

Veränderung der Arbeit: Change Management für Anwendungen Künstlicher Intelligenz

Joschka Andreas Hüllmann

Universität Twente, Institut für High-Tech Business und Entrepreneurship

Enschede, Die Niederlande

j.huellmann@utwente.nl

<https://orcid.org/0000-0001-5704-8644>

AUTHOR ACCEPTED MANUSCRIPT. Cite as:

Hüllmann, J. A. (2026). Veränderung der Arbeit: Change Management für Anwendungen Künstlicher Intelligenz. HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik. <https://link.springer.com/article/10.1365/s40702-026-01290-z>.

Zusammenfassung:

Die Einführung Künstlicher Intelligenz (KI) in Unternehmen wirft Fragestellungen zum Change Management auf. Zum Beispiel wie Mitarbeitende im Umgang mit KI befähigt werden können. Obwohl es wissenschaftliche Studien zum Change Management bei der Einführung von KI gibt, werden die praxisrelevanten Empfehlungen aus der wissenschaftlichen Theorie selten anschaulich aufbereitet. Daher erläutert dieser Beitrag praxisnah die wissenschaftlichen Theorien anhand von drei Anwendungsfällen und stellt Handlungsempfehlungen vor. Die Theorien wurden anhand einer qualitativen Literaturrecherche ausgewählt. Die Handlungsempfehlungen adressieren die Veränderung von Aufgaben und Rollen, die Identität und Bedeutsamkeit von Arbeit, die Akzeptanz, Vertrauen sowie Nutzung von KI und schließlich die Befähigung. Die Anwendungsfälle behandeln KI in der Landwirtschaft, dem Personalwesen und der Chirurgie. Ein erfolgreiches Change Management erlaubt Organisationen, die positiven Effekte der Veränderung der Arbeit durch KI zu realisieren.

Schlüsselwörter: Change Management; Künstliche Intelligenz; Aufgaben und Rollen; Jobidentität; Technologieakzeptanz und -nutzung

Abstract:

Introducing artificial intelligence (AI) in organizations raises questions about change management. For example, how can employees be trained to work with AI? Although there are scientific studies on change management in AI, practical recommendations from scientific theory are rarely presented in a concise manner. This article explains the scientific theories in an illustrative manner using three use cases and presents recommendations for action. The theories were selected based on a qualitative literature review. The recommendations for action address changes in tasks and roles, the identity and meaningfulness of work, the acceptance, trust, and use of AI, and finally, training. The use cases cover AI in agriculture, human resources, and surgery. Successful change management allows organizations to realize the positive effects of the changing work through AI.

Keywords: Change Management; Artificial Intelligence; Tasks and Roles; Job Identity; Technology Acceptance and Use

1 Einleitung

Künstliche Intelligenz (KI) war in Deutschland 2025 eines der zentralen Wirtschaftsthemen (Engels et al. 2025). Anwendungsfälle reichen von der Entsorgung von Abfällen (Olawade et al. 2024) über

industrielle Fertigung (Sharp et al. 2018) hin zu Diagnostik und Versorgung im Gesundheitssektor (Jussupow et al. 2021).

Mit der Einführung von KI ergeben sich Fragen zur Veränderung der Arbeit und dem notwendigen Change Management. Arbeitgeber sorgen sich um mangelnde Expertise und fehlende Fachkräfte, um den Anschluss an die Entwicklungen der KI nicht zu verpassen. Arbeitnehmende fürchten, dass die KI ihren Arbeitsplatz substituieren könnte (Ozgul et al. 2024). Es werden nicht alle Arbeitnehmende ersetzt, doch stehen die meisten vor grundlegenden Veränderungen ihrer Arbeit (Mayer et al. 2025). Durch Veränderungen in der Arbeit kann es zu neuen Aufgaben und Rollen mit KI kommen oder einem veränderten Empfinden der Arbeit (Fischer et al. 2023).

Die deutsche Wirtschaftsinformatik-Forschung stellt praxisrelevante Erkenntnisse zu den Chancen und Herausforderungen der KI bereit (Leible et al. 2024). Die Studien berichten, wie KI gestaltet wird, fokussieren aber nicht die damit einhergehenden Veränderungen der Arbeit und das nötige Change Management. KI stellt etablierte Change-Management-Theorien in Frage, da sie sich von konventioneller Informationstechnologie (IT) in Merkmalen wie z. B. nicht-deterministische Ausgaben unterscheidet (Riemer et al. 2026). Erste Erkenntnisse zum Thema KI und Change Management dokumentieren die Zusammenarbeit von Menschen und KI (Fabri et al. 2023), Prädiktoren der Nutzungsabsicht von KI (Berger et al. 2021) oder notwendige KI-Kompetenzen (Pinski und Benlian 2024).

Obgleich dieser Studien braucht es anwendbares Wissen über die sich verändernde Arbeit und Handlungsempfehlungen für das Change Management von KI (Ristau 2023). Eine Einordnung der bisherigen wissenschaftlichen Lektüre zum Thema würde entsprechendes Wissen für Praktiker:innen zugänglich machen. Dieser Beitrag widmet sich dieser Aufgabe und beantwortet die Forschungsfrage: *Wie können Veränderungen der Arbeit durch KI in der Praxis gemanagt werden?*

Um die Frage zu beantworten, wird die Literatur zur Veränderung der Arbeit und Change Management für Anwendungen der KI mittels einer qualitativen Literaturanalyse praxisverständlich zusammengefasst. Anhand dreier Anwendungsfälle wird illustriert, wie die Theorie aus der Literaturanalyse angewandt werden kann.

2 Hintergrund ¹

Für bis zu 80 % der US-Arbeitnehmenden ändern sich mindestens 10 % ihrer täglichen Arbeit alleine durch KI-Sprachmodelle (Eloundou et al. 2024). Diese umfangreichen Auswirkungen auf Arbeit erfordern eine Change-Management-Betrachtung von KI. Denn ohne eine organisatorische Begleitung der Veränderungen werden die positiven Effekte von KI nicht realisiert (Humlum und Vestergaard 2025). Um ein Change Management für KI zu informieren, betrachtet dieser Beitrag etablierte Dimensionen des Arbeitsdesigns: Aufgaben und Rollen, Bedeutsamkeit, Identität, Adoption und Befähigung.

Wie Veränderungen durch KI neue Konflikte entstehen lassen, erklären Rollentheorien. Fehlende organisatorische Strukturen, z. B. bei der Einführung von KI, oder sich ändernde Aufgaben führen zu Rollenkonflikten und resultieren in Unzufriedenheit, Stress und negativen Verhaltensanpassungen (Tubre und Collins 2000). KI verschiebt das Verhältnis zwischen Routine- und Nicht-Routine-Aufgaben, da Automatisierung Arbeitsschritte ersetzt und neue schafft (Raisch und Krakowski 2021). Das klassische *Job-Characteristics*-Modell zur Analyse von Aufgaben beleuchtet die Auswirkungen von Autonomie und Feedback auf Motivation und Leistung (Hackman und Oldham 1976). Ansätze des *Work Design* betonen Interdependenzen zwischen Aufgabenstruktur, Teamarbeit und organisationalem Kontext und verdeutlichen, wie Aufgaben aufgrund von KI neu ausgestaltet werden müssen (Parker et al. 2001). Die Forschung zu *Meaningful Work* verbindet diese strukturelle Ebene mit individuellen Erfahrungen der Bedeutsamkeit der Arbeit (Humphrey et al. 2007). Eine Bedeutungszuschreibung (*meaningfulness*) entsteht, wenn Arbeit sichtbar zu einem Ergebnis beiträgt (Hackman und Oldham 1976). Studien zeigen, dass KI die Wahrnehmung von Bedeutsamkeit sowohl fördern als auch untergraben kann: Einerseits ermöglicht KI die Konzentration auf wertschöpfende Tätigkeiten, andererseits löst sie Entfremdung zum Job aus, wenn Kernaufgaben entzogen werden (Selenko et al. 2022).

Sich verändernde Rollen betreffen die Identität der Jobinhabenden. Identitätstheorien zeigen, dass Rollenveränderungen nicht nur funktional, sondern auch identitätsrelevant sind (Ibarra 1999). Mit KI

¹ In diesem Beitrag geht es nicht um Change-Management-Prozessmodelle, sondern um Veränderungen der Arbeit, die *top-down* gemanagt werden müssen (d.h., Arbeitsdesign-Theorien). Auch *bottom-up* Job Crafting wird in diesem Beitrag ausgeklammert.

geraten traditionelle Expertendefinitionen unter Druck und etablierte Rollen als Expert:innen werden herausgefordert (Raisch und Krakowski 2021). Die Identitätstheorien verdeutlichen, dass Arbeit nicht nur Aufgaben, sondern auch das Verständnis des Selbst strukturiert (z. B. Werte und Selbstwahrnehmung). Wenn sich die Arbeit ändert, müssen Individuen ihre berufliche Identität anpassen (Ibarra 1999).

Die Veränderungen von Aufgaben und Rollen werden flankiert durch Entscheidungen über die Adoption und Nutzung von KI. Technologieakzeptanzmodelle erklären, wie Beschäftigte technologische Neuerungen aufnehmen (Venkatesh et al. 2003), wobei neben Nützlichkeit und Nutzbarkeit das Vertrauen in KI zunehmend in den Fokus rückt (Gille et al. 2020). KI bedarf zusätzlicher Maßnahmen, um Funktionsweise der Systeme darzulegen und Vertrauen zu schaffen (Berger et al. 2021).

Damit die Nutzung von KI bei neuen Aufgaben und Rollen funktioniert, müssen Anwendende befähigt werden. Die Befähigungsperspektive betont die organisationale Verantwortung für Mitarbeitende. Eine KI-basierte Automatisierung verlangt kontinuierliches Lernen und Kompetenzen zur Kontrolle algorithmischer Ergebnisse (Jarrahi 2018). Organisationen müssen dafür Schulungen bereitstellen. Zusammengefasst zeigt die Literatur, dass die Wirkung von KI auf Arbeit gemanagt werden muss.

3 Methode

Der Wissensstand zu Change Management und KI wurde ermittelt, indem eine Literatursuche und interpretative Analyse durchgeführt wurden (Paré et al. 2015). Anhand dieses Wissensstands wurden für drei Anwendungsfälle praktische Handlungsempfehlungen exemplarisch abgeleitet.

3.1 Auswahl und Analyse der Literatur

Die Ableitung von Handlungsempfehlungen aus wissenschaftlicher Literatur erfordert qualitative, systematische Überprüfungen (Paré et al. 2015). Daher wurde eine qualitative Recherche nach Schryen (2015) durchgeführt. Die Reproduzierbarkeit wird durch die Dokumentation des Selektionsprozesses, der in Abbildung 1 dargestellt ist, gewährleistet. Die Recherche ist repräsentativ und nicht erschöpfend (Cooper 1988). Sie fokussiert Rückwärts- und Vorwärtssuche, da relevante Beiträge in benachbarten Disziplinen (z. B. Organisationsforschung, Psychologie) zu finden sind. Dafür wurde eine

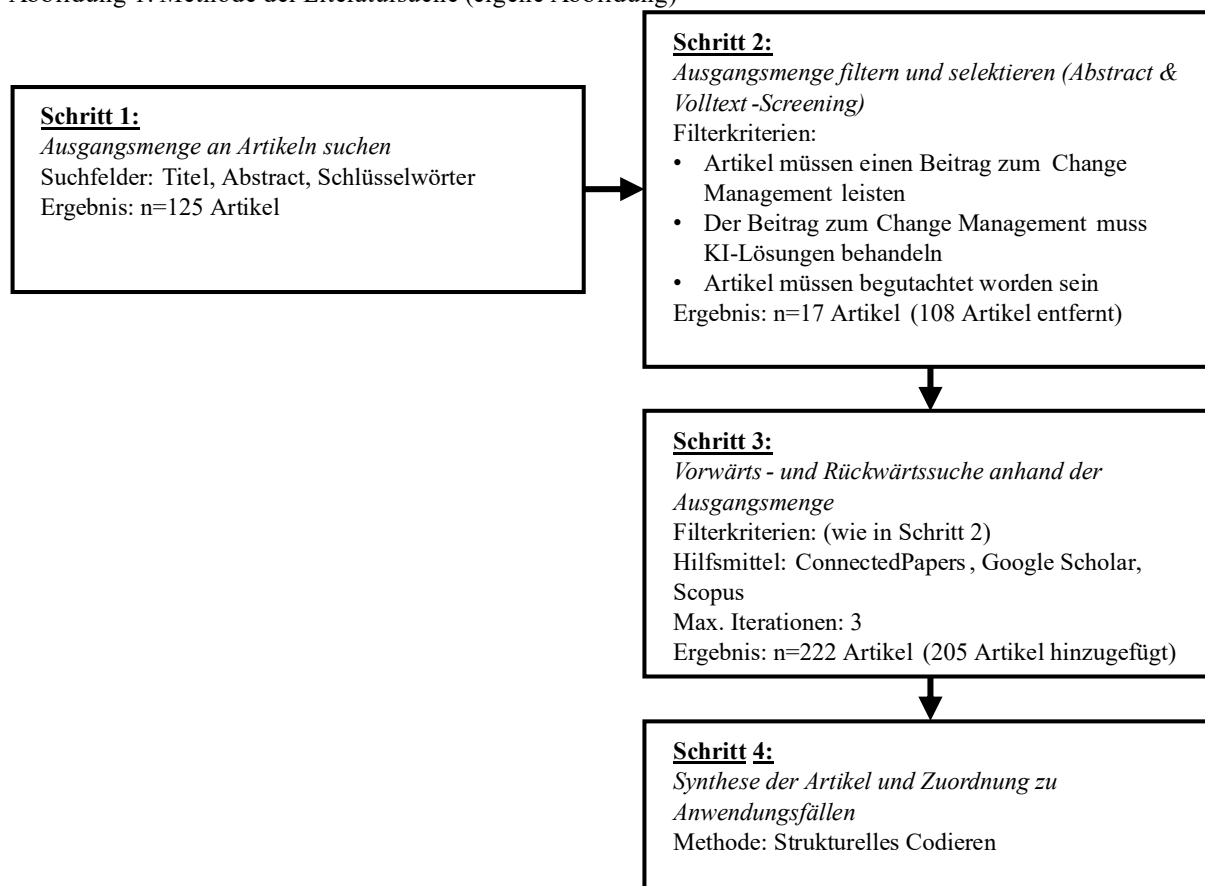
Grundausswahl an Artikeln aus dem *Basket-of-Eight* der internationalen Wirtschaftsinformatik-Literatur sowie praxisnaher und deutscher Zeitschriften identifiziert (Tabelle 1). Die Suchanfrage enthielt die Schlüsselwörter *Anpassungsmanagement*, *Change Leadership*, *Change Management*, *Innovationsmanagement*, *Kulturwandelmanagement*, *Organisationsentwicklung*, *Transformationsmanagement*, *Transitionsmanagement*, *Veränderungsmanagement* und das Stichwort *Künstliche Intelligenz*. Varianten dieser Begriffe waren Teil der Suchanfrage über ODER-Operatoren (z. B. *Anpassungsmanagement*, *Anpassungs Management*, *Anpassungs-Management*, *Anpassung Management*, *Anpassung-Management*) inklusive englischer Varianten und Abkürzungen (z. B. *Artificial Intelligence*, *AI*).

Tabelle 1. Quellen (eigene Tabelle)

Quelle	Begründung	Zugriff
Electronic Markets	Deutsche WI	Springer
Business Information Systems Engineering	Deutsche WI	Springer
Schmalenbach Journal of Business Research	Deutsche WI	Springer
HMD Praxis der Wirtschaftsinformatik	Deutsche WI	Springer
Wirtschaftsinformatik & Management	Deutsche WI	Springer
Harvard Business Review	Praxisorientiert	SCOPUS
MIT Sloan Management Review	Praxisorientiert	SCOPUS
California Management Review	Praxisorientiert	SCOPUS
MIS Quarterly Executive	Praxisorientiert	SCOPUS
Information Systems Research	Basket-of-Eight	SCOPUS
Journal of Strategic Information Systems	Basket-of-Eight	SCOPUS
MIS Quarterly	Basket-of-Eight	SCOPUS
Journal of Management Information Systems	Basket-of-Eight	SCOPUS
European Journal of Information Systems	Basket-of-Eight	SCOPUS
Information Systems Journal	Basket-of-Eight	SCOPUS
Journal of Information Technology	Basket-of-Eight	SCOPUS
Journal of the Association for Information Systems	Basket-of-Eight	SCOPUS

Die Suche ergab eine Grundausswahl von n=125 Artikeln. Die Grundausswahl wurde durch eine Analyse der jeweiligen Zusammenfassungen und Volltexte gefiltert, so dass n=17 Artikel übrig blieben. Die Filterkriterien waren, dass die Artikel einen Beitrag zum Change Management leisten, der KI behandelt, und die Artikel wissenschaftlich begutachtet wurden. Durch die Vorwärts- und Rückwärtssuche wurde diese gefilterte Grundausswahl um n=205 Artikel erweitert für eine Gesamtanzahl von n=222 Artikeln, die in die Analyse eingeflossen sind. Im finalen Beitrag werden davon n=101 Artikel referenziert.

Abbildung 1. Methode der Literatursuche (eigene Abbildung)



Es wurde die Methode des strukturellen Kodierens angewendet, um die Artikel konzeptorientiert zu organisieren (Saldana 2009). Die kodierten Segmente mit ähnlichen Aussagen wurden zusammengefasst, um ein kohärentes Argument zum Change Management von KI zu bilden. Dabei wurden die praktischen Implikationen der ausgewählten Artikel betrachtet. Aus diesen Argumenten wurden die Herausforderungen und Ansätze des Change Managements für KI abgeleitet.

3.2 Auswahl der Anwendungsfälle

Die Anwendungsfälle wurden ausgewählt, um unterschiedliche Schlüsselaspekte der Theorie zu Change Management bei KI hervorzuheben (Yin 2018). Die aus der Theorie abgeleiteten Aspekte betreffen Aufgaben und Rollen, Jobidentität und Bedeutsamkeit, Technologieakzeptanz, -vertrauen und -nutzung sowie Befähigung. Neben den inhaltlich-theoretischen Aspekten standen die Relevanz, Anschaulichkeit, Verständlichkeit und Anwendbarkeit der Anwendungsfälle für Change Management von KI im Vordergrund (Eisenhardt 1989). In Anlehnung an die Fallstudienmethode (Yin 2018) wurde darauf geachtet,

diverse Kontexte (Wissens- vs. physische Arbeit) und Domänen (Landwirtschaft, Personalmanagement, Medizin) sowie sich durch KI in Veränderung befindende Jobs einzuschließen (Tabelle 2).

Tabelle 2. Anwendungsfälle (eigene Tabelle)

Aspekt der Auswahl	Landwirtschaft	Personalmanagement	Robotische Chirurgie
Inhaltlich-theoretisch	Einsatz von KI in der Landwirtschaft gefährdet die berufliche Identität, wenn KI Erfahrungswissen ersetzt. Landwirt:innen müssen komplexe Entscheidungs- und Steuerungssysteme überwachen und sind einer Kompetenzüberlastung ausgesetzt.	Einsatz von KI im Personalwesen führt zum Wegfallen mehrerer Aufgaben und zur Entstehung neuer Aufgaben und Rollen (z. B. HR-Analyst:innen). Diese Veränderungen müssen in Anpassungen an Geschäftsprozesse reflektiert werden.	Robotische Operationssysteme unterstützen niedrig-autonome chirurgische Eingriffe. Langfristige und umfangreiche Qualifikationen mit neuen Skills und Kompetenzen sowie korrespondierende strategische Personalplanung sind nötig.
Relevanz, Anschaulichkeit, Verständlichkeit und Anwendbarkeit	Der Fall zeigt, wie KI in komplexe Abfolgen von Tätigkeiten auf unterschiedliche Arten integriert wird (z. B. Unterstützung, Augmentierung, Automatisierung).	Der Fall zeigt eine in den USA bereits gängige Lösung, die vielfach rezipiert und kritisiert wurde. Die Lösung wird als Beispiel explizit im EU AI Act erwähnt.	Der Fall zeigt KI zur Unterstützung klinischer Entscheidungen: Ärzt:innen müssen zwischen unsicheren KI-Empfehlungen und klinischem Urteilsvermögen abwägen.
Diverse Kontexte und Domänen	Der Fall behandelt physische Routine-Arbeit mit Computer-Vision-basierter KI. Insbesondere kleine Betriebe stehen vor Herausforderungen.	Der Fall behandelt klassische Wissensarbeit im Büro, z. B. in großen Personalabteilungen.	Der Fall behandelt lebenskritische, Nicht-Routine-Arbeit an Patient:innen im Kontext öffentlicher, medizinischer Einrichtungen.

3.3 Einordnung der Anwendungsfälle

Die drei Anwendungsfälle illustrieren die Vielfalt der Veränderungen der Arbeit und die Notwendigkeit eines Change Managements. Sie lassen sich anhand des Grades der Routine und der Art der Arbeit (physisch vs. Wissensarbeit) in vier Arten von KI einteilen (Abbildung 2) (Acemoglu und Autor 2011). Für physische Routinearbeiten eignen sich sensorbasierte Systeme. Zu diesem Typ zählt der Anwendungsfall aus der Landwirtschaft.

Abbildung 2. KI nach Art der Arbeit (nach Acemoglu und Autor 2011). Die Anwendungsfälle sind kursiv dargestellt (eigene Abbildung)

Nicht-Routine	Sensorbasierte Systeme: <i>Medizin</i>	ChatGPT / Dall-E: <i>Personal</i>
	Routine	Sensorbasierte Systeme: <i>Landwirtschaft</i>
	Physische Arbeit	Wissensarbeit

Für Nicht-Routine-Wissensarbeit kommt KI zum Einsatz, die unstrukturierte Datensätze mit nicht-linearen Beziehungen verarbeitet. Im Gegensatz zu konventioneller Optimierung ändern sich Beziehungen dynamisch und werden empirisch-induktiv durch das *Trainieren* mit Trainingsdaten angelernt. Bei dem Anwendungsfall Personalwesen handelt es sich um Nicht-Routine-Wissensarbeit am Computer. Der Anwendungsfall Medizin adressiert physische Arbeit an Patient:innen. Es handelt sich um Nicht-Routine-Arbeit und basiert auf physischen Sensoren und entsprechender KI.

Für Routine-Wissensarbeit eignen sich Robotic Process Automation (RPA) oder konventionelle Optimierungsverfahren. Diese Verfahren bieten sich an, wenn es eine endliche Menge an Parametern gibt, die in theoretisch-deduzierbaren Beziehungen miteinander stehen. Da diese Systeme nicht der probabilistischen KI im Sinne dieses Beitrags entsprechen, wird folgend kein Anwendungsfall dieser Art behandelt.

4 Anwendungsfälle

Im Folgenden werden die drei Anwendungsfälle eingeführt, anhand derer die Notwendigkeit des Change Managements für KI begründet wird. In Kapitel 5 werden pro Anwendungsfall die wissenschaftliche Theorie eruiert und exemplarische Handlungsempfehlungen aufgezeigt.

4.1 Computer Vision für die Landwirtschaft

Im Ackerbau ermöglicht sensorbasierte KI Ertragsvorhersagen der Nutzpflanzen und eröffnet Automatisierungspotenziale (Inoue 2020). Satelliten erzeugen hochauflösende Bilder der Nutzfläche, aus denen der Vegetationsgrad der Pflanzen geschätzt wird (Van Klompenburg et al. 2020). Aus dieser Schätzung wird vorhergesagt, wie viel Dünger auf dem Feld ausgebracht werden sollte. Ein:e Landwirt:in kann diese Schätzung auf Grundlage seiner/ihrer Erfahrungen und ihres Kontextwissens (z. B. Düngemittelpreise oder Wetterbedingungen) anpassen. Das Ergebnis wird zur manuellen oder (semi-)automatisierten Ausbringung von Dünger auf ein Zugfahrzeug übertragen. Während der Ausbringung entscheiden Landwirt:innen in Echtzeit, ob sie die empfohlene Düngemenge einhalten oder davon abweichen.

Vor der Einführung der KI ging es um physische Unterstützung. Landwirt:innen treffen Entscheidungen anhand ihrer Beobachtungen und steuern die Maschinerie eigenhändig. Die KI erlaubt augmentierte oder automatisierte Entscheidungen und die Bedienung der Maschinerie anhand von Sensordaten. Über die fortschreitende physische Unterstützung kommt kognitive Unterstützung hinzu. Es zeigt sich eine Veränderung der Arbeit von Erfahrungsentscheidungen hin zu Entscheidungsunterstützungssystemen. Die Rolle der Landwirt:innen wandelt sich von Fürsorgenden des Felds hin zu Manager:innen von Maschinen (Hüllmann et al. 2023).

4.2 People Analytics im Personalmanagement

People Analytics beschreibt datengetriebene Analysen von Mitarbeitenden (Hüllmann und Mattem 2020). Entlang des Mitarbeiterlebenszyklus werden Personalplanung, -beschaffung und -entwicklung unterstützt und automatisiert (Hüllmann et al. 2021a). Für die langfristige Personalplanung gibt es Bedarfs- und Angebotsvorhersagen basierend auf deskriptiver Statistik und konventionelle Optimierung (Levenson und Pillans 2017; Hüllmann et al. 2021b). Für die Personalbeschaffung werden One-Way-Interviews mit KI-basierter Auswertung eingesetzt, um Jobkandidierende automatisiert zu filtern (Hickman et al. 2025). Spielbasierte Assessments werden mit KI ausgewertet, um die Fähigkeiten und Passung eines Kandidierenden zu schätzen (Landers und Sanchez 2022). Für die Personalentwicklung unterstützen Sentiment-Analysen, um die Zufriedenheit der Mitarbeitenden sicherzustellen (Hüllmann und Kroll

2018) sowie Fluktuation vorherzusagen und vorzubeugen (Isson und Harriott 2016; Rothmeier et al. 2021).

Vor KI arbeiteten HR-Mitarbeitende mit Personalinformationssystemen (PIS), die Stammdaten deskriptiv aufbereiten (Johnson et al. 2016). HR-Mitarbeitende waren stets im zwischenmenschlichen Austausch mit den Mitarbeitenden. Daten über Mitarbeitende wurden über klassische Umfragen gesammelt und über Gespräche mit Mitarbeitenden vertieft. Entscheidungen wurden anhand dieser Daten zzgl. Erfahrungswissen getroffen. Moderne PIS bieten komplexe inferenzstatistische KI-Verfahren. KI vollautomatisiert Schritte der Personalbeschaffung und informiert Entscheidungen. Die Veränderung der Aufgaben und Rollen wirkt sich auf das Verhältnis zwischen HR-Mitarbeitenden und anderen Mitarbeitenden aus, da HR-Mitarbeitende weniger persönliche Interaktionen haben (Hüllmann 2022).

4.3 KI und Robotik in der Chirurgie

Da Vinci ist ein robotisch-assistiertes Operationssystem für minimalinvasive chirurgische Eingriffe, insbesondere für die Laparoskopie (Moglia et al. 2021). In diesem System operieren Chirurg:innen ferngesteuert. Es verspricht schonende und hochpräzise Eingriffe mit weniger Risiko. *Da Vinci* hat frei schwingende Arme, dreidimensionale hochauflösende Videobildtechnologie und ist mit Sensoren (optisch, haptisch, räumlich) ausgestattet, um intraoperativ zu unterstützen (Panesar et al. 2019). KI erlaubt die automatisierte Erkennung, Anzeige und vergrößerte Ansicht von Gewebe für präzisere Arbeiten (Knudsen et al. 2024). Echtzeit-Hinweise unterstützen minimalinvasive Operationen und moderne Systeme gleichen Zittern aus und teilautomatisieren Schritte (Knudsen et al. 2024).

Die konventionelle laparoskopische Chirurgie ist ein handwerklicher Eingriff, der durch Chirurg:innen mit menschlicher Expertise durchgeführt wurde. Es gibt keine Echtzeit-Unterstützung. Die Arbeit findet direkt am Körper der Patient:innen statt. In der robotergestützten Laparoskopie steuern Chirurg:innen die Roboterarme abseits der Patient:innen am Computer. KI liefert datengetriebene Unterstützung und automatisiert Teilschritte. Vertrauen in die technischen Lösungen ist ein zentraler Faktor aufgrund des lebenskritischen Einsatzbereichs (Gille et al. 2020).

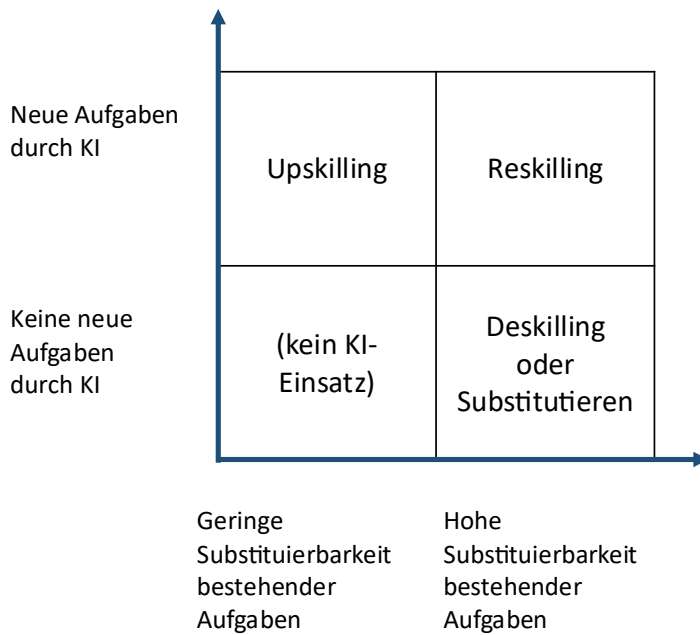
5 Change Management für KI

Die drei Anwendungsfälle zeigen, dass eine KI-Implementierung nicht nur technisch umgesetzt werden muss, sondern auch Change Management benötigt. Inhärent für KI ist der *Blackbox*-Charakter. Obwohl es erklärbare KI gibt, gewinnen Systeme an Bedeutung, bei denen weder die Entwicklenden noch die Nutzenden wissen, wie es zu einer konkreten Ausgabe kommt, da diese Systeme genauere Ergebnisse erzielen. Herkömmliche IT hat in der Regel deterministische Ausgaben, so dass Nutzende bei derselben Aktion dasselbe Ergebnis erlangen. Bei einer nicht-deterministischen KI können ähnlichen Eingaben drastisch unterschiedliche Ausgaben erzeugen. Es wird keine korrekte Ausgabe garantiert (Riemer et al. 2026). Im Gegenteil enthalten die Systeme systematische Verzerrungen, die auf den Trainingsdaten beruhen, aus denen das System konstruiert wurde (Venkatesh 2022). Die technischen Eigenschaften von KI bedingen Aspekte des Change Managements. Das Vertrauen in KI weicht von dem Vertrauen in Menschen und konventioneller IT ab (Thiebes et al. 2021). Es gibt neue Notwendigkeiten für das Daten-, Algorithmen- und Skillmanagement sowie die Befähigung von Personal. Zunehmende Automatisierung berührt die Aufgaben, Rollen und Jobidentität.

5.1 Aufgaben und Rollen

Anhand der zwei Dimensionen *Anzahl neu entstehender Aufgaben durch KI* und der *Substituierbarkeit bestehender Aufgaben durch KI* lassen sich die Change-Management-Maßnahmen für unterschiedliche Tätigkeiten ableiten (Abbildung 3).

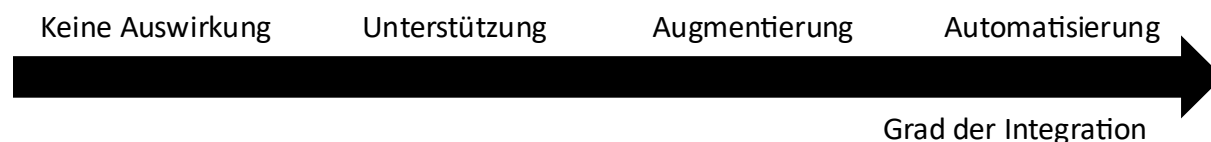
Abbildung 3. Maßnahmen zur Mitarbeiterentwicklung (nach Dornelles et al. 2023) (eigene Abbildung)



Wenn bestehende Aufgaben unverändert bleiben, aber neue Aufgaben hinzukommen, handelt es sich um Upskilling. Beim Upskilling bleiben vorhandene Skills wichtig, doch die Ausführung einer Tätigkeit wird durch zuzügliche Methoden oder Technologien verbessert (Dornelles et al. 2023). Ein Unternehmen kann fortbildende Schulungsmaßnahmen für Upskilling implementieren, indem es vorhandene Kenntnisse um KI-Wissen erweitert. Beim Reskilling kommen neue Aufgaben durch KI hinzu, die bestehende Aufgaben ersetzen. Alte Tätigkeiten werden obsolet, so dass betroffene Mitarbeitende neue Rollen und Aufgaben erlernen müssen. Die Notwendigkeit des Reskillings wird bei Fortschritten in der Automatisierung sichtbar. Weiterbildende Maßnahmen helfen beim Reskilling, indem sie neue Kompetenzen für veränderte berufliche Anforderungen vermitteln. Wenn durch die Einführung von KI existierende Tätigkeiten wegfallen, aber keine neuen Tätigkeiten entstehen, handelt es sich um Deskilling oder Substitution. Für Arbeitende ist die daraus resultierende Redundanz des eigenen Jobs das schlechteste Ergebnis einer KI-Einführung. Unternehmen müssen Maßnahmen zum Kompetenzerhalt ergreifen, z. B. die Dokumentation von Erfahrungswissen, um Abhängigkeiten von individuellem Wissen zu verringern. Eine schrittweise Einführung von KI minimiert Risiken und erlaubt Geschäftsprozesse anzupassen (Doppler und Lauterburg 2008). Bei Sozialplänen für eine Reorganisation sollte frühzeitig und unter Einbindung der Mitarbeitenden oder des Betriebsrats kommuniziert werden. Wenn keine KI eingeführt

wird, kommt es zu keinen KI-induzierten Veränderungen in bestehenden Tätigkeiten und nicht zu neuen Aufgaben.

Abbildung 4. Grad der Integration (nach Möllers et al. 2024) (eigene Abbildung)



Die Auswirkung der Änderungen an Arbeit und Aufgaben lässt sich auch durch den Grad der Integration erfassen (Abbildung 4). Dieser rangiert von keine Auswirkung über Unterstützung, Augmentierung bis hin zu Automatisierung von Aufgaben (Brynjolfsson und Mitchell 2017). Bei einer unterstützenden KI gibt die KI Entscheidungsempfehlungen ab, aber die Handlungen verbleiben bei dem Menschen. Hier muss Klarheit über die Funktionsweise der KI geschaffen werden, z. B. wie Entscheidungen der KI zustande kommen und interpretiert werden müssen. Augmentierende KI beschreibt eine Teilautomatisierung, bei der KI einige Aufgabenteile übernimmt, während der Mensch die übrigen Aufgabenteile behält. Hier braucht es Maßnahmen, um das Rollenverständnis zu klären, welche Aufgaben die KI übernimmt und wo menschliches Urteil erforderlich bleibt (Möllers et al. 2024). Maßnahmen zur Rollenklärung schaffen Fähigkeiten, um mit KI zusammenzuarbeiten. Da Automatisierung zu Deskilling führt, sind Maßnahmen wie bei Deskilling oder Substitution anzuwenden.

Es ist nicht immer möglich, Mitarbeitende zu befähigen oder Rollen zu erweitern. Die Veränderung der Aufgaben muss nicht innerhalb einer Rolle passieren, sondern neue Rollen entstehen, z. B. die der KI-Intermediäre (Waardenburg et al. 2022). Neue Rollen müssen gestaltet werden und können mit der Beschaffung neuen Personals einhergehen (Tabelle 3).

Im **Anwendungsfall der Landwirtschaft** werden Entscheidungen nicht mehr nur aus Erfahrungswissen getroffen, sondern aus einem Mix aus Erfahrung und Datenanalyse bis hin zu vollautomatischen Entscheidungen (Ingram und Maye 2020). Der Bedarf an physischer Arbeit reduziert sich (Rotz et al. 2019) und die Kombination an physischen und kognitiven Skills rückt in den Vordergrund (Burton und Riley 2018). Dazu gehören neue Aufgaben im Management von Systemen und Daten (Smith 2020). Dementsprechend braucht es Upskilling-Maßnahmen. Die herkömmlichen Kompetenzen bleiben notwendig

und das Wissen über Maschinenbau, Technik und die Biologie der Pflanzen muss der landwirtschaftliche Betrieb erhalten. Dazu kommt neues Wissen über quantitative Methoden, Statistik und Software, um KI wertstiftend einzusetzen. Aufgrund der Kompetenzüberlastung der Landwirt:innen, mit Burnout als zweithäufigste Ursache der Erwerbsminderung in der Landwirtschaft (Buhne 2019), ist die Beauftragung landwirtschaftlicher Beratenden angezeigt (Eastwood et al. 2019a). Eine hohe Produktreife der KI reduziert die Kompetenzüberlastung der Landwirt:innen. Je nach individueller Ausprägung unterstützt, augmentiert oder automatisiert die KI die Aufgaben der Landwirt:innen, da Landwirt:innen selbst entscheiden, wie sie KI in ihre Arbeit integrieren. Daher sind Schulungen wie KI funktioniert wichtig (Hüllmann et al. 2023), damit Landwirt:innen in der Lage sind zu entscheiden, welcher Grad der Integration der richtige ist. Mit steigendem Automatisierungsgrad wird Reskilling relevant.

Im **Anwendungsfall Personal** ist Deskillung durch Augmentierung und Automatisierung beobachtbar. Weniger Menschenkontakt ändert, wie Entscheidungen getroffen werden (Weiskopf und Hansen 2023). Ermessensentscheidungen und Empathie weichen der Automatisierung durch quantitativ-statistische Verfahren. Die KI bereitet Informationen über Bewerbende und Mitarbeitende auf und gibt Empfehlungen oder trifft Entscheidungen. Bei One-Way-Interviews ist der Mensch in der ersten Bewerbungsrunde außen vor. Dementsprechend müssen Personalentscheidende geschult werden, um mit den Empfehlungen und Automatismen der KI umzugehen. HR-Mitarbeitende müssen requalifiziert oder reorganisiert werden. Es muss geklärt werden, an welchen Prozessschritten menschliche Intervention nötig ist, insbesondere bei zwischenmenschlichen Beziehungen (Huang et al. 2019). Zuletzt entstehen neue Rollen wie z. B. HR Analyst:innen (Kashive und Khanna 2023). HR-Mitarbeitende müssen im neuen Rollenverständnis geschult werden, das KI zunehmend ihre Verantwortung übernimmt.

Im **Anwendungsfall Medizin** ist Reskilling nötig, da robotische und klassische laparoskopische Chirurgie unterschiedliche Qualifikationen erfordern. Beide Qualifikationen bedürfen langfristige Maßnahmen, die eine strategische Personalplanung erfordern. Die intraoperative KI ist derzeit niedrig-autonom. Der Fokus liegt auf Erkennung, Segmentierung, Alarmierung und Trainingsunterstützung (Rivas-Blanco et al. 2021). KI markiert Gewebearten und hebt Blutungen oder Risikostrukturen automatisch hervor (Ebigbo et al. 2022). Die Chirurg:innen bleiben verantwortlich für die Aktionen des Roboters, erhalten

aber Unterstützung, indem operative Aktionen erkannt und bewertet werden (Atroshchenko et al. 2025). Mit zunehmender Automatisierung werden Chirurg:innen zu Integrator:innen und weniger „Handwerkende“ (Hashemi et al. 2025). Für die Einführung von KI ist es wichtig, dass die Qualifikationsmaßnahmen beinhalten, welche Unsicherheiten bei Unterstützung und Feedback durch KI auftreten und wie KI in den Operationsprozess eingebunden wird. Die routinemäßige Nutzung von KI kann zu Deskilling-Effekten führen, die langfristig gemanagt werden müssen (Natali et al. 2025).

Tabelle 3. Aufgaben und Rollen (eigene Tabelle)

Anwendungsfall	Exemplarische Maßnahmen
Landwirtschaft	Upskilling ist nötig. Aufgrund möglicher Kompetenzüberlastung werden extern Beratende eingeschaltet. Es bedarf Schulungen in welchen Fällen Landwirt:innen auf Unterstützung, Augmentierung oder Automatisierung durch KI setzen sollten.
Personal	Deskilling ist nötig. Es bedarf einer Requalifikation oder Reorganisation der HR-Mitarbeitenden. Personalentscheidende sollten für die Integration von KI in Geschäftsprozesse der Personalabteilung sensibilisiert werden (z. B. Governance).
Chirurgie	Reskilling ist nötig. In der KI-basierten robotischen Chirurgie kommt es für Chirurg:innen zu Reskilling. Es bedarf spezialisierter und langfristiger Qualifikation, die durch strategische Personalplanung begleitet werden muss.

5.2 Identität und Bedeutung

Änderung der Aufgaben und Rollen betreffen die Jobidentität (Mirbabaie et al. 2022). Einerseits fühlen Menschen sich gestärkt, da KI ihnen ermöglicht, neue Aufgaben zu erfüllen oder Prozesse verbessert auszuführen (Richter und Schaller 2025). KI erhöht die wahrgenommene Kontrolle und Autonomie, indem Menschen ihre Fähigkeiten und Kenntnisse effektiver einsetzen (Ackerhans et al. 2024). Andererseits führt ein durch KI bedrohter Job zu Angst vor Verlust der Identität, des Status oder des Arbeitsplatzes und Resistenz gegenüber der Einführung von KI (Jussupow et al. 2022). Die Nutzung von KI senkt die emotionale Bindung zur Arbeit (Mei et al. 2025). Insbesondere die Reduktion zwischenmenschlicher Beziehungen, z. B. in den Anwendungsfällen Personal oder Medizin, wird kritisch erlebt (Ackerhans et al. 2024).

Um diese Wahrnehmungen zu bewältigen, ist Erwartungsmanagement angezeigt. Unternehmen sollten aufzeigen, dass KI ein unterstützendes Werkzeug ist, das die Arbeit erleichtert und Ergebnisse verbessert (Jussupow et al. 2022). Sie fördern eine positive Identifikation mit KI, indem Mitarbeitende durch Transparenz und Schulungen bei der Veränderung begleitet werden (Mirbabaie et al. 2022). Dabei hilft es ein

Verständnis der Funktionsweise von KI zu vermitteln (Cao et al. 2023). KI, die sich wenig auf Kernaufgaben und -verantwortlichkeiten von Arbeitnehmende auswirkt, erzeugt eine geringere Bedrohung für die Jobidentität (Richter und Schaller 2025). Ebenso mildert ein gefestigtes Vertrauen in die berufliche Identität die Auswirkungen der KI (Richter und Schaller 2025). Zuletzt können Mitarbeitende zwischen Aufgaben rotiert werden, so dass sie nicht über längere Zeit mit einer KI arbeiten (Cao et al. 2023). Änderungen der Tätigkeiten beeinflussen die Bedeutung der Arbeit, deren Wahrnehmung von fünf Faktoren abhängt:

- **Integrität der Aufgaben:** Gibt es gesamte Aufgaben und nicht nur kleinteilige, repetitive Schritte?
- **Kompetenzentwicklung und -nutzung:** Sind unterschiedliche Skills nötig, um die Aufgaben zu bewältigen?
- **Wichtigkeit der Aufgaben:** Tragen die Aufgaben zum Unternehmenserfolg oder gar der Gesellschaft bei?
- **Autonomie:** Wie viel Verantwortung trägt der Mitarbeitende?
- **Zugehörigkeit:** Fühlt sich der Mitarbeitende der Organisation zugehörig?

Wenn die neuen Aufgaben anspruchsvoll sind, führt dies zu positiven Effekten bei der wahrgenommenen Bedeutung der Arbeit (Bankins und Formosa 2023). Die KI steht im Dienst des Mitarbeitenden und ist subordiniert (*Managing the Machine*). Hingegen führt das Aufkommen von wiederkehrenden und wenig anspruchsvollen Aufgaben zu negativen Effekten auf die wahrgenommene Bedeutung der Arbeit (Bankins und Formosa 2023). Die KI übernimmt die spannenden Tätigkeiten, während Mitarbeitende nur dafür sorgen, dass die KI läuft (*Minding the Machine*).

Unternehmen können Maßnahmen ergreifen, damit die durch KI veränderte Arbeit die Kriterien für bedeutsame Arbeit erfüllt (Tabelle 4). Die durch KI veränderten Aufgaben werden z. B. so zu Rollen zusammengeschnitten, dass die Kriterien erfüllt bleiben (Pratt und Ashforth 2003). Die neuen Rollen sollten komplexe, wichtige Aufgaben schaffen und existierende Aufgaben verbessern, um bedeutsame Arbeit zu erhalten. Nach Hackman & Oldham (1975, 1976) und Humphrey et al. (2007) sollten

Mitarbeitende ihre Entscheidungen und Aufgaben selber verantworten. Menschen erhalten ihre Autonomie, wenn sie ihre KI-Nutzung selbst managen dürfen, z. B. wann und wie sie KI benutzen und konfigurieren (Zhou et al. 2025). Menschen empfinden ihre Arbeit als bedeutsamer, wenn sie direkt mit der KI interagieren und in Prozesse eingebunden sind (Sadeghian et al. 2024). Eine teilweise KI-Entscheidungsunterstützung fördert die Autonomie (Passalacqua et al. 2025), während eine automatisierte KI mit der Zeit die Autonomie verringert. Ein Gleichgewicht zwischen KI-Unterstützung und menschlicher Kontrolle ist daher angezeigt. Dies wird gestärkt durch die Befähigung KI kritisch zu hinterfragen (Zhou et al. 2025). Zuletzt ist bedeutsame Arbeit durch Zugehörigkeit gekennzeichnet (Pratt und Ashforth 2003). Es hilft Mitarbeitende proaktiv im Veränderungsprozess zu involvieren und die Verbindung einzelner Aufgaben zum Gesamtunternehmensergebnis aufzuzeigen (Carton 2018).

Während sich Landwirt:innen im **Anwendungsfall Landwirtschaft** über Automatisierung und Arbeitserleichterung freuen, wird Change Management wichtig, wenn KI bei Entscheidungen unterstützt oder augmentiert. Entscheidungen, die früher aus Erfahrung getroffen wurden, teilweise mit Emotionalität und Kontakt zum Feld, werden nun datengetrieben herbeigeführt. Einerseits wandelt sich, was Landwirtschaft ausmacht (Butler und Holloway 2016). Die Änderung wird als selbsterfüllend und wertstiftend wahrgenommen, wenn die moderne Landwirtschaft als evidenzbasierte Bewirtschaftung eingestuft wird (Klerkx et al. 2019). Andererseits führt die Änderung zu weniger Unabhängigkeit, wenn sie bekannte Arbeitsabläufe der Landwirt:innen einschränkt, z. B. durch algorithmische Schranken (Miles 2019). Die Reduktion der Landwirt:innen zu Wissensarbeitenden resultiert in einer weniger wertstiftenden und autonomen Identität (Rotz et al. 2019). Transparenz und Erklärbarkeit klären die Rolle der KI und erhalten die emotionale Bindung zum Job (Mei et al. 2025). Darüber hinaus mindert ein gefestigtes Vertrauen der Landwirt:innen in die berufliche Identität die negativen Auswirkungen der KI (Richter und Schaller 2025). Landwirt:innen zu befähigen, wann und wie sie KI benutzen und konfigurieren, auch in Bezug auf Unterstützung vis-à-vis Augmentierung oder Automatisierung, schützt vor Identitätsverlust (Zhou et al. 2025). Aufgrund der Kompetenzüberlastung der Landwirt:innen ist durch KI nicht die Integrität und Wichtigkeit der Aufgaben bedroht. Maßnahmen beschränken sich auf die Qualifikation für neue Aufgaben und Rollen.

Während HR-Mitarbeitende im **Anwendungsfall Personal** vormals persönliche Gespräche führten, um Beziehungen mit Kandidierenden und Mitarbeitenden zu pflegen, wird der Bildschirmarbeit und Auswertung von Zahlen zunehmend Relevanz beigemessen. Dies führt zu weniger Autonomie und Zugehörigkeit, da HR-Mitarbeitende nicht mehr selbst entscheiden, wann und mit wem sie Kontakt aufnehmen, sondern die KI (Schafheitle et al. 2020). Einzelne HR-Mitarbeitende tragen weniger Verantwortung für operative Entscheidungen. Einerseits kann die Personalabteilung sich von einer unterstützenden zu einer strategischen Geschäftsfunktion entwickeln (Gierlich-Joas und Zimmer 2023). Andererseits kann KI den Status der HR-Mitarbeitenden zum Negativen verändern, da die Bedeutsamkeit der Arbeit für operative Tätigkeiten sinkt (Hüllmann et al. 2025b). Diese Veränderungen begründen eine Angst, dass KI die kreativen Aufgaben übernimmt, während der Mensch die Akkordarbeit erledigt. Proaktives Arbeitsdesign bei einer KI-Einführung ist zentral (Bailey et al. 2019), einschließlich Transparenz über die Einbettung von KI in Geschäftsprozesse (Mirbabaie et al. 2022), um diese Angst zu managen. Es muss aufgezeigt werden, an welchen Stellen zwischenmenschliche Beziehungen relevant bleibt (Passalacqua et al. 2025).

Im **Anwendungsfall Medizin** bleiben Systeme vorerst niedrig-autonom und Chirurg:innen verantwortlich. Allerdings führen die Systeme zunehmend Kernaufgaben aus und mit steigender Automatisierung wächst die Distanz zu Patient:innen, was die ärztliche Identität beeinträchtigt. Chirurg:innen sehen Potenzial in der KI-Unterstützung, äußern aber Bedenken hinsichtlich Autonomieverlusts, wenn KI Bewertungen vornimmt und Arbeitsschritte überwacht (Voskens et al. 2022). KI-Empfehlungen erzeugen Erwartungsdruck zu handeln, auch wenn die Entscheidung zur Handlung letztlich beim Menschen verbleibt. Obwohl operative Ergebnisse sich verbessern, kann die klinische Intuition durch KI entwertet werden. Die Identität als Operator:in steht zwar nicht grundsätzlich infrage, aber es entsteht eine neue Identität der Mensch-Maschine-Kollaborateur:innen (Merdin-Uygur et al. 2025). Dementsprechend sollten Organisationen bei betroffenen Ärzt:innen ein gefestigtes Vertrauen in die berufliche Identität schaffen (Richter und Schaller 2025) und aufzeigen, wie ihre Entscheidungen und Aufgaben auch zukünftig zum Wohlbefinden der Patient:innen beitragen (Pratt und Ashforth 2003). Chirurg:innen müssen

geschult werden, wie sie KI managen, z. B. wann und wie sie KI während eines operativen Eingriffs benutzen und wann der direkte Kontakt zu Patient:innen wichtig bleibt (Zhou et al. 2025).

Tabelle 4. Identität und Bedeutung (eigene Tabelle)

Anwendungsfall	Exemplarische Maßnahmen
Landwirtschaft	Die langfristige, berufliche Identität der Landwirt:innen wird durch Aufklärungsmaßnahmen, die Missverständnisse über KI abbauen (z. B. dass direkte Sicht auf das Feld und Erfahrungswissen wichtig bleiben), gefestigt.
Personal	Schulungsmaßnahmen sollten herausstellen, in welchen Bereichen KI die Geschäftsprozesse der Personalabteilung unterstützt oder automatisiert und in welchen Bereichen menschliche Empathie und Kontextverständnis unersetzlich bleiben.
Chirurgie	Es sollte geschult werden, wie Ärzt:innen KI anwenden und gleichzeitig ihre klinische Verantwortung behalten, um einen signifikanten Beitrag zum Patientenwohl zu leisten. Diese Maßnahmen müssen die technische Kompetenz mit ethischer Reflexionsfähigkeit und klinischem Urteilsvermögen verbinden.

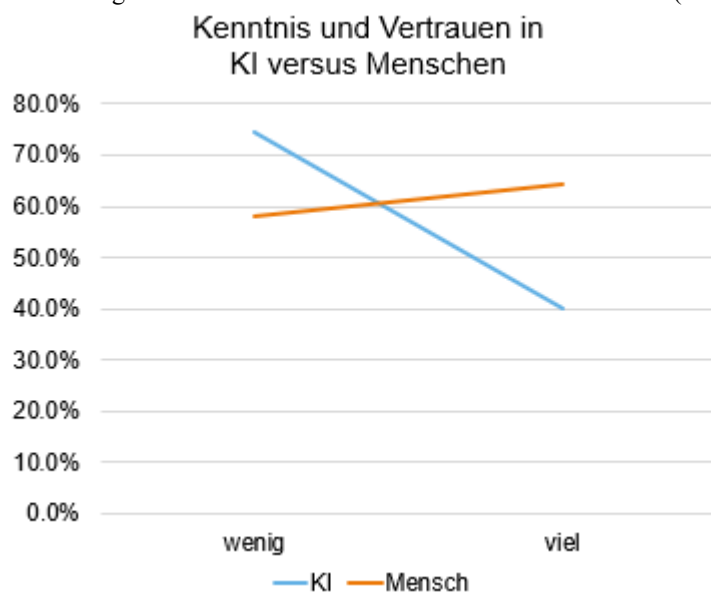
5.3 Akzeptanz, Vertrauen und Nutzung

Damit Anwendende KI gebrauchen, müssen Nützlichkeit und Nutzbarkeit für die einzelnen Betroffenen dargestellt werden (Venkatesh et al. 2003). Dazu erhöhen Maßnahmen zur Befähigung die individuelle Nutzbarkeit von KI (Kapitel 5.4). Eine stringente Kommunikation zur Nutzung von KI ist sinnvoll, weil Anwendende sich über die Technologie austauschen.

Aus den Unterschieden zwischen KI und konventioneller IT ergeben sich neue Anforderungen für das Change Management. Weil KI nicht deterministisch funktioniert, kommen Fehler zwangsläufig vor. Das ist brisant, da Menschen Fehler von Technologie weniger tolerieren als Fehler von anderen Menschen (Berger et al. 2021). Während Fehler durch Menschen verziehen werden, bleiben Fehler durch IT hängen. Das führt dazu, dass Menschen, je länger sie eine KI nutzen – und dadurch mehr Fehler erleben – dem System verstärkt ablehnend gegenüberstehen (Abbildung 5). Diesem Effekt wirkt eine Organisation entgegen, indem sie mehr Verständnis für die Funktionsweise von KI schafft (Tabelle 5). Wenn das KI-Verständnis der Anwendenden steigt, legen sie etwaige Fehler der KI nicht mehr so negativ aus (Berger et al. 2021). Die Erläuterung, dass es sich um *lernende Systeme* handelt, erhöht die Akzeptanz und schafft Erwartungen über die Leistungsfähigkeit der KI (Kocielnik et al. 2019). Die Befähigung zum kritischen Hinterfragen der KI und ihrer Ausgaben ist dazu eine Voraussetzung, damit Anwendende die Risiken und Potenziale einschätzen und die Fairness einer KI bewerten können (Thiebes et al. 2021).

Zudem entsteht Vertrauen, wenn der Anbieter einer KI als vertrauenswürdig wahrgenommen wird (Safarizadeh et al. 2024).

Abbildung 5. Kenntnis und Vertrauen in KI versus Menschen (nach Berger et al. 2021) (eigene Abbildung)



Im **Anwendungsfall der Landwirtschaft** steht die Wirksamkeit von KI im Vordergrund, insbesondere bei kleinen Betrieben (Hüllmann et al. 2023). KI darf kein Gimmick sein, sondern muss Wertzuwachs liefern, gekoppelt mit entsprechenden Performanceerwartungen (Klerkx et al. 2019). Landwirt:innen bewerten die Zukunft von KI in der Landwirtschaft grundsätzlich positiv, bemängeln aber fehlendes Verständnis, um die Wirksamkeit zu bewerten (Knierim et al. 2019). Je nachvollziehbarer die Funktionsweise der KI ist, desto genauer schätzen Landwirt:innen die Wirksamkeit und Risiken für ihren Betrieb ein, was Vertrauen und Akzeptanz in die KI schafft (Knierim et al. 2019). Diese Nachvollziehbarkeit vermittelt zudem ein Gefühl der Autonomie und wirkt Vorbehalten gegenüber KI und sich ändernden Arbeitsweisen entgegen (Higgins et al. 2017).

Im **Anwendungsfall der HR-Mitarbeitenden** ist für die Mitarbeitenden zu klären, welche Annahmen über Menschen hinter den KI-Algorithmen stehen. Menschen sollten durch quantitative Messungen nicht vollständig auf Zahlen reduziert werden. Organisationen müssen klären, welche Facetten eines Menschen die KI valide auswertet und wo zwischenmenschliche Beziehungen wichtig bleiben (Hüllmann et al. 2025a). Es gilt zu schulen, was die technischen Möglichkeiten und Limitationen von KI sind. HR-Mitarbeitende sollten befähigt werden, die Eingaben und Ergebnisse von KI zu verstehen

(McCartney und Fu 2024), um eine vertrauenswürdige Nutzung zu ermöglichen. Eine Balance zwischen Transparenz und Entscheidungsautorität muss geschaffen werden (Gierlich-Joas et al. 2024).

Im **Anwendungsfall der Medizin** sollte insbesondere die nicht-deterministische Unsicherheit von KI geschult werden und wie Chirurg:innen mit dieser umgehen. Vertrauen in das System zu wecken und Akzeptanz zu entwickeln ist herausfordernd, da chirurgische Fehler gravierende Folgen haben. Ein exaktes Verständnis ist essenziell (Cobianchi et al. 2023). Die Nachvollziehbarkeit statistischer Unsicherheiten oder Verzerrungen schaffen das Vertrauen für einen KI-Einsatz in operativen Eingriffen. Eine Aufklärung, welche Aufgaben KI übernimmt und welche weiter bei den Chirurg:innen liegen, schafft die notwendige Balance, um KI einzubinden und gleichzeitig die Patient:innen im Fokus zu behalten (Anichini et al. 2024).

Tabelle 5. Akzeptanz, Vertrauen und Nutzung (eigene Tabelle)

Anwendungsfall	Exemplarische Maßnahmen
Landwirtschaft	Maßnahmen sollten die Funktionsweise und Leistungsfähigkeit von KI erklären sowie die Potenziale und Limitationen eruieren, um Vertrauen und Technologieakzeptanz zu schaffen.
Personal	Maßnahmen sollten zeigen, welche Aspekte eines Menschen quantifizierbar sind und welche nicht. Die Limitationen der KI in diesem Zusammenhang sollten erklärt werden, um Reflexion und Awareness zu ermöglichen.
Chirurgie	Chirurg:innen sollten über den Umgang mit statistischer Unsicherheit und Verzerrungen der KI aufgeklärt werden, um Sicherheit und Vertrauen zu schaffen, da die Auswirkungen kleinster Fehler gravierend sein können.

5.4 Befähigung

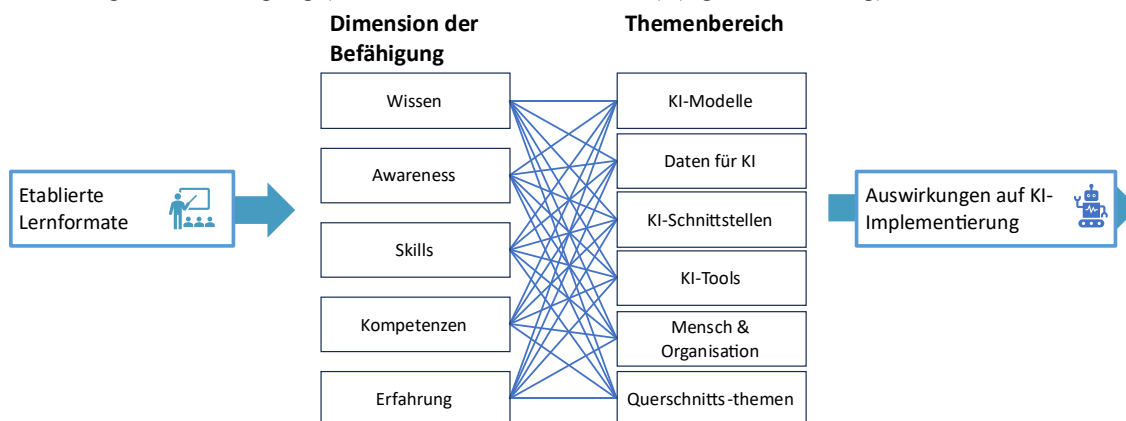
Um die genannten Maßnahmen zu implementieren, braucht es die Befähigung von Mitarbeitenden:

- a) *Wissen* (theoretisches Verstehen) und *Skills* (mechanische Fähigkeiten) zu Informatikgrundlagen, Typen, Entwicklung und Funktionsweise von KI-Modellen;
- b) *Kompetenz* (Skills zum Unternehmenszweck einsetzen) in Verwaltung, Auswertung, Interpretation und Visualisierung von Daten;
- c) *Wissen*, inwieweit Daten die Realität abbilden, und *Awareness* (Kenntnisnahme des Themas) über nutzbare KI-Anwendungsfälle und Schnittstellen an die existierende Wertschöpfung;
- d) *Awareness*, *Skills* und *Kompetenzen*, welche KI-Lösungen es gibt und wie sie effektiv eingesetzt werden;

- e) *Erfahrung* (implizites Wissen durch Erprobung) und *Kompetenz* im Management von KI-Projekten, der Rolle des Menschen, der Implikationen für das Geschäft, der Arbeitnehmenden und der Gesellschaft;
- f) *das kritische Bewerten* der Implementierung von KI und der daraus resultierenden ethischen Implikationen.

Die Befähigung der Mitarbeitenden in den sechs Themenbereichen hat Einfluss auf Nutzungszintention, Vertrauen und Einstellung in KI, berufliche Anpassungsfähigkeit und schlussendlich auf die Produktivität bei der Nutzung von KI (Pinski et al. 2024). Etablierte Lernformate können eingesetzt werden, um die fünf Dimensionen der Befähigung zu schulen (Abbildung 6).

Abbildung 6. KI-Befähigung (nach Pinski und Benlian 2024) (eigene Abbildung)



Landwirt:innen benötigen Wissen und Skills, um die Funktionsweise der KI nachzuvollziehen (Lundström und Lindblom 2018). Wenn sie aufgrund von Kompetenzüberlastung externe Hilfe beanspruchen, brauchen sie Awareness darüber, was KI leistet, um die externe Hilfe sinnstiftend zu integrieren (Eastwood et al. 2019b). Landwirt:innen haben hohe Freiheitsgrade, für welche Aufgaben sie KI einsetzen, was Awareness erfordert. Für jede Aufgabe den passenden Grad der Integration auszuwählen, ob unterstützen, augmentieren oder automatisieren, erfordert betriebsspezifische Kompetenzen der KI-Nutzung. Positive KI-Erfahrungen tragen zur Festigung der beruflichen Identität und Bedeutsamkeit bei.

HR-Mitarbeitende müssen die Empfehlungen und Automatismen der KI verstehen und benötigen entsprechende Kompetenzen. Um Prozesse und Strukturen zu reorganisieren sind Kompetenzen nötig, welche KI in die Organisation integrieren. Inwieweit konkrete KI-Anwendungen Menschen auf Zahlen

reduzieren und ob dies zulässig ist, erfordert theoretisches Wissen und Awareness über KI. Zudem müssen HR-Mitarbeitende Wissen und Awareness aufbauen, um abzuschätzen, wo KI Zwischenmenschliches nicht zu ersetzen vermag und empathisches Gespür relevant bleibt.

Chirurg:innen brauchen theoretisches Wissen, um statistische Unsicherheiten und Verzerrungen bei der KI-Unterstützung im Operationsprozess präzise abzuschätzen. Wie KI trotz der Unsicherheiten in den Operationsprozess eingebunden werden sollte, erfordert berufsbezogene KI-Kompetenzen. Durch Skills wie das Bewerten ganzheitlicher Vorgänge an Patient:innen unter der Berücksichtigung von Kontextinformation, die nicht quantifizierbar sind, trägt KI zum Wohle der Patient:innen bei, während Ärzt:innen gleichzeitig nah an den Patient:innen bleiben (Aslam und Hoyle 2022).

Für die drei Anwendungsfälle sind vor allem die Themenbereiche KI-Tools und KI-Schnittstellen relevant. Das notwendige Level an technischer Befähigung auf dem Level der KI-Modelle und Daten bleibt in der Forschung bisher offen (Tabelle 6).

Tabelle 6. Befähigung (eigene Tabelle)

Anwendungsfall	Exemplarische Maßnahmen
Landwirtschaft	Aufgrund hoher Freiheitsgrade hilft es Awareness zu schulen: Welche Lösungen gibt es und sind für den eigenen Betrieb wirksam?
Personal	Es sollte theoretisches Wissen geschult werden, inwieweit Menschen quantifizierbar sind und wo Menschen im Prozess bleiben müssen. Kompetenzen ermöglichen die Integration in Prozesse.
Chirurgie	Es sollte theoretisches Wissen geschult werden, um die statistischen Unsicherheiten und Verzerrungen zu eruieren. Darüber hinaus helfen Skills und Kompetenzen, um in Echtzeit erfolgreich mit der KI an Patient:innen zu arbeiten.

6 Limitationen und Ausblick

Die Auswahl der Anwendungsfälle lag in inhaltlich-theoretischen Aspekten sowie Relevanz, Anschaulichkeit, Verständlichkeit, Anwendbarkeit und Diversität begründet. Die Analyse zeigt, dass es zwischen den Anwendungsfällen Gemeinsamkeiten in Bezug auf Change-Management-Maßnahmen gibt. Praktiker:innen können von der Analyse lernen und die Erkenntnisse auf ihre Kontexte übertragen. Gleichzeitig zeigt dieser Beitrag nur exemplarische Maßnahmen auf, die einer Momentaufnahme entspringen. Jeder Anwendungsfall ist individuell und Maßnahmen müssen im Einzelfall umgesetzt werden. Außerdem wurden die Maßnahmen in den jeweiligen Kontexten nicht empirisch überprüft, sondern wurden aus der Literatur abgeleitet.

Genau wie KI ist Change Management ein stark beforschtes Feld. Es ist ein Thema, das sich aufgrund des rapiden Technologiefortschritts dynamisch entwickelt. Dennoch bleiben soziale Systeme von Trägheit geprägt (Hüllmann et al. 2025b). Etablierte Change-Management-Maßnahmen bleiben sinnvoll, müssen aber in Anbetracht neuer Technologie und Forschungserkenntnisse reflektiert werden.

Dieser Beitrag behandelt organisationale (*top-down*) Change-Management-Maßnahmen zur Veränderung der Arbeit. Job-Crafting-Aktivitäten (*bottom-up*) werden in diesem Artikel nicht adressiert. Job Crafting beschreibt von Mitarbeitenden selbst initiierte Veränderungen der eigenen Arbeit, um diese auf ihre Bedürfnisse, Fähigkeiten, Werte und Identität anzupassen (Lazazzara et al. 2020).

Abschließend ist Change Management nicht nur für die Einführung von KI nötig, sondern wird selbst von KI unterstützt. KI ermöglicht datengetriebene Entscheidungen und unterstützt das Management von Change Prozessen (Kanitz und Gonzalez 2021)—eine Perspektive, die über den Rahmen dieses Beitrags hinausgeht.

7 Schluss

Arbeit wird sich durch KI vielfältig ändern. Im Vergleich zu konventioneller IT bietet KI neue Herausforderungen für das Change Management. Dieser Beitrag hat anhand von drei Anwendungsfällen gezeigt, wie Change-Management-Maßnahmen für Aufgaben und Rollen, Identität und Bedeutung, Akzeptanz, Vertrauen und Nutzung sowie Befähigung mit KI-Einführungen zusammenhängen. Es braucht Manager:innen, die Change Prozesse verantworten, eine Vision und Planung entwickeln sowie durch die Veränderung führen.

Ogleich der Herausforderungen für das Change Management, bietet KI ein großes Potenzial, um Produktivitätsgewinne abzuschöpfen. Daher werden Unternehmen zukünftig gezwungen sein, sich mit der Veränderung der Arbeit und dem Change Management für KI-Anwendungen auseinanderzusetzen. Die hier ausgewählten Aspekte sind wichtig, müssen aber an den Unternehmenskontext angepasst werden. Hierzu bedarf es zukünftig praxisnahe Forschung, in welchen Unternehmenskontexten, welche Change-Management-Maßnahmen effektiv sind. Wer die Vielzahl der Change-Management-Herausforderungen erfolgreich bewältigt, realisiert mit KI nachhaltig produktivere und zufriedenerere Arbeit.

8 Erklärung zu Interessenskonflikten

Der Autor erklärt, dass keine Interessenkonflikte vorliegen.

9 Danksagung

Vielen Dank an die Herausgeberin Dr. Sara D’Onofrio, die maßgeblich zur Qualität des Manuskripts beigetragen hat, sowie die anonymen Gutachtenden für hilfreiche Hinweise.

10 Literaturverzeichnis

- Acemoglu D, Autor D (2011) Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings. In: Handbook of Labor Economics. Elsevier, S 1043–1171
- Ackerhans S, Huynh T, Kaiser C, Schultz C (2024) Exploring the role of professional identity in the implementation of clinical decision support systems—a narrative review. *Implementation Sci* 19:11. <https://doi.org/10.1186/s13012-024-01339-x>
- Anichini G, Natali C, Cabitza F (2024) Invisible to Machines: Designing AI that Supports Vision Work in Radiology. *Comput Supported Coop Work* 33:993–1036. <https://doi.org/10.1007/s10606-024-09491-0>
- Aslam TM, Hoyle DC (2022) Translating the Machine: Skills that Human Clinicians Must Develop in the Era of Artificial Intelligence. *Ophthalmol Ther* 11:69–80. <https://doi.org/10.1007/s40123-021-00430-6>
- Atroshchenko GV, Korup LR, Hashemi N, et al (2025) Artificial intelligence-based action recognition and skill assessment in robotic cardiac surgery simulation: a feasibility study. *J Robotic Surg* 19:384. <https://doi.org/10.1007/s11701-025-02563-3>
- Bailey C, Yeoman R, Madden A, et al (2019) A Review of the Empirical Literature on Meaningful Work: Progress and Research Agenda. *Human Resource Development Review* 18:83–113. <https://doi.org/10.1177/1534484318804653>
- Bankins S, Formosa P (2023) The Ethical Implications of Artificial Intelligence (AI) For Meaningful Work. *J Bus Ethics* 185:725–740. <https://doi.org/10.1007/s10551-023-05339-7>
- Berger B, Adam M, Rühr A, Benlian A (2021) Watch Me Improve—Algorithm Aversion and Demonstrating the Ability to Learn. *Bus Inf Syst Eng* 63:55–68. <https://doi.org/10.1007/s12599-020-00678-5>
- Brynjolfsson E, Mitchell T (2017) What can machine learning do? Workforce implications. *Science* 358:1530–1534. <https://doi.org/10.1126/science.aap8062>
- Buhne A (2019) Burnout in der Landwirtschaft. In: Koch E (Hrsg) Soziale Sicherheit in der Landwirtschaft. Sozialversicherung für Landwirtschaft, Forsten und Gartenbau, Kassel, Germany
- Burton RJF, Riley M (2018) Traditional Ecological Knowledge from the internet? The case of hay meadows in Europe. *Land Use Policy* 70:334–346. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.10.014>
- Butler D, Holloway L (2016) Technology and Restructuring the Social Field of Dairy Farming: Hybrid Capitals, ‘Stockmanship’ and Automatic Milking Systems. *Sociologia Ruralis* 56:513–530. <https://doi.org/10.1111/soru.12103>
- Cao L, Chen C, Dong X, et al (2023) The dark side of AI identity: Investigating when and why AI identity entitles unethical behavior. *Computers in Human Behavior* 143:107669. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2023.107669>
- Carton AM (2018) “I’m Not Mopping the Floors, I’m Putting a Man on the Moon”: How NASA Leaders Enhanced the Meaningfulness of Work by Changing the Meaning of Work. *Administrative Science Quarterly* 63:323–369. <https://doi.org/10.1177/0001839217713748>
- Cobianchi L, Piccolo D, Dal Mas F, et al (2023) Surgeons’ perspectives on artificial intelligence to support clinical decision-making in trauma and emergency contexts: results from an international survey. *World J Emerg Surg* 18:1. <https://doi.org/10.1186/s13017-022-00467-3>
- Cooper HM (1988) Organizing knowledge syntheses: A taxonomy of literature reviews. *Knowledge in Society* 1:104–126. <https://doi.org/10.1007/BF03177550>
- Doppler K, Lauterburg C (2008) Change Management: den Unternehmenswandel gestalten, 12., aktualisierte und erw. Aufl. Campus-Verl, Frankfurt/Main

- Dornelles JDA, Ayala NF, Frank AG (2023) Collaborative or substitutive robots? Effects on workers' skills in manufacturing activities. *International Journal of Production Research* 61:7922–7955. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2240912>
- Eastwood C, Ayre M, Nettle R, Dela Rue B (2019a) Making sense in the cloud: Farm advisory services in a smart farming future. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences* 90–91:1–10. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.04.004>
- Eastwood C, Klerx L, Ayre M, Dela Rue B (2019b) Managing Socio-Ethical Challenges in the Development of Smart Farming: From a Fragmented to a Comprehensive Approach for Responsible Research and Innovation. *J Agric Environ Ethics* 32:741–768. <https://doi.org/10.1007/s10806-017-9704-5>
- Ebigbo A, Mendel R, Scheppach MW, et al (2022) Vessel and tissue recognition during third-space endoscopy using a deep learning algorithm. *Gut* 71:2388–2390. <https://doi.org/10.1136/gutjnl-2021-326470>
- Eisenhardt KM (1989) Building Theories from Case Study Research. *The Academy of Management Review* 14:532. <https://doi.org/10.2307/258557>
- Eloundou T, Manning S, Mishkin P, Rock D (2024) GPTs are GPTs: Labor market impact potential of LLMs. *Science* 384:1306–1308. <https://doi.org/https://doi.org/10.1126/science.adj0998>
- Engels B, Scheufen M, Schmitz E (2025) Künstliche Intelligenz als Wettbewerbsfaktor für die deutsche Wirtschaft. Institut der deutschen Wirtschaft Köln e. V.
- Fabri L, Häckel B, Oberländer AM, et al (2023) Disentangling Human-AI Hybrids: Conceptualizing the Interworking of Humans and AI-Enabled Systems. *Bus Inf Syst Eng* 65:623–641. <https://doi.org/10.1007/s12599-023-00810-1>
- Fischer LH, Wunderlich N, Baskerville R (2023) Artificial Intelligence and Digital Work: The Sociotechnical Reversal. In: *Proceedings of the 56th Hawaii International Conference on System Sciences*. Hawaii, USA
- Gierlich-Joas M, Baiyere A, Hess T (2024) Inverse Transparency and the Quest for Empowerment through the Design of Digital Workplace Technologies. *J AIS* 25:1212–1239. <https://doi.org/10.17705/1jais.00879>
- Gierlich-Joas M, Zimmer MP (2023) Digital Workplace Transformation Triggers A Shift in the HR Identity From Resource Manager to Growth Catalyst. In: *Proceedings of the International Conference on Information Systems*. AIS, Kristiansand, Norway
- Gille F, Jobin A, Ienca M (2020) What we talk about when we talk about trust: Theory of trust for AI in healthcare. *Intelligence-Based Medicine* 1–2:100001. <https://doi.org/10.1016/j.ibmed.2020.100001>
- Hackman JR, Oldham GR (1975) Development of the Job Diagnostic Survey. *Journal of Applied Psychology* 60:159–170. <https://doi.org/10.1037/h0076546>
- Hackman JR, Oldham GR (1976) Motivation through the design of work: test of a theory. *Organizational Behavior and Human Performance* 16:250–279. [https://doi.org/10.1016/0030-5073\(76\)90016-7](https://doi.org/10.1016/0030-5073(76)90016-7)
- Hashemi N, Mose M, Østergaard LR, et al (2025) Video-based robotic surgical action recognition and skills assessment on porcine models using deep learning. *Surg Endosc* 39:1709–1719. <https://doi.org/10.1007/s00464-024-11486-3>
- Hickman L, Langer M, Saef RM, Tay L (2025) Automated speech recognition bias in personnel selection: The case of automatically scored job interviews. *Journal of Applied Psychology* 110:846–858. <https://doi.org/10.1037/apl0001247>
- Higgins V, Bryant M, Howell A, Battersby J (2017) Ordering adoption: Materiality, knowledge and farmer engagement with precision agriculture technologies. *Journal of Rural Studies* 55:193–202. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2017.08.011>
- Huang M-H, Rust R, Maksimovic V (2019) The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI). *California Management Review* 61:43–65. <https://doi.org/10.1177/0008125619863436>
- Hüllmann JA (2022) Reconciling the Debate on People Analytics in Academia and Practice. In: *Proceedings of the 35th Bled eConference*. Bled, Slovenia, S 1–15
- Hüllmann JA, Gierlich-Joas M, Stein M-K (2025a) When Technology Becomes an Ideological Battleground How Data Ideology affects Affordance Actualization in People Analytics. *Journal of the Association for Information Systems* forthcoming:
- Hüllmann JA, Kriebler S, Troglauer P (2021a) The IT Artifact in People Analytics: Reviewing Tools to Understand a Nascent. In: *Proceedings of the 16th International Conference on Wirtschaftsinformatik (WI)*. Springer, Cham, Duisburg-Essen, Germany
- Hüllmann JA, Kroll T (2018) The Impact of User Behaviours on the Socialisation Process in Enterprise Social Networks. In: *Proceedings of the Australasian Conference on Information Systems (ACIS)*. Sydney, Australia, S 1–11
- Hüllmann JA, Mattern J (2020) Three Issues with the State of People and Workplace Analytics. In: *Proceedings of the 33rd Bled eConference*. Bled, Slovenia, S 1–14
- Hüllmann JA, Precht H, Wübbe C (2023) Configurations of human-AI work in agriculture. In: Hoffmann C, Stein A, Ruckelshausen A, et al. (Hrsg) 43. GIL-Jahrestagung, Resiliente Agri-Food-Systeme. Gesellschaft für Informatik e.V., Bonn, S 363–368

- Hüllmann JA, Schafheitle S, Weritz P (2025b) People Analytics am Scheideweg: Vier Thesen für eine nachhaltige Kurskorrektur. *Schmalenbach IMPULSE* 5:1–15. <https://doi.org/10.54585/DYCV6691>
- Hüllmann JA, Sivakumar A, Krebber S (2021b) Data Management Platforms: An Empirical Taxonomy. In: *Proceedings of the 34th Bled eConference*. Bled, Slovenia
- Humlum A, Vestergaard E (2025) Large Language Models, Small Labor Market Effects
- Humphrey SE, Nahrgang JD, Morgeson FP (2007) Integrating motivational, social, and contextual work design features: A meta-analytic summary and theoretical extension of the work design literature. *Journal of Applied Psychology* 92:1332–1356
- Ibarra H (1999) Provisional Selves: Experimenting with Image and Identity in Professional Adaptation. *Administrative Science Quarterly* 44:764–791. <https://doi.org/10.2307/2667055>
- Ingram J, Maye D (2020) What Are the Implications of Digitalisation for Agricultural Knowledge? *Front Sustain Food Syst* 4:. <https://doi.org/10.3389/fsufs.2020.00066>
- Inoue Y (2020) Satellite- and drone-based remote sensing of crops and soils for smart farming – a review. *Soil Science and Plant Nutrition* 66:798–810. <https://doi.org/10.1080/00380768.2020.1738899>
- Isson J-P, Harriott JS (2016) *People Analytics in the Era of Big Data*. Wiley, Hoboken, New Jersey
- Jarrahi MH (2018) Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making. *Business Horizons* 61:577–586. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2018.03.007>
- Johnson RD, Lukaszewski KM, Stone DL (2016) The Evolution of the Field of Human Resource Information Systems: Co-Evolution of Technology and HR Processes. *CAIS* 38:533–553. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.03828>
- Jussupow E, Spohrer K, Heinzl A (2022) Identity Threats as a Reason for Resistance to Artificial Intelligence: Survey Study With Medical Students and Professionals. *JMIR Form Res* 6:e28750. <https://doi.org/10.2196/28750>
- Jussupow E, Spohrer K, Heinzl A, Gawlitza J (2021) Augmenting Medical Diagnosis Decisions? An Investigation into Physicians' Decision-Making Process with Artificial Intelligence. *Information Systems Research* 32:isre.2020.0980. <https://doi.org/10.1287/isre.2020.0980>
- Kanitz R, Gonzalez K (2021) Are We Stuck in the Predigital Age? Embracing Technology-Mediated Change Management in Organizational Change Research. *The Journal of Applied Behavioral Science* 57:447–458. <https://doi.org/10.1177/00218863211042896>
- Kashive N, Khanna VT (2023) Emerging HR analytics role in a crisis: an analysis of LinkedIn data. *CR* 33:1179–1204. <https://doi.org/10.1108/CR-03-2022-0029>
- Klerkx L, Jakku E, Labarthe P (2019) A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: New contributions and a future research agenda. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences* 90–91:1–16. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100315>
- Knierim A, Kernecker M, Erdle K, et al (2019) Smart farming technology innovations – Insights and reflections from the German Smart-AKIS hub. *NJAS: Wageningen Journal of Life Sciences* 90–91:1–10. <https://doi.org/10.1016/j.njas.2019.100314>
- Knudsen JE, Ghaffar U, Ma R, Hung AJ (2024) Clinical applications of artificial intelligence in robotic surgery. *J Robotic Surg* 18:102. <https://doi.org/10.1007/s11701-024-01867-0>
- Kocielnik R, Amershi S, Bennett PN (2019) Will You Accept an Imperfect AI?: Exploring Designs for Adjusting End-user Expectations of AI Systems. In: *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, Glasgow Scotland Uk, S 1–14
- Landers RN, Sanchez DR (2022) Game-based, gamified, and gamefully designed assessments for employee selection: Definitions, distinctions, design, and validation. *Int J Selection Assessment* 30:1–13. <https://doi.org/10.1111/ijsa.12376>
- Lazazzara A, Tims M, De Gennaro D (2020) The process of reinventing a job: A meta-synthesis of qualitative job crafting research. *Journal of Vocational Behavior* 116:103267. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2019.01.001>
- Leible S, Gücük G-L, Simic D, et al (2024) Zwischen Forschung und Praxis: Fähigkeiten und Limitationen generativer KI sowie ihre wachsende Bedeutung in der Zukunft. *HMD* 61:344–370. <https://doi.org/10.1365/s40702-024-01050-x>
- Levenson A, Pillans G (2017) *Strategic Workforce Analytics*. Corporate Research Forum, London
- Lundström C, Lindblom J (2018) Considering farmers' situated knowledge of using agricultural decision support systems (AgriDSS) to Foster farming practices: The case of CropSAT. *Agricultural Systems* 159:9–20. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.10.004>
- Mayer A-S, Baygi RM, Buwalda R (2025) Generation AI: Job Crafting by Entry-Level Professionals in the Age of Generative AI. *Bus Inf Syst Eng*. <https://doi.org/10.1007/s12599-025-00959-x>
- McCartney S, Fu N (2024) Enacting people analytics: Exploring the direct and complementary effects of analytical and storytelling skills. *Human Resource Management* 63:187–205. <https://doi.org/10.1002/hrm.22194>

- Mei P, Brewis DN, Nwaiwu F, et al (2025) If ChatGPT can do it, where is my creativity? generative AI boosts performance but diminishes experience in creative writing. *Computers in Human Behavior: Artificial Humans* 4:100140. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2025.100140>
- Merdin-Uygur E, Ozturkcan S, Özbilgin MF, et al (2025) Human–robot collaboration in surgery at the nexus of knowledge, agency, and ownership. *Sci Rep* 15:23642. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08437-w>
- Miles C (2019) The combine will tell the truth: On precision agriculture and algorithmic rationality. *Big Data & Society* 6:2053951719849444. <https://doi.org/10.1177/2053951719849444>
- Mirbabaie M, Brünker F, Möllmann Frick NRJ, Stieglitz S (2022) The rise of artificial intelligence – understanding the AI identity threat at the workplace. *Electron Markets* 32:73–99. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00496-x>
- Moglia A, Georgiou K, Georgiou E, et al (2021) A systematic review on artificial intelligence in robot-assisted surgery. *International Journal of Surgery* 95:106151. <https://doi.org/10.1016/j.ijso.2021.106151>
- Möllers M, Berger L, Klein S (2024) Contrasting human-AI workplace relationship configurations. In: Constantiou I, Joshi MP, Stelmaszak M (Hrsg) *Research Handbook on Artificial Intelligence and Decision Making in Organizations*. Edward Elgar Publishing, S 282–303
- Natali C, Marconi L, Dias Duran LD, Cabitza F (2025) AI-induced Deskilling in Medicine: A Mixed-Method Review and Research Agenda for Healthcare and Beyond. *Artif Intell Rev* 58:356. <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11352-1>
- Olawade DB, Fapohunda O, Wada OZ, et al (2024) Smart waste management: A paradigm shift enabled by artificial intelligence. *Waste Management Bulletin* 2:244–263. <https://doi.org/10.1016/j.wmb.2024.05.001>
- Ozgul P, Fregin M-C, Stops M, et al (2024) High-skilled Human Workers in Non-Routine Jobs are Susceptible to AI Automation but Wage Benefits Differ between Occupations
- Panesar S, Cagle Y, Chander D, et al (2019) Artificial Intelligence and the Future of Surgical Robotics. *Annals of Surgery* 270:223–226. <https://doi.org/10.1097/SLA.0000000000003262>
- Paré G, Trudel M-C, Jaana M, Kitsiou S (2015) Synthesizing information systems knowledge: A typology of literature reviews. *Information & Management* 52:183–199. <https://doi.org/10.1016/j.im.2014.08.008>
- Parker SK, Wall TD, Cordery JL (2001) Future work design research and practice: Towards an elaborated model of work design. *J Occupat & Organ Psyc* 74:413–440. <https://doi.org/10.1348/096317901167460>
- Passalacqua M, Pellerin R, Magnani F, et al (2025) Safeguarding worker psychosocial well-being in the age of AI: The critical role of decision control. *International Journal of Human-Computer Studies* 205:103649. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2025.103649>
- Pinski M, Benlian A (2024) AI literacy for users – A comprehensive review and future research directions of learning methods, components, and effects. *Computers in Human Behavior* 2:100062. <https://doi.org/10.1016/j.chbah.2024.100062>
- Pinski M, Hofmann T, Benlian A (2024) AI Literacy for the top management: An upper echelons perspective on corporate AI orientation and implementation ability. *Electron Markets* 34:24. <https://doi.org/10.1007/s12525-024-00707-1>
- Pratt MG, Ashforth BE (2003) Fostering meaningfulness in working and at work. In: Cameron KS, Dutton JE, Quinn RE (Hrsg) *Positive Organizational Scholarship: Foundations of a New Discipline*. Berrett-Koehler Publishers, Oakland, California, USA, S 313–327
- Raisch S, Krakowski S (2021) Artificial Intelligence and Management: The Automation–Augmentation Paradox. *AMR* 46:192–210. <https://doi.org/10.5465/amr.2018.0072>
- Richter J, Schaller R (2025) AI Identity Threats and Reinforcement in Organizations: A Theoretical Model of Professional Role Identity Implications. In: *Proceedings of the 58th Hawaii International Conference on System Sciences*. Hawaii, USA
- Riemer K, Peter S, Schwabe G, et al (2026) Generative AI Is Neither Just Another IT Artefact nor a Colleague: Methodological Guidance for IS Scholarship. *Information Systems Journal* 36:161–165. <https://doi.org/10.1111/isj.70027>
- Ristau M (2023) Industrie 5.0 – Der Mensch in der Fabrik der Zukunft. *HMD* 60:1115–1123. <https://doi.org/10.1365/s40702-023-01019-2>
- Rivas-Blanco I, Perez-Del-Pulgar CJ, Garcia-Morales I, Munoz VF (2021) A Review on Deep Learning in Minimally Invasive Surgery. *IEEE Access* 9:48658–48678. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3068852>
- Rothmeier K, Pflanzl N, Hüllmann JA, Preuss M (2021) Prediction of Player Churn and Disengagement Based on User Activity Data of a Freemium Online Strategy Game. *IEEE Trans Games* 13:78–88. <https://doi.org/10.1109/TG.2020.2992282>
- Rotz S, Gravely E, Mosby I, et al (2019) Automated pastures and the digital divide: How agricultural technologies are shaping labour and rural communities. *Journal of Rural Studies* 68:112–122. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2019.01.023>

- Sadeghian S, Uhde A, Hassenzahl M (2024) The Soul of Work: Evaluation of Job Meaningfulness and Accountability in Human-AI Collaboration. *Proc ACM Hum-Comput Interact* 8:1–26. <https://doi.org/10.1145/3637407>
- Saffarizadeh K, Keil M, Maruping L (2024) Relationship Between Trust in the AI Creator and Trust in AI Systems: The Crucial Role of AI Alignment and Steerability. *Journal of Management Information Systems* 41:645–681. <https://doi.org/10.1080/07421222.2024.2376382>
- Saldana J (2009) *The coding manual for qualitative researchers*. SAGE Publications Ltd, London, United Kingdom
- Schafheitle SD, Weibel A, Ebert IL, et al (2020) No stone left unturned? Towards a framework for the impact of datafication technologies on organizational control. *AMD* 6:455–487. <https://doi.org/10.5465/amd.2019.0002>
- Schryen G (2015) Writing Qualitative IS Literature Reviews—Guidelines for Synthesis, Interpretation, and Guidance of Research. *CAIS* 37:. <https://doi.org/10.17705/1CAIS.03712>
- Selenko E, Bankins S, Shoss M, et al (2022) Artificial Intelligence and the Future of Work: A Functional-Identity Perspective. *Curr Dir Psychol Sci* 31:272–279. <https://doi.org/10.1177/09637214221091823>
- Sharp M, Ak R, Hedberg T (2018) A survey of the advancing use and development of machine learning in smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems* 48:170–179. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.02.004>
- Smith MJ (2020) Getting value from artificial intelligence in agriculture. *Anim Prod Sci* 60:46. <https://doi.org/10.1071/AN18522>
- Thiebes S, Lins S, Sunyaev A (2021) Trustworthy artificial intelligence. *Electronic Markets* 31:4. <https://doi.org/10.1007/s12525-020-00441-4>
- Tubre TC, Collins JM (2000) Jackson and Schuler (1985) Revisited: A Meta-Analysis of the Relationships Between Role Ambiguity, Role Conflict, and Job Performance. *Journal of Management* 26:155–169. <https://doi.org/10.1177/014920630002600104>
- Van Klompenburg T, Kassahun A, Catal C (2020) Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review. *Computers and Electronics in Agriculture* 177:105709. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105709>
- Venkatesh V (2022) Adoption and use of AI tools: a research agenda grounded in UTAUT. *Ann Oper Res* 308:641–652. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03918-9>
- Venkatesh V, Morris MG, Davis GB, Davis FD (2003) User Acceptance of Information Technology: Toward a Unified View. *MIS Quarterly* 27:425–478. <https://doi.org/10.2307/30036540>
- Voskens FJ, Abbing JR, Ruys AT, et al (2022) A nationwide survey on the perceptions of general surgeons on artificial intelligence. *AISS* 21:8–17. <https://doi.org/10.20517/ais.2021.10>
- Waardenburg L, Huysman M, Sergeeva AV (2022) In the Land of the Blind, the One-Eyed Man Is King: Knowledge Brokerage in the Age of Learning Algorithms. *Organization Science* 33:59–82. <https://doi.org/10.1287/orsc.2021.1544>
- Weiskopf R, Hansen HK (2023) Algorithmic governmentality and the space of ethics: Examples from ‘People Analytics’. *Human Relations* 76:483–506. <https://doi.org/10.1177/00187267221075346>
- Yin RK (2018) *Case Study Research and applications: Design and methods*. SAGE Publications Ltd, Thousand Oaks, CA, USA
- Zhou J, Lu Y, Chen Q (2025) GAI identity threat: When and why do individuals feel threatened? *Information & Management* 62:104093. <https://doi.org/10.1016/j.im.2024.104093>