschaften](http://www.hs-koblenz.de/wirtschaftswissenschaften).

Schriftenleitung

Sarah Herdam

Prof. Dr. Andreas Mengen

Prof. Dr. Holger Philipps

Hanna Salomo

## Aufbruch ins KI-Zeitalter

Künstliche Intelligenz ist auch für Unternehmen im nördlichen Rheinland-Pfalz zu einem wichtigen Zukunftsthema geworden. Zwischen wachsender strategischer Aufmerksamkeit und tatsächlicher organisationaler Verankerung bestehen jedoch weiterhin deutliche Unterschiede. Viele Unternehmen befassen sich bereits mit ersten KI-Anwendungen, zugleich bleibt offen, wie weit der Einsatz tatsächlich reicht, welche Hürden eine breitere Umsetzung begrenzen und welche Unterstützungsangebote besonders relevant sind.

Der Beitrag geht diesen Fragen auf Basis einer Unternehmensbefragung mit 176 gültigen Fällen aus unterschiedlichen Branchen und Größenklassen nach. Im Mittelpunkt steht dabei nicht nur, ob Unternehmen KI nutzen, sondern auch, wie sich organisationale KI-Reife sinnvoll verstehen und empirisch einordnen lässt.

Die Ergebnisse zeigen deutliche Unterschiede zwischen strategischer Bedeutung, praktischer Nutzung und organisationaler Einbettung von KI. Wer sich hierzu ein genaueres Bild mit Blick auf Unternehmen im nördlichen Rheinland-Pfalz machen möchte, dem sei dieser Beitrag empfohlen. Es lassen sich außerdem wertvolle Hinweise für die wissenschaftliche Diskussion zur KI-Reife von Organisationen als auch für wirkungsvolle Unterstützungsmaßnahmen eben dieser ableiten. Wir wünschen eine interessante und nutzenstiftende Lektüre.

## Vorwort

Die vorliegende Publikation verbindet in besonderer Weise inhaltliche und methodische Lernprozesse. Ihr Ausgangspunkt war eine Unternehmensbefragung zum Einsatz Künstlicher Intelligenz im nördlichen Rheinland-Pfalz, die im Rahmen eines studentischen Projekts durchgeführt wurde. Den beteiligten Studierenden gilt hierfür ein herzlicher Dank.<sup>1</sup> Sie haben durch die Durchführung und Aufbereitung der Erhebung eine zentrale Grundlage für diesen Beitrag geschaffen.

Zugleich war die Erstellung dieses Beitrags selbst Gegenstand eines intensiven, bewusst reflektierten KI-Einsatzes. Ziel war es, die Möglichkeiten Künstlicher Intelligenz für wissenschaftliches Arbeiten nicht nur theoretisch zu diskutieren, sondern konkret im eigenen Forschungs- und Schreibprozess zu erproben. Dabei kamen unter anderem wissenschaftsnahe Tools zur Literaturrecherche und -aufbereitung wie Consensus oder Elicit zum Einsatz. Darüber hinaus wurden verschiedene KI-Assistenten gezielt für Teilaufgaben genutzt, etwa als Lektoratsassistent, Strukturierungshilfe, Sparringspartner bei der Schärfung von Argumentationen oder als Statistik-Coach bei methodischen und analytischen Fragen (siehe Dokumentation im Anhang).

Der KI-Einsatz verfolgte dabei zwei Ziele: erstens eine höhere Produktivität im wissenschaftlichen Arbeitsprozess und zweitens eine höhere Qualität der Ergebnisse. Aus Sicht der Autoren konnten beide Ziele erreicht werden. KI hat den Arbeitsprozess nicht ersetzt, wohl aber in vielerlei Hinsicht beschleunigt, strukturiert und erweitert. Dies betrifft insbesondere die Sichtung und Verdichtung von Literatur, die sprachliche Überarbeitung, die Präzisierung von Argumentationslinien sowie die Unterstützung bei der methodischen Reflexion. Zugleich blieb die inhaltliche Verantwortung in allen Phasen bei den Autoren.

Gerade aus Sicht einer handlungsorientierten Wissenschaft wie der Betriebswirtschaftslehre ist dies von besonderer Bedeutung. Wenn wissenschaftlich fundierte Informationen schneller, präziser und zugleich qualitativ hochwertig für Unternehmen, Wirtschaftsförderungen, Kammern, Hochschulen und weitere Stakeholder aufbereitet werden können, erhöht dies auch den praktischen Nutzen wissenschaftlicher Arbeit. KI kann damit zu einem wichtigen Instrument werden, um Transfer, Anwendungsorientierung und wissenschaftliche Qualität produktiv miteinander zu verbinden. Die vorliegende Publikation versteht sich insofern nicht nur als Beitrag zum KI-Einsatz in regionalen Unternehmen, sondern auch als Beispiel dafür, wie KI den wissenschaftlichen Arbeitsprozess selbst verändern kann.

---

<sup>1</sup> Die beteiligten Studierenden am Projekt waren: Jannik Ehl, Lena Feldmann, Alina Neiß und Julian Vickus

# Inhaltsverzeichnis

|                                                                                                   |     |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------|-----|
| Wissenschaftliche Schriften .....                                                                 | III |
| Aufbruch ins KI-Zeitalter.....                                                                    | IV  |
| Vorwort .....                                                                                     | V   |
| 1 Einleitung.....                                                                                 | 1   |
| 2 Konzeptionelle Grundlagen und theoretischer Bezugsrahmen .....                                  | 3   |
| 2.1 KI als Gegenstand organisationaler Transformation.....                                        | 3   |
| 2.2 Organisationale KI-Reife als Fähigkeitskonstrukt.....                                         | 4   |
| 2.3 Wahrgenommene und implementierungsbasierte KI-Reife .....                                     | 4   |
| 2.4 Strategische Priorisierung, Implementierungsbarrieren und Unternehmensgröße .....             | 5   |
| 2.5 Bezugsrahmen des Beitrags .....                                                               | 7   |
| 3 Datengrundlage und methodisches Vorgehen .....                                                  | 8   |
| 3.1 Untersuchungsdesign und Erhebungsraum .....                                                   | 8   |
| 3.2 Stichprobe .....                                                                              | 8   |
| 3.3 Erhebungsinhalte und Operationalisierung .....                                                | 9   |
| 3.4 Analytisches Vorgehen .....                                                                   | 11  |
| 4 Empirische Ergebnisse zum KI-Einsatz und zu den Implementierungshürden .....                    | 12  |
| 4.1 Aktuelle und zukünftige Bedeutung von KI.....                                                 | 12  |
| 4.2 Bisheriger Einsatz von KI-Anwendungen.....                                                    | 13  |
| 4.3 KI-Reife und Implementierungsstand .....                                                      | 14  |
| 4.4 Hürden der KI-Implementierung .....                                                           | 18  |
| 5 Unterstützungsbedarfe und Prioritäten der Unternehmen.....                                      | 20  |
| 5.1 Vorgehen bei der Erhebung der Unterstützungsbedarfe .....                                     | 20  |
| 5.2 Spontan geäußelter Unterstützungsbedarf .....                                                 | 20  |
| 5.3 Priorisierte Unterstützungsangebote.....                                                      | 21  |
| 6 Einordnung der Befunde und Handlungsempfehlungen .....                                          | 23  |
| 6.1 KI-Reife, strategische Priorisierung und regionale Implikationen .....                        | 23  |
| 6.2 Handlungsempfehlungen für Praxis, Wirtschaftsförderung und regionale Transferstrukturen ..... | 25  |
| 7 Zusammenfassung.....                                                                            | 28  |
| Literaturverzeichnis.....                                                                         | 29  |
| Autorenportraits .....                                                                            | 33  |
| Schriftenverzeichnis .....                                                                        | 35  |

# 1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) gilt inzwischen als eine der wichtigsten Querschnittstechnologien der digitalen Transformation (vgl. Iansiti/Lakhani, 2020; Verhoef et al., 2021; Vial, 2019; Yotzov et al., 2026). Sie eröffnet Unternehmen die Möglichkeit, Informationen effizienter zu verarbeiten, Entscheidungsprozesse zu unterstützen, Routinetätigkeiten zu automatisieren und neue datenbasierte Leistungsangebote zu entwickeln (vgl. Pereira et al., 2026). Gleichzeitig ist KI kein einheitliches oder triviales Implementationsobjekt. Zwischen punktueller Nutzung einzelner Tools und einer breiteren organisatorischen Einbettung liegen erhebliche Unterschiede. Unternehmen müssen relevante Anwendungsfelder identifizieren, Datenzugänge organisieren, Kompetenzen aufbauen, technische Schnittstellen schaffen, rechtliche Unsicherheiten adressieren und schließlich neue Lösungen in bestehende Prozesse integrieren (vgl. Cao et al., 2021).

## ***„Die Unternehmensgröße hat Einfluss auf die KI-Implementierung.“***

Diese Herausforderungen betreffen kleine und mittlere Unternehmen (KMU) in besonderer Weise, da die Literatur für KMU wiederholt auf begrenzte Ressourcen, Wissensdefizite, Datenprobleme und organisatorische Hürden bei der KI-Einführung verweist. Bestehende Studien deuten darauf hin, dass größere Unternehmen im Durchschnitt günstigere strukturelle Voraussetzungen für die Umsetzung aufweisen (vgl. Badghish/Soomro, 2024; Oldemeyer et al., 2025; Sánchez et al., 2025; Zhu et al., 2006). Dennoch können auch KMU von generativen und analytischen KI-Anwendungen profitieren (vgl. Oldemeyer et al., 2026).

Vor diesem Hintergrund gewinnt die Frage an Bedeutung, wie sich organisationale KI-Reife sinnvoll erfassen und erklären lässt (vgl. Raisch/Krakowski, 2021; Verhoef et al., 2021; Yang et al., 2024). In der Literatur wird technologische Reife häufig über Selbstbewertungen, Reifestufenmodelle oder allgemeine Adoptionsindikatoren operationalisiert. Vor diesem Hintergrund erscheint es sinnvoll, zwischen wahrgenommener und implementierungsbasierter KI-Reife analytisch zu unterscheiden (vgl. Raisch/Krakowski, 2021; Yang et al., 2024).

Der vorliegende Beitrag greift diese Überlegung auf und verbindet sie mit einer regionalen Perspektive. Ausgangspunkt ist eine Unternehmensbefragung im nördlichen Rheinland-Pfalz, die den aktuellen Stand des KI-Einsatzes, die wahrgenommene Bedeutung von KI, Hürden der Implementierung sowie Unterstützungsbedarfe in Unternehmen erfasst.

Ziel des Beitrags ist es daher, den Stand des KI-Einsatzes in regionalen Unternehmen empirisch zu beschreiben, die Ergebnisse konzeptionell in den Diskurs um organisationale

KI-Reife einzuordnen und daraus Implikationen für regionale Transfer- und Unterstützungsstrukturen abzuleiten. Im Zentrum stehen drei Leitfragen:

1. Wie ist der aktuelle Stand des KI-Einsatzes und der KI-Reife in Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz?
2. Welche Hürden und Unterstützungsbedarfe zeigen sich im Zusammenhang mit der Einführung und Weiterentwicklung von KI?
3. Welche Schlussfolgerungen lassen sich aus den Befunden für die wissenschaftliche Diskussion um organisationale KI-Reife sowie für die Gestaltung regionaler Unterstützungsangebote ableiten?

Der Beitrag ist wie folgt aufgebaut: Nach der Einleitung werden zunächst konzeptionelle Grundlagen zu KI-Reife, Technologieadoption und Dynamic Capabilities entwickelt. Anschließend werden Datengrundlage und methodisches Vorgehen erläutert. Darauf aufbauend werden die empirischen Ergebnisse zum aktuellen KI-Stand, zu Hürden und Unterstützungsbedarfen dargestellt. Danach folgt eine vertiefte Einordnung der Befunde im Lichte der Reife- und Transformationsdiskussion. Abschließend werden Handlungsempfehlungen für Praxis und Transfer formuliert und die zentralen Ergebnisse zusammengefasst.

## 2 Konzeptionelle Grundlagen und theoretischer Bezugsrahmen

### 2.1 KI als Gegenstand organisationaler Transformation

KI ist nicht lediglich als eine weitere Softwarekategorie zu verstehen, sondern als ein technologisches und organisationales Entwicklungsfeld, dessen Reife sich in der Akkumulation von Implementierungserfahrung, der Verankerung neuer Routinen und der Integration in betriebliche Prozesse zeigt (vgl. García-Vidal et al., 2025; Hansen et al., 2024; Kargas et al., 2026; Prativiera et al., 2026). Sie umfasst ein Bündel datenbasierter Verfahren und Anwendungen, das in unterschiedlichen organisationalen Kontexten sehr verschiedene Funktionen erfüllen kann. Dazu zählen unter anderem die Generierung und Verarbeitung von Texten, die automatische Übersetzung, Prognose- und Analyseverfahren, Mustererkennung, Entscheidungsunterstützung, Automatisierung standardisierbarer Abläufe und dialogorientierte Interaktionsformen (vgl. Brynjolfsson/McAfee, 2017; Davenport/Ronanki, 2018; Iansiti/Lakhani, 2020). Mit wachsender Verfügbarkeit generativer KI haben sich die Zugangsschwellen für viele Unternehmen gesenkt. Dennoch führt die leichte Verfügbarkeit einzelner Werkzeuge nicht automatisch zu einer tieferen organisatorischen Verankerung (vgl. Sánchez et al., 2025).

#### ***„Die Adoption neuer Technologien unterliegt bestimmten Einflussfaktoren.“***

Frühere Adoptionsforschung hat technologische Einführung häufig aus einer strukturellen Perspektive betrachtet. Besonders einflussreich sind hier die Diffusion-of-Innovations-Perspektive sowie der Technology-Organization-Environment-Rahmen (vgl. Oliveira/Martins, 2011; Rogers, 2003; Tornatzky/Fleischer, 1990). Beide Ansätze zeigen, dass Adoption typischerweise von technologischen, organisationalen und umweltbezogenen Bedingungen abhängt. Unternehmensgröße, technologische Kompetenz, Wettbewerbssituation und externe Erwartungen gelten dabei als wichtige Einflussfaktoren. Diese Erklärungen bleiben auch für KI relevant. Sie reichen jedoch nicht vollständig aus, um Unterschiede in Tiefe, Breite und organisationaler Integration von KI zu erklären (vgl. Apostoiaie et al., 2025; Arroyabe et al., 2024; Horani et al., 2023; Kumar et al., 2024).

KI-Implementierung vollzieht sich in vielen Unternehmen nicht als singuläre Adoptionsentscheidung, sondern als iterativer Prozess des Experimentierens, Lernens und Routinisierens (vgl. Hansen et al., 2024; Yang et al., 2024; García-Vidal et al., 2025; Prativiera et al., 2026).

## 2.2 Organisationale KI-Reife als Fähigkeitskonstrukt

Vor diesem Hintergrund ist es naheliegend, organisationale KI-Reife als Ausdruck eines Fähigkeitssystems zu interpretieren. Der Resource-Based View betont, dass nachhaltige Wettbewerbsvorteile nicht primär aus dem Besitz einzelner Technologien resultieren, sondern aus wertvollen, schwer imitierbaren Ressourcen und Fähigkeiten (vgl. Barney, 1991; Peteraf, 1993). Für digitale Transformationsprozesse bedeutet dies, dass nicht die bloße Verfügbarkeit von Technologie entscheidend ist, sondern ihre produktive Einbettung in Prozesse, Routinen und Entscheidungslogiken (vgl. Gao et al., 2026; Heimberger et al., 2025; Lanfranchi et al., 2025; Sonntag et al., 2024).

***„KI-Reife kann als ein kumulativer Entwicklungsstand verstanden werden.“***

Die Dynamic-Capabilities-Perspektive erweitert diese Sichtweise um die Fähigkeit von Unternehmen, technologische Chancen zu erkennen, aufzugreifen und in veränderte Organisationsstrukturen zu überführen (vgl. Eisenhardt/Martin, 2000; Teece, 2007; Warner/Wäger, 2019). Typischerweise werden diese Fähigkeiten mit den Dimensionen Sensing, Seizing und Transforming beschrieben. Auf KI übertragen bedeutet dies: Unternehmen müssen relevante Einsatzmöglichkeiten erkennen, Ressourcen für Pilotierung und Implementierung mobilisieren und erfolgreiche Anwendungen in bestehende Abläufe, Verantwortlichkeiten und Lernprozesse integrieren (vgl. Cimino et al., 2025). KI-Reife lässt sich damit als kumulativer Entwicklungsstand verstehen, der strategische Aufmerksamkeit, Implementierungserfahrung und organisatorische Einbettung zusammenführt (vgl. García-Vidal et al., 2025; Heimberger et al., 2025; Merlano Porras et al., 2025; Sonntag et al., 2024).

Ein solches Verständnis ist insbesondere für KMU hilfreich. In diesen Unternehmen verlaufen Digitalisierungs- und KI-Prozesse oft weniger formalisiert als in Großunternehmen. Gerade deshalb kommt strategischer Priorisierung, informellen Lernprozessen und problemnahen Experimenten eine besondere Bedeutung zu (vgl. Kargas et al., 2026; Teece, 2007; Warner/Wäger, 2019; Zahra/George, 2002).

## 2.3 Wahrgenommene und implementierungsbasierte KI-Reife

Für die empirische Analyse ist es sinnvoll, zwischen zwei Perspektiven auf KI-Reife zu unterscheiden (vgl. Raisch/Krakowski, 2021; Yang et al., 2024). Die erste ist die wahrgenommene organisationale KI-Reife. Sie bezieht sich auf die subjektive Einschätzung, wie weit KI im Unternehmen bereits verankert ist. Solche Wahrnehmungen sind wichtig, weil sie Aufschluss über Selbstverständnis, strategische Orientierung und organisationale Deutung geben. Zugleich sind sie potenziell anfällig für Über- oder

Unterschätzungen, etwa aufgrund begrenzter Vergleichsmöglichkeiten oder optimistischer Selbstbeschreibungen (vgl. Hansen et al., 2024; Raisch/Krakowski, 2021).

Die zweite Perspektive ist eine implementierungsbasierte KI-Reife. Sie knüpft an die tatsächlich berichtete Breite und Struktur des KI-Einsatzes an. Sie bildet damit stärker ab, inwieweit Unternehmen KI bereits praktisch nutzen und in unterschiedlichen Bereichen konkret anwenden.

***„Eine selbst wahrgenommene hohe KI-Reife ist nicht zwingend mit einer breiten KI-Nutzung im Unternehmen verknüpft.“***

Beide Perspektiven hängen zusammen, sind aber nicht identisch (vgl. Heimberger et al., 2025). Ein Unternehmen kann KI strategisch sehr stark betonen, ohne bereits eine breitere Umsetzung erreicht zu haben (vgl. Cimino et al., 2025). Umgekehrt kann ein Unternehmen in mehreren Bereichen KI einsetzen, ohne dies bereits als hohen Reifegrad zu interpretieren.

Die Unterscheidung beider Reifeperspektiven ist theoretisch und praktisch relevant. Wissenschaftlich eröffnet sie die Möglichkeit, Reife differenzierter zu modellieren. Praktisch hilft sie, Fehlwahrnehmungen und Entwicklungsbedarfe genauer zu identifizieren. Gerade im regionalen Transferkontext kann dies dazu beitragen, Unterstützungsangebote besser auf den tatsächlichen Entwicklungsstand von Unternehmen auszurichten. Im vorliegenden Beitrag wird die wahrgenommene KI-Reife über eine stufenbezogene Selbsteinschätzung erfasst, während die implementierungsbasierte KI-Reife aus den berichteten KI-Anwendungskategorien und ihrer gewichteten Verdichtung zu einem implementierungsbasierten Reifeindikator abgeleitet wird. Die genaue Operationalisierung wird in Kapitel 3.3 erläutert.

## 2.4 Strategische Priorisierung, Implementierungsbarrieren und Unternehmensgröße

Wenn KI-Reife als Fähigkeitskonstrukt verstanden wird, ist strategische Priorisierung ein besonders wichtiger Einflussfaktor. Unternehmen, die KI als strategisch relevant wahrnehmen, werden eher geeignete Anwendungsfelder suchen, Pilotprojekte initiieren, Ressourcen bereitstellen und organisationale Aufmerksamkeit auf Umsetzungsthemen richten. Strategische Priorisierung kann daher als Ausdruck eines Sensing- und Orchestrungsvermögens interpretiert werden (vgl. Gama/Magistretti, 2023; Katz/Jung, 2025; Merlano Porras et al., 2025). Dies wird auch durch neuere empirische Befunde gestützt: Bick et al. (2026) zeigen, dass länderübergreifende Unterschiede in der KI-Adoption eng mit Unterschieden in Managementpraktiken verbunden sind und insbesondere die betriebliche Ermutigung zur KI-Nutzung einen großen Teil der US-

Europa-Differenz statistisch erklärt. Dies legt nahe, strategische Priorisierung zugleich als Form managementseitiger Aufmerksamkeit und als konkrete organisationale Mobilisierung für KI-Umsetzung zu verstehen.

***„Insbesondere KMU sind einer Vielzahl von Hürden bei der KI-Implementierung ausgesetzt.“***

Gleichzeitig sind Implementierungsbarrieren zu berücksichtigen. Die Literatur weist hier auf eine Vielzahl möglicher Hindernisse hin: fehlendes Know-how, mangelnde Datenqualität, Integrationsprobleme, finanzielle Restriktionen, rechtliche Unsicherheiten, fehlende Zeit oder fehlende Klarheit über geeignete Use Cases (Kargas et al., 2026). Gerade im KMU-Kontext wirken diese Hürden häufig kumulativ. Sie verhindern nicht nur die Einführung einzelner Anwendungen, sondern erschweren die Entwicklung breiterer KI-Fähigkeiten (vgl. Badghish/Soomro, 2024; Horani et al., 2023; Kumar et al., 2024; Oldemeyer et al., 2025; Sánchez et al., 2025).

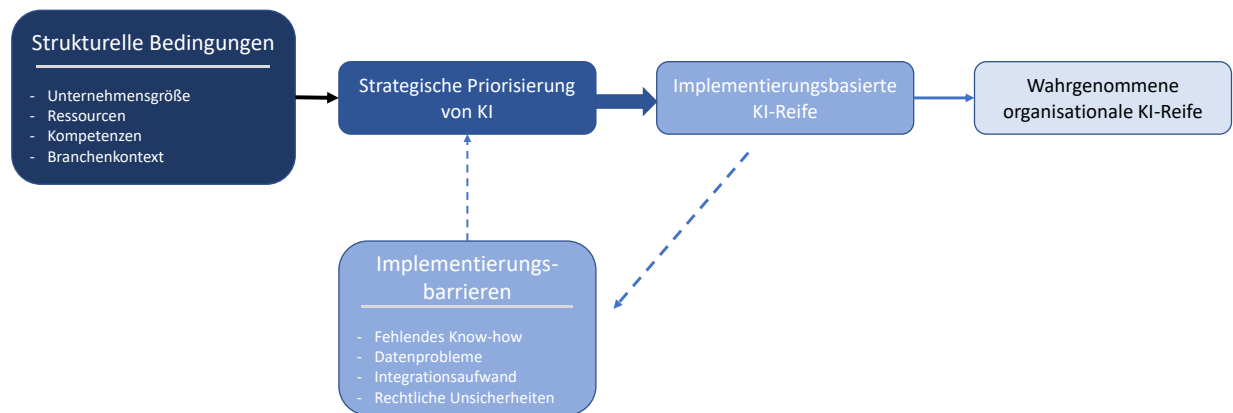
Schließlich bleibt auch die Unternehmensgröße relevant. Größere Unternehmen verfügen im Durchschnitt eher über finanzielle Spielräume, spezialisierte Expertise, stärker arbeitsteilige Strukturen und größere Möglichkeiten zur parallelen Durchführung mehrerer KI-Initiativen (vgl. Kargas et al., 2026). Dennoch erklärt Größe allein den Reifegrad nicht vollständig. Aus Dynamic-Capabilities-Perspektive wirkt sie eher als günstige Kontextbedingung denn als hinreichende Ursache für fortgeschrittene KI-Reife (vgl. Arroyabe et al., 2024; Oldemeyer et al., 2025; Sánchez et al., 2025; Sonntag et al., 2024).

## 2.5 Bezugsrahmen des Beitrags

Der vorliegende Beitrag greift die genannten Überlegungen auf und nutzt sie als theoretischen Bezugsrahmen für die Einordnung der regionalen Befunde (siehe Darstellung 1). Im Vordergrund steht dabei die wissenschaftlich fundierte Interpretation der empirischen Ergebnisse. Entsprechend wird der theoretische Bezugsrahmen genutzt, um drei Deutungslinien zu strukturieren:

Erstens wird KI-Reife als entwicklungsorientiertes und mehrdimensionales Konstrukt verstanden. Zweitens wird angenommen, dass strategische Priorisierung und tatsächliche Implementierung enger mit KI-Reife verbunden sind als eine rein strukturelle Sichtweise nahelegt. Drittens wird unterstellt, dass Unterstützungsbedarfe vor allem dort entstehen, wo zwischen strategischem Anspruch und tatsächlicher Umsetzungsfähigkeit Lücken bestehen.

**Darstellung 1: Konzeptioneller Bezugsrahmen zur organisationalen KI-Reife**



Quelle: Eigene Darstellung

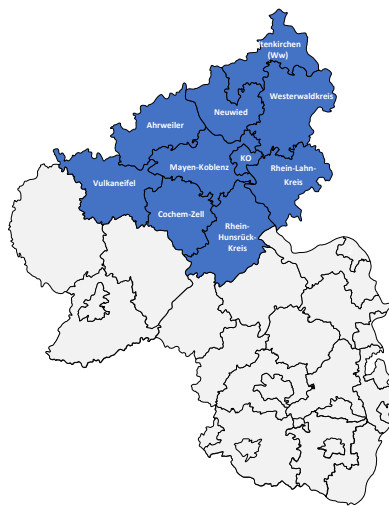
## 3 Datengrundlage und methodisches Vorgehen

### 3.1 Untersuchungsdesign und Erhebungsraum

Die empirische Grundlage des Beitrags bildet eine standardisierte Unternehmensbefragung zum KI-Einsatz im nördlichen Rheinland-Pfalz. Die Untersuchung wurde im Wintersemester 2025/2026 im Rahmen eines studentischen Projekts in Verbindung mit dem Projekt DigiMit<sup>2</sup> durchgeführt. Ziel der Erhebung war es, den aktuellen Stand des KI-Einsatzes in regionalen Unternehmen zu erfassen.

Der Untersuchungsraum umfasst Unternehmen aus dem nördlichen Rheinland-Pfalz (siehe Darstellung 2). Für die vorliegende Publikation steht nicht die Gegenüberstellung einzelner Teilräume, sondern die Gesamtregion im Vordergrund. Damit folgt der Beitrag dem Ziel, ein wissenschaftlich fundiertes regionales Lagebild zu KI-Nutzung, KI-Reife und Unterstützungsbedarfen bereitzustellen.

*Darstellung 2: Untersuchungsraum*



Quelle: Eigene Darstellung

### 3.2 Stichprobe

Die Auswertung basiert auf 176 gültigen Unternehmensfällen. Die Stichprobe umfasst Unternehmen unterschiedlicher Größenklassen und Branchen und bildet damit eine heterogene regionale Unternehmenslandschaft ab. Für die Interpretation der Ergebnisse

ist diese Heterogenität bedeutsam, weil sich KI-Einsatz, Umsetzungsressourcen und Unterstützungsbedarfe nach Branche, Größe und Digitalisierungsgrad deutlich unterscheiden können. Zugleich erlaubt die Breite der Stichprobe eine belastbare deskriptive Einordnung zentraler Muster.

Bei der Einordnung ist zu berücksichtigen, dass es sich nicht um eine vollrepräsentative Strukturhebung aller regionalen Unternehmen handelt. Der Erkenntniswert der Daten liegt vielmehr in der systematischen Verdichtung empirischer Hinweise auf typische Muster, Entwicklungslagen und Problemkonstellationen im regionalen KI-Kontext. Für einen transferorientierten wissenschaftlichen Beitrag ist dies gleichwohl sehr aussagekräftig, insbesondere dann, wenn die deskriptiven Befunde mit theoretischen Konzepten verknüpft werden.

### 3.3 Erhebungsinhalte und Operationalisierung

Die Befragung umfasst mehrere Themenblöcke. Erstens wurde die aktuelle und zukünftige Bedeutung von KI im Unternehmen erhoben. Zweitens wurden bereits genutzte KI-Anwendungen abgefragt, etwa Textgenerierung, Übersetzung, Datenanalyse, Automatisierung, Chatbots oder selbstentwickelte KI-Lösungen. Drittens wurde ein wahrgenommener organisationaler KI-Reifegrad erfasst. Viertens wurden Hürden bei der Einführung und Nutzung von KI erhoben. Fünftens wurden Unterstützungsbedarfe zweistufig erhoben: zunächst in Form offener spontaner Nennungen, anschließend über eine strukturierte Priorisierung vorgegebener Unterstützungsangebote.

#### ***„Wahrgenommene KI-Reife basiert auf einer Selbsteinschätzung der Unternehmen.“***

Für die wissenschaftliche Einordnung ist insbesondere die Unterscheidung zwischen wahrgenommener und implementierungsbasierter KI-Reife relevant. Die wahrgenommene KI-Reife basiert auf einer stufenbezogenen Selbsteinschätzung der Unternehmen. Erfasst wurde dabei, wie weit KI aus Sicht der Befragten bereits im Unternehmen verankert ist. Dieses Maß bildet somit eine subjektive Reifeinschätzung ab, die von „noch keine konkreten Erfahrungen mit KI“ bis zu „integraler Bestandteil der täglichen Abläufe in mehreren Unternehmensbereichen“ reicht.

Der implementierungsbasierte Reifeindikator orientiert sich demgegenüber an den tatsächlich berichteten KI-Anwendungen. Grundlage ist, in welchen Anwendungsfeldern Unternehmen aktuell KI nutzen. Konkret wurde der implementierungsbasierte Reifeindikator aus den im Fragebogen erfassten KI-Anwendungskategorien gebildet. Die Befragten gaben an, ob ihr Unternehmen bestimmte KI-Anwendungen aktuell nutzt, darunter Textgenerierung, Übersetzung, Chatbots, Datenanalyse, Bild- oder Spracherkennung, Prozessautomatisierung, Code-Generierung, selbstentwickelte KI

sowie sonstige KI-Anwendungen. Die berichteten KI-Anwendungskategorien wurden nicht lediglich additiv gezählt, sondern in einen gewichteten Index überführt. Textgenerierung und Übersetzung erhielten geringere Gewichte, während Anwendungskategorien mit höherem Integrationsaufwand, stärkerem Datenbezug oder proprietärer Entwicklung stärker gewichtet wurden. Darstellung 3 zeigt die verwendete Gewichtungsllogik. Der implementierungsbasierte Reifeindikator bildet damit die Breite der berichteten KI-Nutzung in Verbindung mit der relativen Anspruchshöhe der eingesetzten Anwendungskategorien ab. Höhere Werte stehen folglich für ein breiteres und zugleich anspruchsvolleres Portfolio berichteter KI-Anwendungen.

**Darstellung 3: Bildung des implementierungsbasierten Reifeindikators**

| KI-Anwendungs-kategorie    | Gewicht | Fähigkeitsniveau | Interpretation                                             |
|----------------------------|---------|------------------|------------------------------------------------------------|
| Textgenerierung            | 1       | Niveau 1         | standardisierte, leicht zugängliche KI-Anwendungen         |
| Übersetzung                | 1       | Niveau 1         | standardisierte, leicht zugängliche KI-Anwendungen         |
| Chatbots                   | 2       | Niveau 2         | funktionale KI-Anwendungen mit stärkerem Einsatzbezug      |
| Datenanalyse               | 2       | Niveau 2         | funktionale KI-Anwendungen mit stärkerem Einsatzbezug      |
| Sonstige KI-Anwendungen    | 2       | Niveau 2         | weitere funktionale KI-Anwendungen                         |
| Bild- oder Spracherkennung | 3       | Niveau 3         | stärker integrierte, daten- und prozessnahe KI-Anwendungen |
| Prozessautomatisierung     | 3       | Niveau 3         | stärker integrierte, daten- und prozessnahe KI-Anwendungen |
| Code-Generierung           | 3       | Niveau 3         | stärker integrierte, daten- und prozessnahe KI-Anwendungen |
| Selbstentwickelte KI       | 4       | Niveau 4         | proprietäre und besonders anspruchsvolle KI-Entwicklung    |

Quelle: Eigene Darstellung

Konzeptionell folgt die Modellierung damit einer einfachen Logik: Während die wahrgenommene KI-Reife eine subjektive Selbsteinordnung des organisationalen Entwicklungsstands misst, bildet die implementierungsbasierte KI-Reife die berichtete Nutzungspraxis über verschiedene KI-Anwendungskategorien hinweg ab. Beide Konstrukte werden getrennt ausgewertet, in Beziehung zueinander gesetzt und anschließend in die weiterführenden Zusammenhangs- und Regressionsanalysen einbezogen. Auf diese Weise lässt sich prüfen, in welchem Ausmaß strategische Priorisierung, Unternehmensgröße und wahrgenommene Implementierungsbarrieren eher mit subjektiver Reifewahrnehmung oder mit berichteter Implementierungspraxis zusammenhängen.

### 3.4 Analytisches Vorgehen

Die Analyse erfolgt in mehreren Schritten. Zunächst werden zentrale Verteilungen, Häufigkeiten und Mittelwerte zum KI-Stand in der Region dargestellt. Anschließend werden Hürden und Unterstützungsbedarfe systematisiert. Darüber hinaus werden bivariate Zusammenhänge zwischen den zentralen Variablen betrachtet, um erste Hinweise auf die Beziehungen zwischen strategischer Priorisierung, Implementierungsbarrieren, Unternehmensgröße und KI-Reife zu gewinnen.

Im nächsten Schritt werden hierarchische lineare Regressionsmodelle geschätzt. Für die implementierungsbasierte KI-Reife werden zunächst strukturelle Merkmale berücksichtigt, anschließend die strategische Priorisierung von KI und schließlich wahrgenommene Implementierungsbarrieren schrittweise in die Modelle aufgenommen. Die wahrgenommenen Implementierungsbarrieren wurden hierfür auf Basis der im Fragebogen erfassten Hürdenitems zu Kosten, Fachwissen, Akzeptanz, Zeitressourcen, technischer Unterstützung, Datenschutz und Datenqualität zu einem zusammenfassenden Barrierenindex verdichtet. Für die wahrgenommene organisationale KI-Reife wird zusätzlich die implementierungsbasierte KI-Reife als erklärende Variable einbezogen.

Da die wahrgenommene organisationale KI-Reife über eine geordnete Stufenskala erfasst wurde, erfolgte ihre Modellierung primär mit linearen Regressionsmodellen, wie sie in der empirischen Forschung bei ordinalen Variablen mit mehreren Ausprägungen häufig verwendet werden. Zur Absicherung der Robustheit wurden ergänzend Ordered-Logit-Modelle geschätzt. Zudem wurden Tests auf Multikollinearität durchgeführt.

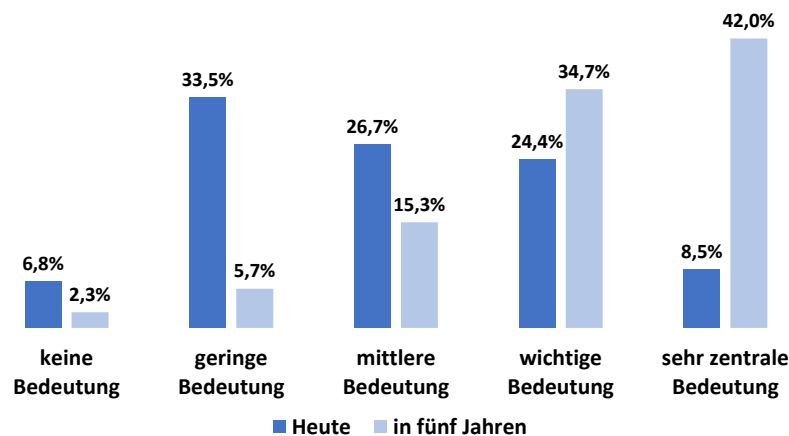
Die Kombination aus deskriptiver Evidenz, Zusammenhangsanalyse und hierarchischen Regressionsmodellen ermöglicht es, empirische Muster nicht nur zu beschreiben, sondern auch theoriegestützt einzuordnen.

## 4 Empirische Ergebnisse zum KI-Einsatz und zu den Implementierungshürden

### 4.1 Aktuelle und zukünftige Bedeutung von KI

Die Ergebnisse der vorliegenden Unternehmensbefragung zeigen zunächst, dass KI in den Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz gegenwärtig bereits als relevantes, vor allem aber als stark wachsendes Zukunftsthema wahrgenommen wird (siehe Darstellung 4). In der Gesamtstichprobe bewerten 32,9 Prozent der Unternehmen KI heute als wichtig oder sehr zentral. Für die nächsten fünf Jahre steigt dieser Anteil auf 76,7 Prozent. Diese deutliche Differenz verweist auf einen erheblichen antizipierten Bedeutungszuwachs.

*Darstellung 4: Bedeutung von KI heute und in fünf Jahren*



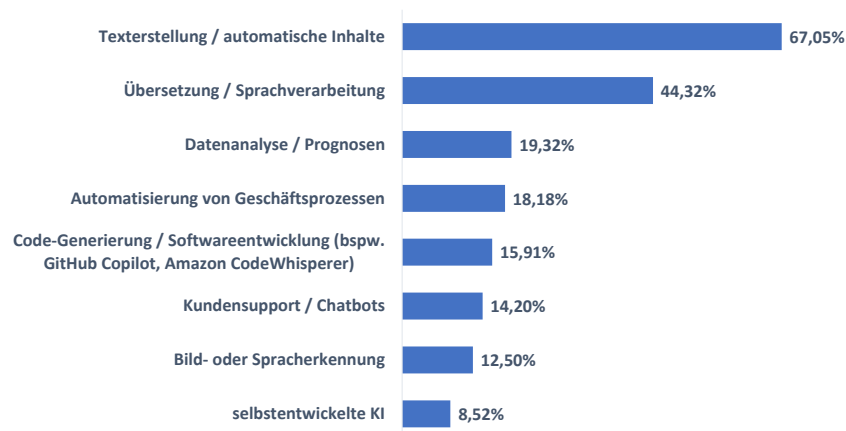
Quelle: Eigene Darstellung (N=176)

Der Befund ist in zweierlei Hinsicht aufschlussreich. Erstens spricht er dafür, dass KI inzwischen auch in einer regional geprägten Unternehmenslandschaft weit über den Status eines Nischenthemas hinausgewachsen ist. Zweitens deutet die erhebliche Differenz zwischen gegenwärtiger und zukünftiger Bedeutung darauf hin, dass viele Unternehmen ihre aktuelle Position selbst als vorläufig oder ausbaufähig ansehen. Die wahrgenommene Zukunftsbedeutung ist damit höher als der gegenwärtige Umsetzungsstand. Aus Dynamic-Capabilities-Perspektive lässt sich dies als Ausdruck eines Erwartungs- und Entwicklungsdrucks interpretieren: Unternehmen erkennen die strategische Relevanz von KI, haben diese Relevanz aber häufig noch nicht in eine entsprechend weitreichende organisationale Implementierung überführt.

## 4.2 Bisheriger Einsatz von KI-Anwendungen

Beim Blick auf die im Rahmen der Untersuchung berichteten KI-Anwendungen zeigt sich ein klares Muster (siehe Darstellung 5). Die Nutzung konzentriert sich stark auf niedrigschwellige, standardisierte und unmittelbar verfügbare Anwendungen. Am häufigsten werden Texterstellung und automatische Inhalte genutzt. Darauf folgen Übersetzung und Sprachverarbeitung. Deutlich seltener werden KI-Anwendungen für Datenanalyse und Prognosen, Automatisierung von Geschäftsprozessen, Code-Generierung, Kundensupport, Bild- oder Spracherkennung oder selbstentwickelte KI eingesetzt.

*Darstellung 5: Bisher genutzte KI-Anwendungen in regionalen Unternehmen*



Quelle: Eigene Darstellung (N=176)

Dieses Muster ist typisch für frühe oder mittlere Phasen organisationaler KI-Entwicklung (vgl. Davenport/Ronanki, 2018; Raisch/Krakowski, 2021; Yang et al., 2024). Unternehmen greifen zunächst auf Anwendungen zurück, die ohne tiefgreifende Systemintegration, ohne eigene Modellentwicklung und mit relativ geringem Ressourceneinsatz nutzbar sind. Generative Text- und Sprachtools bieten genau diese Eintrittspfade. Komplexere Anwendungen setzen dagegen meist höhere Anforderungen an Daten, Prozesse und Integration voraus.

Die durchschnittliche Zahl genutzter KI-Anwendungen liegt bei 2,00. Auch dies spricht für eine erste Breite des Einsatzes, aber noch nicht für eine weitreichende Durchdringung. In vielen Unternehmen existieren erste konkrete Erfahrungen, ohne dass bereits von einer umfassenden KI-Transformation gesprochen werden könnte. Aus Reifeperspektive deutet dies auf eine Konstellation hin, in der Experimentieren verbreiteter ist als umfassende Skalierung.

### 4.3 KI-Reife und Implementierungsstand

Der implementierungsbasierte Reifeindikator liegt in der Gesamtstichprobe bei einem Mittelwert von 3,75. Ergänzend wurde eine wahrgenommene organisationale KI-Reife erhoben. Beide Perspektiven zusammen erlauben eine differenzierte Einordnung. Die Unternehmen verfügen vielfach bereits über erste oder mehrere KI-Anwendungen; zugleich ist ihre tatsächliche organisationale Einbettung häufig noch begrenzt. Damit zeigt sich, dass Reife über die bloße Nutzung einzelner Tools hinausgeht.

**Darstellung 6: Deskriptive Kennzahlen und Korrelationen der zentralen Variablen**

| Variable                                  | Mittelwert | Standard-abweichung | 1      | 2      | 3      | 4    | 5 |
|-------------------------------------------|------------|---------------------|--------|--------|--------|------|---|
| 1. Wahrgenommene organisationale KI-Reife | 1,55       | 1,255               | 1      |        |        |      |   |
| 2. Implementierungsbasierte KI-Reife      | 3,75       | 3,825               | .60*** | 1      |        |      |   |
| 3. Strategische Priorisierung von KI      | 2,94       | 1,094               | .64*** | .55*** | 1      |      |   |
| 4. Barrierenindex                         | 3,12       | 0,621               | -.24** | -.18*  | -.21** | 1    |   |
| 5. Unternehmensgröße                      | 2,35       | 1,053               | .05    | .26*** | .12    | -.08 | 1 |

Quelle: Eigene Darstellung (N = 176). Angegeben sind Mittelwerte, Standardabweichungen und Pearson-Korrelationen. \*  $p < .05$ , \*\*  $p < .01$ , \*\*\*  $p < .001$ .

Ergänzend zu dieser deskriptiven Einordnung wurden bivariate Zusammenhänge zwischen den zentralen Variablen analysiert (siehe Darstellung 6). Zur Einordnung gilt: Positive Werte stehen für einen gleichgerichteten, negative Werte für einen gegenläufigen

Zusammenhang; höhere Beträge deuten auf stärkere Zusammenhänge hin. Dabei zeigt sich ein deutlicher positiver Zusammenhang zwischen wahrgenommener und implementierungsbasierter KI-Reife ( $r = .60$ ;  $p < .001$ ). Auch die strategische Priorisierung von KI korreliert positiv sowohl mit der wahrgenommenen organisationalen KI-Reife ( $r = .64$ ;  $p < .001$ ) als auch mit der implementierungsbasierten KI-Reife ( $r = .55$ ;  $p < .001$ ). Demgegenüber weisen Implementierungsbarrieren nur schwach negative Korrelationen mit beiden Reifemaßen auf. Unternehmensgröße steht positiv mit der implementierungsbasierten KI-Reife in Zusammenhang ( $r = .26$ ;  $p < .001$ ), jedoch nicht signifikant mit der wahrgenommenen organisationalen KI-Reife. Bereits dieses Muster deutet darauf hin, dass strategische Priorisierung enger mit KI-Reife verknüpft ist als strukturelle Merkmale allein.

***“Unternehmensgröße weist einen Zusammenhang zur KI-Reife auf.”***

Zur Analyse der Zusammenhänge zwischen strukturellen Merkmalen, strategischer Priorisierung, Implementierungsbarrieren und KI-Reife wurden hierarchische Regressionsmodelle geschätzt. Die folgenden Regressionsdarstellungen zeigen, welche Faktoren unter gleichzeitiger Berücksichtigung der jeweils anderen Variablen besonders eng mit KI-Reife zusammenhängen. Positive Beta-Koeffizienten weisen auf einen positiven, negative auf einen negativen Zusammenhang hin; p-Werte geben an, ob ein Zusammenhang statistisch signifikant ist. Für die implementierungsbasierte KI-Reife wurde zunächst ein Ausgangsmodell mit den Strukturvariablen geschätzt (siehe Darstellung 7). In diesem Basismodell zeigt sich, dass Unternehmensgröße einen positiven und signifikanten Zusammenhang mit dem Reifeindikator aufweist. Wird im nächsten Schritt die strategische Priorisierung von KI in das Modell aufgenommen, steigt die Erklärungskraft deutlich an, und strategische Priorisierung erweist sich als stärkster Prädiktor der implementierungsbasierten KI-Reife. Der positive Effekt der Unternehmensgröße bleibt bestehen, fällt aber im Vergleich dazu schwächer aus. Der aggregierte Barrierenindex weist zwar den erwarteten negativen Zusammenhang auf, leistet im voll spezifizierten Modell jedoch keinen zusätzlichen signifikanten Erklärungsbeitrag. Insgesamt spricht dieses Muster dafür, dass die tatsächliche Breite und Anspruchshöhe der KI-Implementierung vor allem mit strategischer Aufmerksamkeit und bewusster Prioritätensetzung zusammenhängt, während strukturelle Ressourcen günstige, aber nicht hinreichende Voraussetzungen darstellen.

### Darstellung 7: Hierarchische Regressionsmodelle zur implementierungsbasierten KI-Reife

| Variablen                         | Modell 1:<br>Strukturfaktoren | Modell 2:<br>+ Strategische<br>Priorisierung | Modell 3:<br>+ Barrierenindex |
|-----------------------------------|-------------------------------|----------------------------------------------|-------------------------------|
| Unternehmensgröße                 | 0,284***                      | 0,256***                                     | 0,248***                      |
| Managementrolle                   | 0,014                         | 0,021                                        | 0,020                         |
| Branche: Landwirtschaft           | 0,012                         | 0,001                                        | -0,001                        |
| Branche: Handwerk                 | -0,149                        | -0,110                                       | -0,110                        |
| Branche: Dienstleistungen 1       | 0,002                         | -0,073                                       | -0,079                        |
| Branche: Dienstleistungen 2       | 0,148                         | 0,083                                        | 0,074                         |
| Branche: Sonstige                 | -0,109                        | -0,116                                       | -0,117                        |
| Strategische Priorisierung von KI |                               | 0,499***                                     | 0,489***                      |
| Barrierenindex                    |                               |                                              | -0,053                        |
| Branchenkontrollen                | Ja                            | Ja                                           | Ja                            |
| R <sup>2</sup>                    | 0,138                         | 0,376                                        | 0,379                         |
| Adjustiertes R <sup>2</sup>       | 0,102                         | 0,346                                        | 0,345                         |
| N                                 | 176                           | 176                                          | 176                           |

Quelle: Eigene Darstellung (N = 176). Angegeben sind standardisierte Beta-Koeffizienten.

\* p < .05, \*\* p < .01, \*\*\* p < .001.

Auch für die wahrgenommene organisationale KI-Reife zeigen die Modelle ein differenziertes Bild (siehe Darstellung 8). Zunächst zeigt sich ein starker positiver Zusammenhang zwischen strategischer Priorisierung und wahrgenommener Reife. Wird anschließend die implementierungsbasierte KI-Reife in das Modell aufgenommen, bleibt strategische Priorisierung zwar bedeutsam, ihr Zusammenhang fällt jedoch schwächer aus. Gleichzeitig weist die implementierungsbasierte KI-Reife einen klar positiven Zusammenhang mit der wahrgenommenen Reife auf. Dies spricht dafür, dass Reifeeinschätzungen von Unternehmen zwar stark durch strategische Selbstverortung geprägt sind, zugleich aber in erheblichem Maße auf tatsächlichen Implementierungserfahrungen beruhen. Unternehmensgröße spielt in diesen Modellen demgegenüber keine eigenständige substantielle Rolle.

**Darstellung 8: Hierarchische Regressionsmodelle zur wahrgenommenen organisationalen KI-Reife**

| Variablen                         | Modell 1:<br>Strukturfaktoren | Modell 2:<br>+ Strategische<br>Priorisierung | Modell 3:<br>+<br>Implementierungsbasierte<br>KI-Reife |
|-----------------------------------|-------------------------------|----------------------------------------------|--------------------------------------------------------|
| Unternehmensgröße                 | 0,066                         | 0,031                                        | -0,070                                                 |
| Managementrolle                   | 0,021                         | 0,029                                        | 0,020                                                  |
| Branche: Landwirtschaft           | 0,143                         | 0,130*                                       | 0,130*                                                 |
| Branche: Handwerk                 | -0,105                        | -0,057                                       | -0,014                                                 |
| Branche: Dienstleistungen 1       | 0,080                         | -0,012                                       | 0,016                                                  |
| Branche: Dienstleistungen 2       | 0,216*                        | 0,136*                                       | 0,104                                                  |
| Branche: Sonstige                 | 0,038                         | 0,029                                        | 0,075                                                  |
| Strategische Priorisierung von KI |                               | 0,614***                                     | 0,417***                                               |
| Implementierungsbasierte KI-Reife |                               |                                              | 0,394***                                               |
| Branchenkontrollen                | Ja                            | Ja                                           | Ja                                                     |
| R <sup>2</sup>                    | 0,084                         | 0,444                                        | 0,541                                                  |
| Adjustiertes R <sup>2</sup>       | 0,046                         | 0,417                                        | 0,516                                                  |
| N                                 | 176                           | 176                                          | 176                                                    |

Quelle: Eigene Darstellung (N = 176). Angegeben sind standardisierte Beta-Koeffizienten.

\* p < .05, \*\* p < .01, \*\*\* p < .001.

Die Modelle verdeutlichen damit, dass strategische Priorisierung als zentraler Einflussfaktor der KI-Reifeentwicklung interpretiert werden kann. Zugleich wird sichtbar, dass zwischen implementierungsbasierter und wahrgenommener Reife ein enger, aber nicht deckungsgleicher Zusammenhang besteht. Darüber hinaus zeigen die Ergebnisse, dass Unternehmen nicht allein aufgrund ihrer Größe oder ihrer allgemeinen Offenheit gegenüber KI reifer werden, sondern vor allem dann, wenn strategische Orientierung in konkrete Implementierungsaktivitäten übersetzt wird. Für die regionale Praxis bedeutet dies, dass Unterstützungsangebote nicht allein an allgemeinen Selbstbeschreibungen ansetzen sollten. Naheliegender erscheint es, den tatsächlichen Implementierungsstand, die Nutzungstiefe und die Anschlussfähigkeit an konkrete Prozesse stärker in den Blick zu nehmen. Für die wissenschaftliche Diskussion unterstreicht der Befund den analytischen Mehrwert einer mehrdimensionalen Operationalisierung von Reife.

## 4.4 Hürden der KI-Implementierung

Die Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung zeigen, dass die Entwicklung von KI-Reife in regionalen Unternehmen nicht allein eine Frage des Interesses oder einer allgemeinen Aufgeschlossenheit gegenüber KI ist (vgl. Amanollahnejad et al., 2026; Dwivedi et al., 2021; Raisch/Krakowski, 2021). Vielmehr treffen Unternehmen auf technische, datenbezogene, qualifikatorische und organisatorische Hindernisse, die Implementierung und Skalierung erschweren.

***“Ein Hindernis ist die Übersetzung des KI-Potenzials in betriebliche Use Cases.”***

Ein wesentlicher Engpass liegt in der fehlenden Klarheit über geeignete Anwendungsfelder. Viele Unternehmen sehen zwar ein wachsendes Potenzial von KI, können dieses Potenzial aber noch nicht in klar umrissene betriebliche Use Cases übersetzen. Damit fehlt ein zentraler Ausgangspunkt für Pilotierung und Ressourcenallokation. Hinzu kommt, dass Datenverfügbarkeit und Datenqualität vielfach nicht ausreichen, um anspruchsvollere KI-Anwendungen belastbar umzusetzen. Gerade analytische oder stärker prozessintegrierte KI setzt strukturierte, zugängliche und nutzbare Daten voraus (vgl. Horani et al., 2023; Oldemeyer et al., 2025; Sánchez et al., 2025; Yang et al., 2024).

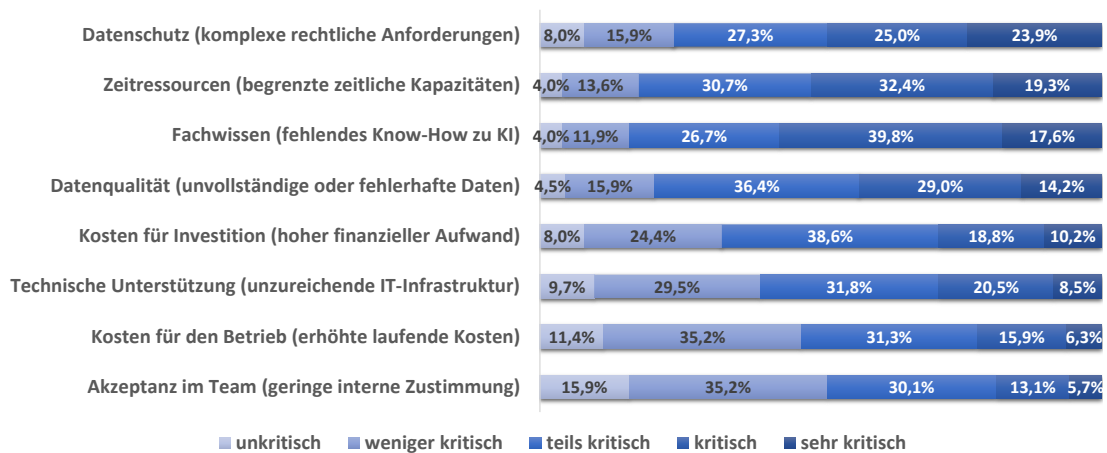
Ein weiterer Hürdenkomplex betrifft Wissen, Kompetenzen und personelle Ressourcen (vgl. Apostoae et al., 2025; Horani et al., 2023; Kumar et al., 2024; Oldemeyer et al., 2025). KI-Einführung erfordert nicht nur technisches Spezialwissen. Sie setzt auch die Fähigkeit voraus, Prozesse zu analysieren, Anwendungsfelder zu priorisieren, Ergebnisse kritisch zu bewerten und Implementierungsprojekte zu koordinieren. In KMU fehlen hierfür oft zeitliche Spielräume, interne Expertise oder klare Verantwortlichkeiten. Damit wird KI nicht nur zu einer Technologiefrage, sondern zu einer Frage organisationaler Kapazität (vgl. Horani et al., 2023; Oldemeyer et al., 2025; Sánchez et al., 2025).

Auch Integrations- und Umsetzungsfragen spielen eine wichtige Rolle (vgl. Hansen et al., 2024; Pratavia et al., 2026; Yang et al., 2024). Selbst wenn einzelne Tools leicht verfügbar sind, ist ihre produktive Einbettung in bestehende Systeme, Abläufe und Verantwortlichkeiten deutlich anspruchsvoller (vgl. Cimino et al., 2025). Gerade dort entscheidet sich, ob aus punktueller Nutzung eine breitere Reifeentwicklung entsteht (vgl. hierzu auch Kapitel 4.3). Die Barrierenforschung zu KI und digitaler Transformation weist seit längerem darauf hin, dass technologische Transformationen weniger an einzelnen Anwendungen scheitern als an der Überführung von Experimenten in belastbare Routinen (vgl. Hansen et al., 2024; Pratavia et al., 2026; Yang et al., 2024).

Für die theoretische Einordnung ist bedeutsam, dass Implementierungsbarrieren aus Dynamic-Capabilities-Perspektive die Seizing- und Transforming-Prozesse hemmen. Unternehmen erkennen möglicherweise Chancen, können diese aber nur begrenzt

aufgreifen und organisatorisch verankern. Entsprechend ist nachvollziehbar, dass wahrgenommene Implementierungsbarrieren in der weiterführenden Analyse negativer mit implementierungsbasierter KI-Reife zusammenhängen, auch wenn der aggregierte Barrierenindex in voll spezifizierten Modellen keinen eigenständigen statistisch robusten Effekt zeigt (siehe Kapitel 4.3). Inhaltlich bleibt der Befund dennoch eindeutig: Hürden sind kein Randphänomen, sondern ein zentrales Erklärungselement begrenzter KI-Reife.

### *Darstellung 9: Zentrale Hürden der KI-Implementierung*



Quelle: Eigene Darstellung (N=176)

## 5 Unterstützungsbedarfe und Prioritäten der Unternehmen

### 5.1 Vorgehen bei der Erhebung der Unterstützungsbedarfe

Die Unterstützungsbedarfe wurden zweistufig erhoben. Zunächst konnten die Unternehmen offene spontane Nennungen dazu machen, welche Unterstützungsleistungen ihnen bei der Einführung bzw. Weiterentwicklung von KI besonders weiterhelfen würden. Anschließend wurden sechs vorgegebene Unterstützungsangebote in einer Rankingaufgabe priorisiert. Dabei mussten mindestens drei und höchstens sechs unterschiedliche Angebote in eine Reihenfolge gebracht werden. Für die Auswertung der offenen Angaben wurde eine kombiniert deduktiv-induktive Kategorienbildung vorgenommen.

Diese Zweiteilung ist für die Interpretation der folgenden Ergebnisse zentral. Die offene Abfrage in Kapitel 5.2 zeigt, ob und in welcher Form Unternehmen überhaupt spontan Unterstützungsbedarf artikulieren. Das Ranking in Kapitel 5.3 macht dagegen sichtbar, welche Unterstützungsangebote aus Sicht der Unternehmen im Vergleich zueinander die höchste Priorität haben. Beide Zugänge ergänzen sich, erfassen jedoch unterschiedliche Aspekte des Unterstützungsbedarfs.

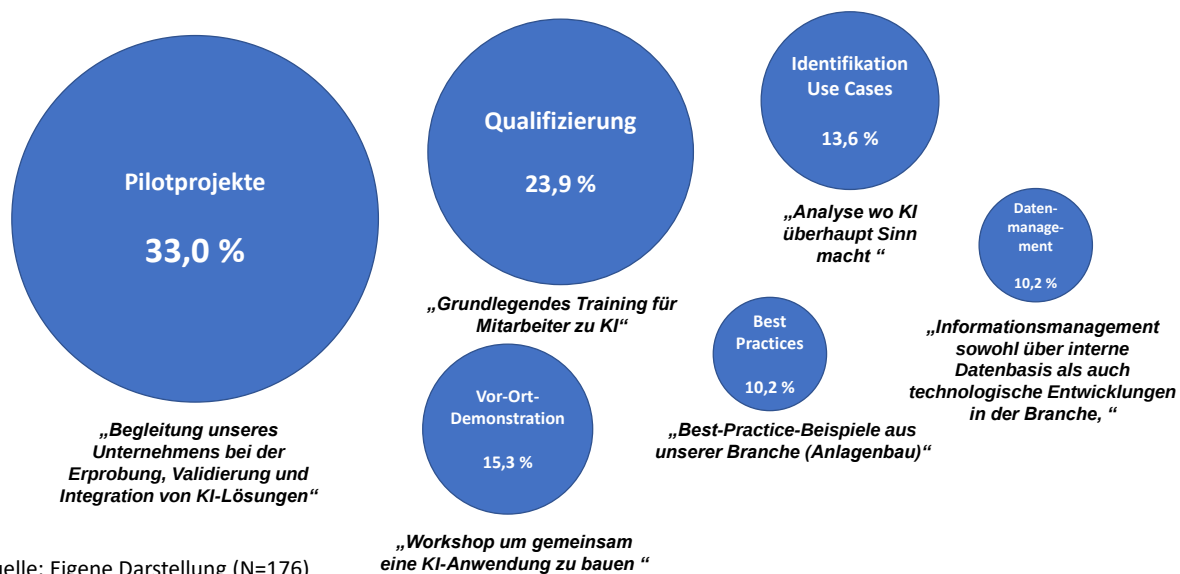
### 5.2 Spontan geäußerter Unterstützungsbedarf

Die offene Abfrage des Unterstützungsbedarfs liefert einen besonders aufschlussreichen Blick auf die Problemlagen der Unternehmen. Insgesamt äußerten 70,5 Prozent der befragten Unternehmen spontan einen konkreten Unterstützungsbedarf; diese Information wird in der Auswertung durch eine entsprechende Indikatorvariable abgebildet. Die offenen Nennungen wurden anschließend inhaltlich ausgewertet und im Rahmen einer kombiniert deduktiv-induktiven Kategorienbildung systematisiert. Dabei wurden die Kategorien aus der nachgelagerten Priorisierungsfrage als deduktiver Ausgangspunkt übernommen und um weitere Kategorien ergänzt, sofern diese in den offenen Antworten zusätzlich erkennbar wurden. Auf dieser Grundlage zeigen sich vor allem Bedarfe im Bereich Pilotierung, Orientierung, Wissenserwerb und konkreter Umsetzungsunterstützung (siehe Darstellung 10). Die offenen Nennungen verdeutlichen damit, dass viele Unternehmen sich noch in einer frühen Phase der Orientierung und Umsetzungsplanung befinden.

Gerade darin liegt der analytische Mehrwert der offenen Abfrage. Sie macht sichtbar, welche Unterstützungsbedarfe Unternehmen ohne vorgegebene Antwortoptionen selbst benennen und welche Themen aus ihrer Sicht aktuell besonders dringlich sind. Damit

ergänzt sie die spätere Priorisierungsaufgabe um eine offenere und alltagsnähere Perspektive auf bestehende Umsetzungsprobleme.

**Darstellung 10: Spontan geäußelter Unterstützungsbedarf**



Quelle: Eigene Darstellung (N=176)

### 5.3 Priorisierte Unterstützungsangebote

Besonders aussagekräftig ist die in der Untersuchung erkennbare Prioritätenstruktur der gewünschten Unterstützungsangebote. Diese wurde nicht offen erhoben, sondern in einem zweiten Schritt über eine strukturierte Priorisierungsaufgabe erfasst. Die Befragten ordneten die für ihr Unternehmen relevanten Unterstützungsangebote per Drag-and-drop in eine Rangfolge ein. Dabei mussten unterschiedliche Angebote ausgewählt und in eine Reihenfolge gebracht werden; zugleich war die Zahl der zu priorisierenden Angebote auf mindestens drei und höchstens sechs Nennungen begrenzt. Die Unternehmen wünschen sich in erster Linie Unterstützung bei der Identifikation geeigneter KI-Anwendungsfelder. Danach folgen Datenmanagement und die Integration von KI-Lösungen. Deutlich nachrangiger sind stärker technologie- oder infrastrukturbezogene Angebote wie Demonstrationsformate, Visualisierungssysteme oder Edge-/Hardware-Unterstützung.

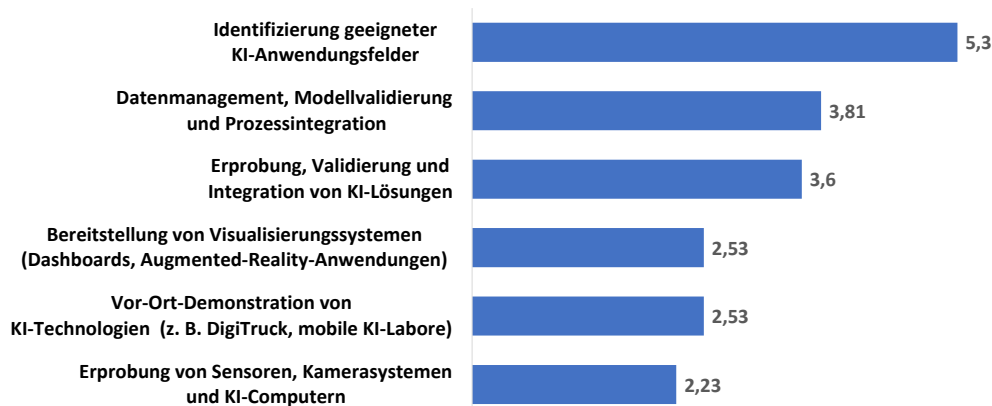
Diese Rangfolge ist aus wissenschaftlicher und praktischer Sicht gut nachvollziehbar (vgl. Teece, 2007; Zahra/George, 2002; Warner/Wäger, 2019). Sie zeigt, dass der Engpass vieler Unternehmen nicht am Beginn in Form bloßer Aufmerksamkeit liegt und auch nicht primär

am Ende in Form hochspezialisierter Infrastrukturfragen (siehe Darstellung 11). Vielmehr liegt die zentrale Lücke in der Phase zwischen allgemeinem Interesse und konkreter Implementierung. Unternehmen brauchen Hilfe dabei, sinnvolle Use Cases zu identifizieren, Datenvoraussetzungen zu schaffen und Anwendungslogiken in ihre bestehende Organisation zu integrieren.

***„Unternehmen benötigen Unterstützung vor allem bei der Identifizierung geeigneter KI-Anwendungsfelder.“***

Gerade dieser Befund fügt sich gut in das an der Dynamic-Capabilities-Perspektive orientierte Reifemodell ein. Use-Case-Identifikation kann als Teil des Sensing verstanden werden. Datenmanagement und Integrationsunterstützung betreffen unmittelbar das Seizing und Transforming. Regionale Unterstützungsangebote, die an diesen Punkten ansetzen, unterstützen damit nicht nur einzelne Anwendungen, sondern auch den Aufbau organisationaler KI-Fähigkeiten.

***Darstellung 11: Priorisierte Unterstützungsangebote der Unternehmen***



Quelle: Eigene Darstellung (N=176)

## 6 Einordnung der Befunde und Handlungsempfehlungen

### 6.1 KI-Reife, strategische Priorisierung und regionale Implikationen

Die empirischen Ergebnisse der vorliegenden Untersuchung lassen sich zu einem konsistenten Gesamtbild verdichten: KI ist in den Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz strategisch präsent, ihre Implementierung bleibt jedoch häufig auf niedrigschwellige Anwendungen begrenzt, und zugleich bestehen erhebliche Unterstützungsbedarfe.

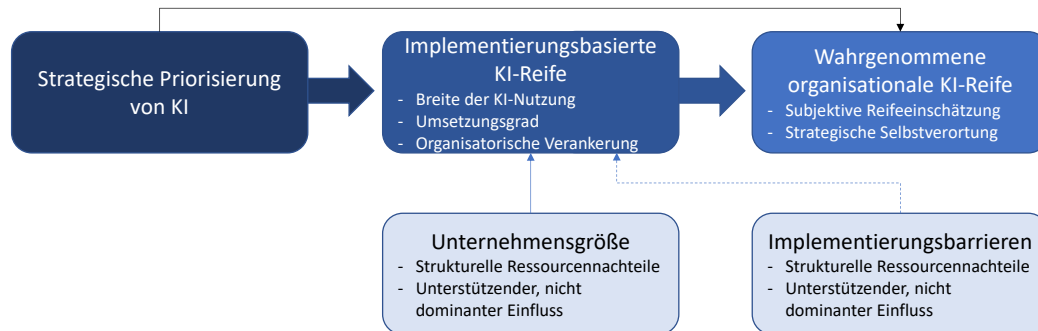
Aus wissenschaftlicher Sicht stützen diese Befunde ein nicht-binäres Verständnis von KI-Adoption. Die Unternehmen lassen sich nicht überzeugend in einfache Gruppen von „Adoptern“ und „Nicht-Adoptern“ einteilen. Vielmehr zeigen sich unterschiedliche Entwicklungsstände und Reifekonstellationen. Manche Unternehmen nutzen bereits mehrere Anwendungen, ohne KI umfassend organisational verankert zu haben. Andere schreiben KI eine hohe strategische Relevanz zu, ohne über einen entsprechend fortgeschrittenen Implementierungsstand zu verfügen. Dies spricht dafür, Reife stärker als graduellen, mehrdimensionalen Fähigkeitsaufbau zu verstehen.

***„KI-Reife hat etwas mit der Management Attention für das Thema zu tun.“***

Eine zentrale Rolle spielt dabei die strategische Priorisierung (vgl. Teece, 2007; Warner/Wäger, 2019). Die vertiefende Auswertung der erhobenen Daten spricht dafür, dass strategische Priorisierung eng mit implementierungsbasierter KI-Reife verbunden ist und im Modell den stärksten Zusammenhang aufweist. Dieser Befund lässt sich theoretisch gut in capability-basierte Ansätze einordnen. Er legt nahe, dass KI-Reife weniger als automatische Folge struktureller Ausstattung entsteht, sondern stärker als Ergebnis von Aufmerksamkeit und Prioritätensetzung im Management sowie organisationalen Lernprozessen zu verstehen ist (vgl. Gama/Magistretti, 2023; Katz/Jung, 2025; Sonntag et al., 2024). Unternehmensgröße bleibt relevant, ersetzt jedoch nicht die Notwendigkeit bewusster strategischer Ausrichtung (siehe Darstellung 12).

Darüber hinaus verweist die teilweise Diskrepanz zwischen wahrgenommener und implementierungsbasierter Reife auf ein methodisch wichtiges Thema. Reifeaussagen von Unternehmen sollten daher nicht isoliert interpretiert werden. Für Forschung, Beratung und Wirtschaftsförderung erscheint es sinnvoll, Selbsteinschätzungen ergänzend mit konkreten Implementierungsindikatoren abzugleichen. Auf diese Weise lassen sich mögliche Abweichungen zwischen subjektiver Fortschrittswahrnehmung und berichteter Umsetzungsfähigkeit differenzierter einordnen.

**Darstellung 12: Zusammenhang zwischen strategischer Priorisierung, Implementierung und KI-Reife**



Quelle: Eigene Darstellung

Regional betrachtet lassen sich daraus wichtige Implikationen für Unterstützungsstrukturen ableiten. Wenn viele Unternehmen KI als wichtiges Zukunftsthema ansehen, im Aufbau konkreter Fähigkeiten jedoch noch nicht weit fortgeschritten sind, kommt regionalen Unterstützungs- und Transferstrukturen eine zentrale Rolle zu. Hochschulen, Wirtschaftsförderungen, Kammern, Verbände und Transferprojekte können insbesondere dann einen relevanten Beitrag leisten, wenn sie Unternehmen nicht nur informieren, sondern sie auch über mehrere Phasen des Reifeprozesses hinweg begleiten. Die Ergebnisse sprechen damit für ein regionales KI-Transferverständnis, das stärker auf Fähigkeitsaufbau als auf reine Technologievermittlung ausgerichtet ist.

## 6.2 Handlungsempfehlungen für Praxis, Wirtschaftsförderung und regionale Transferstrukturen

Aus den Befunden der vorliegenden Untersuchung lassen sich mehrere Handlungsempfehlungen ableiten.

### **Handlungsempfehlungen für Unternehmen**

Für Unternehmen legen die Befunde nahe, KI nicht primär als isoliertes Tool-Thema zu behandeln, sondern als strategisches Entwicklungsfeld zu verstehen (vgl. Porter, 1996; Teece, 2007; Raisch/Krakowski, 2021). Entscheidend ist dabei, dass strategische Priorisierung nicht auf der Ebene allgemeiner Zielsetzungen verbleibt, sondern in konkrete organisatorische Maßnahmen übersetzt wird. Dies setzt zunächst voraus, klare betriebliche Problemstellungen und potenzielle Anwendungsfelder zu identifizieren. Statt frühzeitig komplexe KI-Infrastrukturen aufzubauen, erscheint vielfach ein fokussiertes Vorgehen sinnvoll: konkrete Use Cases definieren, Pilotierungen mit überschaubarem Risiko durchführen, organisationale Lerneffekte systematisch auswerten und erfolgreiche Anwendungen schrittweise in Prozesse integrieren.

Unternehmen sollten ihre wahrgenommene KI-Reife systematisch mit der tatsächlichen Breite und Tiefe des KI-Einsatzes abgleichen, um Fehleinschätzungen des eigenen Entwicklungsstands zu vermeiden und Entwicklungsbedarfe gezielter zu identifizieren. Nicht jede Nutzung generativer Tools bedeutet bereits eine fortgeschrittene organisationale KI-Reife. Entscheidend ist vielmehr, ob KI in mehreren relevanten Bereichen eingesetzt wird, ob Daten- und Prozessvoraussetzungen belastbar sind und ob Erfahrungen aus Einzelanwendungen in dauerhafte Routinen überführt werden. KI-Reife entsteht damit nicht allein durch Nutzung, sondern durch systematische Integration und organisationales Lernen.

### **Handlungsempfehlungen für Wirtschaftsförderung und Intermediäre**

Für Wirtschaftsförderungen, Kammern und Verbände ergibt sich die Empfehlung, Unterstützungsangebote stärker entlang typischer Reife- und Engpassmuster zu strukturieren (vgl. Warner/Wäger, 2019; Zahra/George, 2002). Die Ergebnisse zeigen, dass der zentrale Engpass vieler Unternehmen nicht im fehlenden Problembewusstsein liegt, sondern in der Überführung strategischer Relevanz in konkrete Implementierungsschritte. Vorrangig erscheinen Formate zur Identifikation von Use Cases, zur Priorisierung von

Umsetzungspfaden, zur Bewertung wirtschaftlicher Potenziale und zur Klärung von Datenvoraussetzungen. Darauf aufbauend gewinnen Integrations- und Umsetzungsformate an Bedeutung, die Unternehmen bei Pilotierung, Prozessanpassung und organisatorischer Verankerung unterstützen.

Weniger vorrangig erscheinen demgegenüber Unterstützungsangebote, die ihren Schwerpunkt vorwiegend auf technologiezentrierte Demonstrationen oder hardwarebezogene Spezialthemen legen. Solche Angebote können sinnvoll sein, richten sich jedoch eher an bereits fortgeschrittene Unternehmen. Für die Breite der regionalen Unternehmenslandschaft spricht auf Grundlage der Befunde jedoch mehr für ein anwendungsnahe und problemorientiertes Unterstützungsdesign.

Zugleich sollten Unterstützungsangebote stärker nach Reifestufen differenziert werden. Unternehmen in frühen Phasen benötigen vor allem Orientierung und Use-Case-Identifikation, während fortgeschrittene Unternehmen stärker von Integrations-, Skalierungs- und Governance-Unterstützung profitieren. Ein differenziertes, modular aufgebautes Unterstützungsportfolio erhöht die Anschlussfähigkeit an die heterogenen Bedarfe der regionalen Unternehmenslandschaft.

### **Handlungsempfehlungen für Hochschulen und Transferprojekte**

Hochschulen und Transferprojekte wie DigiMit<sup>2</sup> können insbesondere dort ansetzen, wo wissenschaftliche Expertise, methodische Strukturierung und praktische Erprobung verbunden werden müssen (vgl. Verhoef et al., 2021; Warner/Wäger, 2019). Besonders geeignet erscheinen Formate, die Use-Case-Workshops, Reifeanalysen, Daten- und Prozesschecks, Demonstratorentwicklung, Qualifizierung und projektnahe Begleitung kombinieren. Hochschulen können hier als Übersetzer zwischen allgemeiner KI-Diskussion, wissenschaftlicher Reflexion und betrieblicher Anwendungsrealität wirken.

Zugleich spricht vieles dafür, Transferangebote stärker zu modularisieren. Viele Unternehmen benötigen keine Komplettlösung, sondern einen klaren Einstiegspunkt. Denkbar sind abgestufte Formate, die von Sensibilisierung und Potenzialanalyse über Reife- und Datenchecks bis hin zu prototypischer Implementierung und Skalierungsbegleitung reichen. Gerade in regionalen KMU-Kontexten kann ein solcher modularer Ansatz die Anschlussfähigkeit von Unterstützungsangeboten erhöhen.

Darüber hinaus können Transferprojekte dazu beitragen, Erfahrungswissen systematisch aufzubereiten und zwischen Unternehmen zu verbreiten. Gerade im regionalen Kontext kann dies die Diffusion erfolgreicher Anwendungsbeispiele beschleunigen und Unsicherheiten bei der Einführung von KI reduzieren.

## **Handlungsempfehlungen für die weitere Forschung**

Auch für die Forschung ergeben sich Implikationen. Erstens erscheint es geboten, die Messung organisationaler KI-Reife stärker zwischen wahrgenommener und implementierungsbasierter Reife zu differenzieren und deren Zusammenspiel systematisch zu analysieren. Zweitens wäre es sinnvoll, regionale Unternehmensbefragungen künftig longitudinal zu wiederholen, um Reifeentwicklungen, Lernkurven und Pfadwechsel sichtbar zu machen. Drittens sollten zukünftige Studien die Rolle von Transferstrukturen, Netzwerken und Intermediären stärker berücksichtigen. Gerade im KMU-Kontext dürfte der Zugang zu externem Wissen und Unterstützung einen erheblichen Einfluss auf die Entwicklung von KI-Fähigkeiten haben. Viertens bieten sich vertiefende Analysen dazu an, wie strategische Priorisierung konkret in organisationale Implementierungsprozesse übersetzt wird und welche Mechanismen dabei besonders wirksam sind.

## 7 Zusammenfassung

Der Beitrag untersucht den Stand des KI-Einsatzes in Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz auf Basis einer eigenen Unternehmensbefragung und ordnet die Ergebnisse in die wissenschaftliche Diskussion um organisationale KI-Reife ein. Grundlage der Analyse sind 176 gültige Unternehmensfälle. Die Ergebnisse zeigen, dass KI in der regionalen Unternehmenslandschaft als stark wachsendes Zukunftsthema wahrgenommen wird. Gleichzeitig konzentriert sich der bisherige Einsatz vor allem auf niedrigschwellige Anwendungen wie Texterstellung und Sprachverarbeitung. Eine umfassende organisationale Einbettung ist in vielen Unternehmen noch nicht erreicht.

Theoretisch stützen die Befunde der Untersuchung ein Verständnis von KI-Reife als graduellem und mehrdimensionalem Fähigkeitsaufbau. Reife ergibt sich aus dem Zusammenspiel von strategischer Priorisierung, Implementierungserfahrung und organisationaler Verankerung. Die vertiefende Auswertung der erhobenen Daten spricht dafür, dass strategische Priorisierung ein zentraler Einflussfaktor implementierungsbasierter KI-Reife ist. Zugleich zeigt sich, dass wahrgenommene und implementierungsbasierte Reife nicht vollständig deckungsgleich sind. Dies unterstreicht die Notwendigkeit einer differenzierten Reifemessung.

Praktisch bedeutsam ist vor allem der ausgeprägte Unterstützungsbedarf der Unternehmen. Besonders stark nachgefragt werden Angebote zur Identifikation geeigneter KI-Anwendungsfelder, zum Datenmanagement und zur Integration von KI-Lösungen. Dies verweist auf eine wichtige Transferaufgabe: Unternehmen benötigen insbesondere Unterstützung in der Phase zwischen strategischem Interesse und praktischer Umsetzung. Regionale Transferstrukturen erscheinen daher besonders geeignet, wenn sie weniger technologiezentriert und stärker anwendungsnah, modular und reifeorientiert ausgestaltet sind.

Der Beitrag liefert damit ein forschungsbasiertes und zugleich praxisrelevantes Lagebild zum KI-Einsatz in Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz. Er zeigt, dass KI in regionalen Unternehmen weder als vorübergehendes Modethema noch als bereits abgeschlossene Transformation verstanden werden kann. Vielmehr befindet sich ein großer Teil der Unternehmen in einem Lern- und Entwicklungsprozess, der gezielte Unterstützung, geeignete Transferformate und eine realistische Einordnung des erreichten Reifestands erfordert.

# Literaturverzeichnis

- Amanollahnejad, A./Fosso-Wamba, S./Shabbir, M. S./Pakseresht, A. (2026).** *Aligning socio-technical systems: Rethinking AI adoption and digital transformation in SMEs*, in: Information Systems Management, DOI: 10.1080/10580530.2025.2612175.
- Apostoaie, C.-M./Roman, T./Maxim, A./Jijie, D.-T. (2025).** *Determinants of AI Adoption Intention in SMEs. Romanian case study*, in: Journal of Business Economics & Management, 26(2), S. 277–296, DOI: 10.3846/jbem.2025.23650
- Arroyabe, M./Arranz, C./De Arroyabe, I./De Arroyabe, J. (2024).** *Analyzing AI adoption in European SMEs: A study of digital capabilities, innovation, and external environment*, in: Technology in Society, DOI: 10.1016/j.techsoc.2024.102733.
- Badghish, S./Soomro, Y. (2024).** *Artificial intelligence adoption by SMEs to achieve sustainable business performance: Application of technology–organization–environment framework*, in: Sustainability, DOI: 10.3390/su16051864.
- Barney, J. B. (1991).** *Firm resources and sustained competitive advantage*, in: Journal of Management, 17(1), S. 99–120.
- Bick, A., Blandin, A., Deming, D. J., Fuchs-Schündeln, N., & Jessen, J. (2026).** *Mind the Gap: AI Adoption in Europe and the US (No. w34995)*. National Bureau of Economic Research.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2017).** *Machine, Platform, Crowd: Harnessing Our Digital Future*, New York.
- Cao, G./Duan, Y./Edwards, J. S./Dwivedi, Y. K. (2021).** *Understanding managers' attitudes and behavioral intentions towards using artificial intelligence for organizational decision-making*, in: Technovation, 106, S. 1-15, DOI: 10.1016/j.technovation.2021.102312.
- Cimino, A./Corvello, V./Troise, C./Thomas, A./Tani, M. (2025).** *Artificial Intelligence Adoption for Sustainable Growth in SMEs: An Extended Dynamic Capability Framework*, in: Corporate Social Responsibility and Environmental Management, 32, S. 6120–6138, DOI: 10.1002/csr.70019.
- Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018).** *Artificial intelligence for the real world*, in: Harvard Business Review, 96(1), S. 108–116.
- Dwivedi, Y. K./Hughes, L./Ismagilova, E./Aarts, G./Coombs, C./Crick, T./Duan, Y./Dwivedi, R./Edwards, J./Eirug, A./Galanos, V./Ilavarasan, P. V./Janssen, M./Jones, P./Kumar, V. et al. (2021).** *Artificial intelligence (AI): Multidisciplinary perspectives on emerging challenges, opportunities, and agenda for research*,

- practice and policy*, in: International Journal of Information Management, 57, DOI: 10.1016/j.ijinfomgt.2019.08.002.
- Eisenhardt, K. M./Martin, J. A. (2000).** *Dynamic capabilities: What are they?*, in: Strategic Management Journal, 21(10–11), S. 1105–1121.
- Gama, F./Magistretti, S. (2023).** *Artificial intelligence in innovation management: A review of innovation capabilities and a taxonomy of AI applications*, in: Journal of Product Innovation Management, DOI: 10.1111/jpim.12698.
- Gao, S./Teh, P. L./Ho, H. H. P. (2026).** *Digital transformation and innovation in small and medium enterprises (SMEs): A systematic review and future research agenda*, in: Cogent Business & Management, 13(1), DOI: 10.1080/23311975.2026.2612775.
- García-Vidal, G./Sánchez-Rodríguez, A./Guzmán-Vilar, L./Pérez-Campdesuñer, R./Martínez-Vivar, R. (2025).** *Entropy-based assessment of AI adoption patterns in micro and small enterprises: Insights into strategic decision-making and ecosystem development in emerging economies*, in: Information, 16, S. 770, DOI: 10.3390/info16090770.
- Hansen, H./Lillesund, E./Mikalef, P./Altwaijry, N. (2024).** *Understanding artificial intelligence diffusion through an AI capability maturity model*, in: Information Systems Frontiers, 26, S. 2147–2163, DOI: 10.1007/s10796-024-10528-4.
- Heimberger, H./Horvat, D./Jäger, A./Schultmann, F. (2025).** *Exploring AI adoption in manufacturing: An empirical study on effects of AI readiness*, in: International Journal of Production Economics, DOI: 10.1016/j.ijpe.2025.109733.
- Horani, O./Al-Adwan, A./Yaseen, H./Hmoud, H./Al-Rahmi, W./Alkhalifah, A. (2023).** *The critical determinants impacting artificial intelligence adoption at the organizational level*, in: Information Development, 41, S. 1055–1079, DOI: 10.1177/02666669231166889.
- Iansiti, M., & Lakhani, K. R. (2020).** *Competing in the Age of AI: Strategy and Leadership When Algorithms and Networks Run the World*, Boston.
- Kargas, A./Drosos, D./Komisopoulos, F./Katsianis, D./Chaniotaki, E./Rokkas, T./Andriopoulos, A./Argyroulis, V./Filios, S./Loumos, G./Kokkinis, D./Alvertos, K. (2026).** *Reviewing and Mapping the Digital Transformation Process of SMEs*, in: Applied Sciences, 16, S. 833, DOI: 10.3390/app16020833.
- Katz, R./Jung, J. (2025).** *What drives artificial intelligence adoption and use among firms? Empirical evidence from Brazilian companies*, in: Digital Policy, Regulation and Governance, DOI: 10.1108/DPRG-05-2025-0135.

- Kumar, G./Singh, R./Arya, V./Mishra, S. (2024).** *Analyzing barriers in adoption of artificial intelligence for resilient health care services to society*, in: Global Journal of Flexible Systems Management, 25, S. 179–197, DOI: 10.1007/s40171-024-00373-4.
- Lanfranchi, G./Cioli, A./Amanti, A./Marinelli, L. (2025).** *Reconfiguring competitive advantage: A resource dynamic framework for generative AI adoption in digital content marketing*, in: European Journal of Innovation Management, DOI: 10.1108/EJIM-03-2024-0317.
- Merlano Porras, C. A./Arregoces Castillo, L./Bosman, L./Gamez-Djokic, M. (2025).** *Driving strategic innovation through AI adoption in government financial regulators: A case study*, in: Platforms, 3(4), S. 20, DOI: 10.3390/platforms3040020.
- Oldemeyer, L./Jede, A./Teuteberg, F. (2025).** *Investigation of artificial intelligence in SMEs: A systematic review of the state of the art and the main implementation challenges*, in: Management Review Quarterly, 75(2), S. 1185–1227, DOI: 10.1007/s11301-024-00405-4.
- Oldemeyer, L./Jede, A./Teuteberg, F. (2026).** *Erschließung des KI-Potenzials in KMU: Anwendungen, Vorteile und erste Überlegungen zur Implementierung*, in: Journal of the Knowledge Economy, DOI: 10.1007/s13132-026-03242-w.
- Oliveira, T./Martins, M. F. (2011).** *Literature review of information technology adoption models at firm level*, in: Electronic Journal of Information Systems Evaluation, 14(1), S. 110–121.
- Peteraf, M. A. (1993).** *The cornerstones of competitive advantage: A resource-based view*, in: Strategic Management Journal, 14(3), S. 179–191.
- Pereira, E., Graylin, A. W., & Brynjolfsson, E. (2026).** *The Enterprise AI Playbook: Lessons from 51 Successful Deployments*, Stanford.
- Porter, M. E. (1996).** *What is strategy?*, in: Harvard Business Review, 74(6), S. 61–78.
- Prataviera, L. B./D'Souza, N./Charlton, C. L. (2026).** *Exploring artificial intelligence for third-party logistics service providers: A dynamic capabilities perspective*, in: International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, S. 1–35, DOI: 10.1108/IJPDLM-11-2024-0431.
- Raisch, S./Krakowski, S. (2021).** *Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox*, in: Academy of Management Review, 46(1), S. 192–210, DOI: 10.5465/amr.2018.0072.
- Rogers, E. M. (2003).** *Diffusion of innovations*, 5. Aufl., New York.
- Sánchez, E./Calderón, R./Herrera, F. (2025).** *Artificial intelligence adoption in SMEs: Survey based on TOE-DOI framework, primary methodology and challenges*, in: Applied Sciences, 15(12), S. 6465, DOI: 10.3390/app15126465.

- Sonntag, M./Mehmann, S./Mehmann, J./Teuteberg, F. (2024).** *Development and evaluation of a maturity model for AI deployment capability of manufacturing companies*, in: Information Systems Management, 42(1), S. 37–67, DOI: 10.1080/10580530.2024.2319041.
- Teece, D. J. (2007).** *Explicating dynamic capabilities: The nature and microfoundations of (sustainable) enterprise performance*, in: Strategic Management Journal, 28(13), S. 1319–1350.
- Tornatzky, L. G., Fleischer, M., & Chakrabarti, A. K. (1990).** *The processes of technological innovation*, Lexington.
- Verhoef, P. C./Broekhuizen, T./Bart, Y./Bhattacharya, A./Dong, J. Q./Fabian, N./Haenlein, M. (2021).** *Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda*, in: Journal of Business Research, 122, S. 889–901, DOI: 10.1016/j.jbusres.2019.09.022.
- Vial, G. (2019).** *Understanding digital transformation: A review and a research agenda*, in: The Journal of Strategic Information Systems, 28, S. 118–144, DOI: 10.1016/j.jsis.2019.01.003.
- Warner, K. S. R./Wäger, M. (2019).** *Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal*, in: Long Range Planning, 52(3), S. 326–349, DOI: 10.1016/j.lrp.2018.12.001.
- Yang, J./Blount, Y./Amrollahi, A. (2024).** *Artificial intelligence adoption in a professional service industry: A multiple case study*, in: Technological Forecasting and Social Change, 201, DOI: 10.1016/j.techfore.2024.123251.
- Yotzov, I./Barrero, J. M./Bloom, N./Bunn, P./Davis, S. J./Foster, K. M./Brent, A. J./Meyer, H./Mizen, P./Navarrete, M. A./Smietanka, P./Thwaites, G./Wang, B. Z. (2026).** *Firm data on AI*, NBER Working Paper 34836, DOI: 10.3386/w34836.
- Zahra, S. A./George, G. (2002).** *Absorptive capacity: A review, reconceptualization, and extension*, in: Academy of Management Review, 27(2), S. 185–203, DOI: 10.5465/amr.2002.6587995.
- Zhu, K./Kraemer, K. L./Xu, S. (2006).** *The process of innovation assimilation by firms in different countries: A technology diffusion perspective on e-business*, in: Management Science, 52(10), S. 1557–1576, DOI: 10.1287/mnsc.1050.0487.

## Autorenportraits



Kontakt: [reinemann@hs-koblenz.de](mailto:reinemann@hs-koblenz.de)

**Prof. Dr. Holger Reinemann** lehrt seit 2008 Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Personal- und Unternehmensführung, an der Hochschule Koblenz. Nach Stationen als Professor für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre, insbesondere Entrepreneurship an einer privaten Hochschule, als Consultant für Familienunternehmen bei einer mittelständischen Unternehmensberatung sowie als Projektmanager einer Venture-Capital-Gesellschaft widmet er sich in Lehre, Forschung und Transfer insbesondere Fragen des Mittelstands, der Unternehmensführung und der Digitalisierung. Zudem ist er wissenschaftlicher Leiter des DigiMit<sup>2</sup> – Kompetenzzentrum digitale Technologien Mittelstand für die Region Mittelrhein-Westerwald.



**Hendrik Solscheid, M.Eng.,** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter und Geschäftsführer des DigiMit<sup>2</sup>-Kompetenzzentrums für digitale Technologien der Hochschule Koblenz im Fachbereich Ingenieurwesen. Er begleitet kleine und mittlere Unternehmen bei der Umsetzung von Digitalisierungsvorhaben und entwickelt anwendungsorientierte Transferformate. Zuvor konzipierte er ein mobiles Digitalisierungslabor zur praxisnahen Unterstützung von KMU. Seine Schwerpunkte liegen in der Entwicklung praxisnaher Demonstratoren, der Begleitung betrieblicher Innovationsprojekte sowie im Transfer zwischen Wissenschaft und Wirtschaft – insbesondere im Kontext der Einführung von KI-Anwendungen.



**Christoph Szedlak, M.Sc.** ist wissenschaftlicher Mitarbeiter des DigiMit<sup>2</sup> – Kompetenzzentrum für digitale Technologien der Hochschule Koblenz und Doktorand an der BTU Cottbus. Er unterstützt Unternehmen bei der Umsetzung von Digitalisierungs- und Innovationsvorhaben. Seine Forschungsschwerpunkte liegen auf digitalen Geschäftsprozessen, der Einführung digitaler Technologien sowie den Auswirkungen digitaler Transformation auf den Menschen.

## Schriftenverzeichnis

- Nr. 1      Verfahren der Kundenwertermittlung - Darstellung und Bewertung der Kundenwertmessung als Bestandteil des Marketing-Controlling  
Prof. Dr. Andreas Mengen  
Mai 2009
- Nr. 2      Entscheidungsmodell für den wirtschaftlichen RFID-Einsatz  
Prof. Dr. Silke Griemert  
Januar 2010
- Nr. 3      Kann politische Macht gegen die Gesetze der Globalisierung regieren? - Eine kritische Analyse am Beispiel Deutschlands  
Prof. Dr. Georg Schlichting, Isabelle Heinrichs, B.Sc.  
Februar 2010
- Nr. 4      Steuerliche Auswirkungen des Wachstumsbeschleunigungsgesetzes für die Unternehmen  
Prof. Dr. Arno Steudter  
November 2010
- Nr. 5      Die internationale Finanzmarktkrise – Was sind die Ursachen und wirtschaftlichen Folgen der Krise und was bringen die Rettungsmaßnahmen?  
Prof. Dr. Georg Schlichting, Julia Pohl, M.Sc., Thomas Zahn, M. Sc.  
November 2010
- Nr. 6      Social media usage behavior of students in Finland and Germany and its marketing implications  
Prof. Dr. Axel Schlich  
September 2011
- Nr. 7      Personal Branding von Musikern. Wie man im Musikgeschäft zu einer starken Marke wird  
Prof. Dr. H. J. Schmidt, Lisa Horländer, B. Sc.  
Dezember 2011

- Nr. 8            Kundenwertmanagement – Wie werden wertvolle Kunden identifiziert und welche Maßnahmen sind für ihre Bearbeitung bei Konsumgütern, Industriegütern und Dienstleistungen geeignet?  
Prof. Dr. Andreas Mengen, Andreas Krings, M. Sc.  
März 2012
- Nr. 9            Experts for sale: Academic consulting as mechanism for knowledge and technology Transfer  
Prof. Dr. Mark O. Sellenthin  
September 2012
- Nr. 10           Steuern im Wandel der Zeit – Man soll die Henne nicht schlachten, die goldene Eier legt!  
Prof. Dr. W. Edelfried Schneider, Dipl. Wirtschaftsjournalist Lukas Karrenbrock  
Januar 2013
- Nr. 11           Wirtschaftskraft des Karnevals – Die regionalökonomischen Effekte des Karnevals in Koblenz  
Prof. Dr. Mark O. Sellenthin  
Juni 2013
- Nr. 12           Die Staatsschuldenkrise Griechenlands – Ursachen, durchgeführte Hilfsmaßnahmen und ein möglicher Schuldenerlass  
Prof. Dr. Georg Schlichting, Nils Schiffer, M. Sc.  
Dezember 2013
- Nr. 13           Markenorientierung von „Social Businesses“ – Ergebnisse einer Expertenbefragung  
Prof. Dr. Holger J. Schmidt, Florian Lückenbach, M. Sc.  
Februar 2014
- Nr. 14           The City of London and the Euro  
Carine Berbéri, University of Tours, Frankreich  
Mai 2014
- Nr. 15           20 Jahre TechnologieZentrum Koblenz: Wie haben sich die Unternehmen des TZK entwickelt?  
Prof. Dr. Mark O. Sellenthin  
Oktober 2014

- Nr. 16      Kundenwertmanagement in der Energiewirtschaft  
Prof. Dr. Andreas Mengen, Maja Wanker, M.Sc.  
Januar 2015
- Nr. 17      Alles grün oder was? Nachhaltigkeitskommunikation heute oder morgen  
Prof. Dr. Holger Schmidt, Katharina Gelbling, M.Sc.  
April 2015
- Nr. 18      Nutzen öffentlicher Unternehmensdaten am Beispiel Borussia  
Dortmund  
Prof. Dr. Holger Philipps, Numejr Owiesat, B.Sc.  
Oktober 2015
- Nr. 19      Cournot's Mengenwettbewerb – Von der oligopolistischen Modellwelt zur  
Anwendung in der Zementindustrie  
Prof. Dr. Georg Schlichting, Till Samuelson  
Februar 2016
- Nr. 20      Erfolgsfaktor      Kundenwertmanagement:      Empirische      Ergebnisse  
Herausforderungen für das Controlling – Umsetzung in der Praxis  
Prof. Dr. Andreas Mengen  
Mai 2016
- Nr. 21      Der Europäische Rat in der Europäischen Union. Kritische Betrachtung seiner  
Entstehung mittels der Theorie des Evolutionären Institutionalismus  
Prof. Dr. Sibylle Hambloch  
August 2016
- Nr. 22      Fernbuslinien im Fokus  
Prof. Dr. Holger J. Schmidt, Jens Fitzner, M. Sc.  
November 2016
- Nr. 23      Rüstzeiten – das ungehobene Potential  
Prof. Dr. Silke Griemert  
März 2017
- Nr. 24      Die Bank Payment Obligation (BPO): Eine neue Zahlungsbedingung  
im Außenhandel  
Prof. Dr. Clemens Büter, Kathrin Schmidt, B.Sc.,  
Aída Spiegelner Castañeda, B.Sc.  
August 2017

- Nr. 25      Der Brexit – Hintergrund, Entwicklung und erwartete Auswirkungen  
Manuel Oster Dipl. Finanzwirt (FH), M. Sc., Prof. Dr. Georg Schlichting  
Oktober 2017
- Nr. 26      Big Data im Controlling – Chancen und Risiken  
Marcel Tröbs, M. Sc., Prof. Dr. Andreas Mengen  
Februar 2018
- Nr. 27      Business Model Innovation bei etablierten Unternehmen – Herausforderungen und Vorgehen bei Vertriebsmodellveränderungen im Zeichen der digitalen Revolution  
Jan-Erik van Bebber, M. Sc., Dipl.-Kfm. Bernhard Böffgen  
September 2018
- Nr. 28      Verbreitungsgrad von Optimierungsmethoden in der Produktion – Eine quantitative Untersuchung  
Patrick Pötters, M. Sc. M. Eng., Prof. Dr. Bert Leyendecker, Jasmin Ohlig, M.Sc., Prof. Dr.-Ing. Robert Schmitt  
Dezember 2018
- Nr. 29      Digitalisierung, Omnichanneling und Local-Commerce-Modelle aus Sicht des lokalen stationären Einzelhandels  
Dr. Andreas Hesse  
Mai 2019
- Nr. 30      Nachhaltigkeitscontrolling- Fluch oder Segen?  
Prof. Dr. Andreas Mengen, Jannina Hermann, M.Sc., Jennifer Lischke, M.Sc., Katharina Schneider, M.Sc.  
Oktober 2019
- Nr. 31      Wirtschaftlichkeitsbetrachtung digitaler B2B-Lösungen für Unternehmen  
Prof. Dr. Andreas Mengen, Linda Dietrich, M.Sc.  
Mai 2020
- Nr. 32      Förderung von Nachhaltigkeitsfonds in der Unternehmenskommunikation  
Prof. Dr. Georg Schlichting, Sarah Krämer, B.Sc.  
Oktober 2020

- Nr. 33      Unternehmenspolitische Implikationen des Emissionshandels im Rahmen der EU-Klimapolitik  
Prof. Dr. Sibylle Treude, Dominic Hülsemann, M.Sc., Elisa Liemersdorf, M.Sc., Caroline Raucher, M.Sc., Jennifer Seul, M.Sc.  
Januar 2021
- Nr. 34      Zahlungssicherung im Export durch Möglichkeiten der Blockchain-Technologie  
Prof. Dr. rer. pol. Clemens Büter, Granit Ratkoceri, M.Sc. Wirtschaftsingenieur  
Juni 2021
- Nr. 35      European Economic Policy and the European Green Deal: an Institutional Analysis  
Prof. Dr. Sibylle Treude  
Januar 2022
- Nr. 36      Green Marketing - Empirische Erkenntnisse zur Konsumentenwahrnehmung von Ökologie-orientierten Repositionierungsversuchen etablierter Marken  
Prof. Dr. Andreas Hesse  
Juli 2022
- Nr. 37      EU-Taxonomie aus Unternehmenssicht – eine Analyse der Auswirkungen auf Nicht-Finanzunternehmen  
Niclas Taraba, B.Sc., Prof. Dr. Andreas Mengen  
Juni 2023
- Nr. 38      Sind nachhaltige Unternehmen finanziell erfolgreicher? – Implementierung eines Nachhaltigkeitsmanagements und finanzielle Auswirkungen  
Kerstin Schüller, M.Sc., Prof. Dr. Andreas Mengen  
November 2023
- Nr. 39      IoT-Lösungen und Wirtschaftlichkeit.  
Isabel Thieringer, M.Sc., Prof. Dr. Andreas Mengen  
November 2024
- Nr. 40      Nachhaltigkeit in der Unternehmenssteuerung mit der Wesentlichkeitsanalyse  
Prof. Dr. Andreas Mengen, Florian Heinrichs, M.Sc., Fabian Daun M.Sc.,  
Mai 2026

Nr. 41      Aufbruch ins KI-Zeitalter – Empirische Muster der Transformation in  
Unternehmen des nördlichen Rheinland-Pfalz  
Prof. Dr. Holger Reinemann, Christoph Szedlak, M.Sc.,  
Hendrik Solscheid, M.Eng.  
Juli 2026