

RIAkt Ergebnisbericht

Robotik, KI & MR in der Industrie: Bewältigung von
Automatisierungskonflikten in einer digitalisierten Arbeitswelt

Wien, 2026

Impressum

Medieninhaber, Verleger und Herausgeber:

Bundesministerium für Innovation, Mobilität und Infrastruktur,
Radetzkystraße 2, 1030 Wien

Autorinnen und Autoren:

Anke Schneider, Isabella Krottenberger, Wolfgang Rhomberg, Karl-Heinz Leitner, Dejan
Ničković

Gesamtumsetzung: Austrian Institute of Technology GmbH

Druck: Digital veröffentlicht

Wien, 2026. Stand: 26. Mai 2026

Das Projekt „*RIAkt*“ (FFG-Projektnummer: 922602) wurde im Rahmen des Förderprogramms *Schlüsseltechnologien im produktionsnahen Umfeld, 2024: Robotik, Advanced Materials, Photonik und Smarte Textilien* durch das Bundesministerium für Innovation, Mobilität und Infrastruktur gefördert bzw. finanziert und von der Österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft abgewickelt.

Inhalt

Vorgehen	6
1 Systematische Aufbereitung der bisherigen Forschung und Aktivitäten	9
1.1 Aus- und Weiterbildung sowie Berufs- und Rollenbilder	9
1.1.1 Welche Qualifikationslücken bzw. Qualifikationsanforderungen entstehen durch den Einsatz von fortschrittlicher KI, Mixed-Reality und Robotik? Welche Kompetenzen in Zusammenhang mit Robotik und KI werden zukünftig gefragt sein?.....	9
1.1.2 Wie kann Weiterbildung am effektivsten gestaltet werden?.....	18
1.1.3 Welche Maßnahmen sind erforderlich, um Datenkompetenz im Produktionsumfeld zu entwickeln? Dies beinhaltet die kritische Betrachtung von KI, Daten (Data Literacy) und eine Sensibilisierung hinsichtlich Vertrauenswürdigkeit von Daten.	20
1.1.4 Wie kann/soll sich Wissensvermittlung, -erwerb und -überprüfung in beruflicher Aus- und Weiterbildung oder der Hochschulbildung in Zusammenhang mit KI verändern bzw. wie kann KI dabei sinnvoll eingesetzt werden, um die Nutzung zu erproben und auch die Grenzen des Einsatzes (z.B. von Large-Language-Modellen) zu erfahren?.....	28
1.1.5 Welche Maßnahmen in Hinblick auf Programmierung (Informatikgrundlagen, Programmierkenntnisse) und die praktische Handhabung von Robotik können gesetzt werden, um den Mitarbeiter:innen den Umgang mit Automatisierung und Robotik zu erleichtern und damit die Akzeptanz zu erhöhen, ev. auch deren Mitarbeit bei der Identifizierung von Automatisierungspotenzialen zu gewinnen?	33
1.1.6 Wie können neue Berufs- und Rollenbilder klar und positiv definiert werden, um die Akzeptanz der Beschäftigten zu fördern und ggfs. Widerstände zu überwinden? ..	36
1.2 Bewusster Umgang, sinnstiftende Integration, Diskriminierungsfreie Robotik und Inklusion	41
1.2.1 Wie kann ein bewusster Umgang mit KI, Mixed-Reality und fortgeschrittener Robotik gestärkt werden, um eine sinnstiftende Integration dieser Technologien zu erreichen?	41
1.2.2 Wie beeinflussen (z.B.) sozioökonomische und demografische Merkmale die Anfälligkeit bestimmter Beschäftigtengruppen für eine verringerte techno-ökonomische Teilhabe aufgrund von Automatisierung, und welche gezielten Maßnahmen können deren Inklusion verbessern?	49
1.2.3 Wie können Heraus- und Anforderungen im Zusammenhang mit bestehenden Datenstrukturen und -qualitäten und auf welcher Wissensbasis adressiert werden, um die Grundlage für erfolgreiche und diskriminierungsfreie Robotik und KI-Anwendungen	

zu schaffen? Wie können diese Herausforderungen angegangen und Probleme gemindert werden?.....	53
1.3 Safety & Security sowie Resilienz von Systemen.....	56
1.3.1 Welche strategischen Maßnahmen sind notwendig, um die Safety und Security und die Resilienz von KI-basierten Systemen durch beispielsweise eine Verringerung der Angriffsfläche zu erhöhen?	56
1.4 Rechtlicher Rahmen, Normen, Standards, Geschäftsmodelle und Wertediskussionen	63
1.4.1 Welcher rechtliche Rahmen ist gegeben und wie schränkt dieser die Verwendung von Robotik, Mixed-Reality und KI ein? Welche Forderungen ergeben sich daraus für eine Adaptierung, um das innovative Potenzial von Robotik, Mixed-Reality und KI unter Wahrung gesellschaftlicher Werte ausschöpfen zu können? Aspekte der Normung, Standardisierung und offene Standards.	63
1.4.2 Inwiefern müssen dazu auch Geschäftsmodelle angepasst oder neu gedacht werden?	70
1.4.3 Wie kann eine Wertediskussion über diese neuen Formen erweiterter technozsozialer Assistenz gefördert werden? Wie kann diese über traditionelle und produktivitätsorientierte Ansätze hinausgehen und neue Perspektiven auf Arbeit und gesellschaftliche Bedürfnisse eröffnen und eine menschengerechte Arbeitswelt bei Erhalt der Wettbewerbsfähigkeit gewährleisten?	73
2 Erfassung der Perspektiven von Stakeholder:innen zu Bewältigungsmaßnahmen.....	83
2.1 Workshop zu „Erforderliche Qualifikationen und Kompetenzen, Wissensvermittlung, Aus- und Weiterbildung in der digitalen Produktion“	83
2.1.1 Identifizierte Herausforderungen	84
2.1.2 Maßnahmen aus dem Workshop.....	86
2.2 Workshop zu „Weiterentwicklung von Berufs- & Rollenbildern, bewusster Umgang & Wertediskussion, sowie Einflussfaktoren auf Teilhabe“	88
2.2.1 Identifizierte Herausforderungen	89
2.2.2 Maßnahmen aus dem Workshop.....	91
2.3 Workshop zu „Rechtlicher Rahmen, Sicherheit und Schutz, Datenstrukturen, Normen und Standards sowie Geschäftsmodelle“	94
2.3.1 Identifizierte Herausforderungen	94
2.3.2 Maßnahmen aus dem Workshop.....	97
3 Ableitung strategischer Handlungsempfehlungen	100
3.1 Allgemeiner Handlungsbedarf in den Handlungsfeldern	100
3.1.1 Handlungsfeld 1: Kompetenzen, Qualifizierung und Wissensvermittlung im Kontext von KI, XR, Robotik und datengetriebener Produktion	100

3.1.2 Handlungsfeld 2: Gestaltung von Arbeit und Rollen im Kontext disruptiver Technologien	102
3.1.3 Handlungsfeld 3: Verantwortungsvolle und werteorientierte Gestaltung technologischer Transformation.....	103
3.1.4 Handlungsfeld 4: Geschäftsmodelle	104
3.1.5 Handlungsfeld 5: Safety, Security und Resilienz von KI-basierten Systemen in Produktion und Robotik	105
3.2 Handlungsempfehlungen.....	106
3.2.1 Betriebliche Ebene	106
3.2.2 Institutionelle Ebene	112
3.2.3 Politische Ebene	116
3.3 Reflexion der RIAkt Handlungsfelder vor dem Hintergrund des FFG-Instrumentariums	120
Tabellenverzeichnis.....	124
Abbildungsverzeichnis.....	125
Literaturverzeichnis	126

Vorgehen

Die fortschreitende Integration digitaler Technologien in industrielle Produktionsprozesse führt zu tiefgreifenden Veränderungen der Arbeitsorganisation und -bedingungen (Cascio & Montealegre, 2016; Gerdenitsch & Korunka, 2019; LeBlanc et al., 2024; Koeszegi, 2024). Technologien wie künstliche Intelligenz (KI), Mixed Reality (MR) und Robotik werden dabei sowohl zur Automatisierung von Tätigkeiten als auch zur Unterstützung menschlicher Arbeit eingesetzt (Plattform Industrie 4.0, 2024). Insbesondere die rasante Entwicklung im Bereich der KI verstärkt diese Dynamiken und eröffnet neue Potenziale, bringt jedoch zugleich Herausforderungen etwa im Hinblick auf Qualifikationsanforderungen, organisationale Veränderungen sowie ethische und gesellschaftliche Fragestellungen mit sich (De Cremer, 2021; Ozmen et al., 2023; McKinsey, 2024a).

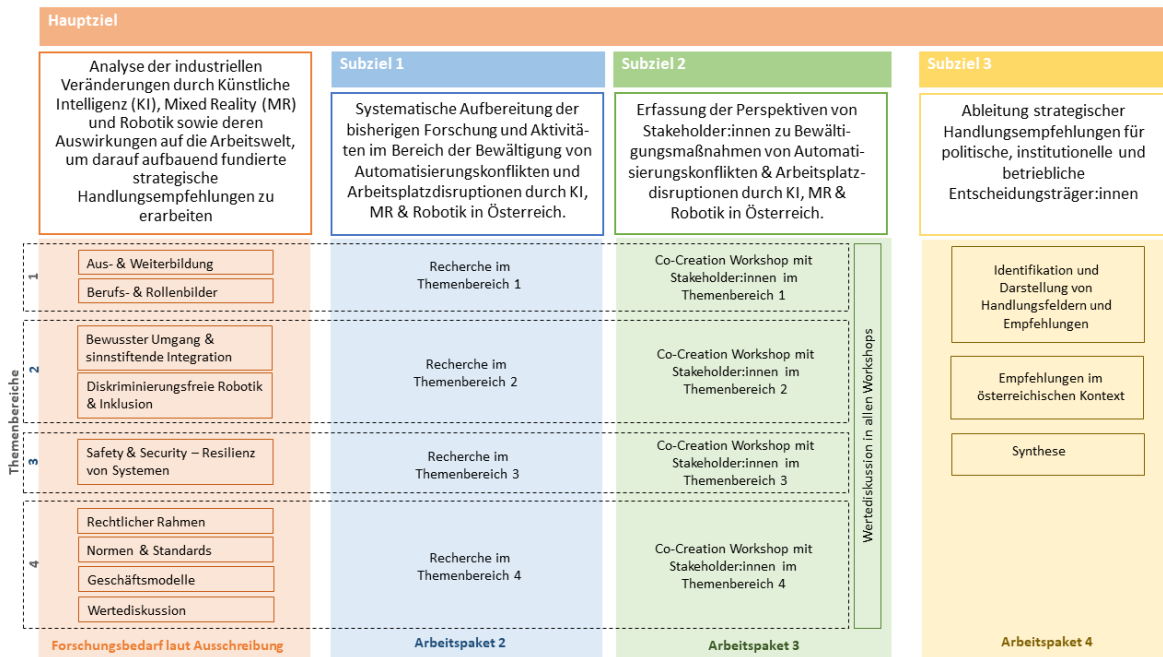
Vor diesem Hintergrund wurde im Rahmen des Projekts RIAkt ein strukturierter, mehrstufiger Ansatz verfolgt, um diese Entwicklungen systematisch zu analysieren und darauf aufbauend fundierte sowie praxisnahe strategische Handlungsempfehlungen abzuleiten. Ziel des Projekts war es, die Auswirkungen von KI, MR und Robotik auf die Arbeitswelt umfassend zu untersuchen und Orientierung für politische, institutionelle und betriebliche Entscheidungsträger:innen zu bieten. Dabei stand insbesondere im Fokus, die Potenziale dieser Technologien für eine menschengerechte Arbeitswelt nutzbar zu machen und gleichzeitig den damit verbundenen Herausforderungen gezielt zu begegnen.

Das Forschungsdesign folgte dabei einer klar strukturierten, mehrstufigen Vorgehensweise (vgl. Abbildung 1). Ausgangspunkt bildeten die im Rahmen der Ausschreibung formulierten 13 Leitfragen, die in einem ersten Schritt systematisch analysiert und zu vier übergeordneten Themenbereichen gebündelt wurden: *(1) Aus- und Weiterbildung sowie Berufs- und Rollenbilder, (2) bewusster Umgang und sinnstiftende Integration & Diskriminierungsfreie Robotik und Inklusion, (3) Safety und Security sowie Resilienz von Systemen, (4) Rechtlicher Rahmen, Normen und Standards, Geschäftsmodelle und Wertediskussionen*. Diese thematische Clusterung diente dazu, die Komplexität der Fragestellungen zu reduzieren und gleichzeitig eine inhaltlich konsistente Bearbeitung sicherzustellen.

Für jeden dieser vier Themenbereiche wurden anschließend vertiefende Recherchen zum internationalen Status quo durchgeführt. Hierzu wurden wissenschaftliche Publikationen

sowie ergänzende Quellen wie White Papers, Best Practices und Projektberichte analysiert, um eine fundierte Wissensbasis zu schaffen und unterschiedliche Perspektiven auf die technologischen Entwicklungen zu berücksichtigen. Die Ergebnisse dienen als Grundlage für die weitere inhaltliche Vertiefung und sind in Kapitel 1 beschrieben.

Abbildung 1: Vorgehensweise RIAkt



Eigene Darstellung

Im nächsten Schritt wurden insgesamt drei Co-Creation-Workshops durchgeführt, in denen ausgewählte Stakeholder:innen aus unterschiedlichen Bereichen (Interessensvertretung, Wissenschaft, Technologieunternehmen, Ethik & Arbeitspsychologie sowie sonstige Stakeholder:innen von Weiterbildungsinstitutionen oder Regulations- und Standardisierungsinstitutionen) eingebunden wurden. Ziel dieser Workshops war es, die zuvor erarbeiteten Erkenntnisse zu reflektieren, um praxisnahe Perspektiven zu ergänzen, bestehende Ansätze kritisch zu diskutieren sowie gemeinsam neue Lösungsansätze zu entwickeln. Ergebnisse dieser Workshops sind in Kapitel 2 zu lesen.

Auf Basis der Ergebnisse aus Recherche und Workshops wurden anschließend fünf zentrale Handlungsfelder identifiziert (siehe Kapitel 3). Diese bilden die Grundlage für die Ableitung von Aktionslinien, die in weiterer Folge priorisiert und konkretisiert wurden.

Darauf aufbauend wurden schließlich Maßnahmen entwickelt und in Form von strategischen Handlungsempfehlungen auf betrieblicher, institutioneller und politischer Ebene in den fünf Handlungsfeldern ausgearbeitet (siehe Kapitel 3)

1 Systematische Aufbereitung der bisherigen Forschung und Aktivitäten

Dieses Kapitel fasst die Ergebnisse der systematischen Recherche zusammen, die als Grundlage für die weitere inhaltliche Arbeit im Projekt diente. Ausgangspunkt waren die 13 in der Ausschreibung formulierten Leitfragen, die im Zuge der Analyse vollständig bearbeitet und beantwortet wurden. Zur Strukturierung und besseren inhaltlichen Einordnung wurden diese Fragen vier übergeordneten Themenfeldern zugeordnet:

(1) Aus- und Weiterbildung sowie Berufs- und Rollenbilder, (2) bewusster Umgang und sinnstiftende Integration & Diskriminierungsfreie Robotik und Inklusion, (3) Safety und Security sowie Resilienz von Systemen, (4) Rechtlicher Rahmen, Norman und Standards, Geschäftsmodelle und Wertediskussionen.

Auf dieser Basis erfolgte eine umfassende Auswertung des internationalen Forschungsstands sowie relevanter Aktivitäten in den jeweiligen Bereichen. Ziel war es, zentrale Entwicklungen, Trends und bestehende Ansätze zu identifizieren und in einer konsolidierten Form aufzubereiten. Die Darstellung der Ergebnisse erfolgt entlang der vier Themenfelder und bildet die Grundlage für die weiteren Arbeitsschritte im Projekt.

1.1 Aus- und Weiterbildung sowie Berufs- und Rollenbilder

1.1.1 Welche Qualifikationslücken bzw. Qualifikationsanforderungen entstehen durch den Einsatz von fortschrittlicher KI, Mixed-Reality und Robotik? Welche Kompetenzen in Zusammenhang mit Robotik und KI werden zukünftig gefragt sein?

Erforderliche Qualifikationen und Kompetenzen werden in der RIAkt Studie gemeinsam bzw. integriert analysiert. Denn auch in der wissenschaftlichen und praxisorientierten Literatur werden Kompetenzen und Qualifikationsanforderungen im Kontext von KI, MR und Robotik oftmals nicht getrennt analysiert, da beide Aspekte in der betrieblichen Realität eng miteinander verknüpft sind und sich funktional kaum trennen lassen. Die

Anforderungen, die durch diese Technologien entstehen, sind meist interdisziplinär und überschneiden sich stark. Tätigkeiten erfordern nicht nur formale Nachweise wie Zertifikate oder Abschlüsse, sondern auch praktische Handlungskompetenzen, die häufig durch Erfahrung, informelles Lernen oder arbeitsplatzbezogenes Training erworben werden. Daher verfolgen viele Autoren einen ganzheitlichen, praxisnahen Ansatz, bei dem Kompetenz- und Qualifikationsaspekte gemeinsam betrachtet werden (Spöttl et al., 2020).

Zudem orientieren sich viele Publikationen an modernen Kompetenzmodellen wie dem Deutschen Qualifikationsrahmen (DQR), dem europäischen ESCO-System oder dem Digital Competence Framework (DigComp), die explizit darauf ausgelegt sind, Kompetenzen und Qualifikationen integrativ abzubilden. In diesen Modellen wird auf eine starre Trennung verzichtet (CEDEFOP, 2022). Dies entspricht auch den Anforderungen der Industrie 4.0, wo zunehmend flexible, adaptive Kompetenzprofile gefragt sind, die sich mit der technologischen Entwicklung weiterentwickeln können.

Ein weiterer Grund für die integrierte Betrachtung liegt in der Dynamik des technologischen Wandels. Neue Technologien wie KI oder Mixed Reality entwickeln sich so schnell, dass formale Bildungsangebote und Zertifizierungssysteme oft nicht Schritt halten können. Daher konzentriert sich die Literatur zunehmend auf die Identifikation und Förderung konkreter Kompetenzbedarfe, die auch durch nicht-formale oder informelle Lernprozesse gedeckt werden können (Zinke et al., 2019). Infolgedessen wird eine kombinierte Analyse als effektiver angesehen, um zeitnah und zielgerichtet Weiterbildungsstrategien und Qualifizierungsmaßnahmen zu entwickeln.

Qualifikations- und Kompetenzanforderungen an Industriebeschäftigte in Zusammenhang mit KI, MR und Robotik

Laut einer Studie des Weltwirtschaftsforums bereits aus dem Jahr 2020 wird bis 2025, also aktuell, erwartet, dass 50 % aller Mitarbeitenden Qualifikationslücken haben und dementsprechend eine Umschulung benötigen, da die Einführung neuer innovativer und digitaler Technologien die Arbeitsplätze transformiert (World Economic Forum, 2020).

Eine Untersuchung von World Economic Forum und PWC (2021) zeigt zudem, dass insbesondere in der Fertigungsindustrie ein erheblicher Bedarf an Weiterbildung besteht, um Mitarbeitende auf die Zusammenarbeit mit Robotern und KI-Systemen vorzubereiten.

Für Produktionsunternehmen ist daher unerlässlich, in die kontinuierliche Qualifizierung und Weiterbildung aller Mitarbeitenden zu investieren, um den neuen Anforderungen gerecht zu werden und die Potenziale dieser Technologien voll auszuschöpfen. Es besteht die Notwendigkeit, digitale, soziale und technologische Fähigkeiten zu fördern, um den Anforderungen der sich wandelnden Arbeitswelt gerecht zu werden.

Schulungsprogramme müssen entwickelt werden, die sowohl technische, methodische als auch kognitive Fähigkeiten stärken. Dementsprechend führt der Einsatz fortschrittlicher Technologien wie KI, MR und Robotik in Industrieunternehmen zu neuen Qualifikations- und Kompetenzanforderungen für Beschäftigte in verschiedenen Geschäftsbereichen (Pfeiffer et al., 2016).

Produktion und Fertigung: Durch die Integration von KI und Robotik in Produktionsprozesse werden vermehrt Fähigkeiten im Umgang mit automatisierten Systemen benötigt. Beschäftigte sollten Kompetenzen in der Bedienung, Überwachung und Wartung intelligenter Maschinen entwickeln. Zudem sind Kenntnisse in der Datenanalyse erforderlich, um Produktionsdaten effektiv zu interpretieren und Prozesse zu optimieren (Pfeiffer et al., 2016). Eine Studie des Fraunhofer-Instituts betont zudem, dass Problemlösungsfähigkeiten unerlässlich bleiben, insbesondere bei der schnellen und effektiven Behebung von Störungen (Fraunhofer ISI, 2024).

Instandhaltung und Wartung: In der Instandhaltung sind technisches Know-how und digitale Kompetenzen gefragt. Der Einsatz von Mixed Reality ermöglicht es, Wartungsarbeiten effizienter durchzuführen. Mitarbeitende in diesem Bereich sollten daher im Umgang mit AR- und VR-Technologien geschult werden, um virtuelle Anleitungen und Simulationen nutzen zu können. Dies erleichtert die Fehlerdiagnose und -behebung (Bitkom, 2021).

Planung und Steuerung: In der Produktionsplanung erfordert die Implementierung von KI-Systemen ein tiefgehendes Verständnis für datengetriebene Entscheidungsprozesse. Datenanalyse, Prozessverständnis und technologisches Know-how sind entsprechend zentral. Fachkräfte sollten in der Lage sein, KI-gestützte Analysen großer Datenmengen zu interpretieren und darauf basierend Produktionsabläufe zu optimieren. Hierfür sind Kenntnisse in Statistik, maschinellem Lernen und Prozessmanagement erforderlich. Zudem ist ein grundlegendes und tiefes Verständnis der Produktionsprozesse eine Voraussetzung für eine effektive Steuerung und Planung. Fachliche Kenntnisse über die eingesetzten Technologien und deren Einfluss auf die Produktionsplanung sind wichtig. (Fraunhofer IPK, 2024)

Logistik und Lagerwesen: In der Logistik sind digitale Schnittstellenkompetenz und die Fähigkeit zur Zusammenarbeit mit autonomen Systemen entscheidend. Der Umgang mit digitalen Tools und Schnittstellen zur Steuerung von Lager- und Transportprozessen wird vorausgesetzt. Die Zusammenarbeit mit autonomen Fahrzeugen und Robotern erfordert neue Kommunikations- und Interaktionsfähigkeiten. Eine Studie des Fraunhofer-Instituts unterstreicht die Bedeutung dieser Kompetenzen in der Logistik. (Fraunhofer IESE, 2021)

IT und Datenmanagement: Mit der Digitalisierung und Vernetzung steigt die Bedeutung von IT-Sicherheit, Datenmanagement und technologischem Know-how. IT-Fachkräfte müssen über Kompetenzen in Cybersecurity, im Umgang mit großen Datenmengen sowie über ein fundiertes Verständnis aktueller IT-Systeme verfügen. Die Sicherstellung der IT-Sicherheit ist essenziell, da vernetzte Systeme besonders anfällig für Angriffe sind. Ebenso wichtig ist ein professionelles Datenmanagement zur Analyse und Nutzung von Produktionsdaten zur Prozessoptimierung. Ein tiefgehendes technologisches Verständnis ermöglicht die Integration moderner IT-Lösungen in bestehende Produktionsprozesse (Staufen, 2024).

Forschung und Entwicklung: In der Forschung und Entwicklung sind Innovationsfähigkeit, interdisziplinäres Denken und technologisches Verständnis gefragt. Die Fähigkeit, neue Ideen zu entwickeln und umzusetzen, bleibt zentral. Die Zusammenarbeit mit verschiedenen Fachbereichen erfordert ein breites Verständnis unterschiedlicher, auch sozialwissenschaftlicher Disziplinen, und die Entwicklung neuer Produkte und Prozesse mit KI und Robotik setzt interdisziplinäre Kompetenzen voraus. Ein tiefes Verständnis der neuesten Technologien, auch deren sozialer Dimensionen, ermöglicht deren effektive Integration in neue Produkte und Prozesse. F&E Mitarbeitende und Ingenieur*innen sollten sowohl technisches Wissen in den Bereichen Maschinenbau, Informatik und Elektrotechnik als auch kreative und umsetzungsorientierte Problemlösungsfähigkeiten besitzen, um innovative und sozial verträgliche Lösungen zu gestalten (Schleiss et al., 2023).

Qualifikations- und Kompetenzanforderungen nach Berufsgruppen

Der Einsatz fortschrittlicher Technologien wie KI, MR und Robotik verändert auch die Anforderungen an das Management und die Führungsebene (C-Suite) in Industrieunternehmen erheblich. Diese Führungskräfte müssen neue Kompetenzen entwickeln, um den technologischen Wandel der digitalen Transformation effektiv zu steuern und Wettbewerbsvorteile zu sichern. Die Fähigkeit, langfristige Strategien zu

entwickeln, ist entscheidend. Die erfolgreiche Umsetzung von Veränderungsprozessen erfordert spezifische Kompetenzen im Change-Management. Ein grundlegendes Verständnis der eingesetzten Technologien ermöglicht fundierte Entscheidungen auf Führungsebene.

Mittleres Management: Die Integration von KI und Automatisierung führt zu einer Umgestaltung der traditionellen Rollen insbesondere des mittleren Managements. Routineaufgaben werden zunehmend automatisiert, wodurch Manager sich vermehrt auf strategische Entscheidungen und die Förderung von Innovation konzentrieren müssen. Laut einer Analyse von PWC (2021) wird die Leitung eines hybriden Teams aus Menschen und Robotern eine andere Art von Führung erfordern, die menschliche Fähigkeiten wie Empathie mit einem technologieaffinen und datengesteuerten Mindset kombiniert.

C-Suite: Für die oberste Führungsebene ist ein tiefgehendes Verständnis der strategischen Potenziale und Risiken von KI und verwandten Technologien unerlässlich. Eine Studie von Skillsoft (2024) zeigt, dass 71 % der Führungskräfte Qualifikationslücken in ihren Organisationen inklusive sich selbst feststellen, insbesondere im Bereich der KI-Kompetenzen. Fast 62 % erwarten, dass diese Lücken in den nächsten ein bis zwei Jahren weiter zunehmen werden.

Eine aktuelle Studie des Instituts der deutschen Wirtschaft (IW) betont in diesem Zusammenhang die Bedeutung von Resilienz bei Führungskräften in Transformationsprozessen. Resiliente Führungskräfte sind demnach besser in der Lage, sich an veränderte Arbeitsbedingungen anzupassen und wechselnden Anforderungen offen gegenüberzutreten. Dies unterstreicht die Notwendigkeit, neben technische, auch sozial und persönliche Kompetenzen zu entwickeln, um den digitalen Wandel erfolgreich zu gestalten (Institut der deutschen Wirtschaft, 2024).

Auch eine Studie des Instituts für angewandte Arbeitswissenschaft (ifaa) zeigt, dass Führungskräfte neben Fach-, auch Sozial-, Methoden- und Selbstkompetenzen benötigen, um den digitalen Transformationsprozess erfolgreich zu gestalten (ifaa, 2023).

Spezifische Qualifikationsanforderungen an das Management sind beispielsweise:

- *Technologisches Verständnis:* Ein fundiertes Wissen über die Funktionsweise und Anwendungsmöglichkeiten von KI, MR und Robotik ist entscheidend.
- *Datenkompetenz:* Fähigkeit, Daten zu interpretieren und datengestützte Entscheidungen zu treffen.

- *Change-Management*: Kompetenzen im Management von Veränderungsprozessen, um technologische Neuerungen erfolgreich gemeinsam mit den Mitarbeitenden effizient und sozial verträglich zu implementieren.
- *Ethik und Compliance*: Kenntnisse über ethische Fragestellungen und regulatorische Anforderungen im Umgang mit neuen Technologien.
- Die kontinuierliche Weiterbildung in diesen Bereichen ist für Führungskräfte unerlässlich, um den Herausforderungen der digitalen Transformation gewachsen zu sein und die Chancen neuer Technologien optimal zu nutzen.

Der Einsatz fortschrittlicher KI, MR und Robotik in der Industrie verändert auch die Arbeitsanforderungen für Konstrukteur:innen, Produktionsplaner:innen und IT-Fachkräfte erheblich. Diese Berufsgruppen stehen im Zentrum der technologischen Transformation, da sie neue Produktionsprozesse entwickeln, digitale Zwillinge implementieren und Automatisierungslösungen integrieren.

Datenkompetenz und KI-Know-how: Konstrukteure und Produktionsplaner müssen ein tiefgehendes Verständnis für datengetriebene Optimierungsprozesse entwickeln, um KI-gesteuerte Design- und Fertigungsmethoden effektiv zu nutzen. IT-Fachkräfte benötigen zudem erweiterte Kenntnisse in maschinellem Lernen, neuronalen Netzen und Edge Computing, um KI-Anwendungen in der Industrie zu implementieren und zu skalieren. Auch fehlt es vielen Ingenieuren laut McKinsey Global Institute (2024) noch an praxisnaher Erfahrung mit KI-gestütztem Design und generativem Engineering.

Digitale Simulation und Mixed Reality: Produktionsplaner und Konstrukteure müssen den Einsatz von Mixed-Reality-Technologien für digitale Zwillinge und virtuelle Prototypen beherrschen. So betont eine PWC-Studie (2022), dass digitale Simulationen durch MR die Effizienz in der Fertigung um bis zu 30 % steigern können, aber viele Unternehmen noch Qualifikationsdefizite bei Fachkräften feststellen, um dies auch umzusetzen. Auch die Fähigkeit zur Integration von Augmented Reality (AR) für Wartungs-, Schulungs- und Planungsprozesse wird essenziell.

Cybersecurity und IT-Architekturen: Die Sicherstellung der IT-Sicherheit hat höchste Priorität, da vernetzte Systeme anfällig für Sicherheitsrisiken sind. Insbesondere im Hinblick auf industrielle IoT-Umgebungen müssen IT-Fachkräfte in der Lage sein, verstärkt Sicherheitskonzepte für KI-gesteuerte Robotik- und Produktionssysteme zu

entwickeln, um die Integrität und Verfügbarkeit von Daten und Systemen zu gewährleisten (Staufen, 2024).

Das World Economic Forum (2020) warnt in diesem Zusammenhang, dass ein Mangel an Cybersecurity-Expertise eines der größten Risiken für vernetzte Produktionsanlagen darstellt.

Interdisziplinäre Zusammenarbeit und agile Methoden: Die Zusammenarbeit zwischen Konstruktion, Produktion und IT erfordert neue Formen des interdisziplinären Arbeitens. Agile Methoden und DevOps-Konzepte gewinnen dementsprechend in der Produktentwicklung und industriellen Softwareentwicklung zunehmend an Bedeutung.

Der Einsatz fortschrittlicher Technologien wie KI, MR und Robotik betreffen auch Logistikfachkräfte und Lagerarbeiter:innen, indem sie neue Qualifikationsanforderungen und potenzielle Qualifikationslücken mit sich bringen (Redaktion Produktion, 2023):

Technologische Kompetenz: Die Integration von KI und Robotik in logistische Prozesse erfordert von Mitarbeitenden die Fähigkeit, automatisierte Systeme zu bedienen, zu überwachen und bei Bedarf einzugreifen. Auch die Vorhersage von Engpässen und Problemen durch KI in der Logistikwelt ist ein zukunftsweisendes Thema. Kenntnisse in der Steuerung und einfachen Programmierung dieser Technologien werden zunehmend wichtig. Eine neue Generation von KI-gestützten Robotern wird zusehends auch eingesetzt, um Herausforderungen wie den Fach- und Arbeitskräftemangel in der Logistikbranche zu bewältigen.

Datenkompetenz: Auch die Fähigkeit, große Datenmengen zu analysieren und zu interpretieren, wird immer wichtiger, da logistische Entscheidungen zunehmend datengetrieben sind. KI-Systeme können in Echtzeit Lagerbestände überwachen, automatisch Bestellungen auslösen und den gesamten Kommissionierungsprozess steuern.

Anpassungsfähigkeit und lebenslanges Lernen: Angesichts der rasanten technologischen Entwicklungen ist die Bereitschaft zur kontinuierlichen Weiterbildung unerlässlich, um mit den Veränderungen Schritt zu halten. Die Einführung von KI in der Logistik hat erhebliche Auswirkungen auf traditionelle Arbeitsplätze, da Aufgaben wie Transport, Lagerhaltung und Bestandsmanagement automatisiert werden. Dies erfordert auch von Logistik

Mitarbeitenden die Bereitschaft, sich neuen Technologien anzupassen und kontinuierlich dazuzulernen.

Nicht zuletzt führt der Einsatz von fortschrittlicher KI, MR und Robotik in der Industrie auch zu erheblichen Veränderungen in den Arbeitsanforderungen für angelernte Arbeiter:innen und Facharbeiter:innen am Shopfloor. Diese Technologien automatisieren nicht nur Routineaufgaben, sondern verändern auch die Art und Weise, wie Mitarbeitende mit Maschinen und digitalen Systemen interagieren. Qualifikationsanforderungen und -lücken sind:

Technologische Kompetenz: Arbeiter:innen müssen in der Lage sein, mit KI-gesteuerten Systemen und Robotern zu arbeiten, sie zu überwachen und bei Bedarf einzugreifen. Dies erfordert Kenntnisse in der Bedienung und einfachen Programmierung dieser Technologien. Studien zeigen, dass gezielte Schulungsprogramme, die Robotik-Kompetenzen integrieren, die Produktivität der Arbeiter:innen bei automatisierten Aufgaben um über 70 % steigern können (McKinsey & Company, 2024b).

Digitale Fähigkeiten: Der Umgang mit Mixed-Reality-Anwendungen erfordert ein Verständnis für digitale Schnittstellen und die Fähigkeit, virtuelle Informationen in den realen Arbeitsprozess zu integrieren. Eine Studie aus bereits 2017 hebt hervor, dass durch den Einsatz von Augmented Reality (AR) in Schulungen für Fertigungs- und Wartungsszenarien die Leistung der Mitarbeitenden nach dem Training verbessert wurde (Gonzales et al., 2017).

Problemlösungsfähigkeiten: Da automatisierte Systeme nicht immer fehlerfrei arbeiten, ist es wichtig, dass Mitarbeitende Probleme identifizieren und Lösungen entwickeln können. Der Einsatz von Automatisierung kann zwar die Anzahl der geringqualifizierten Rollen reduzieren, verändert jedoch die Natur der Arbeitsplätze, indem neue technische Rollen mit besseren Arbeitsbedingungen geschaffen werden (McKinsey & Company, 2024b).

Anpassungsfähigkeit und lebenslanges Lernen: Die rasante Entwicklung dieser Technologien erfordert eine kontinuierliche Weiterbildung und die Bereitschaft, sich neuen Arbeitsmethoden anzupassen; und von Automatisierung betroffene Arbeiter:innen entsprechend neue Fähigkeiten, um sich an veränderte Jobanforderungen anzupassen oder eine neue Anstellung zu finden (Schleiss et al., 2023).

Kurzzusammenfassung:

KI, MR und Robotik verändern Kompetenzerfordernisse in nahezu allen Industriebereichen.

Hoher Weiterbildungsbedarf: Rund 50 % der Beschäftigten benötigen bis 2025 neue Qualifikationen durch technologische Transformation (World Economic Forum, 2020).

Technologieübergreifende Anforderungen: Gefragt sind digitale, technische, soziale, kognitive und methodische Fähigkeiten.

Lebenslanges Lernen: Kontinuierliche Weiterbildung ist notwendig für alle Beschäftigten, um mit dem technologischen Wandel Schritt zu halten.

Anpassungsfähigkeit: Die Fähigkeit, sich flexibel auf neue Prozesse, Rollen und Technologien einzustellen, wird zum Erfolgsfaktor.

Führungskräfte (C-Suite): Strategisches Technologiewissen, Change-Management, Ethikkompetenz und Resilienz sind Schlüsselfaktoren.

Mittleres Management: Führung hybrider Teams aus Mensch und Maschine verlangt technisches Verständnis sowie soziale Kompetenzen.

Forschung und Entwicklung: Innovationsfähigkeit, interdisziplinäres Denken und technologisches Know-how sind zentral.

IT und Datenmanagement: IT-Fachkräfte benötigen Kenntnisse in Cybersecurity, Big Data und der Integration moderner IT-Lösungen. Die Absicherung vernetzter Systeme ist essenziell, insbesondere in KI-gestützten Produktionsumgebungen.

Konstruktion: KI-basierte Designmethoden, digitale Zwillinge und Mixed Reality erfordern tiefgehende Daten- und Technologiekompetenz.

Planung und Steuerung: Datenkompetenz, Statistik, maschinelles Lernen und Prozessverständnis sind entscheidend für KI-gestützte Optimierung.

Instandhaltung: Kompetenzen im Umgang mit AR/VR-Technologien zur effizienten Wartung und Fehlerdiagnose sind notwendig.

Produktion und Fertigung: Mitarbeitende müssen automatisierte Systeme bedienen, überwachen und warten können; Datenanalyse wird zentral.

Logistik und Lagerwesen: Mitarbeitende müssen autonome Systeme bedienen und mit ihnen kommunizieren können; digitale Schnittstellenkompetenz ist notwendig

1.1.2 Wie kann Weiterbildung am effektivsten gestaltet werden?

Die zunehmende Digitalisierung von Arbeits- und Lernprozessen erfordert ein grundlegendes Umdenken in der beruflichen Weiterbildung. Klassische, formale Formate wie Seminare oder Lehrgänge decken laut Aust (2020) lediglich rund 20 % der tatsächlichen Lernprozesse im beruflichen Kontext ab. Die restlichen 80 % erfolgen informell und selbstorganisiert, insbesondere am Arbeitsplatz. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, Lernprozesse stärker in den Arbeitsalltag zu integrieren und Weiterbildung ganzheitlich neu zu denken.

Zentrale Elemente eines zukunftsorientierten Weiterbildungsmodells sind eine lern- und kompetenzförderliche Arbeitsgestaltung sowie die Förderung von selbstorganisiertem Lernen. Kompetenzentwicklung sollte direkt im Arbeitsprozess stattfinden, gestützt durch erfahrungsförderliche Rahmenbedingungen wie Handlungsräume für praktisches Lernen, kollegialen Austausch sowie intuitiv gestaltete Mensch-Maschine-Schnittstellen (André et al., 2021). Eine offene Lernkultur und unterstützende Führungsstrukturen gelten dabei als zentrale Voraussetzung für nachhaltige Kompetenzentwicklung (ebd.).

Digitale Technologien eröffnen neue didaktische Möglichkeiten: Mobiles und hybrides Lernen, immersive Technologien wie Augmented Reality (AR) und Virtual Reality (VR) sowie interaktive Lernplattformen ermöglichen orts- und zeitunabhängiges Lernen und fördern so die kontinuierliche Kompetenzentwicklung (Zou et al., 2025). Dabei ist eine kompetenz- und technikorientierte Didaktik essenziell, die nicht nur theoretisches Wissen vermittelt, sondern die Fähigkeit zur praktischen Anwendung gezielt stärkt. Praxisberichte unterstreichen, dass Unternehmen, die solche innovativen Lernumgebungen schaffen, ihre Mitarbeitenden besser auf den Wandel der Arbeitswelt vorbereiten (Knowledgeworker, 2024).

Ein konkreter Ansatz ist der Einsatz mobiler IIoT-Technologien in hybriden Lernfabriken, die praxisnahe Szenarien für die Vermittlung anwendungsbezogener Kompetenzen in digitalisierten Produktionsumgebungen schaffen (Teichmann et al., 2018). XR-gestütztes Training mit Virtual, Augmented oder Mixed Reality wird bereits erfolgreich in der beruflichen Bildung eingesetzt, insbesondere in sicherheitskritischen Bereichen (Suh et al., 2018). Studien belegen, dass immersive Lernumgebungen kognitive und körperliche Prozesse aktivieren (Schiefele, 2018), das Behalten fördern und risikofreies Üben in realitätsnahen Szenarien ermöglichen (Huang et al., 2010; Grabowski & Janowski, 2015).

Projekte wie FWSAFEXR (2025) und DigiLernSicher (2025) zeigen exemplarisch, wie XR-basierte Weiterbildung effektiv implementiert werden kann.

No- und Low-Code-Plattformen sind ein weiteres Beispiel für den sinnvollen Einsatz digitaler Technologien. Sie ermöglichen die Entwicklung KI-basierter Lösungen über benutzerfreundliche, visuelle Oberflächen. Das senkt die Einstiegshürden für Fachkräfte und reduziert den Weiterbildungsaufwand (André et al., 2021). Für kleine und mittlere Unternehmen (KMU) bieten diese Plattformen einen niedrighschwelligem Zugang zur KI-Anwendung, können aber keine vollständige KI-Weiterbildung ersetzen.

Massive Open Online Courses (MOOCs) haben sich als flexible, niederschwellige Weiterbildungsformate etabliert, die insbesondere im digitalen Arbeitsplatz an Bedeutung gewinnen (Egloffstein, 2018). Sie ermöglichen zeit- und ortsunabhängiges Lernen, fördern den Zugang zu globaler Expertise und unterstützen lebenslanges Lernen durch bedarfsgerechte Inhalte und sogenannte Microcredentials, kostengünstige Zertifikate als Ergänzung zu klassischen Bildungsabschlüssen (Santandreu Calonge et al., 2019).

Aus Sicht der Beschäftigten stehen bei der Nutzung von MOOCs die Verbesserung berufsrelevanter Kompetenzen, die Karriereentwicklung sowie persönliche Weiterbildung im Vordergrund (Egloffstein & Ifenthaler, 2017). Eine Studie mit über 52.000 Teilnehmenden der Plattform Coursera zeigt, dass insbesondere Personen aus Nicht-OECD-Ländern, mit niedrigem Einkommen oder ohne formalen Abschluss besonders profitieren (Zhenghao et al., 2015).

Effektive Weiterbildung im Zeitalter disruptiver Technologien erfordert die Verbindung formeller Lernangebote mit informellen Lerngelegenheiten, unterstützt durch digitale, technologiegestützte Formate. Nur durch die Integration arbeitsplatznaher Lernkultur, innovativer Technologien und selbstgesteuerten Lernens gelingt eine nachhaltige Kompetenzentwicklung für die Arbeitswelt von morgen.

Kurzzusammenfassung:

Die Digitalisierung verändert die berufliche Weiterbildung grundlegend: Nur 20 % der Lernprozesse finden in formalen Formaten wie Seminaren statt, während 80 % informell und selbstorganisiert erfolgen. Zukünftige Weiterbildungsmodelle müssen daher stärker arbeitsplatznah, praxisorientiert und selbstorganisiert gestaltet werden.

Wichtige Erfolgsfaktoren sind:

- Lernförderliche Arbeitsgestaltung (praktische Handlungsräume, kollegialer Austausch, intuitive Mensch-Maschine-Schnittstellen)
- Offene Lernkultur und unterstützende Führung
- Integration digitaler Technologien wie AR/VR, hybride Lernfabriken, No-/Low-Code-Plattformen und MOOCs für flexibles, ortsunabhängiges Lernen

Insbesondere immersive Technologien fördern durch realitätsnahe, risikofreie Szenarien die praktische Kompetenzentwicklung. MOOCs bieten zudem global zugängliche, kostengünstige Weiterbildungsmöglichkeiten und sind besonders für einkommensschwächere Gruppen relevant.

Nachhaltige Kompetenzentwicklung gelingt nur durch die Verbindung von formalen und informellen Lernformaten, digital gestützten Lernumgebungen und einer arbeitsplatznahen Lernkultur.

1.1.3 Welche Maßnahmen sind erforderlich, um Datenkompetenz im Produktionsumfeld zu entwickeln? Dies beinhaltet die kritische Betrachtung von KI, Daten (Data Literacy) und eine Sensibilisierung hinsichtlich Vertrauenswürdigkeit von Daten.

Die zunehmende Etablierung einer datengetriebenen Ökonomie führt dazu, dass viele zukünftige Berufsperspektiven maßgeblich davon abhängen, datenbasierte Systeme und Prozesse nicht nur zu nutzen, sondern aktiv mitzugestalten. Dies erfordert die Fähigkeit, verschiedene Formen von Daten zu lesen, zu analysieren, kritisch zu hinterfragen sowie daraus fundierte Argumente und Schlussfolgerungen abzuleiten (Symons & Theo Bass, 2017; Acker et al., 2024). Gleichzeitig stellt die fortschreitende Digitalisierung der Arbeitswelt wachsende Anforderungen an Beschäftigte: Es reicht nicht mehr aus, digitale Technologien lediglich zu nutzen – vielmehr sind umfassende Kompetenzen im Umgang mit digitalen Daten notwendig. Digitale Kompetenz ist dabei längst nicht mehr nur für Bürotätigkeiten relevant – auch im industriellen Umfeld wird sie zunehmend zur Schlüsselqualifikation. Wer digitale Fähigkeiten beherrscht, kann nicht nur effizienter und sicherer arbeiten, sondern verbessert auch seine beruflichen Entwicklungsmöglichkeiten. Nur wer über entsprechendes Wissen sowie analytische und kritische Fähigkeiten verfügt, kann den Herausforderungen technologischer Entwicklungen begegnen und die Potenziale datengetriebener Prozesse im Berufsalltag sinnvoll nutzen.

Es gibt verschiedene Bemühungen, das notwendige Wissen und die damit verbundenen Kompetenzen im digitalen Kontext zu definieren. Ausgangspunkt vieler dieser Diskussionen war der Begriff der Digital Literacy, der häufig als grundlegende digitale Kompetenz verstanden wird. Im Zuge dessen sind zahlreiche Konzepte und Ansätze zur Operationalisierung entstanden – etwa die Begriffe digitale Kompetenz, Medienkompetenz, oder Informationskompetenz (Oberländer et al., 2020). Der Begriff Digital Literacy wurde erstmals von Gilster (1997) eingeführt, der ihn definierte als „die Fähigkeit, Informationen in verschiedenen Formaten aus einer Vielzahl von Quellen zu verstehen und zu nutzen, wenn diese über Computer präsentiert werden“ (S. 1). Eine erweiterte Definition lieferte später Martin (2006), der Digital Literacy als die Fähigkeit von Individuen definiert „digitale Werkzeuge und Einrichtungen angemessen zu nutzen, um digitale Ressourcen in konkreten Lebenssituationen zu identifizieren, darauf zuzugreifen, sie zu verwalten, zu integrieren, zu bewerten, zu analysieren und zu synthetisieren, neues Wissen zu konstruieren, mediale Ausdrucksformen zu schaffen und mit anderen zu kommunizieren – mit dem Ziel, konstruktives soziales Handeln zu ermöglichen – sowie über diesen Prozess zu reflektieren“ (S. 155). Messen lässt sich Digital Literacy beispielsweise mit der kürzlich veröffentlichten Digital Competence Scale (Schwarz et al., 2024).

In der Weiterentwicklung des Diskurses um digitale Kompetenzen haben sich in den letzten Jahren zunehmend spezifischere Kompetenzbereiche herausgebildet – insbesondere im Umgang mit digitalen Daten. Neben dem übergeordneten Konzept der Digital Literacy werden heute Begriffe wie Data Literacy und – im Kontext aktueller technologischer Entwicklungen zu KI – auch AI Literacy (Artificial Intelligence Literacy) diskutiert.

Data Literacy beschreibt die Fähigkeit, digitale Daten zu verstehen, kritisch zu hinterfragen und sinnvoll zu nutzen. Das Data Literacy Competence Model (Seymoens et al., 2020; Abbildung 2) beschreibt, dass Data Literacy einerseits aus Kompetenzen, Wissen, und Einstellungen im Umgang mit Daten besteht – konkret in den Bereichen der Nutzung und des Verständnisses von Daten. In dem Modell werden Subkategorien beschrieben, die für Trainingsmaßnahmen nützlich sind wie beobachten, analysieren, bewerten, reflektieren, interpretieren, navigieren, sammeln und präsentieren von Daten. Auch im Europäischen DigComp-Modell wird „Information and Data Literacy“ als eine der fünf Hauptkompetenzdimensionen genannt (Vuorikari et al., 2022). Diese Dimension umfasst drei Teilbereiche: *i) Suchen und Filtern von Daten, Informationen und digitalen Inhalten – darunter das Formulieren von Informationsbedarfen, das zielgerichtete Recherchieren in*

digitalen Umgebungen sowie die Entwicklung individueller Suchstrategien. ii) Bewerten von Daten, Informationen und digitalen Inhalten – dies beinhaltet die kritische Analyse, den Vergleich sowie die Bewertung von Glaubwürdigkeit und Relevanz digitaler Quellen. iii) Verwalten von Daten, Informationen und digitalen Inhalten – also die strukturierte Organisation, Speicherung und Weiterverarbeitung digitaler Inhalte.

Abbildung 2: Data Literacy Competence Model

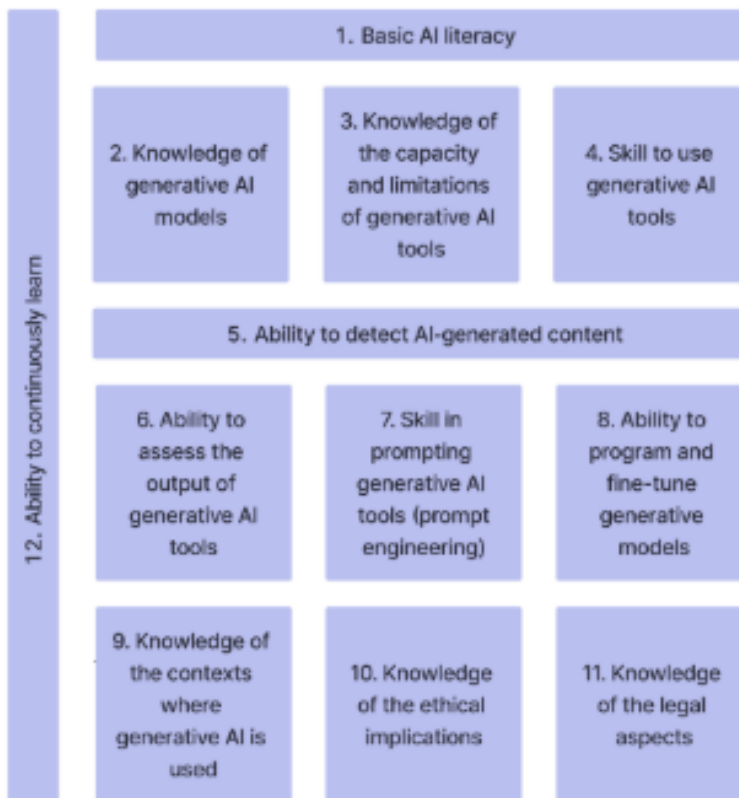


Seymoens et al. (2020)

Im Zuge der rasanten Entwicklung von KI rückt auch AI Literacy zunehmend in den Mittelpunkt. Darunter versteht man eine Reihe von Kompetenzen, die es Individuen ermöglichen, KI-Technologien kritisch zu bewerten, mit ihnen zu interagieren und sie verantwortungsvoll in unterschiedlichen Lebensbereichen – wie in online-Umgebungen, im privaten Alltag oder in der Arbeitswelt – zu nutzen (Long & Magerko, 2020). Im Arbeitskontext beinhaltet dies insbesondere das Verständnis der Mensch-KI-Interaktion, etwa im Kontext komplexer Entscheidungsprozesse und deren langfristiger Auswirkungen (Cetindamar et al., 2024). Kürzlich haben Annapureddy et al. (2025) zwölf Dimensionen der generativen KI-Kompetenz beschrieben (Abbildung 3), die von grundlegenden Kenntnissen über KI bis hin zu spezifischen Fähigkeiten im Umgang mit generativen Modellen reichen. So sollen Individuen beispielsweise in der Lage sein, verschiedene Arten von KI zu erkennen, um potenzielle Chancen und Risiken einschätzen zu können und zu verstehen, wie KI sie selbst oder ihre Geschäftsprozesse beeinflussen kann. Darüber hinaus umfasst generative KI-Kompetenz Wissen über generative KI-Modelle, deren

Funktionsweise und Grenzen sowie die Fähigkeit, diese Modelle zielgerichtet einzusetzen. Dazu gehört insbesondere der kompetente Umgang bei der Formulierung von Prompts, sowie das Programmieren und die Feinabstimmung solcher Systeme. Ebenso wichtig ist das Verständnis darüber, wo und wie generative KI eingesetzt wird, sowie die Berücksichtigung ethischer und rechtlicher Aspekte. Die zwölfte Dimension betont schließlich die Fähigkeit zum kontinuierlichen Lernen – also die Bereitschaft und das Vermögen, sich in der sich schnell entwickelnden KI-Landschaft fortlaufend neues Wissen anzueignen.

Abbildung 3: Zwölf generative KI Kompetenzen



Annapureddy et al. (2025)

Diese Definitionen bilden die theoretische Grundlage und vereinen Wissen, Kompetenzen sowie Einstellungen. Die genannten Arbeiten betonen dabei die Notwendigkeit des kritischen Betrachtens.

Während der Fokus der Data-Literacy-Forschung lange Zeit primär auf der Nutzung und Analyse von Daten lag, zeichnet sich zunehmend ein erweitertes Verständnis ab, das auch

gesellschaftliche, ethische und politische Dimensionen einbezieht – etwa im Hinblick auf Teilhabe, Gerechtigkeit und Verantwortung. Wie Acker et al. (2024) betonen, ist Kompetenz im Umgang mit Daten keine rein technische Fähigkeit, sondern ein komplexes Geflecht aus soziotechnischen Fertigkeiten, Wissen sowie quantitativen und humanistischen Denkweisen. Dazu gehört auch die Fähigkeit, Datenpraktiken kritisch zu hinterfragen, sie im Kontext von Plattformen, Cyberinfrastrukturen und gesellschaftlichen Zusammenhängen einzuordnen sowie über statistische und mathematische Argumente hinaus Bedeutung in Daten zu erkennen. Gleichzeitig bleibt die Kritik an Datenpraktiken ein dynamischer Prozess, da sich die Kontexte, in denen Daten erzeugt und verwendet werden, stetig verändern und weiterentwickeln.

In ähnlicher Weise wird im Kontext von KI hervorgehoben, dass es bei KI nicht nur um Technologie geht, sondern vor allem darum, wie Menschen sie nutzen, wahrnehmen und in soziale wie technische Umgebungen einbetten (Coeckelbergh, 2020). Dabei rücken insbesondere Fragen der moralischen Handlungsfähigkeit („moral agency“) in den Vordergrund: Wozu ist KI moralisch in der Lage? Kann oder sollte eine KI überhaupt über moralische Handlungskompetenz verfügen? Und ist es ethisch vertretbar, etwa ein selbstfahrendes Auto als moralischen Akteur:in zu betrachten? Ebenso zentral ist die Betrachtung der sogenannten „moral patency“ – also unserer ethischen Haltung gegenüber KI. Hier stellt sich die Frage, ob KI lediglich als Maschine betrachtet werden sollte oder ob sie anders behandelt werden muss als etwa ein Toaster oder eine Waschmaschine. So wirft die Existenz von superintelligenter KI tiefgreifende ethische Fragen auf: Ist es moralisch vertretbar, eine solche KI abzuschalten – und sie damit möglicherweise „zu töten“? Darf man einen KI-gesteuerten Roboterhund treten? Und wie sollten Menschen generell gegenüber künstlichen Entitäten handeln? (Coeckelbergh, 2020).

Ein weiterer zentraler Aspekt ist die Vertrauenswürdigkeit datenbasierter Systeme: Es gilt, kritisch zu prüfen, wie verlässlich, nachvollziehbar und sicher diese Systeme sind. Durch die verstärkte Nutzung großer Datenmengen – insbesondere in industriellen Anwendungen – steigt nicht nur die Komplexität, sondern auch die Anfälligkeit für Cyberangriffe (Mattioli, 2024). Der verantwortungsvolle Umgang mit Daten umfasst daher auch den Schutz vor Manipulation, Missbrauch und sicherheitsrelevanten Schwachstellen.

Maßnahmen zur Förderung von Datenkompetenzen können sich an den theoretischen Grundlagen und Definitionen orientieren, die im Rahmen der vorgestellten Forschung entwickelt wurden. Solche Fördermaßnahmen sind nicht nur sinnvoll, sondern auch

dringend notwendig, da Studien zeigen, dass viele Menschen Schwierigkeiten haben, ein Bewusstsein für Daten in kritische Praxis zu überführen. So verfügen Jugendliche laut Pangrazio und Selwyn (2021) häufig nur über eine begrenzte „Datenvorstellung“ (data imaginary), also ein eingeschränktes Verständnis davon, was Daten sind, wie sie entstehen und welche Rolle sie im Alltag spielen. Auch Bowler et al. (2017) stellten fest, dass es Jugendlichen schwerfällt, eine persönliche Verbindung zu Daten herzustellen – ein zentraler Aspekt, um Datenkompetenz nicht nur technisch, sondern auch sozial und kulturell zu verankern.

Ein Großteil der Literatur zur Vermittlung von Digital-, Data- oder AI Literacy stammt aus dem allgemeinen Bildungsbereich, insbesondere dem schulischen Kontext (Bhargava et al., 2026; Deahl, 2014). Zudem richten sich zahlreiche Initiativen an die breite Öffentlichkeit, in Form von Workshops oder Hackathons (Argast & Zvyagintseva, 2016) oder künstlerischer Installationen (Markham, 2020). Diese Formate orientieren sich am Data Literacy Competence Model (siehe Abb.1) und adressieren nicht nur Wissen und Fähigkeiten, sondern auch Haltungen und Einstellungen im Umgang mit Daten. Ein interessantes Beispiel ist das Projekt DataBuzz in Brüssel (Seymoens et al., 2020), bei dem ein mobiler Workshop-Bus verschiedene Ebenen der Datenkompetenz vermittelt. Themen wie Online-Privatsphäre und Datenschutz werden dabei spielerisch – etwa in Form von Escape Games – erfahrbar gemacht.

Solche praxisnahen und interaktiven Ansätze zeigen, dass partizipative Lernformate einen wichtigen Beitrag zur Förderung von Datenkompetenz leisten können. Zugleich wird deutlich, dass es über punktuelle Projekte hinaus einer langfristigen, strukturell verankerten Förderung bedarf, um dem dynamischen Wandel digitaler Themenfelder nachhaltig gerecht zu werden.

Im Kontext von Industrie und Produktion gewinnen Datenkompetenzen zunehmend an Bedeutung. Maßnahmen zur Kompetenzentwicklung können sowohl in bestehende Arbeits- und/oder Weiterbildungs- und Schulungsprozesse integriert als auch frühzeitig in der beruflichen Ausbildung verankert werden. Unternehmen haben dabei die Möglichkeit, entsprechende Initiativen intern umzusetzen oder auf externe Weiterbildungsangebote zurückzugreifen. Auf Grundlage unserer bisherigen Recherchen und Einschätzungen sind aus unserer Sicht folgende zentrale Aspekte zu berücksichtigen, um Datenkompetenz im Produktionsumfeld gezielt zu fördern:

Personalstrategie: Unternehmen können gezielt bereits datenkompetente Fachkräfte rekrutieren und/oder bestehende Mitarbeitende weiterqualifizieren. Besonders geeignet sind dabei Train-the-Trainer-Programme, um interne Multiplikator:innen auszubilden. Darüber hinaus können neue Rollen wie beispielsweise Data-Competence-Verantwortliche entstehen, die als Ansprechpersonen und Koordinationsstellen fungieren.

Praxisorientierung: Insbesondere für Mitarbeitende in der Produktion ist es sinnvoll, Lerninhalte eng an den realen Arbeitsabläufen auszurichten. Datenkompetenz sollte dabei nicht über abstrakte Konzepte, sondern durch anwendungsbezogenes Lernen im konkreten Umgang mit produktionsbezogenen Daten aufgebaut werden.

Ganzheitlicher Ansatz: Neben technischen Fertigkeiten sollten auch theoretische Grundlagen sowie kritisches Reflexionsvermögen vermittelt werden – etwa im Hinblick auf Datenqualität, Vertrauenswürdigkeit, ethische Fragestellungen oder Auswirkungen automatisierter Entscheidungen.

Kontinuierliche Weiterbildung: Angesichts der dynamischen technologischen Entwicklungen sollten Kompetenzen zu Digital, Data, und AI Literacy fester Bestandteil eines laufenden, internen Weiterbildungsangebots sein – idealerweise modular aufgebaut und regelmäßig aktualisiert.

Im Folgenden werden einige Beispiele für Weiterbildungsinitiativen zur Förderung von Daten- und Digitalkompetenzen im industriellen Kontext aufgelistet:

Digitale Lernfabriken: Praxisnahe Lernumgebungen wie die Digitale Lernfabrik Industrie 4.0 am WIFI Dornbirn¹ oder die Pilotfabrik der TU Wien² bieten realitätsnahe Schulungssettings. In beiden Einrichtungen werden reale Produktionsprozesse simuliert – mit Shopfloor-Technologien, Sensorik und Assistenzsystemen. Mitarbeitende durchlaufen praxisorientierte Übungsszenarien, erfassen und analysieren Daten und lernen, daraus fundierte, datenbasierte Entscheidungen abzuleiten.

Weiterbildungsangebote an Universitäten und Fachhochschulen: Auch akademische Institutionen bieten gezielte Programme zur Weiterbildung an, etwa die Technikum Wien Academy³ (z.B. Die Digitale Fabrik Industrie 4.0 in der Praxis, AI Academy AI Essentials,

¹ <https://www.vlbg.wifi.at/digitale-lernfabrik/index.php>

² <https://www.pilotfabrik.at/>

³ <https://academy.technikum-wien.at/>

ChatGPT & Co für die berufliche Praxis), die Academy for Continuing Education der Technische Universität Wien⁴ (z.B. Data Literacy & AI Essentials), oder das Software Competence Center Hagenberg⁵ (z.B. KI-Kursprogramm).

Schulungsinstitutionen: Das TÜV Austria Data Intelligence Center⁶ bietet Schulungen rund um Datenintelligenz und Datenanalyse an, oder das BFI⁷, welches diverse Weiterbildungsangebote im Bereich Digitalisierung und industrielle Datenverarbeitung anbietet.

Online-Plattformen: Es stehen zudem zahlreiche kommerzielle E-Learning-Plattformen zur Verfügung darunter wie beispielsweise das Data Literacy Project von Qlik⁸, DataCamp⁹, oder der KI-Campus¹⁰. Diese Plattformen stellen verschiedene Online-Lernangebote für unterschiedliche Zielgruppen bereit.

Kurzzusammenfassung:

In einer zunehmend datengetriebenen Industriegesellschaft wird Datenkompetenz zur Schlüsselqualifikation, insbesondere im Produktionsumfeld. Die Fähigkeit, Daten zu lesen, zu analysieren, kritisch zu bewerten und verantwortungsvoll einzusetzen, ist essenziell, um digitale Prozesse nicht nur zu verstehen, sondern aktiv mitzugestalten. Neben technischem Know-how erfordert dies auch reflektiertes, ethisches und kritisches Denken – etwa zur Vertrauenswürdigkeit und zum Einsatz von KI-Systemen. Für die nachhaltige Entwicklung dieser Kompetenzen sind vielfältige Maßnahmen notwendig: Unternehmen sollten datenkompetente Fachkräfte gewinnen oder bestehende Mitarbeitende weiterqualifizieren. Lerninhalte sollten dabei praxisnah, arbeitsplatzbezogen und kontinuierlich aktualisiert sein. Ein ganzheitlicher Bildungsansatz, der technisches, theoretisches und ethisches Wissen integriert, ist zu empfehlen.

⁴ <https://www.tuwien.at/ace>

⁵ <https://www.scch.at/>

⁶ <https://dataintelligence.tuvaustria.com/>

⁷ <https://www.bfi.at/home/>

⁸ <https://thedata literacyproject.org/>

⁹ <https://www.datacamp.com/>

¹⁰ <https://ki-campus.org/>

Zahlreiche Initiativen – von digitalen Lernfabriken über universitäre Weiterbildungen bis zu Online-Plattformen – können hierbei genutzt werden. Wichtig ist eine strukturierte, langfristige Verankerung von Datenkompetenz im jeweiligen Produktionsunternehmen, welches durch Personal/HR-Abteilung gestaltet werden sollte.

1.1.4 Wie kann/soll sich Wissensvermittlung, -erwerb und -überprüfung in beruflicher Aus- und Weiterbildung oder der Hochschulbildung in Zusammenhang mit KI verändern bzw. wie kann KI dabei sinnvoll eingesetzt werden, um die Nutzung zu erproben und auch die Grenzen des Einsatzes (z.B. von Large-Language-Modellen) zu erfahren?

Der zunehmende Einsatz von KI, insbesondere von Large Language Models (LLMs) wie ChatGPT, hat tiefgreifende Auswirkungen auf die Art und Weise, wie Wissen in der Hochschulbildung und beruflichen Aus- und Weiterbildung vermittelt, erworben und überprüft wird.

Für Lernende und Fachkräfte ist es von enormer Wichtigkeit den kompetenten Umgang mit KI-Anwendungen selbst zu erlernen. Es ist essenziell, KI nicht nur als Werkzeug, sondern auch als Gegenstand der Bildung zu begreifen: Lernende sollten die Funktionsweise, Chancen und Grenzen von KI-Systemen wie LLMs verstehen und deren ethische Implikationen reflektieren. Der Erwerb von KI-Kompetenzen umfasst nicht nur technisches Wissen über Algorithmen, sondern auch Fähigkeiten zur kritischen Bewertung, kreativen Nutzung und ethisch verantwortungsvollen Anwendung von KI-Systemen (World Economic Forum, 2025). Bildungssysteme müssen zusätzlich noch die Selbstreflexion und Anpassungsfähigkeit stärken, um einen konstruktiven Umgang mit KI zu ermöglichen (OECD, 2025). Programme zur KI-Literacy vermitteln grundlegende Konzepte, den Umgang mit KI-Tools sowie das Verständnis für Chancen und Grenzen dieser Technologien (Microsoft, 2025).

Vor allem für Unternehmen wichtig, die Mitarbeiter:innen in KI-Projekte und KI-Vorhaben frühzeitig einzubinden (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024b). Nur durch gezielte Schulungen und praxisnahe Anwendungsszenarien können Nutzer:innen die Potenziale von KI sinnvoll ausschöpfen und Risiken wie Fehlinformationen, Bias oder Abhängigkeiten erkennen und reflektieren. Aufkommende Ängste der Mitarbeiter:innen

gegenüber KI können damit gemindert werden. Competence-Center und Expert:innen-Communities verankern strategisch das Thema KI im Unternehmen (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024b).

An zahlreichen Hochschulen in Österreich entstehen derzeit umfassende Konzepte, Leitlinien und Toolsammlungen, die den didaktisch sinnvollen und rechtssicheren Einsatz von KI fördern sollen (z. B. WU, 2025a; <https://www.wu.ac.at/ki-prinzipienTU>, 2025).

Im Zuge des digitalen Wandels verändert sich die Rolle von Wissensvermittlung, -erwerb und -überprüfung grundlegend. Dabei ist im Bildungskontext ein reflektierter und kompetenzorientierter Umgang mit KI zentral. Der Einsatz von KI bietet neue Potenziale, erfordert jedoch auch neue didaktische Ansätze (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a).

In der Wissensvermittlung eröffnen KI-gestützte Werkzeuge neue Möglichkeiten zur Individualisierung von Lehrprozessen. Lehrende können mithilfe von KI Lernmaterialien effizient erstellen, Lehrveranstaltungen planen und Aufgabenformate differenzieren. Inhalte lassen sich so stärker auf die Bedürfnisse und Vorkenntnisse einzelner Lernender abstimmen. Das sogenannte Prompt-Engineering kann gezielt eingesetzt werden, um Studierende zum aktiven Mitdenken und zur präzisen Formulierung ihrer Lernziele anzuregen (WU, 2025b).

Der Einsatz von KI in der beruflichen Aus- und Weiterbildung eröffnet darüber hinaus neue Möglichkeiten für die Personalisierung und Effizienz der Wissensvermittlung. Insbesondere LLMs ermöglichen adaptive Lernumgebungen, in denen Inhalte individuell auf die Bedürfnisse der Lernenden zugeschnitten werden können (Luckin et al., 2016).

KI fördert aktives, partizipatives und zukunftsorientiertes Lernen. Besonders wird die Vermittlung digitaler Schlüsselkompetenzen, einschließlich algorithmischem Grundverständnis und transformativem Denken angeregt (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a). ChatGPT kann z. B. dabei helfen, erste Informationen zu sammeln oder komplexe Themen zu gliedern, was wiederum Raum schafft für die Diskussion über Quellenqualität, Wahrheitsansprüche und Systemgrenzen (Ifenthaler, 2023). Dies fördert maßgeblich die Informationskompetenz, also die Fähigkeit, Informationen gezielt zu suchen, kritisch zu bewerten und sinnvoll einzuordnen.

Der Wissenserwerb verändert sich fundamental durch KI. Tools wie ChatGPT können als Einstiegshilfe in neue Themenbereiche dienen und Lernenden erste Orientierung bieten. Dabei sollte die Nutzung stets reflektiert erfolgen, da bereitgestellte Inhalte oft unvollständig oder ungenau sein können. Lernende sind daher gefordert, generierte Inhalte zu prüfen, mit anderen Quellen zu vergleichen und deren Qualität zu hinterfragen. Der KI-Einsatz kann die Entwicklung eigener Fragestellungen unterstützen, ersetzt aber kein autonomes Denken. Er sollte vielmehr als Ausgangspunkt für tiefergehende Auseinandersetzung und Erkenntnisprozesse genutzt werden. Lernende sollen lernen, mit Halluzinationen, unvollständigen Antworten und fehlender Kontexttiefe umzugehen (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024). Digitale Trainingsformate, die explizit auf den Aufbau von Reflexionsfähigkeit und Selbststeuerung setzen, können hierbei unterstützend wirken (Wirzberger & Schwarz, 2021).

KI-gestützte Systeme unterstützen nicht nur beim Wissenserwerb durch interaktive Lernformate und simulationsbasierte Anwendungen, sondern bieten auch automatisierte Verfahren zur Wissensüberprüfung, etwa durch die Analyse von Freitextantworten (Holmes et al., 2019).

In Reaktion auf die wachsende Nutzung von KI verändern viele Hochschulen ihre Prüfungsformate zur Wissensüberprüfung (Ständige Wissenschaftliche Kommission, 2024). Die klassische schriftliche Abschlussarbeit verliert an Gewicht zugunsten von prozessbasierten Formaten wie Präsentationen, Reflexionsgesprächen oder mündlichen Verteidigungen. Ziel ist es, Eigenleistung sichtbar zu machen und die Fähigkeit zur eigenständigen Anwendung von Wissen zu fördern.

KI verändert kognitive Tätigkeiten, ohne sie vollständig zu ersetzen, somit sollten Prüfungsdesigns dieser Realität Rechnung tragen (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a). Dies stärkt auch das kritische Denken, da Lernende ihre Quellen evaluieren und KI-Einfluss reflektieren müssen.

Ein zentraler Aspekt bei der Integration von KI in Bildungskontexte ist der verantwortungsvolle und transparente Umgang mit diesen Technologien. Lernende sollen befähigt werden, ihre KI-Nutzung korrekt zu dokumentieren und zu zitieren. Hochschulen unterstützen dies durch Hilfsmittel wie rechtliche Leitfäden zu Datenschutz und Urheberrecht sowie gezielte Fortbildungen für Lehrende. Letztere werden zudem durch Workshops und Taskforces begleitet, um KI didaktisch sinnvoll und rechtssicher in ihre Lehre zu integrieren (WU, 2025c, Zukunftsmission Bildung, 2025).

In diesem Zusammenhang spielt auch das Konzept der digitalen Souveränität eine wichtige Rolle, das ethisches Urteilsvermögen und kritisches Denken einschließt (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a). Bildungssysteme sollten Lernende dazu befähigen, sich in einer zunehmend komplexen und polarisierten Welt souverän zu orientieren und Verantwortung für die Nutzung digitaler Technologien sowohl auf individueller als auch gesellschaftlicher Ebene zu übernehmen (OECD, 2025). Klare ethische Leitlinien sind dabei unerlässlich, besonders im Hinblick auf Transparenz, Cybersicherheit, akademische Integrität und den Einsatz von KI in Leistungsbewertungen (OECD, 2023; BMK, 2021).

Darüber hinaus ist es essenziell, dass Lernende die Grenzen von LLMs verstehen. Dazu gehört die kritische Auseinandersetzung mit Phänomenen wie Modell-Halluzinationen, Kontextverlust oder der „Black Box“-Problematik, bei der Nachvollziehbarkeit fehlt (Kelbert et al., 2023, Bender et al., 2021). Solche Reflexionsprozesse fördern die Entwicklung von Urteilsfähigkeit und Zukunftskompetenzen, die für eine aktive demokratische Teilhabe und den verantwortungsbewussten Umgang mit technologischen Innovationen notwendig sind.

Neue Lernsettings, die Raum für Fehleranalyse, Diskussion und kollaboratives Arbeiten bieten, sind hierfür besonders geeignet (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a). Nur so können Lernende den Umgang mit Unsicherheiten und komplexen Systemen üben und sich auf die Herausforderungen der digitalen Transformation vorbereiten.

Um die zukünftigen Entwicklungen nicht nur zu bewältigen, sondern aktiv mitzugestalten, sollten Bildungssysteme systematische Reflexionsansätze einsetzen und verschiedene Zukunftsperspektiven analysieren. Ziel ist es, sowohl die individuelle Entwicklung als auch die gesellschaftliche Resilienz und Solidarität zu stärken (OECD, 2025).

Die Potenziale von KI in der Bildung lassen sich auf verschiedenen Ebenen verorten:

- Mikroebene: Personalisierung des Lernens durch individuell zugeschnittene Lernangebote.
- Mesoebene: Verbesserung von Bildungszugängen, z. B. durch automatisierte Übersetzungen und barrierefreie Angebote.
- Makroebene: Unterstützung von Analyse- und Steuerungsprozessen auf curricularer und politischer Ebene (Schmohl et al., 2023; UNESCO, 2023a; 2023b).

- Studien zeigen, dass KI-gestützte Chatbots die Motivation, Selbstwirksamkeit und Lernleistung signifikant steigern können (Wu & Yu, 2023; Zheng et al., 2021; Escalante et al., 2023).

Gleichzeitig gibt es Risiken, wie die Homogenisierung von Wissen, mangelnde Transparenz und Herausforderungen für die akademische Integrität (Schmohl et al., 2023). Zudem wurde die Forschung bis 2019 überwiegend technikorientiert durchgeführt, während pädagogische und ethische Perspektiven noch unterrepräsentiert sind (Zawacki-Richter et al., 2019).

Insgesamt zeigt sich, dass KI das Potenzial hat, Lern- und Lehrprozesse tiefgreifend zu verändern, vorausgesetzt, sie wird gezielt, transparent und ethisch verantwortungsvoll eingesetzt. Hochschulen bieten vielfältige Chancen, Studierende und Weiterbildungsteilnehmende auf eine zunehmend KI-geprägte Arbeitswelt vorzubereiten (Brandhofer et al., 2024). Dabei darf die Integration von KI nicht isoliert betrachtet werden, sondern muss im Kontext zentraler gesellschaftlicher Entwicklungen wie dem demografischen Wandel, nachhaltiger Transformation und digitalem Fortschritt stehen. Die Zukunft der Bildung erfordert Kompetenzen, die über reines technisches Wissen hinausgehen. In den Vordergrund rücken menschliche Fähigkeiten, wie Kreativität, Problemlösung, Kommunikation und Empathie (Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024b) sowie ethisches Urteilsvermögen, Anpassungsfähigkeit und lebenslanges Lernen, die Schlüsselqualifikationen für die aktive Gestaltung einer inklusiven und resilienten Gesellschaft (OECD, 2025; Plattform Industrie 4.0 Österreich, 2024a).

Kurzzusammenfassung:

Der wachsende Einsatz von KI, insbesondere Large Language Models wie ChatGPT, transformiert Lehren, Lernen und Prüfen in Hochschulen und Weiterbildung. KI ermöglicht personalisierte Lernprozesse, adaptive Prüfungsformate und effizientere Lehrmethoden, erfordert jedoch den reflektierten Umgang mit Risiken wie Fehlinformationen, Bias und mangelnder Transparenz. Lernende müssen nicht nur technische Kompetenzen erwerben, sondern auch kritisches Denken, ethisches Urteilsvermögen und digitale Souveränität entwickeln. Für Unternehmen und Bildungseinrichtungen bedeutet dies, Mitarbeitende und Studierende frühzeitig einzubinden, praxisnahe Trainings zu schaffen und rechtliche wie ethische Leitlinien zu verankern. So kann KI nicht nur

Wissensvermittlung verbessern, sondern auch Schlüsselkompetenzen wie Kreativität, Problemlösung und Verantwortungsbewusstsein stärken.

1.1.5 Welche Maßnahmen in Hinblick auf Programmierung (Informatikgrundlagen, Programmierkenntnisse) und die praktische Handhabung von Robotik können gesetzt werden, um den Mitarbeiter:innen den Umgang mit Automatisierung und Robotik zu erleichtern und damit die Akzeptanz zu erhöhen, ev. auch deren Mitarbeit bei der Identifizierung von Automatisierungspotenzialen zu gewinnen?

Die erfolgreiche Einführung von Automatisierung und Robotik in Unternehmen hängt in hohem Maße von der Einbindung, Qualifizierung und Unterstützung der Mitarbeitenden ab. Um Berührungspunkte abzubauen und die Akzeptanz gegenüber neuen Technologien zu erhöhen, sind gezielte Maßnahmen in den Bereichen Kommunikation, Schulung, Interaktionsgestaltung und Partizipation notwendig.

Ein zentraler Erfolgsfaktor ist die transparente, frühzeitige Kommunikation über die Ziele und Auswirkungen der Automatisierung. Mitarbeitende müssen verstehen, dass Robotik primär zur Entlastung dient und nicht zur Substitution ihrer Arbeitsplätze, um Vertrauen aufzubauen und Ängste abzubauen (Deutscher Robotik Verband, 2024b). Die frühzeitige Einbindung der Mitarbeitenden in die Auswahl und Priorisierung der zu automatisierenden Prozesse stärkt zudem das Gefühl der Wertschätzung und kann die Identifikation von Automatisierungspotenzialen erheblich verbessern (Deutscher Robotik Verband, 2024b). Gerade operative Mitarbeitende verfügen über praxisnahe Einblicke in Arbeitsabläufe und können so wertvolle Hinweise liefern – insbesondere bei der Identifikation von „4D“-Tätigkeiten (dirty, dull, dangerous, difficult), die sich besonders gut für die Automatisierung eignen (Deutscher Robotik Verband, 2024a).

Zur Befähigung der Mitarbeitenden ist eine strukturierte Qualifizierung unerlässlich. Schulungen, wie Bedienschulungen, Programmierführungen oder Zertifizierungen wie der sogenannte „Roboterführerschein“, ermöglichen es Beschäftigten, grundlegende Kompetenzen im Umgang mit Robotersystemen zu erwerben. Dabei ist es entscheidend, auf die individuellen Interessen und Vorkenntnisse einzugehen, um Motivation und Lernbereitschaft zu fördern (Deutscher Robotik Verband, 2024a). Besonders effektiv sind arbeitsplatznahe, praxisorientierte Formate, die erfahrungsbasiertes Lernen ermöglichen.

Simulationsgestützte Trainings, Virtual-Reality-Anwendungen und digitale Zwillinge bieten risikofreie Übungsräume, in denen komplexe Abläufe realitätsnah nachvollzogen werden können.

Ein großes Industrieunternehmen nutzt seit 2016 VR-Trainingssimulationen, um Wartungs- und Inspektionsfähigkeiten effizienter und sicherer zu vermitteln, was zu 66 % kürzeren Trainingszeiten und 13 % höheren Bestehensquoten führte. Auch weitere internationale Unternehmen aus der Automobil- und Logistikbranche setzen VR für Trainingszwecke ein und berichten ähnliche Ergebnisse (Immersive Learning, 2025). Zudem steigert VR die Konzentration in Trainingssettings um das Vierfache und stärkt gleichzeitig das Vertrauen in die eigenen Soft Skills (Radianti et al., 2020; PWC, 2023).

Neben technischen Schulungen bilden auch Grundlagen in Informatik und Programmierung eine wichtige Basis, um digitale Kompetenzen und Verständnis für automatisierte Prozesse aufzubauen. Forschungen legen nahe, dass grundlegende Programmierkenntnisse, auch vermittelt durch niedrigschwellige, visuell orientierte Tools, technologiebezogene Ängste reduzieren und Handlungssicherheit im Umgang mit Robotik erhöhen (Grover & Pea, 2013; Barr & Stephenson, 2011; Nolan & Bergin, 2016; Buche et al., 2007, Yildirim & Ozdener, 2022; Alkhawaja et al., 2022). No- und Low-Code-Plattformen, deren Markt zuletzt stark wuchs (Gartner, 2022/2023), bieten dabei einen niederschweligen Zugang zur Programmierung und ermöglichen es auch weniger technikaffinen Mitarbeitenden, aktiv an Automatisierungsprozessen mitzuwirken. Zugleich ist bei komplexeren Anforderungen eine gezielte Unterstützung durch Informatikgrundlagen nach wie vor essenziell (Frank et al., 2021).

Auch die Gestaltung der Mensch-Maschine-Schnittstelle spielt eine zentrale Rolle. Intuitive, multimodale Interaktionsformen wie Sprachsteuerung, visuelle Demonstration, Touchscreen-Bedienung oder Lead-Through Programming ermöglichen eine benutzerfreundliche Steuerung der Robotiksysteme, selbst ohne klassische Programmierkenntnisse. Die Integration von KI und natürlicher Sprache kann die Interaktion weiter vereinfachen und „menschlicher“ machen – besonders wichtig für technikferne Nutzergruppen (Giannopoulou et al., 2021). Darüber hinaus ist es entscheidend, dass Benutzeroberflächen an die Fähigkeiten und Bedürfnisse der Mitarbeitenden angepasst werden. Eine partizipative Einbindung in die Entwicklung solcher Interfaces erhöht nicht nur die Akzeptanz, sondern fördert auch die Bereitschaft zur aktiven Mitgestaltung von Automatisierungslösungen.

Schließlich belegt die „Unified Theory of Acceptance and Use of Technology“ (UTAUT), dass Faktoren wie Benutzerfreundlichkeit, soziale Einflussfaktoren und subjektive Normen maßgeblich zur Technologieakzeptanz beitragen (Venkatesh et al., 2003; Wang et al., 2003). In diesem Sinne sollten auch kulturelle und soziale Aspekte der Einführung von Robotik mitbedacht werden, etwa durch interdisziplinäre Teamprojekte, kollaborative Prozessanalysen oder begleitende Change-Management-Strategien (Epley et al., 2007; Bovaird & Loeffler, 2012).

Die erfolgreiche Integration von Robotik gelingt nur, wenn Unternehmen nicht nur in Technologie, sondern vor allem in Menschen investieren. Transparente Kommunikation, gezielte Schulung, intuitive technische Schnittstellen und partizipative Ansätze bilden gemeinsam ein wirksames Fundament für Akzeptanz, Kompetenzaufbau und aktive Mitgestaltung von Automatisierungsprozessen.

Kurzzusammenfassung:

Die erfolgreiche Einführung von Automatisierung und Robotik erfordert Einbindung, Qualifizierung und Unterstützung der Mitarbeitenden.

Kommunikation & Partizipation: Frühzeitige, transparente Information über Ziele und Auswirkungen baut Ängste ab und schafft Vertrauen. Die Beteiligung an der Auswahl zu automatisierender Prozesse stärkt Wertschätzung und liefert praxisnahe Hinweise, insbesondere für „4D“-Tätigkeiten (dirty, dull, dangerous, difficult).

Schulung & Qualifizierung: Strukturierte Trainings wie der „Roboterführerschein“, praxisnahe Formate und VR-Trainings fördern Kompetenz, Motivation und Sicherheit. Grundlegende Informatik- und Programmierkenntnisse – auch über No-/Low-Code-Plattformen – senken Technologieängste und ermöglichen Mitgestaltung.

Mensch-Maschine-Interaktion: Intuitive, multimodale Bedienkonzepte (Sprachsteuerung, Touchscreens, Lead-Through Programming) und KI-gestützte Interfaces steigern Benutzerfreundlichkeit und Akzeptanz; ihre partizipative Entwicklung fördert Identifikation.

Soziale & kulturelle Faktoren: Laut UTAUT-Modell prägen Benutzerfreundlichkeit, soziale Normen und Teamarbeit die Akzeptanz. Change-Management und interdisziplinäre Zusammenarbeit sind entscheidend.

Erfolgreiche Robotik-Integration gelingt nur, wenn Unternehmen in Menschen ebenso wie in Technologie investieren – mit transparenter Kommunikation, gezielter.

1.1.6 Wie können neue Berufs- und Rollenbilder klar und positiv definiert werden, um die Akzeptanz der Beschäftigten zu fördern und ggfs. Widerstände zu überwinden?

Die technologische Transformation der produzierenden Industrie (Robotik, MR, KI) erfordert eine sorgfältige Neudefinition von Berufs- und Rollenbildern, die sowohl die technologischen Anforderungen als auch die sozialen Dimensionen der industriellen Arbeit berücksichtigen. Ziel dieser Neugestaltung ist es, die Akzeptanz der Beschäftigten zu fördern, Unsicherheiten zu reduzieren und potenzielle Widerstände gegenüber Veränderungen zu überwinden. Wissenschaftliche Studien und Fachberichte betonen, dass der Erfolg solcher Rollenentwicklungen von mehreren miteinander verknüpften Faktoren abhängt. Dazu zählen insbesondere partizipative Gestaltungsprozesse, die es den Mitarbeiter:innen ermöglichen, ihre Perspektiven einzubringen und realitätsnahe Rollenprofile zu entwickeln (Mütze-Niewöhner et al., 2023), sowie eine transparente und frühzeitige Kommunikation, welche die Ziele, Chancen und Auswirkungen der neuen Rollen klar vermittelt (Kauffeld & Paulsen, 2018). Darüber hinaus sind die gezielte Kompetenzentwicklung und Qualifizierung der Mitarbeiter:innen entscheidend, um die erforderlichen fachlichen, methodischen und sozialen Fähigkeiten für die neuen Rollen zu vermitteln. Ergänzt wird dieser Ansatz durch die Schaffung eines positiven Narrativs, das neue Rollen mit Entwicklungsmöglichkeiten und attraktiven Perspektiven verknüpft, sowie durch die kulturelle Verankerung der Veränderungen in einem Arbeitsumfeld, das Vertrauen, Offenheit und Fehlerfreundlichkeit fördert. Schließlich tragen praxisnahe Beispiele, Pilotprojekte und die Teilung von Erfolgsgeschichten wesentlich dazu bei, dass die Beschäftigten die neuen Rollen als wertvoll und umsetzbar wahrnehmen, wodurch die Implementierung nachhaltig unterstützt wird (acatech, 2016; Pfeiffer, 2016).

Kultureller Wandel und agile Führung

Die erfolgreiche Einführung neuer Rollen im Zuge der industriellen Transformation erfordert nicht nur strukturelle Anpassungen, sondern auch einen kulturellen Wandel innerhalb des Produktionsunternehmens. Eine Unternehmenskultur, die Vertrauen, Offenheit und Fehlerfreundlichkeit fördert, bildet die Grundlage für ein stabiles

Rollenverständnis und erleichtert die Akzeptanz neuer Aufgaben und Verantwortlichkeiten (Bartscher & Nissen, 2019).

Agile Führungsstrukturen mit flachen Hierarchien, schnellen Entscheidungsprozessen und einer Fehlerkultur tragen entscheidend dazu bei, dass Mitarbeitende flexibel auf neue Anforderungen reagieren können. Führungskräfte übernehmen hierbei die Rolle von Change Agents, die ihre Teams inspirieren, motivieren und für die Herausforderungen der digitalen Transformation sensibilisieren (Institut der deutschen Wirtschaft, 2024; ifaa, 2023).

Darüber hinaus fördern agile und flexible Arbeitsformen die Anpassungsfähigkeit der Mitarbeiter:innen, unterstützen ihre Eigenverantwortung und erleichtern die Implementierung neuer Rollenbilder. Die Kultur fungiert somit als stabilisierender Faktor, der organisatorische Veränderungen nachhaltig verankert und die Integration neuer Rollen in die bestehende Arbeitswelt unterstützt (ifaa, 2023).

Positive Narrative

Die Einführung neuer Rollenbilder in der Industrie 4.0 sollte folglich stets positiv und entwicklungsorientiert vermittelt werden. Neue Rollen werden nicht mit Bedrohung oder Unsicherheit assoziiert, sondern als Chance für individuelle Entwicklung, Weiterbildung und attraktive Karrierewege. Positiv konnotierte Narrative fördern die Motivation, das Engagement und die Bereitschaft der Mitarbeiter:innen, neue Aufgaben und Verantwortungen zu übernehmen (Pfeiffer, 2016; acatech, 2016).

Ein besonders wirkungsvoller Ansatz ist das Teilen von Best Practices, Erfolgsgeschichten und praxisnahen Beispielen innerhalb des Unternehmens. Solche Erfolgserlebnisse machen die Veränderung greifbar, steigern die Glaubwürdigkeit der neuen Rollenbilder und können Widerstände abbauen. Durch gezielte interne Kommunikation und die Präsentation erprobter Lösungsansätze wird das Vertrauen in die organisatorische Transformation gestärkt und die Akzeptanz der Mitarbeiter:innen nachhaltig gefördert (acatech, 2016).

Transparente Kommunikation

Transparente und empathische Kommunikation bildet somit eine zentrale Grundlage für die erfolgreiche Implementierung neuer Berufs- und Rollenbilder in der

Sachgütererzeugung. Veränderungen müssen frühzeitig, nachvollziehbar und in verständlicher Sprache vermittelt werden, damit Unsicherheiten reduziert und Vertrauen aufgebaut werden kann. Beschäftigte sollten umfassend verstehen, warum neue Rollen entstehen, welche Aufgaben sie beinhalten und welchen Nutzen sie sowohl für das Unternehmen als auch für die Mitarbeiter:innen selbst haben (Kauffeld & Paulsen, 2018; Bartscher & Nissen, 2019). Studien belegen, dass eine solche transparente Kommunikation nicht nur die Akzeptanz fördert, sondern auch die Eigeninitiative, Motivation und das Engagement der Mitarbeiter:innen steigert (Institut der deutschen Wirtschaft, 2024).

Führungskräfte spielen in diesem Kontext eine zentrale Rolle als Mentoren, Coaches und Change Agents. Sie unterstützen die Mitarbeiter:innen aktiv beim Übergang in neue Rollen, bauen Ängste ab und vermitteln Vertrauen, indem sie empathisch und kommunikativ agieren. Die digitale Transformation stellt hierbei neue Anforderungen an Führungskräfte, insbesondere in Bezug auf Coaching-Kompetenzen, die Förderung von Mitarbeiter:innen sowie die Sicherstellung einer offenen und transparenten Kommunikationskultur (ifaa, 2023). Durch diese Kombination aus Transparenz, Kommunikation und empathischer Führung wird nicht nur die Akzeptanz neuer Rollenbilder gestärkt, sondern auch die Fähigkeit der Organisation, Veränderungen nachhaltig umzusetzen, maßgeblich erhöht (Kauffeld & Paulsen, 2018; Bartscher & Nissen, 2019; Institut der deutschen Wirtschaft, 2024).

Partizipation der Beschäftigten

Folglich setzt die erfolgreiche Gestaltung neuer Berufs- und Rollenbilder in der Sachgütererzeugung eine intensive Einbindung der Beschäftigten voraus, um Akzeptanz zu fördern und Widerstände zu minimieren. Partizipative Prozesse ermöglichen es den Mitarbeiter:innen, ihre Erfahrungen, Perspektiven und praktisches Wissen aktiv in die Entwicklung der Rollenprofile einzubringen, wodurch realitätsnahe und praxisorientierte Rollen entstehen (Mütze-Niewöhner et al., 2023; Anselmann et al., 2021). Darüber hinaus tragen partizipative Formate wie Co-Creation-Workshops dazu bei, die Identifikation der Mitarbeiter:innen mit den neuen Rollen zu stärken und deren Eigenverantwortung zu fördern. Solche Beteiligungsprozesse erhöhen nicht nur die Praxistauglichkeit der Rollenprofile, sondern schaffen auch ein stärkeres Gefühl der Mitgestaltung und Bindung an die organisationalen Veränderungen, was die Umsetzung neuer Rollen im Kontext der industriellen digitalen Transformation und Automatisierung nachhaltig unterstützt (Mütze-Niewöhner et al., 2023; Anselmann et al., 2021).

Pilotprojekte und Lernfabriken

Praxisnahe Pilotprojekte, Lernfabriken und konkrete Best-Practice-Beispiele spielen eine zentrale Rolle bei der Einführung neuer industrieller Berufs-Rollenbilder. Sie ermöglichen den Mitarbeiter:innen, die neuen Rollen unmittelbar zu erleben, auszuprobieren und ihre Erfahrungen aktiv zu reflektieren. Durch diese direkte Erfahrung können die Beschäftigten notwendige Kompetenzen entwickeln, Vertrauen in die neuen Aufgaben aufbauen und Unsicherheiten abbauen.

Darüber hinaus erhöhen solche praxisnahen Beispiele die Glaubwürdigkeit der organisatorischen Veränderungen, indem sie demonstrieren, dass neue Rollen tatsächlich Mehrwert schaffen. Gleichzeitig fungieren sie als Lernplattform und Motivationsinstrument, das Engagement und Identifikation mit den neuen Rollen stärkt. Auf diese Weise tragen Pilotprojekte und Lernfabriken sowohl zur Kompetenzentwicklung als auch zur Akzeptanzsteigerung bei (Anselmann et al., 2021; acatech, 2016).

Kompetenzentwicklung und Qualifizierung

Die Einführung neuer industrieller Berufs- und Rollenbilder geht offensichtlich mit deutlich veränderten Anforderungen an Fach-, Methoden- und Sozialkompetenzen einher. Um die Mitarbeiter:innen optimal auf ihre neuen Aufgaben vorzubereiten und ihre Handlungsfähigkeit zu sichern, sind gezielte Weiterbildungs- und Qualifizierungsmaßnahmen unerlässlich (Zinke et al., 2019; Pfeiffer, 2016; Graf et al., 2020). Diese Maßnahmen umfassen sowohl technische Schulungen, die spezifische Fertigkeiten und den Umgang mit neuen Technologien fördern, als auch Trainings zur Stärkung von sozialen Kompetenzen wie Teamfähigkeit, Kommunikationskompetenz und Selbstorganisation.

Eine strategische Bildungsplanung, die auf die zukünftigen Anforderungen der industriellen Transformation abgestimmt ist, unterstützt den nachhaltigen Kompetenzaufbau. Unternehmen können hierfür sowohl Kooperationen mit Bildungseinrichtungen nutzen als auch interne Trainingsprogramme entwickeln, um praxisnahe Lernformate anzubieten (Spöttl et al., 2020; acatech, 2016). Durch eine solche Kombination aus technischer Qualifizierung und Förderung sozialer Kompetenzen wird nicht nur die Leistungsfähigkeit der Mitarbeiter:innen erhöht, sondern auch die Akzeptanz und Motivation im Transformationsprozess gestärkt.

Kurzzusammenfassung:

Die erfolgreiche Definition und Implementierung neuer Berufs- und Rollenbilder in der Sachgütererzeugung im Kontext der industriellen Transformation, gekennzeichnet u.a. durch Robotik, MR und KI, erfordert einen ganzheitlichen Ansatz, der technologische, organisatorische und soziale Aspekte integriert.

Folgende Befunde sind in diesem Zusammenhang zentral:

- Agile Unternehmenskultur, offene Strukturen und fehlerfreundliche Arbeitsweisen erleichtern die Implementierung neuer Rollenbilder.
- Agile Führungsstrukturen fördern Anpassungsfähigkeit, Eigenverantwortung und verankern Veränderungen nachhaltig.
- Transparente Kommunikation über Ziele, Nutzen und Auswirkungen neuer Rollen schafft Vertrauen und reduziert Unsicherheiten.
- Führungskräfte übernehmen die Rolle von Mentoren und Change Agents, die Mitarbeitende begleiten, motivieren und coachen.
- Positive Narrative betonen Chancen, Entwicklungsmöglichkeiten und Attraktivität neuer Rollen.
- Best-Practice-Beispiele, Lernfabriken und praxisnahe Pilotprojekte ermöglichen Mitarbeiter:innen, neue Rollen direkt zu erleben und Vertrauen in die Veränderung aufzubauen.
- Partizipative Prozesse und die Einbindung der Mitarbeiter:innen stärken Identifikation, Eigenverantwortung und Praxistauglichkeit. Sie führt zu realitätsnahen Rollenbildern und reduziert Widerstände.
- Workshops, Co-Creation-Formate und „New-Skills-Gespräche“ ermöglichen es Mitarbeiter:innen, Erfahrungen und Perspektiven einzubringen.
- Gezielte Kompetenzentwicklung und Weiterbildung bereiten Mitarbeiter:innen auf neue fachliche, methodische und soziale Anforderungen vor.
- Technische Schulungen und Trainings zur Förderung von Teamfähigkeit, Kommunikationskompetenz und Selbstorganisation unterstützen die Umsetzung neuer Rollen.

1.2 Bewusster Umgang, sinnstiftende Integration, Diskriminierungsfreie Robotik und Inklusion

1.2.1 Wie kann ein bewusster Umgang mit KI, Mixed-Reality und fortgeschrittener Robotik gestärkt werden, um eine sinnstiftende Integration dieser Technologien zu erreichen?

Mit der zunehmenden Technologisierung in der Arbeitswelt gewinnt das Thema „Sinn“, „Bedeutsamkeit“ beziehungsweise „Meaning“ verstärkt an Relevanz in der psychologischen, informatischen, und interdisziplinären Forschung. Es zeigte sich, dass durch die Einführung neuer Technologien das Erleben von Sinn in der Arbeit häufig beeinträchtigt wird – etwa durch Entfremdung, den Wegfall bedeutsamer Tätigkeiten oder mangelnder Autonomie (Marsh et al., 2022). Gleichzeitig bergen technologische Entwicklungen, wie zum Beispiel die Automatisierung monotoner oder als sinnentleert empfundener Aufgaben, auch ein Potenzial, Arbeitsprozesse so zu verändern, dass mehr Raum für sinnstiftende Tätigkeiten entsteht. Deshalb ist es notwendig, sich intensiver mit der Frage zu beschäftigen, was Sinn in der Arbeit ausmacht und wie Technologien wie KI, MR oder Robotik in der Produktion so gestaltet und eingesetzt werden können, dass sie den Sinn in der Arbeit stärken, anstatt ihn zu mindern.

Das Erleben von Sinn im Leben wird in der psychologischen Forschung als subjektiver Zustand beschrieben, der sich aus drei zentralen Komponenten zusammensetzt: Erstens Bedeutsamkeit – das Gefühl, dass das eigene Leben zählt, dass man gebraucht wird und in Verbindung mit anderen Menschen steht. Zweitens Zielgerichtetheit – das Erleben von persönlichem Einsatz in der Verfolgung bedeutungsvoller Ziele. Drittens Kohärenz – die Wahrnehmung, dass das eigene Leben und die gemachten Erfahrungen stimmig, verständlich und geordnet erscheinen (Heintzelman et al., 2020). Studien zeigen, dass das Erleben von Sinn eng mit dem psychischen Wohlbefinden verknüpft ist. Menschen, die einen Sinn in ihrem Leben wahrnehmen, berichten über eine höhere Lebensqualität, mehr Resilienz und eine größere psychische Stabilität. Sinn und Bedeutung gelten damit als fundamentale Dimensionen menschlicher Existenz (Frankl, 1985; Heintzelman & King, 2014; Heintzelman et al., 2020).

Sinnstiftende Arbeit (Meaningful Work) wird definiert als die subjektive Wahrnehmung, wie existenziell bedeutsam und wertvoll Menschen ihre berufliche Tätigkeit empfinden (Both-Nwabuwe et al., 2017; Martela & Pessi, 2018). Eine Metaanalyse von Allan et al.

(2019) zeigt, dass sinnstiftende Arbeit nicht nur das Wohlbefinden der Beschäftigten stärkt, sondern auch deren Leistungsfähigkeit positiv beeinflusst. Darüber hinaus belegen empirische Studien konsistente Zusammenhänge zwischen dem Erleben von Sinn in der Arbeit und geringerer Fluktuation sowie reduzierten Fehlzeiten (Leunissen et al., 2018; Soane et al., 2013). Ebenso ist ein positiver Zusammenhang mit höherem Arbeitsengagement nachgewiesen worden (Steger et al., 2012; Ghadi et al., 2013). Nach dem Job Characteristic Model ist das Erleben von Sinnhaftigkeit in Arbeitsteams insbesondere mit drei zentralen Arbeitsplatzmerkmalen verknüpft: i) Anforderungsvielfalt (Skill Variety), ii) Ganzheitlichkeit (Task Identify) und iii) Wichtigkeit (Task Significance) der Aufgabe (Hackman & Oldham, 1976). Zudem identifizierten Martela et al. (2021) in einer dreiphasigen Längsschnittstudie weitere zentrale Einflussfaktoren auf die Wahrnehmung sinnstiftender Arbeit. Ihre Ergebnisse verdeutlichen, dass insbesondere Autonomie – also das Gefühl von Selbstbestimmung – sowie Benefizienz – das Empfinden, mit der eigenen Arbeit einen positiven Beitrag für andere zu leisten – entscheidend zur Sinnwahrnehmung im beruflichen Kontext beitragen.

Die sinnstiftende Integration neuer Technologien in Arbeitskontexte gewinnt zunehmend an Relevanz – nicht zuletzt, weil zahlreiche Studien darauf hinweisen, dass technologische Innovationen häufig nicht als sinnstiftend erlebt werden. Vielmehr zeigen Reviews die „dunklen Seiten“ digitaler Arbeit, darunter technologiebedingter Stress, Überlastung, Angst, Unterbrechung und Ablenkung sowie Suchtverhalten oder exzessive Nutzung (Marsh et al., 2022). Auch geschlechterspezifische Unterschiede im Erleben von Technostress sind dokumentiert: Männer berichten über höhere Belastungen im Zusammenhang mit allgemeiner Technologienutzung (Tarafdar et al., 2011) sowie beim Arbeiten unter elektronischer Leistungsüberwachung (Electronic Performance Monitoring, Rafnsdóttir & Guðmundsdóttir, 2011). Gleichzeitig zeigen Studien, dass Frauen häufiger unter Technokomplexität und Technologieunsicherheit leiden, während Männer verstärkt Technologielast und digitale Invasion erfahren (Marchiori, Mainardes & Rodrigues, 2019).

Diese Erkenntnisse haben dazu beigetragen, dass das Thema Meaningfulness (Bedeutsamkeit) in den letzten Jahren auch innerhalb der Forschungscommunity der Mensch-Computer-Interaktion – die sich mit der menschenzentrierten Gestaltung von Technologien befasst – zunehmend an Bedeutung gewonnen hat. Ein zentrales theoretisches Modell stellt in diesem Zusammenhang das Framework von Mekler und Hornbæk (2019) dar. Es basiert auf einer Synthese psychologischer Sinnforschung und beschreibt fünf unterschiedliche Dimensionen des Sinn-Erlebens in der Interaktion mit digitalen Technologien: Verbundenheit (connectedness), Zielgerichtetheit (purpose),

Kohärenz (coherence), Resonanz (resonance) und Bedeutsamkeit (significance). Dieses Modell ermöglicht eine differenzierte Betrachtung der Frage, inwiefern technologische Interaktionen als sinnerfüllt erlebt werden können. Obwohl diese theoretische Fundierung wichtige Impulse für das Verständnis von Sinn-Erleben im Kontext technologischer Nutzung liefert, zeigt sich, dass empirische Studien zu Meaning im Zusammenhang mit KI, Robotik oder XR bislang noch vergleichsweise selten sind. Hier besteht ein klarer Forschungsbedarf – insbesondere im Hinblick auf die Frage, wie diese Technologien gestaltet und implementiert werden müssen, um sinnstiftende Erlebnisse für Nutzer:innen zu ermöglichen. Im Folgenden werden beispielsweise Arbeiten zu Robotik und sinnstiftender Arbeit sowie KI und sinnstiftender Arbeit beschrieben:

Smids et al. (2020) untersuchen in ihrer Arbeit den Zusammenhang zwischen Robotik und sinnstiftender Arbeit. Dabei orientierten sie sich an fünf Dimensionen, die wesentlich zum Gefühl von Sinn in der Arbeit beitragen (das Verfolgen eines übergeordneten Zwecks, soziale Beziehungen, die Ausübung von Kompetenzen und Möglichkeiten zur Selbstentfaltung, Selbstwertgefühl und Anerkennung, Autonomie) und analysierten für jede dieser Dimensionen, inwiefern die Einführung von Robotern in den Arbeitskontext das Sinnempfinden von Arbeit entweder fördern oder beeinträchtigen kann.

Risiken für sinnstiftende Arbeit durch Robotisierung sehen die Autor:innen etwa dann, wenn Roboter die anspruchsvolleren oder herausfordernderen Tätigkeiten übernehmen – was dazu führen kann, dass Arbeitnehmende weniger Zielgerichtetheit und Sinnhaftigkeit in ihrer Tätigkeit erleben. Auch der Ersatz menschlicher Kolleg:innen durch Maschinen kann die soziale Interaktion reduzieren oder deren Qualität verändern. Darüber hinaus kann die Übernahme bestimmter Aufgaben durch Roboter dazu führen, dass menschliche Fähigkeiten obsolet werden. Wenn Maschinen zudem die besonders anspruchsvollen Tätigkeiten übernehmen, kann dies das Gefühl von Anerkennung und Selbstwert untergraben. Kontrollmechanismen durch Robotersteuerung schränken zudem menschliches Urteilsvermögen und autonome Handlungsfähigkeit ein. Insgesamt entstehen so weniger Spielräume für sogenanntes „Job Crafting“ – also die aktive Gestaltung und Anpassung der eigenen Arbeit. Auch ethische Bedenken im Zusammenhang mit Überwachung und der Intransparenz von KI-gestützten Systemen werden thematisiert.

Chancen für sinnstiftende Arbeit durch Robotisierung bestehen hingegen dann, wenn Roboter monotone oder stark repetitive Aufgaben übernehmen. Dadurch können sich Arbeitnehmende verstärkt auf bedeutsamere Tätigkeiten fokussieren und möglicherweise

ein größeres Gefühl von Zielgerichtetheit entwickeln. Werden Roboter als sozial interaktive Kolleg:innen gestaltet, kann das Bedürfnis nach sozialer Verbundenheit weiterhin erfüllt werden. Außerdem bleibt mehr Zeit für zwischenmenschlichen Austausch. Zwar können bestimmte Fähigkeiten durch Automatisierung an Bedeutung verlieren, gleichzeitig entstehen jedoch neue Anforderungen im Umgang mit komplexer Technologie – was wiederum zur Kompetenzentwicklung beiträgt. Die Zusammenarbeit mit Robotern kann die Ergebnisqualität steigern und dadurch zu höherer Anerkennung und gesteigertem Selbstwert führen. Wenn Menschen dabei die Kontrolle über die Technologie behalten, können sie ihre autonome Handlungsfähigkeit sogar erweitern. Dies eröffnet zudem neue Spielräume für die selbstbestimmte Gestaltung von Arbeit.

Sadaghian et al. (2024) untersuchen den Zusammenhang zwischen dem Einsatz von KI bzw. autonomen Systemen und dem Erleben von Sinn in der Arbeit. Sie betonen, dass in der KI-Forschung häufig implizit davon ausgegangen wird, dass autonome Systeme den Menschen ersetzen sollen, während in der Mensch-Maschine-Interaktion der Fokus stärker darauf liegt, den Menschen durch technologische Systeme zu unterstützen und zu befähigen.

Die Autor:innen verweisen darauf, dass einige Forschende die Idee von Mensch-KI-Teams vertreten, in denen beide Parteien als gleichwertige Kolleg:innen agieren – das sogenannte interaktive Paradigma (Klien et al., 2004; Nyholm & Smids, 2020). Andere wiederum plädieren dafür, dass Menschen stets die Kontrolle behalten und KI-Systeme lediglich beobachten und steuern sollten (Shneiderman, 2022). In der Praxis folgen gängige Modelle häufig einem supervisorischen oder beratenden Paradigma: Menschen greifen entweder nur dann ein, wenn das System Fehler macht (supervisorisch), oder sie überprüfen und bestätigen Empfehlungen des Systems (beratend). Diese Rollenverteilung führt jedoch oft dazu, dass Menschen von zentralen Aspekten der eigentlichen Tätigkeit ausgeschlossen werden. Dies kann zu Unklarheit über die eigene Rolle, geringerem Engagement und einem reduzierten Verantwortungsgefühl führen (Ferris et al., 2009). Trotz dieser distanzierten Rolle bleibt die Verantwortung für die Entscheidungen und Ergebnisse der KI häufig beim Menschen – was sogenannte Verantwortungslücken entstehen lässt (Hosseini et al., 2023).

Diese Entkopplung von Handlung und Ergebnis hat auch negative Auswirkungen auf das Erleben von Sinn in der Arbeit. Wenn Menschen sich nicht mehr als aktiv Handelnde und Gestaltende ihrer Tätigkeit wahrnehmen, leidet sowohl das Gefühl von Aufgabenintegrität als auch die subjektiv empfundene Bedeutsamkeit der Arbeit (Bankins & Formosa, 2023).

Ein weiteres Problem stellt die sogenannte Leistungslücke dar: Eine zentrale Quelle von Sinn im Arbeitskontext liegt im Erreichen positiver Ergebnisse und in der Anerkennung eigener Leistungen. Werden Aufgaben vollständig an autonome Systeme delegiert, entsteht das Gefühl, weniger echte Erfolge zu erzielen oder seltener für gute Arbeit gewürdigt zu werden (Danaher & Nyholm, 2021). Sadaghian et al. (2024) konnten diese theoretischen Überlegungen in einer empirischen Studie bestätigen. Teilnehmende, die im interaktiven Paradigma mit KI-Systemen zusammenarbeiteten, erlebten ihre Tätigkeit als deutlich sinnvoller als jene, die im beratenden oder supervisorischen Paradigma arbeiteten.

Basierend auf dieser wissenschaftlichen Fachliteratur zu Meaning/Sinn in der digitalen Arbeit und unseren bisherigen Erfahrungen aus Forschungsprojekten lassen sich drei zentrale Themenbereiche identifizieren, die für eine sinnstiftende Integration neuer Technologien in Arbeitsprozesse besonders relevant sind.

Erstens stellt sich die Frage danach welche Aufgaben sollen von Menschen und welche von Technologien Maschinen übernommen werden. Zudem stellt sich die Frage wie die Rollen zwischen Menschen und Technologien verteilt werden sollen? Zweitens rückt die Gestaltung der Technologien selbst in den Fokus. Wie kann Bedeutsamkeit bei der menschenzentrierten Technologieentwicklung Raum finden? Drittens ist die Art und Weise entscheidend, wie Technologien in Organisationen eingeführt und in bestehende Arbeitsprozesse integriert werden. „Welche Tätigkeiten soll der Mensch und welche Tätigkeiten soll die Technologie übernehmen? Wie sollen die Rollen zwischen Technologie und Menschen verteilt werden?“

Autonome Technologien übernehmen zunehmend Aufgaben, die früher von Menschen manuell ausgeführt wurden – etwa wenn Saugroboter Böden reinigen oder Kochmaschinen Rezepte selbstständig umsetzen. Diese Produkte versprechen eine spürbare Entlastung im Alltag. Aktuelle Forschungsergebnisse von De Bellis et al. (2023) zeigen jedoch, dass manche Menschen gerade aus solchen manuellen Tätigkeiten Sinn schöpfen – und dass dieses Sinn-Erleben durch körperliche Arbeit eine Hürde für die Akzeptanz autonomer Produkte darstellen kann. Die Vorstellung, Aufgaben vollständig an Maschinen zu delegieren, kann daher mit einem Verlust an persönlicher Bedeutsamkeit einhergehen. Die Autor:innen betonen deshalb die Notwendigkeit strategischer Interventionen – etwa durch das Hervorheben alternativer Sinnquellen, wie der Möglichkeit, die durch autonome Technologien gewonnene Zeit für persönlich bedeutsame Aktivitäten zu nutzen. Die Idee, dass manuelle Arbeit eine zentrale Quelle

von Lebenssinn sein kann, ist nicht neu. Bereits Karl Marx argumentierte 1844, dass Arbeit durch Mechanisierung ihren sinnstiftenden Charakter verliere – ein Gedanke, der in jüngerer Zeit durch Forschung zur Entfremdung im digitalen Zeitalter erneut aufgegriffen wurde (Frey, 2020; Puntoni, 2018; Van Osselaer et al., 2020). Tatsächlich zeigt sich, dass alltägliche Aufgaben wie Kochen, Putzen oder das Instandhalten des eigenen Zuhauses zur Sinnstiftung beitragen können – selbst dann, wenn sie nicht unmittelbar Freude oder Glück auslösen (Baumeister et al., 2013). Übertragen auf die Arbeitswelt bedeutet dies, dass durch Automatisierung und das Ersetzen menschlicher Tätigkeiten durch Technologie auch dort Bedeutsamkeit verloren gehen kann – selbst bei als belastend empfundenen Aufgaben.

Traditionell fungieren Technologien in der Arbeitswelt als passive Werkzeuge, die Körper und Geist der arbeitenden Person erweitern – sie werden zu Erweiterungen des Selbst. Sadaghian et al. (2024) argumentieren jedoch, dass dieses klassische Verständnis durch Fortschritte in adaptiver Automatisierung, die zunehmende Verbreitung von Robotern sowie den Einsatz von KI grundlegend infrage gestellt wird (vgl. auch Hassenzahl et al., 2020). Immer häufiger entwickeln sich Werkzeuge zu Kooperationspartnern mit einer eigenen Form von Handlungsmacht, Unvorhersehbarkeit und Intransparenz. Diese Entwicklung hat tiefgreifende Auswirkungen auf die Rolle des Menschen in der Arbeitswelt – und damit auch auf das Erleben von Sinnhaftigkeit und Arbeitszufriedenheit. In diesem Zusammenhang stellen sich neue, drängende Fragen: Wer trägt die Verantwortung für Entscheidungen, die im Zusammenspiel mit intelligenten Systemen getroffen werden? Wer sollte im Erfolgsfall Anerkennung erhalten – die Technologie oder der Mensch? Und wer muss im Falle von Fehlern die Konsequenzen tragen? (vgl. auch Flemisch et al., 2012). Sadaghian et al. (2024) betonen, dass solche Fragen im Zentrum zukünftiger Mensch-Technik-Kollaborationen stehen und maßgeblich dafür sind, ob und wie Sinn in der Arbeit erhalten bleiben oder sogar neu geschaffen werden kann.

Es wurden verschiedene Modelle entwickelt, die die Interaktion zwischen Menschen und automatisierten Systemen beschreiben (Parasuraman et al., 2000; Endsley, 2017; Shneiderman, 2022). Scholtz (2003) schlägt vor, diese Interaktion anhand von fünf Rollen zu differenzieren: Als Supervisor überwacht der Mensch die Handlungen des Roboters und gibt Anweisungen; als Operator steuert er einzelne Funktionen direkt; als Teampartner arbeitet er gemeinsam mit dem Roboter an einer Aufgabe; als Beobachter unterstützt er die Interaktion des Roboters mit der Umgebung; und als Mechaniker ist er für die Behebung von Störungen oder technischen Problemen zuständig. Studien zeigen, dass die Wahrnehmung von KI-Systemen als Teampartner positive Auswirkungen haben kann –

etwa auf das emotionale Erleben (Walliser et al., 2019). Auch Sadaghian et al. (2024) zeigen, dass das Paradigma der Mensch-KI-Zusammenarbeit Einfluss auf das Erleben von Sinnhaftigkeit und Zufriedenheit bei der Arbeit hat. In interaktiven Paradigmen, bei denen Mensch und KI als gleichwertige Partner agieren, bewerteten Teilnehmende ihre Tätigkeit als deutlich sinnvoller und befriedigender als in beratenden oder überwachenden Interaktionsformen. Die Autor:innen schließen daraus, dass Mensch-KI-Kollaborationen, die auf partnerschaftlicher Zusammenarbeit beruhen, das Erleben von Sinn in der Arbeit stärken können. Gleichzeitig betonen sie, dass KI-Systeme zunächst ein gewisses Maß an Reife und Kompetenz erreichen müssen, um effektiv mit Menschen kommunizieren und kooperieren zu können (Abbass, 2019) und dass frühere Studien zeigen, dass Menschen tendenziell lieber mit anderen Menschen als mit KI-Systemen zusammenarbeiten (Gombolay et al., 2015).

Gestaltung von sinnstiftenden Technologien: Wie sollen Technologien gestaltet werden?

Die Gestaltung von Technologien beeinflusst maßgeblich, welche Erfahrungen Menschen im Umgang mit ihnen machen – und ob diese als sinnstiftend erlebt werden. Dabei geht es nicht nur um Funktionalität oder Effizienz (Usability), sondern vor allem um die Qualität der subjektiven Erfahrung. Die Forschung zur Nutzererfahrung (User Experience, UX) berücksichtigt daher neben der reinen Gebrauchstauglichkeit auch emotionale und motivationale Aspekte der Mensch-Technik-Interaktion. Norman (2013) definiert User Experience als alle Aspekte der Interaktion eines Nutzers mit einem Produkt: wie es wahrgenommen, erlernt und genutzt wird – einschließlich der Benutzerfreundlichkeit und, vor allem, der Bedürfnisse, die das Produkt erfüllt.

Traditionell werden Technologien anhand ihrer pragmatischen Qualität (Effizienz, Funktionalität, Zuverlässigkeit) und hedonischen Qualität (Freude, Spaß, Ästhetik) beurteilt (Hassenzahl et al., 2010; Schrepp et al., 2017). Aktuell finden darüber hinaus die eudaimonischen Qualitäten Beachtung – also die Frage, inwiefern eine Technologie das persönliche Wachstum, die Selbstverwirklichung und das Gefühl von Sinn im Tun fördert. Im Sinne eines Designs für sinnstiftende Arbeit (Hassenzahl et al., 2021) sollen Technologien so gestaltet werden, dass sie nicht nur nützlich oder angenehm, sondern auch bedeutsam sind. Botella et al. (2012) beschreiben eudaimonische Technologien als Systeme, die gezielt darauf ausgerichtet sind, Flow-Erlebnisse zu ermöglichen, Selbstwirksamkeit zu stärken und die persönliche Entwicklung zu fördern. Dies bedeutet:

Technologien sollten nicht entmündigen, sondern befähigen; sie sollten Räume für Autonomie, Engagement und persönliche Wirksamkeit schaffen.

In einer zunehmend engen Mensch-Technik-Beziehung – etwa durch KI, Robotik oder Mixed Reality – wird die Gestaltung dieser eudaimonischen Aspekte immer relevanter. Denn je enger Technologien in unser Leben integriert sind, desto stärker beeinflussen sie auch unser Wohlbefinden und unser Erleben von Sinn (Sung et al., 2007). Um diese Dimension systematisch erfassen und gestalten zu können, stehen mittlerweile auch erste Methoden zur Messung eudaimonischer Nutzererfahrungen (Woźniak et al., 2023) zur Verfügung. Diese können im Rahmen eines NutzerInnen-zentrierten Designprozesses (Norman, 2013) angewendet werden.

Wie sollen Technologien sinnstiftend in Organisationen eingeführt werden und wie der langfristige Umgang mit diesen gestaltet werden?

Die Einführung von Technologien in Organisationen ist kein einmaliges Ereignis, sondern ein schrittweiser, sich über die Zeit entwickelnder Prozess (Gerdenitsch & Korunka, 2019). Automatisierung erfolgt generell nicht auf einmal, sondern in einem schrittweisen Entwicklungsprozess. Besonders in der Anfangsphase ist ein intensives menschliches Mitwirken erforderlich, um die angestrebten Aufgaben erfolgreich zu erfüllen und die Zusammenarbeit zwischen Menschen und Technologie zu gestalten.

Junge Forschungsergebnisse von De Bellis et al. (2023) zeigen, dass die Akzeptanz und aktive Nutzung neuer Technologien deutlich steigen, wenn Mitarbeitende diese als sinnvoll und bereichernd erleben. Zudem sind die wahrgenommene Nützlichkeit und Benutzerfreundlichkeit ausschlaggebend für die tatsächliche Nutzung von Technologien (Venkatesh & Bala, 2008; King & He, 2006). Neben diesen eher technikbezogenen Aspekten ist auch der Prozess, wie Technologien in Organisationen eingeführt und etabliert werden, von großer Bedeutung. Gerdenitsch et al., (2018) beschreiben, dass bei der Einführung von Assistenztechnologien Organisationen gefordert sind die Integration dieser als Veränderungsprojekt begriffen und entsprechend begleitet werden sollte. Gut geplante Change-Management-Prozesse spielen dabei eine besondere Rolle. Personal- und HR-Abteilungen übernehmen eine Schlüsselrolle, da sie die strategische Begleitung des Transformationsprozesses steuern und passende Qualifizierungsmaßnahmen anbieten können.

Kurzzusammenfassung:

Mit der zunehmenden Technologisierung der Arbeitswelt gewinnen Sinn und Bedeutsamkeit am Arbeitsplatz immer mehr an Bedeutung. Technologische Innovationen wie KI, MR und Robotik können das Sinn-Erleben der Arbeit sowohl positiv als auch negativ beeinflussen. Während Automatisierung monotone Aufgaben entlastet und Raum für sinnstiftende Tätigkeiten schaffen könnte, zeigt sich, dass durch die Einführung neuer Technologien das Erleben von Sinn in der Arbeit häufig beeinträchtigt wird – etwa durch Entfremdung, den Wegfall bedeutsamer Tätigkeiten oder mangelnder Autonomie.

Sinn im Arbeitskontext umfasst Bedeutsamkeit, Zielgerichtetheit und Kohärenz und ist eng mit Wohlbefinden, Leistung und Arbeitsengagement verknüpft. Studien zeigen, dass die Art der Mensch-Technologie-Interaktion im Sinne der Rollenverteilung (z.B. als gleichwertige Partnerschaft versus rein überwachende Rolle) das Erleben von Sinn beeinflusst. Zudem ist die Gestaltung der Technologie selbst entscheidend. Sie sollte nicht nur funktional und benutzerfreundlich sein, sondern auch eudaimonische Qualitäten fördern. Darüber hinaus ist die Art der Einführung und Integration neuer Technologien in Organisationen wesentlich. Ein Einführungsprozess mit aktivem menschlichem Mitwirken und strategischem Change-Management erhöht die Akzeptanz und ermöglicht eine sinnerfüllte Nutzung. Eine langfristige Begleitung ist dabei notwendig. Personal- und HR-Abteilungen spielen dabei eine Schlüsselrolle bei der Begleitung des Transformationsprozesses und der Förderung passender Qualifizierungen.

1.2.2 Wie beeinflussen (z.B.) sozioökonomische und demografische Merkmale die Anfälligkeit bestimmter Beschäftigtengruppen für eine verringerte techno-ökonomische Teilhabe aufgrund von Automatisierung, und welche gezielten Maßnahmen können deren Inklusion verbessern?

Die fortschreitende Digitalisierung und Automatisierung verändert die Arbeitsmärkte tiefgreifend, jedoch nicht einheitlich für alle Beschäftigtengruppen. Wie stark Menschen von technologischen Umbrüchen betroffen sind, hängt wesentlich von individuellen Faktoren wie Bildungs- und Einkommensniveau, Geschlecht, Alter, ethnischer Zugehörigkeit sowie dem Beschäftigungstyp ab. Zahlreiche Studien betonen, wie wichtig

es ist, diese Unterschiede differenziert zu analysieren, um sozial ausgewogene und zukunftsfähige Strategien für die Arbeitswelt zu entwickeln.

Die aktuellen Veränderungen sind durch eine außergewöhnliche Beschleunigung geprägt, ausgelöst durch die COVID-19-Pandemie und den Krieg in der Ukraine. Besonders betroffen sind Berufsfelder mit einem hohen Anteil älterer oder jüngerer Arbeitskräfte sowie jene, die stark digitalisiert sind oder ökologische Anforderungen erfüllen müssen. KI wirkt sich vor allem auf kognitive Tätigkeiten aus, wobei sie menschliche Arbeit ergänzt, jedoch nicht vollständig ersetzt. Berufsbilder in Technik, Biotechnologie und bestimmten Handwerksbereichen stehen exemplarisch für den komplexen Wandel, dem zukünftige Fachkräfte unterliegen werden (Plattform Industrie 4.0, 2024).

Ein zentrales Ergebnis lautet: „Automatisierung ersetzt nicht nur Aufgaben – sie reproduziert bestehende Ungleichheiten“ (Petersen et al., 2023). In fast allen Studien erweist sich der Bildungsgrad als entscheidender Schutzfaktor gegenüber Automatisierung. Während Hochschulabsolvent:innen stärker KI-basierten Technologien ausgesetzt sind, profitieren sie auch eher davon – durch höhere Anpassungsfähigkeit, besseren Zugang zu Weiterbildungen und den Einsatz produktivitätssteigernder Werkzeuge (OECD, 2024).

Geringqualifizierte Arbeitskräfte hingegen sind deutlich stärker gefährdet: Ihr Tätigkeitsprofil umfasst häufiger repetitive Aufgaben, die sich besonders leicht automatisieren lassen (Szabó-Szentgróti et al., 2021; Guznajeva et al., 2023).

Sozioökonomische Ungleichheiten verschärfen die bestehende Polarisierung zusätzlich: In Chile beispielsweise liegt das Risiko, durch Automatisierung den Arbeitsplatz zu verlieren, bei Personen mit niedrigem Einkommen um 70 % höher als im Durchschnitt (Katz et al., 2023). Auch Studien aus Europa bestätigen: Geringqualifizierte – oft mit Migrationshintergrund – sind durch limitierten Zugang zu Weiterbildung überdurchschnittlich gefährdet (Guznajeva et al., 2023; Cirillo et al., 2023). Besonders betroffen sind außerdem geringqualifizierte Arbeitskräfte im Industriesektor, die laut AMOSA (2023) mit höheren Hürden bei der Stellensuche konfrontiert sind. Außerdem sind Niedriglohnarbeiter:innen in Einzelhandel und Logistik betroffen, deren repetitive Tätigkeiten besonders leicht automatisierbar sind (Petersen et al., 2023). Währenddessen profitieren hochqualifizierte Wissensarbeiter:innen davon, KI als Werkzeug nutzen zu können.

Die Studienlage zum Einfluss des Geschlechts auf die Automatisierungsanfälligkeit ist ambivalent. Einige Analysen zeigen, dass Männer durch ihre Überrepräsentation in industriellen, handwerklich-technischen Berufen stärker betroffen sind (OECD, 2024) bzw. Frauen insgesamt etwas weniger gefährdet sind, da sie häufiger in Berufen mit hoher sozialer Interaktion tätig sind, etwa in Pflege oder Bildung (Petersen et al., 2023). Andere betonen hingegen, dass Frauen häufiger in gefährdeten Verwaltungs- und Dienstleistungsberufen arbeiten (Howcraft & Taylor, 2023). Studien wie AMOSA (2023) weisen darauf hin, dass Frauen generell stärker dem Veränderungsdruck ausgesetzt sind, da sie überproportional häufig in potenziell automatisierbaren Tätigkeitsfeldern tätig sind. Besonders prekär ist die Lage, wenn sie in Teilzeit arbeiten oder Erwerbsunterbrüche aufweisen, Faktoren, die laut EKF (2021) die Verwundbarkeit zusätzlich erhöhen. Gleichzeitig profitieren Frauen tendenziell seltener von neuen, KI-relevanten Berufsfeldern, da ihnen oft der Zugang zu entsprechenden Qualifikationen fehlt (Schweizerische Eidgenossenschaft, 2024; Rani et al., 2022). Gleichwohl zeigt sich in neueren Entwicklungen auch ein positiver Trend: Die digitale Wirtschaft hat insbesondere in einigen Ländern die Erwerbsbeteiligung von Frauen erhöht, etwa durch flexible Arbeitsformen oder neue Tätigkeitsfelder (Wang et al., 2024). Diese Entwicklung bringt aber auch Risiken mit sich, besonders für Frauen in unsicheren, eintönigen Jobs kann es durch Automatisierung zu einem starken Jobverlust kommen.

Das Alter beeinflusst die technologische Adaptionsfähigkeit erheblich. Ältere Beschäftigte (>55 Jahre) gelten als weniger adaptionsbereit, was ihr Risiko erhöht, durch technologische Umbrüche marginalisiert zu werden (OECD, 2024; Cirillo et al., 2023). Gleichzeitig sehen sich jüngere Arbeitnehmer zunehmend mit Jobunsicherheit konfrontiert, vor allem im Kontext sich rasch verändernder Beschäftigungsformen und fragmentierter Erwerbsbiografien (Schweizerische Eidgenossenschaft, 2024). Auch jüngere Arbeitnehmende sind laut AMOSA (2023) häufiger in Tätigkeiten beschäftigt, die von Automatisierung betroffen sind, was ihre Exponiertheit gegenüber technologischem Wandel erhöht.

Ethnische Minderheiten und indigene Bevölkerungsgruppen sind überproportional von Automatisierungsrisiken betroffen. Ethnische Minderheiten, insbesondere mit geringer Qualifikation, arbeiten häufiger in Niedriglohnbereichen mit hoher Automatisierbarkeit (Petersen et al., 2023). Diskriminierende Praktiken auf dem Arbeitsmarkt (Segmentierung des Arbeitsmarktes, ungleicher Zugang zu Bildung und Weiterbildung, fehlende Mitbestimmung und Beteiligung, diskriminierende Rekrutierungspraktiken,

Benachteiligung bei Arbeitszeitmodellen und Flexibilisierung) verstärken diese Exklusion zusätzlich (Howcroft & Taylor, 2023).

Beschäftigungstyp: Beschäftigte in prekären oder wenig organisierten Arbeitsverhältnissen sind besonders anfällig. Plattformarbeiter:innen, Gigworker:innen oder Crowdworker:innen verfügen häufig über geringe soziale Sicherheiten und wenig Einfluss auf technologische Veränderungen (Dorschel, 2022; Rani et al., 2022). Beschäftigte mit institutionell schwacher Vertretung (z.B. ohne Betriebsrat) haben zudem weniger Zugang zu Mitbestimmung in digitalen Veränderungsprozessen (Dupuis & Massicotte, 2025).

Ein konsistenter Befund über alle Quellen hinweg ist, dass nicht die Technologie an sich das Problem ist, sondern ihre soziale Gestaltung. Um den sozialen Zusammenhalt im digitalen Wandel zu sichern, bedarf es gezielter Strategien und Maßnahmen, die auf Teilhabe, Bildung und Schutz vulnerabler Gruppen abzielen. Dazu gehören:

- Ausbau von Bildungs- und Weiterbildungsprogrammen (OECD, 2024; Cirillo et al., 2023).
- Förderung von Upskilling und Dekonstruktion von Berufsstereotypen, um Frauen und Minderheiten Zugang zu zukunftssicheren Jobs zu ermöglichen (Petersen et al., 2023; Rani et al., 2022)
- Verbessertes Zugang zu höherer Bildung, besonders für Minderheiten
- Fokus von Unternehmen auf schwer automatisierbare menschliche Fähigkeiten wie Kreativität, Soft Skills und soziale Intelligenz (Petersen et al., 2023)
- Regulierung prekärer Beschäftigungsformen, insbesondere in der Plattformökonomie (Dorschel, 2022)
- Stärkung kollektiver Mitbestimmung und neuer Beteiligungsformate (Dupuis & Massicotte, 2025)
- Sozialstaatliche Absicherung bei Transformationsprozessen, etwa durch Qualifizierungsprogramme, Übergangsgelder und erweiterte soziale Schutzsysteme, um Beschäftigte während technischer Umbrüche zu unterstützen und soziale Härten abzufedern (Howcroft & Taylor, 2023)

Kurzzusammenfassung:

Die Digitalisierung verstärkt bestehende Ungleichheiten entlang von Bildung, Einkommen, Geschlecht, Alter und Herkunft erheblich, da vor allem

geringqualifizierte, ältere Beschäftigte, Frauen in prekären Arbeitsverhältnissen sowie ethnische Minderheiten besonders von Automatisierung betroffen sind. Ihre geringere Adaptionfähigkeit und eingeschränkter Zugang zu Weiterbildung erhöhen das Risiko der techno-ökonomischen Exklusion. Deshalb erfordert eine gerechte Arbeitswelt der Zukunft nicht nur technologische, sondern vor allem soziale und politische Innovationen, wie den Ausbau von Bildungsprogrammen, Förderung von Upskilling, Stärkung kollektiver Mitbestimmung und sozialstaatliche Absicherung, um diese Gruppen gezielt zu unterstützen und soziale Härten abzufedern. Nur durch solche umfassenden Maßnahmen kann der digitale Wandel sozial ausgewogen gestaltet werden.

1.2.3 Wie können Heraus- und Anforderungen im Zusammenhang mit bestehenden Datenstrukturen und -qualitäten und auf welcher Wissensbasis adressiert werden, um die Grundlage für erfolgreiche und diskriminierungsfreie Robotik und KI-Anwendungen zu schaffen? Wie können diese Herausforderungen angegangen und Probleme gemindert werden?

KI, Robotik und MR werden zunehmend in kritische Anwendungsbereiche wie die industrielle Automatisierung integriert. Ihr Erfolg hängt maßgeblich von der Qualität und Struktur der zugrunde liegenden Daten ab. Datenverzerrungen, Inkonsistenzen und Lücken können zu diskriminierenden Ergebnissen führen und die Zuverlässigkeit dieser Technologien einschränken. Die Bewältigung der Herausforderungen im Zusammenhang mit bestehenden Datenstrukturen und -qualitäten erfordert ein fundiertes Wissen über die Herkunft der Daten, deren Repräsentativität und die Prinzipien der Fairness. Das Verständnis dafür, wie sich solche Probleme erkennen und abmildern lassen, ist entscheidend für die Entwicklung wirksamer und gerechter Anwendungen im Bereich Robotik und KI.

Herausforderungen bei der Datenerfassung und -verwaltung

Herausforderungen im Zusammenhang mit bestehenden Datenstrukturen und der Datenqualität in den Bereichen KI, Robotik und Mixed Reality ergeben sich in erster Linie aus Problemen wie Verzerrungen, Unvollständigkeit, Inkonsistenzen und mangelnder Repräsentativität. Diese Probleme können die Modellleistung, Vertrauenswürdigkeit und

die Fähigkeit zur Generalisierung über verschiedene Kontexte hinweg erheblich beeinträchtigen. Verzerrungen entstehen häufig durch historisch unausgewogene Datensätze, während Inkonsistenzen aus heterogenen Datenquellen, unterschiedlichen Annotierungsstandards oder unzureichender Dokumentation resultieren können.

Die wirksame Bewältigung dieser Herausforderungen erfordert eine koordinierte, multidisziplinäre Zusammenarbeit von Datenwissenschaftler:innen, Fachexpert:innen, Ingenieur:innen und Ethiker:innen. Eine solche Zusammenarbeit stellt sicher, dass sowohl technische als auch gesellschaftliche Aspekte der Datenqualität berücksichtigt werden. Darüber hinaus ist es unerlässlich, umfassende Leitlinien für bewährte Verfahren zu definieren und umzusetzen, die Aspekte wie Datenerhebung, Vorverarbeitung, Validierung, Nachverfolgbarkeit der Datenherkunft und ethische Prüfprozesse abdecken. Diese Leitlinien sollten mit gesetzlichen und regulatorischen Anforderungen wie dem EU AI Act und entsprechenden Daten-Governance-Rahmenwerken in Einklang stehen.

Methoden zur Verbesserung der Datenqualität

Datenkuratierung und -bereinigung (Freitas & Curry, 2016) sind grundlegende Schritte, um die Zuverlässigkeit und Nutzbarkeit von Datensätzen in der KI sicherzustellen. Sie umfassen die Identifikation und Korrektur von Fehlern wie doppelten Einträgen, inkonsistenten Formaten, fehlenden Werten sowie irrelevanten oder verrauschten Datenpunkten. Eine effektive Kuratierung beinhaltet zudem die Standardisierung von Einheiten, die Angleichung von Datenschemata und die Sicherstellung der Kohärenz über heterogene Quellen hinweg – was insbesondere in der Robotik von großer Bedeutung ist, da Sensordaten stark in Auflösung, Frequenz und Genauigkeit variieren können. Die Bereinigung hilft dabei, Artefakte zu beseitigen, die sonst das Modelltraining verzerren oder zu fehlerhaften Schlussfolgerungen in nachgelagerten Aufgaben führen könnten. Darüber hinaus umfasst die Kuratierung die Organisation von Metadaten, die Dokumentation der Datenherkunft sowie die Etablierung klarer Versionskontrollen, die allesamt die Rückverfolgbarkeit, Reproduzierbarkeit sowie die Einhaltung gesetzlicher und ethischer Standards unterstützen.

Bias-Analyse und Fairness-Bewertung sind wesentliche Bestandteile eines verantwortungsvollen Datenmanagements in der KI. Verzerrungen in Daten (Eirini et al., 2020) können durch unausgewogene Stichproben, historische Ungleichheiten oder fehlerhafte Erhebungsmethoden entstehen, was zu verzerrtem Modellverhalten führt, das bestimmte Gruppen oder Szenarien unfair bevorzugt oder benachteiligt. Beispielsweise

kann die Unterrepräsentation bestimmter demografischer Gruppen in Trainingsdatensätzen dazu führen, dass Modelle in diesen Fällen schlechter abschneiden, was ethische und operationelle Risiken birgt. Werkzeuge wie Fairlearn (Bird et al., 2020) oder IBM AI Fairness 360 (Bellamy et al., 2019) können verwendet werden, um sowohl Datensätze als auch Modelloutputs auf Verzerrungen zu prüfen. Die Sicherstellung von Fairness erfordert proaktive Strategien, darunter die Verwendung repräsentativer Stichproben (Grafström & Schelin, 2014), transparente Datenkennzeichnung sowie Bias-Minderungsmaßnahmen wie Neugewichtung (Krasanakis et al., 2018) oder adversariales Debiasing (Zhang et al., 2018).

Datenvalidierung (Polyzotis et al., 2019; Gao et al., 2016) stellt die Genauigkeit, Konsistenz und Zuverlässigkeit von Daten sicher, bevor diese verwendet werden. Effektive Validierungsmethoden reichen von einfachen regelbasierten Prüfungen, wie der Überprüfung von Datentypen, Wertebereichen und Pflichtfeldern, bis hin zu fortgeschrittenen Techniken wie der Ausreißerererkennung auf Basis von maschinellem Lernen (Boukerche et al., 2020). In der Robotik und in sensorbasierten Umgebungen kann die Validierung auch das Abgleichen von Daten aus mehreren Quellen umfassen, um Abweichungen oder fehlerhafte Messwerte zu erkennen. Automatisierte Validierungspipelines, einschließlich Unit-Tests für Datenpipelines und Überwachungsdashboards, können eine kontinuierliche Qualitätskontrolle unterstützen, während neue Daten eingespielt werden.

Datenstandardisierung (Gal et al., 2019; Shanker et al., 1996) stellt sicher, dass Daten über verschiedene Quellen und Systeme hinweg einheitlichen Formaten, Strukturen und Definitionen folgen. Sie ist entscheidend, um Interoperabilität, Vergleichbarkeit und Skalierbarkeit von Datensätzen zu ermöglichen. Standardisierte Daten verbessern die Integration zwischen verschiedenen Komponenten und reduzieren Fehler bei Training und Evaluierung von Modellen, was letztlich eine zuverlässigere und effizientere Systementwicklung unterstützt.

Die Generierung synthetischer Daten (Figueira & Vaz, 2022; Bauer et al., 2024; Lu et al., 2023) und Techniken der Datenaugmentation (Mumuni & Mumuni, 2022; Shorten et al., 2019) können die Datenqualität in Anwendungen der KI, Robotik und MR erheblich verbessern. Synthetische Daten ermöglichen die Erstellung großer, vielfältiger und vollständig annotierter Datensätze, die gezielt auf spezifische Anwendungsfälle oder seltene Szenarien zugeschnitten werden können, die in realen Datenerhebungen unterrepräsentiert oder schwer zu erfassen sind. Dies ist besonders wertvoll für das

Training von Modellen in sicherheitskritischen Umgebungen, wie etwa in der autonomen Robotik. Datenaugmentation wiederum verbessert bestehende Datensätze durch kontrollierte Transformationen – etwa durch Drehungen, das Einfügen von Rauschen oder Skalierung –, um die Robustheit und Generalisierungsfähigkeit von Modellen zu erhöhen. Gemeinsam tragen diese Ansätze dazu bei, Herausforderungen wie Klassenungleichgewicht, Datenknappheit und mangelnde Repräsentativität zu bewältigen, während gleichzeitig die Abhängigkeit von kostenintensiver und zeitaufwendiger manueller Datenannotation reduziert wird. Darüber hinaus können synthetische Daten datenschutzfreundliche Arbeitsabläufe unterstützen, da sie erzeugt werden können, ohne sensible personenbezogene oder proprietäre Informationen offenzulegen.

Kurzzusammenfassung:

Der Erfolg von KI-, Robotik- und Mixed-Reality-Systemen hängt maßgeblich von der Qualität der Daten ab, die zu ihrer Entwicklung verwendet wurden. Probleme wie Verzerrungen, Unvollständigkeit, Inkonsistenzen und mangelnde Repräsentativität können zu diskriminierenden Ergebnissen führen und die Zuverlässigkeit dieser Technologien einschränken. In diesem Abschnitt wurden bewährte Methoden zur Datenkuratierung und -bereinigung, Bias-Analyse und Fairness-Bewertung, Datenvalidierung, Datenstandardisierung, Generierung synthetischer Daten sowie Datenaugmentation als Ansätze zur Verbesserung der Datenqualität vorgestellt.

1.3 Safety & Security sowie Resilienz von Systemen

1.3.1 Welche strategischen Maßnahmen sind notwendig, um die Safety und Security und die Resilienz von KI-basierten Systemen durch beispielsweise eine Verringerung der Angriffsfläche zu erhöhen?

KI, insbesondere generative oder allgemein einsetzbare KI, hat die moderne Gesellschaft in jüngster Zeit grundlegend verändert, indem sie die Art und Weise revolutioniert hat, wie Informationen erstellt, abgerufen und genutzt werden. Von der Förderung kreativer Prozesse und der Automatisierung administrativer Aufgaben bis hin zur Unterstützung fortschrittlicher Entscheidungsfindung hat generative KI Branchen, Bildung,

Kommunikation und die menschliche Interaktion mit Technologie grundlegend umgestaltet. Mit der weiteren Entwicklung dieser Technologie ist ihr potenzieller Einfluss auf industrielle Robotik, Produktion und Fertigung immens. Generative KI kann Designprozesse optimieren, Lieferketten effizienter gestalten und anpassungsfähigere sowie autonomere Robotersysteme auf der Fertigungsebene ermöglichen. Diese Integration verspricht eine gesteigerte Effizienz, geringere Kosten und eine höhere Flexibilität in der Produktion – und ebnet damit den Weg für hochreaktive und intelligente Fertigungsumgebungen, die sich in Echtzeit an wechselnde Anforderungen und Bedingungen anpassen können.

Die meisten Menschen sind bereits mit allgemein einsetzbaren großen Sprachmodellen (LLMs) wie ChatGPT oder Llama vertraut. Die Entwicklung dieser beeindruckenden Modelle wurde durch (1) die riesigen Mengen öffentlich verfügbarer Daten (im Wesentlichen das gesamte Internet, einschließlich kuratierter Inhalte wie Wikipedia), (2) den Zugang zu neuer leistungsstarker Hardware zur Verarbeitung dieser enormen Datenmengen und (3) durch Nachbearbeitungsmethoden, die eine Ausrichtung der Modelle an menschlichen Absichten ermöglichen, vorangetrieben.

Auch in der Robotik haben grundlegende Modelle (Foundational Models) Einzug gehalten. Die beeindruckendsten Modelle in diesem Bereich sind die sogenannten Vision-Language-Action (VLA)-Modelle, wie etwa OpenVLA (Kim et al., 2024) und RT-2 (Zitkovich et al., 2023). Die Idee hinter VLA ist vergleichsweise einfach: Es handelt sich um einen Ansatz zur Modellierung der nächsten Aktion, bei dem das Modell mit dem jeweils größten verfügbaren Datensatz trainiert wird. So enthält der Open-X-Embodiment-Datensatz beispielsweise 2,4 Millionen Episoden, in denen Roboter per Teleoperation bestimmte Aufgaben ausführen. Dennoch ist das Generalisierungsniveau der derzeit leistungsfähigsten VLA-Modelle noch stark eingeschränkt. Zudem ist der Open-X-Embodiment-Datensatz trotz seiner Größe nicht vergleichbar mit den Billionen von Text-Tokens und Bildern, die im Internet für das Training allgemeiner LLMs zur Verfügung stehen (Vogelsong, 2024).

Bedarf an Safety & Security in industriellen Produktions- und Fertigungsumgebungen

Warum sind Safety & Security so entscheidende Faktoren bei der Einführung KI-basierter digitaler Technologien in der Fertigung? Im Kern liegt es daran, dass Roboter in industriellen Umgebungen mit teuren Maschinen und potenziell gefährlichen Materialien

interagieren. Die Sicherheit wird noch wichtiger, wenn man kollaborative Roboter – sogenannte Cobots – betrachtet, die dafür konzipiert sind, Seite an Seite mit menschlichen Arbeitskräften zu arbeiten. Dies erfordert fortschrittliche Sicherheitsfunktionen, darunter Begrenzungen der Kraft und des Drehmoments der Roboter sowie Sensoren, die die Anwesenheit von Menschen erkennen können. Cobots erfüllen Normen wie ISO/TS 15066, die zulässige Kraft- und Druckwerte bei der Mensch-Roboter-Interaktion festlegen. Diese Maßnahmen ermöglichen es Cobots, Arbeitsbereiche mit Menschen bei minimalem physischen Abstand zu teilen und fördern so eine nahtlose Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine. Weitere Organisationen wie OSHA, ANSI und ISO bieten Richtlinien zur Schaffung sicherer Arbeitsumgebungen.

Insbesondere bei KI-basierten Robotern in industriellen Produktionsumgebungen gewinnen Safety & Security nochmals an Bedeutung. Safety & Security schaffen Vertrauen, Vertrauen wiederum erhöht die Akzeptanz KI-basierter Systeme, und diese Akzeptanz beschleunigt Innovation und Produktivität (NIST, 2024).

Herausforderungen in der Sicherheit und Absicherung von KI heute

Das enorme Potenzial, das KI – insbesondere allgemein einsetzbare KI – zur Verbesserung des täglichen Lebens der Gesellschaft hat, wird weltweit anerkannt. Im Februar 2025 wurde unter dem Dach des „AI Action Summit“ der „International AI Safety Report 2025“ (Bengio et al., 2025) veröffentlicht. An diesem Bericht arbeiteten 96 KI-Expert:innen mit, darunter ein internationales Expertengremium, das von 30 Ländern, der Europäischen Union (EU), der Organisation für wirtschaftliche Zusammenarbeit und Entwicklung (OECD) sowie den Vereinten Nationen (UN) benannt wurde. Es handelt sich dabei um den ersten internationalen KI-Sicherheitsbericht, der darauf abzielt, Regierungen wissenschaftlich fundierte Informationen bereitzustellen, die sie bei der Entwicklung neuer KI-Politiken unterstützen sollen – ohne jedoch selbst konkrete Politiken vorzuschlagen.

Der Bericht erkennt an, dass allgemeine KI, wenn sie verantwortungsvoll gesteuert wird, viele potenzielle Vorteile für Menschen, Unternehmen und die Gesellschaft bringen kann. Fehlfunktionen oder der böswillige Einsatz solcher KI-Systeme bergen jedoch erhebliche Sicherheits- und Schutzrisiken, darunter auch mögliche Schäden und Verletzungen der Privatsphäre. Der Bericht konzentriert sich in erster Linie auf Risiken, die im Zusammenhang mit der KI-Sicherheit stehen.

Eine der wichtigsten Erkenntnisse des Berichts ist, dass die Fähigkeiten allgemeiner KI-Systeme kontinuierlich und rasch zunehmen. Viele Unternehmen investieren in die Entwicklung von KI-Agenten, die eigenständig wahrnehmen, planen und handeln können, um bestimmte Ziele zu erreichen. Zwar konzentriert sich der Bericht nicht auf einen spezifischen Anwendungsbereich, jedoch wird deutlich, dass industrielle Produktion und Fertigung zu den wichtigsten potenziellen Nutznießern dieser Technologien gehören. Mit der zunehmenden Leistungsfähigkeit allgemeiner KI-Systeme wachsen allerdings auch die Risiken. Für die industrielle Produktion relevante Risiken umfassen unter anderem Zuverlässigkeitsprobleme durch Halluzinationen sowie einen Verlust der Kontrolle über das System.

Bis heute gibt es jedoch keine allgemein anerkannten Definitionen von KI-Sicherheit, und die Landschaft zur Verifikation und Validierung von KI ist noch unterentwickelt. Es fehlt an ganzheitlichen Bewertungsansätzen zur Risikoabschätzung über den gesamten Lebenszyklus von KI-Systemen hinweg. Zudem mangelt es an wissenschaftlich fundierten Maßnahmen zur Risikominderung während Design, Entwicklung und Einsatz solcher Systeme sowie an einem grundlegenden Verständnis der Zusammenhänge zwischen Modellarchitektur, Modellverhalten und Leistung. Darüber hinaus besteht derzeit lediglich eine begrenzte und häufig ad-hoc organisierte Zusammenarbeit zwischen Industrie, Wissenschaft, Zivilgesellschaft und internationalen Akteur:innen in Bezug auf Sicherheitspraktiken.

In den Vereinigten Staaten hat das National Institute of Standards and Technology (NIST) das Artificial Intelligence Safety Institute (AIS) gegründet, um die Vorteile fortschrittlicher KI zu nutzen und gleichzeitig die damit verbundenen Risiken zu minimieren (NIST, 2024). Dieses Institut stützt sich auf zwei zentrale Beobachtungen:

- a) Die Vorteile von KI hängen von ihrer Sicherheit ab, und
- b) KI-Sicherheit erfordert eine strenge wissenschaftliche Grundlage.

Auch moderne Robotersysteme sind anfällig für Sicherheitsangriffe. Physische Angriffe zielen vor allem auf die Sensoren der Roboter ab, zum Beispiel durch das Blenden von Kameras mit intensivem Licht, um die Bildqualität zu beeinträchtigen und so die Bilderkennung zu stören, oder durch das Spoofing von LiDAR-Sensoren mittels Laserprojektion. Digitale Angriffe nutzen Software-Schwachstellen im Roboter aus – etwa in Algorithmen, Firmware, Kommunikationskanälen oder anderen Softwarekomponenten. Solche Angriffe betreffen alle Arten von Robotern.

Es gibt jedoch auch Angriffe, die gezielt auf die KI-Modelle moderner Roboter abzielen. Dazu gehören:

- Trainingsangriffe, bei denen die Trainingsdaten absichtlich manipuliert werden, um den Lernprozess des Modells zu beeinflussen.
- Inferenzangriffe, bei denen ein Angreifer durch gezielte Abfragen versucht, private Informationen über die Trainingsdaten zu gewinnen, indem er die Modellantworten analysiert.
- Gewährleistung von Safety & Security für KI-basierte Systeme.

In diesem Abschnitt werden zentrale Element einer Roadmap für sichere und geschützte KI-basierte Robotersysteme in industriellen Produktionsumgebungen vorgestellt. Dabei können mehrere zentrale Forschungsschwerpunkte zur Verbesserung den Safety & Security solcher Systeme identifiziert werden. Die vorgeschlagenen Empfehlungen basieren hauptsächlich auf wichtigen rezenten Studien (Finaro & Greenberg, 2025; Xiaowei et al., 2020; Xiaowei et al., 2024; VDMA et al., 2025).

Safety & Security durch Design: Safety & Security müssen bereits im Entwurfsprozess des Roboters berücksichtigt und integriert werden. Digitale Zwillinge und 3D-Simulationstechnologien können die Berücksichtigung sicherheitsrelevanter Aspekte im Design erheblich erleichtern, Sicherheitskonzepte validieren und bereits in frühen Entwicklungsphasen potenzielle Schwachstellen aufzeigen.

Training sicherer, vertrauenswürdiger und geschützter Modelle: Um ein vertrauenswürdige KI-Modell robust zu trainieren, ist ein rigoroser und transparenter Entwicklungsprozess erforderlich, der Datenqualität, Fairness und Interpretierbarkeit priorisiert. Die Trainingsdaten müssen repräsentativ, vielfältig und frei von schädlichen Verzerrungen sein, was eine sorgfältige Kuratierung und kontinuierliche Überprüfung voraussetzt. Die Robustheit des Modells sollte durch adversarielle Tests, Belastungstests und Unsicherheitsabschätzungen sichergestellt werden, um zuverlässige Leistung auch unter unvorhergesehenen Bedingungen zu gewährleisten. Die Integration menschlichen Feedbacks, etwa durch Reinforcement Learning from Human Feedback (RLHF), hilft dabei, das Verhalten des Modells an menschliche Werte und Absichten anzupassen. Schließlich sind vollständige Dokumentation, Reproduzierbarkeit der Ergebnisse sowie die Einhaltung etablierter ethischer und sicherheitsbezogener KI-Standards entscheidend für Verantwortlichkeit und langfristiges Vertrauen.

Verifikation von KI-Modellen: Die Bereitstellung von Safety & Security Garantien für KI-Modelle ist eine notorisch schwierige Aufgabe. Verifikationsmethoden lassen sich in drei Kategorien einteilen: deterministische Garantien (Beweis, dass eine Eigenschaft erfüllt wird), einseitige Garantien (Eigenschaft kann bewiesen, aber nicht widerlegt werden) und statistische Garantien (Quantifizierung der Wahrscheinlichkeit, dass eine Eigenschaft erfüllt ist). Ein typisches Problem der Verifikation liegt in der Skalierbarkeit der Analysemethoden. Während aktuelle Techniken meist nicht auf modernste visuelle KI-Modelle oder LLMs skalieren, sind datengesteuerte Steuerungen auf Basis neuronaler Netze oft für bestehende Verifikationsmethoden geeignet.

Testen von KI-Modellen spielt eine entscheidende Rolle beim Aufbau von Vertrauen in deren Korrektheit und Leistungsfähigkeit und trägt wesentlich zur Safety & Security Gewährleistung bei. Die Generierung von Testfällen wird typischerweise durch Abdeckungsmetriken gesteuert, die sicherstellen, dass das Modellverhalten umfassend geprüft wird. Inspiriert durch strukturelle Abdeckungsmetriken aus dem klassischen Softwaretest – wie z. B. NASA's Modified Condition/Decision Coverage (MC/DC) – wurden analoge Metriken für KI-Systeme entwickelt, darunter Neuron Coverage, Safety Coverage und Surprise Coverage. Neuron Coverage misst ähnlich wie Statement Coverage in der Softwaretestung, welche Neuronen durch einen Input aktiviert werden. Safety Coverage teilt den Eingaberaum in Hyperrechtecke auf und generiert mindestens einen Testfall pro Region. Surprise Coverage zielt auf Eingaben, die Verhaltensweisen auslösen, die während des Trainings nicht auftraten.

Zur Maximierung dieser Abdeckungen werden verschiedene Testgenerierungsmethoden verwendet, darunter Input- und Modellmutation, Fuzzing, Differentialtests und der Einsatz generativer adversarieller Netzwerke (GANs). Diese Methoden stärken gemeinsam die Robustheit und Vertrauenswürdigkeit von KI-Modellen, insbesondere für sicherheitskritische Anwendungen.

Monitoring und Schutzmechanismen (Guardrails) sind unerlässlich für einen sicheren und geschützten Betrieb von KI-Modellen, insbesondere in dynamischen sicherheitskritischen Umgebungen. Kontinuierliches Monitoring beinhaltet die Echtzeitbeobachtung des Modellverhaltens, um Anomalien, Modelldrift oder unerwartete Ausgaben zu erkennen, die auf Fehlfunktionen, Missbrauch oder neue Risiken hindeuten. Guardrails hingegen sind präventive Beschränkungen und Schutzmaßnahmen – z. B. Ein-/Ausgabefilter, Begrenzungen der Ausführungsrate, ethische Schranken und Notfall-Mechanismen – die verhindern, dass das Modell unsichere oder unbeabsichtigte Handlungen ausführt. Zu

diesen Maßnahmen gehören auch Red-Teaming-Übungen zur Aufdeckung von Schwachstellen, menschliche Überwachung bei risikobehafteten Entscheidungen sowie automatische Abschaltungen oder Warnsysteme bei Überschreiten definierter Schwellenwerte. Monitoring und Guardrails bilden gemeinsam eine mehrschichtige Sicherheitsstrategie, die nicht nur Schaden verhindert, sondern auch Vertrauen in die Modellnutzung durch Nachvollziehbarkeit, Verantwortlichkeit und rechtzeitige Eingreifmöglichkeiten schafft.

Interpretierbarkeit kann Safety & Security von KI-Modellen erheblich erhöhen, indem sie deren Entscheidungsprozesse für Menschen transparenter und verständlicher macht. Wird nachvollziehbar, warum ein Modell eine bestimmte Entscheidung getroffen hat, lassen sich Fehler oder unerwartetes Verhalten leichter erkennen und korrigieren. Dies ist besonders in sicherheitskritischen Bereichen wie Gesundheitswesen, Finanzwesen oder autonomem Fahren unerlässlich, wo intransparente Entscheidungen gravierende Folgen haben können. Interpretierbarkeit hilft außerdem, Schwachstellen zu erkennen, die für Angriffe (z. B. adversarielle Attacken) ausgenutzt werden könnten. Wer versteht, auf welche Merkmale das Modell reagiert, kann gezieltere Schutzmaßnahmen entwickeln und die Modellrobustheit steigern. Darüber hinaus stärkt Interpretierbarkeit die Verantwortlichkeit, da nachvollziehbare Modelle es ermöglichen, Ergebnisse auf konkrete Eingaben und Entscheidungswege zurückzuführen. Diese Transparenz fördert das Vertrauen und unterstützt regulatorische Anforderungen. Schließlich erleichtert Interpretierbarkeit auch das Debugging und die kontinuierliche Verbesserung durch gezieltes Nachtrainieren.

Datenschutz in KI-Modellen zielt darauf ab, Vertraulichkeit und Kontrolle über persönliche Daten sicherzustellen. Dies geschieht durch Techniken wie das Entfernen sensibler Informationen aus Trainingsdaten, den Einsatz von Differential Privacy während des Trainings und datenschutzfördernde Technologien wie Confidential Computing. Diese Ansätze entwickeln sich weiter, um der wachsenden Nutzung von KI in sensiblen Bereichen wie Gesundheitswesen, Rechtsdienstleistungen oder auch industrieller Fertigung gerecht zu werden – stets mit Fokus auf Vertraulichkeit und informierte Einwilligung. Während einige Techniken aus anderen Bereichen für allgemein einsetzbare KI noch zu rechenintensiv sind, ist das Entfernen personenbezogener Daten aus Trainingsdaten ein praktikabler und wirkungsvoller Ansatz zur Risikominimierung. Eine große Herausforderung für politische Entscheidungsträger besteht darin, mit der rasanten Entwicklung komplexer Datenschutzmaßnahmen über die gesamte KI-Wertschöpfungskette hinweg Schritt zu halten.

Kurzzusammenfassung:

Safety & Security sind wichtige Faktoren bei der Einführung KI-basierter digitaler Technologien. In diesem Abschnitt wurden die Herausforderungen bei der Gewährleistung sicherer und geschützter KI-basierter Systeme untersucht. Außerdem wurden Ansätze zur Sicherstellung von Safety & Security in der KI betrachtet, darunter Safety & Security by Design, sichere und geschützte KI-Trainingsmethoden, Verifikation und Testung von KI, Runtime Monitoring und Enforcement von KI, Interpretierbarkeit von KI sowie datenschutzfreundliche Methoden für KI.

1.4 Rechtlicher Rahmen, Normen, Standards, Geschäftsmodelle und Wertediskussionen

1.4.1 Welcher rechtliche Rahmen ist gegeben und wie schränkt dieser die Verwendung von Robotik, Mixed-Reality und KI ein? Welche Forderungen ergeben sich daraus für eine Adaptierung, um das innovative Potenzial von Robotik, Mixed-Reality und KI unter Wahrung gesellschaftlicher Werte ausschöpfen zu können? Aspekte der Normung, Standardisierung und offene Standards.

Da sich die Technologien der Robotik, Mixed Reality und KI rasch weiterentwickeln und immer stärker in die Gesellschaft integriert werden, ist das Verständnis des rechtlichen Rahmens, der ihre Nutzung regelt, unerlässlich. Diese Vorschriften zielen darauf ab, Sicherheit zu gewährleisten, Grundrechte zu schützen und ethische Standards einzuhalten. Gleichzeitig können sie jedoch auch Herausforderungen schaffen, die Innovation und Anwendung einschränken. Die Untersuchung, wie der aktuelle Rechtsrahmen diese Technologien begrenzt, hilft dabei, notwendige Maßnahmen zur Anpassung zu identifizieren und das richtige Gleichgewicht zwischen der Förderung von Innovation und der Wahrung europäischer Werte wie Datenschutz, Fairness und Verantwortlichkeit zu finden.

Rechtlicher und regulatorischer Rahmen für KI, Robotik und Mixed Reality in Österreich

In Österreich wird die Regulierung von KI im industriellen Kontext durch eine Kombination aus Rechtsvorschriften der Europäischen Union, nationalen Strategien und sektorspezifischen Gesetzen bestimmt. Der rechtliche und regulatorische Rahmen für KI, Robotik und MR entwickelt sich sowohl in Österreich als auch in Europa weiter, um sicherzustellen, dass diese Technologien sicher, ethisch und im Einklang mit den Grundrechten eingesetzt werden.

Das ArbeitnehmerInnenschutzgesetz (ASchG) spielt eine indirekte, aber wichtige Rolle bei der Regulierung des Einsatzes von KI, Robotik und Mixed Reality (MR) am Arbeitsplatz. Auch wenn das ASchG diese Technologien nicht ausdrücklich erwähnt, verpflichtet es Arbeitgeber dazu, die Sicherheit und den Gesundheitsschutz der Beschäftigten bei der Einführung neuer Arbeitsmittel oder Arbeitsprozesse – einschließlich KI-gesteuerter Systeme und Robotik – zu gewährleisten. Dazu gehören Gefährdungsbeurteilungen, die physische, psychische und ergonomische Risiken berücksichtigen müssen, die durch Automatisierung und digitale Werkzeuge entstehen können. Im Kontext von Mixed Reality fordert das ASchG die Berücksichtigung von Risiken wie sensorischer Überlastung, Desorientierung und Belastung. Arbeitgeber sind verpflichtet, präventive Maßnahmen umzusetzen, geeignete Schulungen anzubieten und die Arbeitsumgebung entsprechend anzupassen. Das ASchG dient somit als rechtliche Grundlage zur Bewältigung der arbeitsbedingten Risiken von KI und Robotik und stellt sicher, dass technologische Fortschritte nicht zulasten der Arbeitssicherheit gehen. Es ergänzt technologiespezifischere Regelungen auf EU-Ebene, wie den AI Act und die Maschinenverordnung.

Der AI Act der Europäischen Union bildet das Herzstück der KI-Regulierung in Österreich und trat am 1. August 2024 in Kraft (Regulation (EU) 2024/1689). Diese Verordnung schafft einen gemeinsamen Rechtsrahmen für KI in allen EU-Mitgliedstaaten, indem sie KI-Systeme nach ihrem Risikoniveau kategorisiert und entsprechende Verpflichtungen für Anbieter und Nutzer festlegt. Zwar verleiht der AI Act keine individuellen Rechte, jedoch regelt er den Einsatz von KI in beruflichen Kontexten, einschließlich industrieller Anwendungen. Österreich unterstützt die Umsetzung des AI Act durch den AI Service Desk (RTR, 2024), der von der Rundfunk und Telekom Regulierungs-GmbH (RTR) eingerichtet wurde und Unternehmen Beratung und Informationen zur Einhaltung der Verordnung bietet.

Die Datenschutz-Grundverordnung (DSGVO) ist ein umfassendes Datenschutzgesetz der Europäischen Union, das den Schutz personenbezogener Daten und die Wahrung der Privatsphäre sicherstellt (Regulation (EU) 2016/679). Sie legt strenge Regeln dafür fest, wie Organisationen personenbezogene Daten erheben, verarbeiten und speichern müssen, einschließlich Transparenzpflichten, Einwilligungen und umfangreicher Sicherheitsmaßnahmen. Die DSGVO spielt eine zentrale Rolle bei der Regulierung von KI-, Robotik- und Mixed-Reality-Technologien, da sie den Umgang mit großen Mengen sensibler Daten steuert, auf die diese Systeme oft angewiesen sind. Durch die Durchsetzung von Prinzipien wie Datenminimierung, Zweckbindung und den Betroffenenrechten (z. B. Auskunft und Löschung) sorgt die DSGVO dafür, dass Daten verantwortungsvoll und ethisch verarbeitet werden. Dies stärkt das Vertrauen der Nutzer und trägt dazu bei, Missbrauch, Diskriminierung oder Datenschutzverletzungen zu verhindern, wodurch der sichere und ethische Einsatz dieser Technologien gefördert wird.

Der Cyber Resilience Act (EC, 2024) ist ein europäischer Rechtsrahmen zur Stärkung der Cybersicherheit digitaler Produkte und Dienste auf dem EU-Binnenmarkt. Er legt verbindliche Anforderungen für Hersteller und Anbieter fest, um sicherzustellen, dass ihre Produkte – einschließlich Software und vernetzter Geräte wie KI-Systeme, Roboter und Mixed-Reality-Technologien – während ihres gesamten Lebenszyklus mit robusten Sicherheitsmaßnahmen ausgestattet sind. Durch verpflichtendes Risikomanagement, Meldepflichten bei Schwachstellen und rechtzeitige Sicherheitsupdates trägt der Cyber Resilience Act dazu bei, Cyberangriffe zu verhindern und Schäden durch Sicherheitslücken zu minimieren. Dieser Rechtsrahmen ist besonders relevant für KI, Robotik und MR, da er die Widerstandsfähigkeit gegenüber ständig wachsenden Cyberbedrohungen stärkt, den Schutz der Daten und die Sicherheit der Nutzer gewährleistet und damit das Vertrauen in diese Technologien fördert – sowohl in der Industrie als auch im Alltag.

Ergänzend zu den europäischen Initiativen verfolgt Österreich mit der nationalen KI-Strategie „Artificial Intelligence Mission Austria 2030“ (AIM AT 2030) das Ziel, die EU-weiten Vorgaben aktiv mitzugestalten (BMDW, 2021). Diese Strategie wurde mit Beteiligung von über 160 Expertinnen und Experten entwickelt und konzentriert sich auf die Förderung vertrauenswürdiger KI, den Ausbau digitaler Kompetenzen und die Anwendung von KI in verschiedenen Sektoren, einschließlich der Industrie. Im Mittelpunkt stehen dabei ethische Grundsätze, rechtliche Rahmenbedingungen und der Aufbau eines leistungsfähigen KI-Ökosystems, das Innovation und Wettbewerbsfähigkeit unterstützt.

Zusätzlich zu den oben genannten regulatorischen und rechtlichen Rahmenwerken gibt es zahlreiche Normen für den Einsatz von Robotik, KI und Mixed Reality (MR) in industriellen Umgebungen.

ISO 10218 – Sicherheitsanforderungen für Industrieroboter: Die ISO 10218 definiert die grundlegenden Sicherheitsanforderungen für die Konstruktion, Integration und Nutzung von Industrierobotern und deren Systemen. Sie legt Schutzmaßnahmen fest, um Risiken für Personen zu minimieren, die mit Robotern arbeiten. Der Standard behandelt Themen wie Not-Halt-Einrichtungen, Sicherheitszäune und sichere Steuerungssysteme.

ISO/TS 15066 – Sicherheitsanforderungen für kollaborative Roboter (Cobots): Dieser technische Standard ergänzt die ISO 10218 speziell für kollaborative Roboter, die direkt mit Menschen zusammenarbeiten. Er definiert Grenzwerte für biomechanische Belastungen und Kontaktkräfte, um Verletzungen bei Kollisionen zu vermeiden. Zudem beschreibt er Schutzprinzipien wie Geschwindigkeits- und Kraftbegrenzungen oder sicherheitsüberwachte Stoppfunktionen. Die ISO/TS 15066 unterstützt Entwickler dabei, sichere und effektive Mensch-Roboter-Kollaborationen zu ermöglichen.

Die IEC 60204-1 legt Anforderungen an die elektrische Sicherheit von Maschinen fest, einschließlich Industrierobotern. Sie behandelt Themen wie Schutz vor elektrischem Schlag, Not-Aus-Schaltungen, Verdrahtung, Erdung und Überspannungsschutz. Ziel ist es, Gefahren für Bediener und Wartungspersonal durch elektrische Komponenten zu minimieren. Der Standard ist zentral für den sicheren Betrieb automatisierter Anlagen und Robotersysteme.

ISO 23247 bietet ein Rahmenwerk für den Einsatz von Digitalen Zwillingen in der Fertigung. Es definiert die Architektur, Komponenten und Datenmodelle, die erforderlich sind, um reale Produktionssysteme virtuell abzubilden. Dadurch können Unternehmen Prozesse optimieren, Wartungen vorausschauend planen und Effizienz steigern. Der Standard unterstützt die Interoperabilität zwischen verschiedenen Systemen und ermöglicht eine nahtlose Integration in Industrie-4.0-Umgebungen.

ISO/IEC 23894 legt Richtlinien für das Risikomanagement im Zusammenhang mit KI-Systemen fest. Der Standard hilft Organisationen, Risiken über den gesamten Lebenszyklus von KI zu identifizieren, zu bewerten und zu kontrollieren. Er deckt sowohl technische als auch ethische und rechtliche Risiken ab. Ziel ist es, vertrauenswürdige, sichere und verantwortungsvolle KI-Systeme zu fördern.

Die IEEE 7000-Serie umfasst Standards für die Integration ethischer Werte in den Entwicklungsprozess von KI- und autonomen Systemen. Sie behandelt Themen wie Datenschutz, algorithmische Fairness, Transparenz und Verantwortung. Besonders wichtig ist die systematische Einbindung von Stakeholder-Werten während der Systementwicklung. Dadurch unterstützt sie Organisationen dabei, vertrauenswürdige und sozial verantwortliche KI zu entwickeln.

IEEE Global Initiative on Ethics of Autonomous and Intelligent Systems ist kein Standard, sondern ein umfassender Leitfaden zur ethischen Entwicklung autonomer und intelligenter Systeme. Sie stellt Prinzipien und Empfehlungen bereit, um KI-Systeme verantwortungsvoll und menschenzentriert zu gestalten. Die Initiative adressiert Themen wie Transparenz, Verantwortlichkeit, Datenschutz und soziale Auswirkungen. Ziel ist es, Ethik als festen Bestandteil technischer Entwicklung zu verankern.

Das Joint Technical Committee 21 (JTC 21) von CEN und CENELEC koordiniert die europäische Standardisierung für KI. Es arbeitet eng mit internationalen Normungsorganisationen wie ISO/IEC zusammen, um europäische Interessen in die globale KI-Standardisierung einzubringen. Themen sind unter anderem Vertrauenswürdigkeit, Sicherheit, Ethik und Interoperabilität von KI-Systemen. JTC 21 unterstützt die Umsetzung des EU AI Act durch technische Standards.

Die IEEE 2048-Serie entwickelt Standards für die Technologien der erweiterten (AR) und virtuellen Realität (VR). Sie behandelt Aspekte wie Interoperabilität, Sicherheit, Datenschutz und Nutzererfahrung. Der Fokus liegt darauf, die Qualität und Vertrauenswürdigkeit von AR/VR-Anwendungen zu verbessern. Diese Normen sind besonders relevant für industrielle Anwendungen, Bildung und Gesundheitswesen.

ISO/IEC 18039 definiert ein Referenzmodell für Mixed Reality (MR) und Augmented Reality (AR). Es beschreibt die grundlegenden Systemkomponenten, Schnittstellen und Prozesse, die erforderlich sind, um MR/AR-Systeme zu entwerfen und zu implementieren. Der Standard fördert die Interoperabilität zwischen unterschiedlichen Hardware- und Softwaresystemen. Damit unterstützt er die Entwicklung robuster und skalierbarer MR/AR-Lösungen in verschiedenen Branchen.

Forderungen zur Ausschöpfung innovativer Potenziale

In einem kürzlich veröffentlichten Strategiepapier (VDMA, 2025) schlägt der VDMA, das größte Netzwerk der Maschinen- und Anlagenbauindustrie in Deutschland und Europa, regulatorische Sandboxes als konkrete Maßnahme vor, um die europäische Regulierung flexibler zu gestalten und gleichzeitig die erforderlichen Sicherheits- und Compliance-Standards aufrechtzuerhalten. Diese Sandboxes sind kontrollierte Umgebungen, in denen neue Technologien, einschließlich KI, Robotik und Automatisierungssysteme, unter realistischen Bedingungen getestet, validiert und bewertet werden können, ohne dass sie sofort den vollständigen regulatorischen Anforderungen unterliegen. Dieser Ansatz ermöglicht es Unternehmen, innovative Lösungen zu erproben, Risiken frühzeitig zu identifizieren und ihre Technologien effektiver an zukünftige regulatorische Vorgaben anzupassen. Gleichzeitig können Aufsichtsbehörden die Auswirkungen dieser Technologien in der Praxis beobachten und die gewonnenen Erkenntnisse nutzen, um Regelungen gezielt weiterzuentwickeln. Artikel 57 des AI Act über AI Regulatory Sandboxes verpflichtet jeden EU-Mitgliedstaat dazu, mindestens eine solche Sandbox auf nationaler Ebene einzurichten. Diese Sandboxes sollen Innovation fördern, insbesondere kleine und mittlere Unternehmen (KMU) und Start-ups unterstützen, und gleichzeitig sicherstellen, dass technologische Entwicklungen mit ethischen Standards, Sicherheitsanforderungen und Grundrechten im Einklang stehen. Durch die Förderung der Zusammenarbeit zwischen Entwicklern, Regierungsbehörden und anderen Stakeholdern fungieren regulatorische Sandboxes als Brücke zwischen schnellem technologischem Fortschritt und verantwortungsvoller Regulierung.

Österreich kann Innovationen in den Bereichen KI, Robotik und Mixed Reality nicht im Alleingang vorantreiben. Es bedarf einer koordinierten europäischen Anstrengung, um das gesamte Innovationspotenzial in diesen Bereichen freizusetzen und die Wettbewerbsfähigkeit Europas zu stärken. Es gibt zahlreiche Initiativen, die Innovationen in diesen Sektoren erheblich fördern können. Ein einheitlicher europäischer Rechts- und Regelungsrahmen würde Bürokratie abbauen und damit die Kosten für die Einführung neuer Technologien in allen EU-Mitgliedstaaten senken. Spezialisierte EU-Einrichtungen können die Entwicklung neuer Technologien vom Prototyp (Technologiereifegrad 6–8) bis hin zur realen Anwendung beschleunigen und so insbesondere der europäischen Industrie, kleinen und mittleren Unternehmen (KMU) sowie Start-ups helfen, das Risiko bei der Einführung zu verringern und die Akzeptanz zu erhöhen. Solche Einrichtungen wurden bereits geschaffen, darunter die Testing and Experimentation Facilities (TEFs; European Commission, 2025a) für KI-gestützte Technologien, die mit 220 Millionen Euro gefördert werden, sowie die

Europäischen Digitalen Innovationszentren (EDIHs; European Commission, 2025b), die Zugang zu Hochleistungsrechnern (z. B. HPC), Fachwissen und Testumgebungen bieten.

Schließlich müssen Österreich und die EU in den Ausbau ihres KI-Talent-Ökosystems investieren, um KI-Kompetenzen zu stärken, einschließlich grundlegender KI-Kompetenzvermittlung, durch die Entwicklung von Exzellenz in der KI-Ausbildung, -Weiterbildung und -Forschung sowie durch die Gewinnung von KI-Talenten von außerhalb der EU. Diese Ziele, die im „AI Continent Action Plan“ (European Commission, 2025c) formuliert sind, können durch verschiedene Initiativen erreicht werden, wie etwa die Investition in (1) Master- und Promotionsprogramme mit Schwerpunkt auf KI, Robotik und Mixed Reality (z. B. EIT Digital Master School¹¹), (2) Ausbildungs- und Weiterbildungsprogramme zum Erwerb zukunftsrelevanter Kompetenzen in diesen Bereichen (z. B. Digi-Scheck¹² in Österreich) und (3) den Aufbau regionaler Innovationscluster für KI, Robotik und Mixed Reality mit Verbindungen zu Hochschulen, Start-ups und der Industrie.

Kurzzusammenfassung:

Die rechtlichen und regulatorischen Rahmenbedingungen für KI, Robotik und Mixed Reality in Österreich werden durch eine Kombination aus EU-Gesetzgebung, nationalen Strategien und branchenspezifischen Zielen bestimmt. Dabei gibt es mehrere vielversprechende Ansätze, um das Innovationspotenzial österreichischer und europäischer Technologien in diesen Bereichen zu sichern und gleichzeitig die europäischen Vorschriften und Werte zu berücksichtigen. Dazu zählen eine regulatorische Sandbox, ein einheitlicher europäischer Rechts- und Regulierungsrahmen, Einrichtungen zur Beschleunigung von Innovationen sowie der Ausbau des KI-Talent-Ökosystems durch Exzellenz in KI-Ausbildung, -Weiterbildung und -Forschung sowie die Gewinnung von KI-Talenten außerhalb der EU.

¹¹ <https://masterschool.eitdigital.eu/>

¹² <https://www.wko.at/lehre/digi-scheck-lehrlinge-2023-2024>

1.4.2 Inwiefern müssen dazu auch Geschäftsmodelle angepasst oder neu gedacht werden?

Die Digitalisierung ist ein wichtiger Enabler für die Entwicklung und den Einsatz von neuen Geschäftsmodellen. Plattform-Systeme, Servitization, Personalisierung, Automatisierung und Nachhaltigkeit sind zentrale Trends für die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle (Davenport & Ronanki 2018). Die Bereitstellung von Plattformen, neue Zahlungsmethoden (z.B. Pay-per-Use, Umsatzbeteiligung), neue Produkt- und Dienstleistungsangebote (z. B. Software as a Service, Mieten statt Kaufen, Teileigentum, Zusatzdienstleistungen) sowie die Bereitstellung von Cloud-Lösungen und Datenanalysen haben in vielen Branchen und Anwendungsbereichen Einzug gefunden. Auch Manufacturing as a Service (MaaS)-Geschäftsmodelle können genannt werden.

So können Geschäftsmodelle unterschiedliche positive und negative Auswirkungen auf die Arbeitswelt haben. Im Bereich der Mobilität und Essenzustellung haben sie etwa eine große Anzahl von neuen Jobs geschaffen, die jedoch gleichzeitig durch schlechte Arbeitsbedingungen gekennzeichnet sind. Geschäftsmodelle können jedoch auch dabei helfen, potenzielle negative Auswirkungen der Digitalisierung abzufedern; durch kundenzentrierte Produktentwicklungen und Serviceleistungen können sie zudem eine menschenzentrierte Entwicklung fördern.

Dabei ist anzumerken, dass bei Geschäftsmodellen per Definition immer die Frage zentral ist, wie Angebote entwickelt werden können, die einen Mehrwert für die Kund:innen schaffen und zugleich die Wettbewerbsfähigkeit des Unternehmens stärken. Rein organisatorische Maßnahmen zur Reduktion der negativen Auswirkungen des Einsatzes von Technologien auf die Belegschaft (z. B. organisatorische Innovationen, Prozessinnovationen), die keinen Bezug zum Markt und zur Generierung von Wert für die Kund:innen haben (Value Proposition), sollten entsprechend nicht als Geschäftsmodelle verstanden werden.

In der Literatur wurden einige Beispiele für Geschäftsmodelle angeführt werden, die das Potential von Robotik, MR und KI im Sinne einer menschenzentrierten und nachhaltigen Entwicklung zu heben und zu gestalten. Neue Geschäftsmodelle können Risiken der Digitalisierung nicht nur ausgleichen, sondern gezielt gestaltend auf die Arbeitswelt wirken. Hier können folgende Beispiele angeführt werden:

Hybride Geschäftsmodelle für nachhaltige Entwicklung

Hybride Geschäftsmodelle gewinnen an Relevanz, die ökonomische, ökologische und soziale Ziele integrieren. Ansätze wie die 3P-Logik (Profit, People, Planet) oder die von der Weltbank (WorldBank 2019) propagierten Human-Centred Business Models stellen die Vereinbarkeit von wirtschaftlichem Erfolg mit Klimaschutz, fairer Arbeit und sozialer Teilhabe in den Mittelpunkt.

Robotik und KI können hier zum Motor werden – etwa durch energieeffiziente Steuerungssysteme, ressourcenschonende Produktion oder MR-gestützte Lösungen für inklusive Arbeitswelten. Damit Nachhaltigkeit nicht nur ein „Add-on“ bleibt, sondern in die Geschäftslogik eingebettet ist, müssen Unternehmen ihre Prozesse konsequent auf Kreislaufwirtschaft und ökologische Transparenz ausrichten.

Gestaltung der Arbeitswelt durch lernzentrierte Modelle

Geschäftsmodelle können Weiterbildung und Partizipation als festen Bestandteil integrieren. MR eröffnet die Möglichkeit, Mitarbeitende in virtuellen Umgebungen zu schulen oder in Echtzeit bei komplexen Aufgaben zu unterstützen. Damit entstehen neue Berufsprofile wie digitale Trainer:innen, Experience Designer:innen oder MR-Coaches.

Besonders vielversprechend sind lernzentrierte Geschäftsmodelle, die Weiterbildung als Service anbieten. Upskilling- oder Reskilling-as-a-Service-Ansätze verankern Kompetenzentwicklung direkt in der Wertschöpfung und eröffnen auch benachteiligten Gruppen Zugang zu Qualifizierung. So werden Geschäftsmodelle zu einem aktiven Gestaltungsinstrument für soziale Inklusion und Beschäftigungsfähigkeit.

Geschäftsmodelle als Instrument zur Abfederung negativer Digitalisierungsfolgen

Ähnlich wie das Konzept von Industrie 5.0 der Europäischen Kommission zeigt das Global Lighthouse Network des Weltwirtschaftsforums, dass digitale Leuchtturmfabriken Reskilling-Programme, Sicherheitsmetriken und Nachhaltigkeitsziele explizit in ihre Service- und Erlösmodelle einbetten (World Economic Forum, 2019, 2025). So wird wirtschaftlicher Nutzen direkt mit sozialen und ökologischen Kennzahlen verknüpft.

Auch alternative Eigentums- und Datenmodelle gewinnen an Bedeutung. Unter dem Begriff Platform Cooperativism entstehen genossenschaftliche Plattformen, die

Beschäftigte an Governance und Gewinnen beteiligen und so Prekarisierung entgegenwirken (Scholz, 2016). Ergänzend zeigen Daten-Kooperativen, wie sensible Produktions- oder Wartungsdaten gemeinschaftlich verwaltet werden können. Mitglieder verhandeln kollektive Zugriffsrechte und Gegenleistungen wie Weiterbildung oder Preisnachlässe – ein Modell, das Industriefirmen erlaubt, Daten zu nutzen, ohne die Souveränität einzelner Akteur:innen zu gefährden (Pentland, 2021; Internet Policy Review, 2024).

Darüber hinaus verdeutlicht die Forschung des Fairwork-Projekts¹³, dass klare Mindeststandards für Bezahlung, Transparenz und Mitbestimmung die Arbeitsqualität in Plattformökonomien signifikant verbessern (Graham et al., 2017; Fairwork, 2020). Überträgt man dieses Prinzip auf industrielle Serviceplattformen, könnten Geschäftsmodelle so gestaltet werden, dass „gute Arbeit“ – z. B. durch garantierte Weiterbildungsstunden oder Arbeitsschutzmetriken – direkt in Leistungsversprechen und Pricing verankert wird.

Chancen für Startups und soziale Innovation

Die digitale Transformation schafft Chancen für Startups und Servicefirmen, die sich auf menschenzentrierte Innovationen spezialisieren. Beispiele sind Unternehmen im Bereich Responsible Innovation, die KI-Ethik, Datenschutz oder faire Plattformarbeit in den Mittelpunkt stellen. Auch Skill-Intelligence-Plattformen, die Qualifikationslücken sichtbar machen und individuelle Lernpfade entwickeln, zeigen, wie Geschäftsmodelle wirtschaftliches Potenzial mit gesellschaftlichem Mehrwert verbinden können. Es gibt einen wachsenden Nischenmarkt für Unternehmen, die sich auf ethische Technologieentwicklung spezialisiert haben, darunter KI-Ethik, Datenschutz und Cybersicherheit, um sicherzustellen, dass Technologie den menschlichen Werten und Rechten dient.

Diese internationalen Entwicklungen machen deutlich: Geschäftsmodelle sind nicht nur Vehikel der Wertschöpfung, sondern zugleich Steuerungsinstrumente für die sozialen Folgen der Digitalisierung. Unternehmen, die ihre Logik auf Stakeholder-Value, partizipative Datenmodelle und soziale und ökologische Outcomes ausrichten.

¹³ <https://www.fairwork-project.eu/>

Kurzzusammenfassung:

Traditionell sind Geschäftsmodelle in der Industrie stark auf Produktivität und Kostenoptimierung ausgerichtet. Robotik und KI können diese Logik fortschreiben, indem sie Fertigungsprozesse automatisieren, Qualitätskontrollen verbessern oder vorausschauende Wartung ermöglichen. Doch reine Effizienzsteigerung reicht nicht mehr aus. Der Einsatz von KI, MR und Robotik macht eine grundlegende Anpassung oder Neuentwicklung von Geschäftsmodellen notwendig. Es entstehen neue Rollenverteilungen zwischen Mensch und Maschine, neue Wertschöpfungspotenziale durch Daten und Plattformen sowie eine Verschiebung von Produkt- zu Dienstleistungslogiken. Diese Entwicklungen bieten enorme Chancen – insbesondere für jene Organisationen, die ihre Geschäftsmodelle proaktiv weiterentwickeln und an die digitale Realität anpassen. Zukünftige Geschäftsmodelle müssen stärker auf Wertorientierung setzen: Kund:innen erwarten Transparenz im Umgang mit Daten, ökologische Verantwortung und faire Arbeitsbedingungen. Die Integration dieser Werte wird zu einem entscheidenden Faktor für Wettbewerbsfähigkeit.

1.4.3 Wie kann eine Wertediskussion über diese neuen Formen erweiterter techno-sozialer Assistenz gefördert werden? Wie kann diese über traditionelle und produktivitätsorientierte Ansätze hinausgehen und neue Perspektiven auf Arbeit und gesellschaftliche Bedürfnisse eröffnen und eine menschengerechte Arbeitswelt bei Erhalt der Wettbewerbsfähigkeit gewährleisten?

Technologische Entwicklungen haben das Potenzial, Arbeitsprozesse – etwa durch die Automatisierung monotoner Tätigkeiten – so zu verändern, dass mehr Raum für sinnstiftende Aufgaben entsteht. Dennoch gelingt es oft nicht, das Potenzial digitaler Technologien wirklich zugunsten der Menschen auszuschöpfen. Stattdessen gibt es eine Vielzahl an Literatur, die die Schattenseiten der Technologie beleuchten.

In ihrer Literaturübersicht analysieren Marsh et al. (2022) kritisch die möglichen negativen Auswirkungen der digitalen Arbeitswelt auf Beschäftigte. Unter dem Begriff digitale Arbeitswelt verstehen sie ein breites Spektrum vernetzter Technologien, die täglich für berufliche Aufgaben genutzt werden. Dazu zählen unter anderem Kommunikations- und

Kollaborationstools, das Intranet, E-Mail, CRM- und ERP-Systeme, HR-Plattformen, digitale Kalender sowie zahlreiche weitere softwaregestützte Unternehmensprozesse. Obwohl diese Technologien einerseits Effizienzsteigerungen und mehr Flexibilität ermöglichen, zeigen Marsh et al., dass ihre Nutzung auch mit erheblichen Belastungen für die Beschäftigten verbunden sein kann. Zu den häufig genannten negativen Effekten gehören Technostress – also Stress durch den Umgang mit Technologie – sowie eine kognitive Überforderung durch die Vielzahl paralleler Anforderungen. Weitere belastende Faktoren sind ständige Unterbrechungen durch Nachrichten oder Benachrichtigungen, digitale Ablenkungen, die zu Konzentrationsverlust führen können, sowie Probleme bei der Abgrenzung von Arbeits- und Privatleben, etwa durch dauerhafte Erreichbarkeit oder das Verschwimmen von Arbeitszeit und Freizeit. Darüber hinaus wird auf Phänomene wie digitale Erschöpfung, Angst vor Technologieversagen und Abhängigkeit von digitalen Tools hingewiesen, die langfristig die psychische Gesundheit der Beschäftigten beeinträchtigen können. Für den Bereich XR-gestützte Assistenz in der Montage konnte gezeigt werden, dass die Nutzer*innen von AR-basierten Assistenzsystemen eine eingeschränkte Wahrnehmung von Autonomie haben. In Verbindung damit nahmen die Teilnehmenden eine passive Arbeitshaltung ein und empfanden ein begrenztes Verantwortungsgefühl hinsichtlich des Ergebnisses der AR-unterstützten Montagetätigkeit. Gleichzeitig schrieben sie Fehler bei der Montage jedoch weiterhin sich selbst zu (Gerdenitsch et al., 2022a).

Diese Belastungen kann man auch im Zusammenhang mit Krankenstandstagen sehen. Mentale Belastungen und Erschöpfungszustände rücken zunehmend in den Fokus. Seit Mitte der 1990er-Jahre hat sich die Zahl der Krankenstandstage aufgrund psychischer Erkrankungen in Österreich vervierfacht. Nach einer stabilen Phase zwischen 2012 und 2018 kam es ab 2019 zu deutlichen Anstiegen – zuletzt um 2,4 % pro Beschäftigtem. Der Anteil psychischer und Verhaltensstörungen an den gesamten Fehlzeiten stieg von etwa 3 % in den 1990er-Jahren auf 10,3 % im Jahr 2023 (WIFO, 2024). Vor diesem Hintergrund ist es umso wichtiger, sich mit dem Thema menschengerechter digitaler Arbeit auseinanderzusetzen und eine wertebasierte Diskussion darüber zu führen.

Weiters stellt sich die Frage, ob digitale Assistenzsysteme – sei es physisch oder kognitiv – nicht als Zwischenschritt zur vollständigen Automatisierung betrachtet werden können. So werden beispielsweise Montageanleitungen digital auf Bildschirmen oder über Head-Mounted Displays mittels Augmented Reality angezeigt, um die kognitive Belastung durch Informationsverarbeitung zu reduzieren. Physische Belastungen, wie das Heben und Tragen, können durch den Einsatz von Robotern oder Exoskeletten verringert werden. Diese technischen Arbeitsmittel können kognitive als auch physische Beanspruchungen

der Beschäftigten reduzieren. In diesem Zusammenhang wird lebenslanges Lernen zu einer zentralen Anforderung und eine Notwendigkeit. Organisationen müssen sich daher damit auseinandersetzen, welche Kompetenzen – die durch die Digitalisierung möglicherweise verloren gehen – im Betrieb erhalten bleiben müssen. Diese Kompetenzen gilt es gezielt zu fördern (Gerdenitsch et al., 2012). Deshalb ist Weiterbildung von großer Bedeutung (siehe auch Themenbereich 1).

Es gibt unterschiedliche Ansätze in der Technologieentwicklung, darunter einen technologieorientierten und einen menschenzentrierten Ansatz. Ein technologiezentrierter Ansatz legt den Fokus auf die Entwicklung technischer Lösungen, wobei technische Möglichkeiten im Vordergrund stehen. Die Entwicklung von KI-Systemen wurde häufig dafür kritisiert, diesem Ansatz zu folgen. So wird argumentiert, dass KI-Expertinnen oft vor allem auf Algorithmen fokussiert sind und dabei die Nutzeranforderungen vernachlässigen (Xu et al., 2023). Dies kann dazu führen, dass Technologien den tatsächlichen Bedürfnissen der Nutzerinnen nicht gerecht werden (Stehen, 2008; Yampolskiy, 2019) und potenziell Schäden für Mensch und Gesellschaft verursachen (Shneiderman, 2020; Russell et al., 2025). Zudem kann die Ausgrenzung der Beschäftigten aus der Gestaltung KI-basierter Technologien am Arbeitsplatz negative Auswirkungen auf Arbeitsbedingungen sowie Produktivität und Gesundheit haben. Als Alternative hat sich der menschenzentrierte Ansatz in der KI-Entwicklung (Human-Centered AI, HCAI) etabliert, bei dem Forschende und Praktiker KI-Systeme an den Bedürfnissen der Menschen ausrichten (Capel & Brereton, 2023). Nationale und internationale Initiativen sowie Forschungsgruppen an Institutionen wie Stanford, UC Berkeley und MIT setzen sich für eine humanistische und ethische KI ein, die menschliche Fähigkeiten stärkt, statt sie zu ersetzen (Capel & Brereton, 2023). Demgegenüber stehen Technologiekonzerne wie Meta, die ein neues KI-Labor zur Erforschung von Superintelligenz¹⁴ aufbauen. Superintelligenz bezeichnet die Idee, dass Maschinen menschliche Intelligenz übertreffen und durch eine Intelligenzexplosion noch intelligentere Maschinen entwerfen könnten (Coeckelbergh, 2020).

Das Ziel menschenwürdiger Arbeit ist Bestandteil von Ziel 8 der Nachhaltigkeitsziele der Vereinten Nationen (Sustainable Development Goals, SDGs)¹⁵. Unter dem Begriff der menschenwürdigen Arbeit, menschengerechten Arbeit, oder „guten“ Arbeit existieren

¹⁴ <https://www.nytimes.com/2025/06/10/technology/meta-new-ai-lab-superintelligence.html>

¹⁵ <https://unric.org/de/17ziele/sdg-8/>

unterschiedliche Perspektiven, insbesondere aus den Disziplinen der Arbeitswissenschaften, der Arbeitspsychologie und der Arbeitssoziologie.

In der Arbeitspsychologie existieren verschiedene Theorien, die sich mit der Frage beschäftigen, was ein gutes, gesundes oder menschenwürdiges Arbeitsleben ausmacht. Ein zentraler Zugang besteht darin, Arbeitsbedingungen systematisch zu beschreiben und deren Auswirkungen zu analysieren. Ein etabliertes Modell in diesem Kontext ist das Job-Demands-Resources-Modell, das von Demerouti et al. (2001) entwickelt und später von Bakker und Demerouti (2007) weiterentwickelt wurde. Es ähnelt in seiner Grundidee dem früheren Job-Demands-Control-Modell von Karasek (1979). Das Job-Demands-Resources-Modell unterscheidet zwischen Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen. Arbeitsanforderungen werden definiert als „physische, psychologische, soziale oder organisationale Aspekte der Arbeit, die andauernde körperliche und/oder psychische (kognitive oder emotionale) Anstrengung oder Fähigkeiten erfordern und daher mit bestimmten physiologischen und/oder psychologischen Kosten verbunden sind“ (Bakker & Demerouti, 2007, S. 312). Beispiele hierfür sind hoher Arbeitsdruck oder emotionale Belastungen. Arbeitsressourcen hingegen umfassen „physische, psychologische, soziale oder organisationale Aspekte der Arbeit, die entweder: a) zur Erreichung von Arbeitszielen funktional sind, b) Arbeitsanforderungen und damit verbundene physische oder psychische Kosten reduzieren oder c) persönliches Wachstum, Lernen und Entwicklung fördern“ (ebd.). Typische Beispiele für Ressourcen sind Entscheidungsspielräume oder soziale Unterstützung. Aus dem Modell lässt sich ableiten, dass ein menschengerechtes Arbeitsleben durch ein ausgewogenes Verhältnis von Anforderungen und Ressourcen gekennzeichnet ist – ein Gleichgewicht, das Motivation und Engagement fördert und gleichzeitig die Gesundheit erhält, indem es Erschöpfung vorbeugt.

Ein weiterer Zugang zur Beschreibung eines guten Arbeitslebens besteht darin, psychologische Grundbedürfnisse in den Mittelpunkt zu stellen. Forschungen zeigen, dass ein erfülltes und gesundes Arbeitsleben insbesondere dann möglich ist, wenn zentrale psychologische Bedürfnisse befriedigt werden (Ryan & Deci, 2000; Gagné & Deci, 2005; Sheldon et al., 2001). Zu diesen gehören das Bedürfnis nach Autonomie, nach sozialer Eingebundenheit und nach Kompetenz. Das Bedürfnis nach Autonomie beschreibt das Streben von Individuen nach Selbstbestimmung und Wahlfreiheit hinsichtlich ihrer Tätigkeiten. Soziale Eingebundenheit bezieht sich auf das Bedürfnis, sich mit anderen verbunden zu fühlen und stabile zwischenmenschliche Beziehungen zu erleben. Das Kompetenzbedürfnis schließlich beschreibt den Wunsch, eigene Fähigkeiten als wirksam zu erleben, also das Gefühl zu haben, Herausforderungen erfolgreich bewältigen zu

können. In der heutigen digitalisierten Arbeitswelt gewinnt darüber hinaus das Bedürfnis nach Sinnhaftigkeit (Meaning) zunehmend an Bedeutung. Es beschreibt das Erleben eines tieferen Zwecks in der eigenen Arbeit, ein Verständnis für die eigene Rolle im größeren Zusammenhang sowie das Streben nach persönlicher Entfaltung und Authentizität – also danach, „zu dem Menschen zu werden, der man wirklich ist“. Gerade in Zeiten technologischer Transformation, Automatisierung und KI wird Sinnstiftung im Arbeitskontext zu einem zentralen Faktor für Motivation, Engagement und psychisches Wohlbefinden.

Auch in der Arbeitssoziologie gibt es eine langjährige Debatte darüber, was „gute Arbeit“ ausmacht. Der Begriff ist nicht abschließend definiert, umfasst jedoch zentrale Aspekte wie ein angemessenes Einkommen, das Vorhandensein bestimmter Ressourcen sowie das Fehlen unangemessener Belastungen. Dies ist ähnlich zu dem Zugang der Arbeitspsychologie. Unter Ressourcen versteht man dabei soziale Ressourcen – etwa Kommunikation und Wertschätzung durch Kolleginnen und Kollegen – sowie Aspekte der individuellen Entwicklung, wie z.B. Sinnhaftigkeit der Arbeit, Kreativität, Autonomie und Weiterbildungsmöglichkeiten. Zu den unangemessenen Belastungen zählen unter anderem mangelnde Arbeitsplatzsicherheit, körperlich anstrengende Tätigkeiten, eine hohe Komplexität der Aufgaben, Über- oder Unterforderung sowie eine hohe Arbeitsintensität (Fuchs & Bielenski, 2006). Ein weiterer zentraler Begriff zur Beschreibung der Qualität von Arbeit ist die Arbeitsbelastung. Sie beschreibt die Anforderungen, denen Menschen im normalen Arbeitsalltag ausgesetzt sind, und umfasst technische, organisatorische und soziale Faktoren der Arbeit (Gimpel et al., 2019).

Zudem gibt es eine Reihe von Initiativen institutioneller Akteur:innen, die sich für eine menschengerechte Arbeitswelt einsetzen. Dazu zählen etwa das Arbeitsinspektorat, die Arbeiterkammern, Gewerkschaften, Projekte zur „Gesunden Arbeit“, aber auch europäische Einrichtungen wie die Europäische Stiftung zur Verbesserung der Lebens- und Arbeitsbedingungen (European Foundation for the Improvement of Living and Working Conditions).

Ein Beispiel für den Versuch, „gute Arbeit“ messbar zu machen, ist der Index Gute Arbeit¹⁶ (Deutschland). Humanisierung der Arbeit wird in Deutschland seit den 1970er-Jahren diskutiert. Der Begriff bezeichnet in der Regel alle Strategien und Maßnahmen zur konkreten Verbesserung der Arbeitsbedingungen im Sinne humaner Zielsetzungen. Ein

¹⁶ <https://index-gute-arbeit.dgb.de/dgb-index-gute-arbeit/was-ist-der-index>

besonderer Fokus lag auf der Überwindung tayloristisch-fordistischer Arbeitsorganisation, deren Hauptmerkmale die Trennung von Planung und Ausführung sowie die Zergliederung der Arbeit sind (Kreikebaum, 2013). Aus der Diskussion um die Humanisierung der Arbeit entwickelte sich schließlich das Modell der Guten Arbeit, auf dessen Grundlage der Deutsche Gewerkschaftsbund regelmäßig den Index Gute Arbeit veröffentlicht. Seit 2007 wird jährlich eine repräsentative Erhebung unter Beschäftigten in Deutschland durchgeführt – basierend auf der Annahme, dass Arbeitnehmer:innen selbst am besten über ihre Arbeitsqualität Auskunft geben können. Die Befragung erfolgt telefonisch und erfasst verschiedene Branchen, Regionen und Altersgruppen. Die Ergebnisse werden in einen Indexwert zwischen 0 (= denkbar schlechteste Arbeitsqualität) und 100 (= optimale Arbeitsbedingungen) überführt; zusätzlich werden elf zentrale Kriterien von Arbeitsqualität ausgewertet. Je höher der Wert, desto besser die eingeschätzten Arbeitsbedingungen. Der Index ist eine Initiative des DGB und seiner Mitgliedsgewerkschaften und wird auch betrieblich genutzt, etwa zur Analyse und Verbesserung von Arbeitsbedingungen in Unternehmen und Verwaltungen.

Der österreichische Arbeitsklima Index¹⁷ ist ein wichtiger Indikator zur Messung der Arbeitszufriedenheit und des subjektiven Erlebens von Arbeitnehmer:innen in Österreich. Er wurde 1997 von der Arbeiterkammer Oberösterreich gemeinsam mit den Sozialforschungsinstituten IFES und FORESIGHT ins Leben gerufen. Ziel des Index ist es, Veränderungen in der Arbeitswelt aus Sicht der Beschäftigten frühzeitig zu erkennen – noch bevor sie sich in klassischen Wirtschaftskennzahlen wie dem BIP oder dem Verbraucherpreisindex abbilden. Grundlage des Index sind regelmäßige Befragungen von unselbstständig Erwerbstätigen in ganz Österreich. Jährlich werden dabei rund 3.600 Arbeitnehmer:innen in persönlichen Interviews zu Themen wie Arbeitszeit, betriebliche Sozialleistungen, Betriebsklima oder Konflikte mit Vorgesetzten befragt. Die Ergebnisse werden halbjährlich zu einem Gesamtindex verdichtet und quartalsweise veröffentlicht. Der Arbeitsklima Index bietet damit eine fundierte und kontinuierliche Einschätzung zur Stimmung in der österreichischen Arbeitswelt und dient sowohl der Politik als auch Unternehmen als wichtige Entscheidungsgrundlage zur Gestaltung menschengerechter Arbeitsbedingungen.

¹⁷

https://ooe.arbeiterkammer.at/beratung/arbeitundgesundheit/arbeitsklima/arbeitsklima_index/index.html

Der European Working Conditions Survey¹⁸ (EWCS) ist eine regelmäßig durchgeführte Erhebung der Europäischen Stiftung zur Verbesserung der Lebens- und Arbeitsbedingungen (Eurofound), die einen umfassenden Überblick über die Arbeitsbedingungen in Europa bietet. Ziel ist es, sowohl die Arbeitsrealität von abhängig Beschäftigten als auch von Selbstständigen auf einer harmonisierten und vergleichbaren Basis zu erfassen. Die Befragung verfolgt mehrere zentrale Ziele: Sie soll Arbeitsbedingungen messen und quantifizieren, Zusammenhänge zwischen verschiedenen Aspekten der Arbeitswelt analysieren, Risikogruppen und Problembereiche identifizieren, Trends beobachten sowie politische Entscheidungsprozesse in Europa im Bereich Arbeitsqualität und Beschäftigung unterstützen. Inhaltlich deckt der Fragebogen ein breites Spektrum an Themen ab. Dazu gehören unter anderem der Beschäftigungsstatus, die Dauer und Organisation der Arbeitszeit, die Struktur der Arbeitsorganisation, Möglichkeiten für Lernen und Weiterbildung, physische und psychosoziale Risikofaktoren, Arbeitssicherheit und Gesundheitsschutz, die Vereinbarkeit von Berufs- und Privatleben, Beteiligung am Arbeitsplatz, Einkommen und finanzielle Sicherheit sowie die Auswirkungen der Arbeit auf die Gesundheit. Besonders beachtet wird dabei auch der Aspekt der Geschlechtergerechtigkeit. Der Survey wird auf Basis einer repräsentativen Stichprobe durchgeführt, wobei in jeder Welle zufällig ausgewählte Arbeitnehmer:innen und Selbstständige persönlich befragt werden. Er liefert damit eine einzigartige Datenbasis zur Analyse von Arbeitsbedingungen in Europa und trägt wesentlich zur wissenschaftlichen und politischen Debatte über „gute Arbeit“ bei.

Letztendlich kann die Internationale Arbeitsorganisation (ILO) als eine Sonderorganisation der Vereinten Nationen mit dem Mandat, soziale Gerechtigkeit und wirtschaftlichen Fortschritt durch die Festlegung internationaler Arbeitsstandards zu fördern, erwähnt werden. Gegründet im Oktober 1919 im Rahmen des Völkerbundes, ist sie eine der ältesten und ersten spezialisierten Agenturen der UN. Eines der zentralen Ziele der ILO ist die Förderung produktiver Beschäftigung und menschenwürdiger Arbeit für alle (ILO, 2013). Menschenwürdige Arbeit, wie sie von der ILO definiert wird, umfasst vier zentrale Bereiche: die Achtung grundlegender Arbeitnehmerrechte und internationaler Arbeitsnormen, die Förderung von Beschäftigung, sozialer Schutz sowie sozialer Dialog. Die Messung menschenwürdiger Arbeit erfolgt auf Grundlage von elf Kategorien, die folgende Aspekte beinhalten: Beschäftigungsmöglichkeiten, angemessenes Einkommen und produktive Arbeit, angemessene Arbeitszeiten, Vereinbarkeit von Beruf, Familie und Privatleben, Arbeit, die abgeschafft werden sollte (z. B. Kinderarbeit, Zwangsarbeit),

¹⁸ <https://www.eurofound.europa.eu/en/surveys/european-working-conditions-surveys-ewcs>

Stabilität und Sicherheit der Beschäftigung, Gleichstellung und Gleichbehandlung in der Beschäftigung, sicheres und gesundes Arbeitsumfeld, soziale Sicherung, sozialer Dialog sowie Vertretung von Arbeitnehmer:innen und Arbeitgeber:innen.¹⁹

Menschengerechte Arbeitswelt und gleichzeitig Wettbewerbsfähigkeit - Förderung einer Wertediskussion

Eine zentrale Frage unserer Zeit ist, wie sich eine menschengerechte Arbeitswelt mit globaler Wettbewerbsfähigkeit vereinbaren lässt. Auf der einen Seite lässt sich argumentieren, dass eine menschengerechte Arbeitswelt Bedingungen schafft, unter denen Menschen ihr volles Potenzial entfalten können. Dies fördert Innovation, steigert die Produktivität und stärkt langfristig auch die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen. Auf der anderen Seite zeigt ein Blick auf globale Entwicklungen – etwa das wirtschaftliche Wachstum in Ländern wie China unter oftmals menschenunwürdigen Arbeitsbedingungen –, dass sich wirtschaftlicher Erfolg nicht immer mit menschenwürdiger Arbeit zu verbinden scheint. Im Jahr 2024 waren die Länder mit dem größten Bruttoinlandsprodukt die USA, gefolgt von China, Deutschland, Japan und Indien²⁰. Die USA und China sind jedoch nicht vorrangig für menschenwürdige Arbeitsbedingungen bekannt. Auch ökologische Nachhaltigkeit steht dort oft nicht im Vordergrund. Daher sollte hinterfragt werden, ob neben wirtschaftlichem Wachstum nicht auch andere Werte wie soziale Gerechtigkeit und Nachhaltigkeit an Bedeutung gewinnen sollten. Daraus ergibt sich die berechtigte Frage, wie sich menschenwürdige Arbeitsbedingungen mit dem Druck globaler Märkte in Einklang bringen lassen.

Wertediskurse sind in diesem Zusammenhang unerlässlich. Sie können auf verschiedenen Ebenen stattfinden: i) Individuell, etwa durch Informationsangebote, Bücher oder Medien, die zur Auseinandersetzung mit dem Thema anregen. Hierbei spielt auch die angewandte Forschung, die nicht nur Wissen generiert, sondern auch aktiv nach außen trägt eine wesentliche Rolle. Wertediskurse können und sollten auch in ii) Organisationen stattfinden. Beispielsweise im Zuge der Einführung neuer Technologien, bei strategischen Zukunftsplanungen oder durch gezielte Mitarbeiterveranstaltungen, die den Werte- und Kulturdiskurs fördern. Zudem können sie auf der iii) gesellschaftlichen und politischen Ebene stattfinden, etwa durch die Integration dieser Themen in Schulen,

¹⁹ https://www.ilo.org/wcmsp5/groups/public/---dgreports/---integration/documents/meetingdocument/wcms_115402.pdf

²⁰ <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/157841/umfrage/ranking-der-20-laender-mit-dem-groessten-bruttoinlandsprodukt/>

Bildungseinrichtungen oder öffentlich geführte Diskussionen zur Digitalisierung und ihren Auswirkungen, sowie im Rahmen von Gesetzen.

Dafür bieten die genannten theoretische Grundlagen zur menschenwürdigen Arbeit sowie bestehende Indizes und Erhebungen eine Basis, um diese Debatten faktenbasiert zu führen und weiterzuentwickeln. Auch Bewegungen in diesem Kontext können genutzt werden. Beispielsweise sind zur Förderung des gesellschaftlichen Diskurses die Aktivitäten rund um den digitalen Humanismus²¹ zu erwähnen (Fuchs, 2022; Coeckelbergh, 2024; Werthner et al., 2024), die auch einen breiten Diskurs zur Wertediskussion mittragen. Der digitale Humanismus ist ein Konzept, das sich mit der Schnittstelle zwischen technologischer Entwicklung, insbesondere der digitalen Transformation, und den Werten des Humanismus befasst. Konkret versteht man unter digitalem Humanismus eine Bewegung, die für einen menschenzentrierten Umgang mit digitalen Technologien in enger Verbindung mit gesellschaftlichen Entwicklungen eintritt. Ziel ist es, Technologien so zu gestalten, dass sie mit menschlichen Werten im Einklang stehen und die menschliche Handlungsfähigkeit und Kontrolle über Technik erhalten bleiben. Dabei geht es um die Integration ethischer, sozialer und gesellschaftlicher Überlegungen in die Technologieentwicklung, die Förderung interdisziplinärer Zusammenarbeit sowie die bewusste Reflexion über die Auswirkungen des digitalen Fortschritts auf das Zusammenleben (Coeckelbergh, 2024).

Abschließend kann noch ein Beispiel für die ambivalenten Auswirkungen von AR-Assistenzsystemen erwähnt werden. Die Ergebnisse sind aus einer publizierten Studie von Gerdenitsch et al., (2022). Dies kann zur Wertediskussion genutzt werden: Eine Studie von Gerdenitsch et al. (2022) untersuchte, wie AR-gestützte Assistenzsysteme in der industriellen Montage die Arbeitsleistung und das Erleben von Beschäftigten beeinflussen. In zwei empirischen Studien wurden drei Instruktionsformen (bildschirmbasiert, XR statisch, XR animiert) verglichen. Die Ergebnisse zeigen, dass animierte XR-Anleitungen die kürzeste Bearbeitungszeit ermöglichen und die wenigsten Fehler hatten – also die Leistung steigern. Gleichzeitig traten jedoch auch potenziell negative Effekte zutage: Nutzerinnen erlebten die AR-Assistenz nicht nur als hilfreich, sondern begannen, sie als autoritär wahrzunehmen. Diese Wahrnehmung führte teilweise zu einem passiven Rollenverständnis – die Menschen fühlten sich der Technologie unterlegen und gaben unbewusst die Steuerung ab. In der Studie zeigte sich das daran, dass Teilnehmerinnen zögerten, Sprachbefehle zu geben, und stattdessen abwarteten, bis

²¹ <https://digitalhumanism.at/>

die Technologie "Anweisungen" erteilt. Dieses Verhalten erinnert an sogenannte „mindless interactions“, wie sie auch bei Navigationssystemen beschrieben wurden: Menschen folgen den Anweisungen „blind“ und verlieren den aktiven Überblick über ihre Umgebung (Parush et al., 2007). AR-Assistenzsysteme können die Performance steigern, bergen aber auch das Risiko, dass Beschäftigte langfristig eine passive, fremdbestimmte Rolle einnehmen. Für eine menschengerechte Gestaltung digitaler Arbeit ist es daher entscheidend, dass Assistenzsysteme nicht nur effizient, sondern auch autonomie- und kompetenzfördernd gestaltet werden.

Kurzzusammenfassung:

Technologische Entwicklungen wie KI, AR oder digitale Assistenzsysteme können Arbeitsprozesse effizienter gestalten und monotone Tätigkeiten reduzieren. Dennoch zeigt die Forschung, dass diese Technologien nicht automatisch zu einer menschengerechteren Arbeitswelt führen. Stattdessen nehmen psychische Belastungen wie Technostress, kognitive Überforderung oder digitale Erschöpfung zu. Studien zeigen, dass der Einsatz digitaler Systeme oft mit eingeschränkter Autonomie, passiver Haltung und Unsicherheiten der Beschäftigten einhergeht. Gleichzeitig steigen in Österreich die Krankenstandstage aufgrund psychischer Erkrankungen stark an.

Ein zentrales Ziel muss daher die Gestaltung menschenwürdiger Arbeit sein – wie sie u. a. in Ziel 8 der UN-Nachhaltigkeitsziele verankert ist. Konzepte aus Arbeitspsychologie und -soziologie bieten fundierte Modelle, etwa das Job-Demands-Resources-Modell oder die Theorie psychologischer Grundbedürfnisse (Autonomie, soziale Eingebundenheit, Kompetenz, Sinn).

Werte- und Kulturdiskurse sollten auf individueller, organisationaler und gesellschaftlicher Ebene geführt werden – unterstützt durch Indikatoren wie den Arbeitsklima Index oder den Index Gute Arbeit und wissenschaftlichen Studien.

2 Erfassung der Perspektiven von Stakeholder:innen zu Bewältigungsmaßnahmen

Die Einbindung von Stakeholder-Perspektiven zu möglichen Bewältigungsmaßnahmen ergänzte die systematische Analyse des Forschungsstands und erweiterte diese um praxisnahe Einschätzungen. Aufbauend auf den zuvor identifizierten vier Themenfeldern wurden im Projekt drei Co-Creation-Workshops durchgeführt, um praxisnahe Einschätzungen, Erfahrungen und Lösungsansätze aus unterschiedlichen Perspektiven in den Analyseprozess zu integrieren.

Der erste Workshop fokussierte auf erforderliche Qualifikationen und Kompetenzen sowie auf Fragen der Wissensvermittlung und der Aus- und Weiterbildung in der digitalen Produktion. Im zweiten Workshop standen die Weiterentwicklung von Berufs- und Rollenbildern, der bewusste Umgang mit neuen Technologien, wertebezogene Fragestellungen sowie Einflussfaktoren auf gesellschaftliche Teilhabe im Mittelpunkt. Der dritte Workshop behandelte den rechtlichen Rahmen, Geschäftsmodelle sowie Aspekte von Safety & Security und Normen & Standards.

Ziel der Workshops war es, die zuvor erarbeiteten Erkenntnisse zu reflektieren, durch praxisnahe Perspektiven zu ergänzen und konkrete Bewältigungsmaßnahmen gemeinsam mit Stakeholder:innen weiterzuentwickeln. Die nachfolgenden Abschnitte bündeln die zentralen Ergebnisse dieser Diskussionen und stellen die daraus abgeleiteten Handlungsansätze dar.

2.1 Workshop zu „Erforderliche Qualifikationen und Kompetenzen, Wissensvermittlung, Aus- und Weiterbildung in der digitalen Produktion“

Dieses Kapitel fasst die Ergebnisse des Workshops zum Thema „Erforderliche Qualifikationen, Wissensvermittlung, Aus- und Weiterbildung in der digitalen Produktion“ vom 13. Oktober 2025 zusammen. Die Diskussionen konzentrierten sich auf

Herausforderungen im Bildungssystem, in Betrieben und im politischen/regulatorischen Umfeld sowie auf die Frage, wie Kompetenzen für KI-basierte Produktionsumgebungen nachhaltig aufgebaut und vermittelt werden können.

Am Workshop teilgenommen haben 3 Teilnehmer:innen aus Wissenschaft/Forschung, 1 aus Interessenvertretung, 1 aus Produktionsbetrieben sowie Vertreter:innen des Projektteams (AIT).

2.1.1 Identifizierte Herausforderungen

Die im Rahmen der Diskussionen identifizierten Herausforderungen sind vielschichtig und eng miteinander verflochten. Sie ergeben sich aus der Dynamik technologischer Entwicklungen, dem demografischen Wandel, strukturellen Defiziten im Bildungssystem sowie den spezifischen Anforderungen im Umgang mit KI.

Ein zentrales Spannungsfeld ergibt sich aus der hohen technologischen Dynamik und der damit verbundenen Unsicherheit. Die rasante Entwicklung von KI, Robotik und digitalen Produktionsmethoden führt zu einer kontinuierlichen Veränderung von Kompetenzanforderungen. Wissensbestände verlieren zunehmend an Aktualität, während sich bestehende Berufsbilder transformieren oder gänzlich verschwinden und gleichzeitig neue Tätigkeitsprofile entstehen. Unternehmen und Beschäftigte stehen daher vor der Herausforderung, strategisch zu entscheiden, welche Kompetenzen langfristig relevant sind und gezielt vertieft werden sollten.

Parallel dazu verschärft der demografische Wandel bestehende Herausforderungen. In vielen Unternehmen zeigt sich eine unausgewogene Altersstruktur mit einem Mangel an jungen Fachkräften bei gleichzeitig hoher Präsenz älterer Beschäftigter. Dies beeinflusst nicht nur die Teamzusammensetzung, sondern auch Lern- und Wissensweitergabeprozesse. Hinzu kommt eine erhebliche Heterogenität im digitalen Kompetenzniveau, die sich nicht primär entlang von Altersgruppen, sondern vielmehr zwischen stark technologieaffinen und weniger affinen Personen („Nerds“ vs. „Nicht-Nerds“) manifestiert.

Ein weiteres wesentliches Problemfeld betrifft die mangelnde Praxisnähe von Lernprozessen. Der Zugang zu realen Produktionsumgebungen ist sowohl für Schüler:innen als auch für Erwachsene stark eingeschränkt. Lernfabriken, Labore oder

betriebliche Anlagen stehen häufig nur begrenzt zur Verfügung und sind oft räumlich oder organisatorisch von den tatsächlichen Arbeitskontexten entkoppelt. Dies reduziert ihre Attraktivität und Wirksamkeit. Erforderlich wäre eine stärkere Verzahnung zwischen Bildungseinrichtungen und Betrieben, beispielsweise durch intensiveren Austausch, Hospitationen sowie „Train-the-Trainer“-Modelle.

Eng damit verbunden sind strukturelle Defizite in der digitalen Grundbildung und in den Bildungszyklen. Digitale Grundkompetenzen stellen zwar eine zentrale gesellschaftliche Aufgabe dar, ihre Vermittlung ist jedoch stark von individuellen Lehrpersonen abhängig. Gleichzeitig reagieren Lehrpläne häufig zu langsam auf technologische Veränderungen. Dies führt dazu, dass vermittelte Inhalte nicht mehr den aktuellen Anforderungen entsprechen, wie etwa im Fall traditioneller Ausbildungsinhalte im Heizungsbereich, die den Anforderungen der Energiewende nicht mehr gerecht werden.

Darüber hinaus stellt die mangelnde Interdisziplinarität ein zentrales Innovationshemmnis dar. Kompetenzen in Produktions-, Ingenieur- und Datenwissenschaften werden überwiegend in disziplinären Silos vermittelt. Dies erschwert die Zusammenarbeit zwischen unterschiedlichen Fachrichtungen, da gemeinsame Verständigungsgrundlagen fehlen. Die begrenzte Durchlässigkeit zwischen Bildungssystem und betrieblicher Praxis verstärkt diese Problematik zusätzlich.

Im Kontext von KI gewinnen Fragen der Kompetenzentwicklung, Ethik und Transparenz zunehmend an Bedeutung. Insbesondere die Kennzeichnung von KI-generierten Inhalten wird als dringlich angesehen, da bislang keine international etablierten Standards existieren. Vorschläge wie differenzierte Kennzeichnungen für vollständig oder teilweise KI-generierte Inhalte verdeutlichen den Bedarf nach klaren Transparenzmechanismen, die Vertrauen schaffen und zukünftige Arbeitsprozesse strukturieren können.

Die technologischen Entwicklungen wirken sich zudem direkt auf Rollenprofile und den Arbeitsmarkt aus. So führt der Einsatz von KI unter anderem zu einem Rückgang klassischer Einstiegspositionen, da standardisierte Zuarbeiten automatisiert werden. Gleichzeitig steigt die Bedeutung überfachlicher Kompetenzen wie systemisches Denken, Problemlösungsfähigkeit und Teamarbeit. Eine zusätzliche Herausforderung besteht in der mangelnden Sichtbarkeit und Zertifizierbarkeit informell erworbener Kompetenzen, was insbesondere Berufseinsteiger:innen und Personen in Umqualifizierungsprozessen benachteiligt.

Schließlich zeigen sich auch kulturelle und organisationale Widerstände. Lehrende in Schulen und Hochschulen neigen dazu, bestehende Lehrinhalte nur langsam anzupassen. Gleichzeitig existieren in Unternehmen Ängste gegenüber neuen Technologien sowie Zweifel an deren Sinnhaftigkeit. Um diesen Barrieren zu begegnen, sind niedrigschwellige Zugänge, motivierende Lernformate und eine stärkere Einbindung der Beschäftigten erforderlich.

2.1.2 Maßnahmen aus dem Workshop

Die im Workshop entwickelten Maßnahmen folgen einer mehrstufigen Struktur, die sowohl übergreifende Empfehlungen als auch spezifische Handlungsebenen umfasst.

Auf übergeordneter Ebene wird eine grundlegende Neuausrichtung der Bildungs- und Weiterbildungslandschaft gefordert. Diese sollte insbesondere auf eine erhöhte Anpassungsfähigkeit an technologische Veränderungen abzielen. Zentrale Voraussetzung hierfür ist eine kontinuierliche und enge Zusammenarbeit zwischen Bildungsinstitutionen, Forschungseinrichtungen und der Industrie, um praxisnahe Kompetenzentwicklung sicherzustellen. Ergänzend werden ethische Leitlinien, Transparenzstandards und Kennzeichnungspflichten für KI als essenziell für den Aufbau von Vertrauen hervorgehoben. Darüber hinaus wird die Förderung lebenslangen Lernens sowie die Schaffung niedrigschwelliger Zugänge zu Weiterbildungsangeboten als zentral erachtet.

Auf betrieblicher Ebene stehen kurzfristig Maßnahmen im Vordergrund, die auf eine stärkere Verzahnung von Wirtschaft und Bildung abzielen. Dazu zählen insbesondere die Intensivierung von Kooperationen zur Vermittlung praxisrelevanter Kompetenzen, die Etablierung kontinuierlicher Skills-Management-Systeme sowie die stärkere Einbindung von Mitarbeitenden in Innovationsprozesse. Letzteres soll dazu beitragen, Ängste abzubauen und die Akzeptanz neuer Technologien zu erhöhen. Mittelfristig wird die Einführung von Anreizsystemen für den Personentransfer zwischen Bildung und Wirtschaft empfohlen, etwa durch die Integration von Quereinsteiger:innen. Zudem sollten Freiräume für Weiterbildung geschaffen und diese stärker als integraler Bestandteil der Arbeitsorganisation anerkannt werden.

An der Schnittstelle zwischen Betrieben und Bildungseinrichtungen wird kurzfristig ein intensiver Austausch zwischen Lehrbetrieben und Berufsschulen beziehungsweise Fachhochschulen angestrebt. Dieser soll durch Hospitationen, gemeinsame Nutzung von

Infrastruktur sowie „Train-the-Trainer“-Programme unterstützt werden. Mittelfristig wird der Aufbau mobiler Lernfabriken und Maker Spaces vorgeschlagen, um eine breitere regionale Verfügbarkeit zu gewährleisten. Ergänzend sollten reale Anwendungen, etwa im Rahmen von KI-basierten Demonstratoren oder Learning Factory-Konzepten, stärker integriert werden.

Auf institutioneller Ebene wird kurzfristig ein grundlegendes Umdenken in der Gestaltung von Lehr- und Prüfungsformaten gefordert. Insbesondere wissenschaftliche Arbeiten müssen im Kontext zunehmender KI-Nutzung neu konzipiert werden. Zudem wird die Schaffung sowohl technologieintensiver als auch technologiefreier Lernräume empfohlen, um eine bewusste Auseinandersetzung mit KI zu ermöglichen. Gleichzeitig sollte der Lehrstoff reduziert werden, um Raum für digitale Grundbildung und KI-Kompetenzen zu schaffen. Mittelfristig wird der Ausbau inklusiver digitaler Bildungsangebote sowie eine stärkere Betonung von Teamkompetenzen, der Interpretation von KI-Ergebnissen und der menschlichen Aufsicht über automatisierte Systeme angestrebt.

An der Schnittstelle zwischen Bildungseinrichtungen und politischen Akteur:innen stehen kurzfristig Maßnahmen zur Anpassung von Lehrplänen im Vordergrund. Diese sollen praxisorientierter gestaltet werden und insbesondere digitale Grundbildung, mathematische Kompetenzen und Sprachfähigkeiten stärker berücksichtigen. Darüber hinaus wird die Einführung von Mikro-Zertifikaten vorgeschlagen, um berufliche Kompetenzen flexibler nachweisen zu können. Ergänzend sollen Qualitätskriterien für Bildungsanbieter entwickelt und Akkreditierungsprozesse flexibilisiert werden. Mittelfristig wird eine Reform bestehender Akkreditierungsstrukturen sowie die Entwicklung einer nationalen Kompetenzstrategie für KI- und Digital-Kompetenzen empfohlen. Regionale Cluster sollen zusätzlich zur Förderung von Weiterbildung und Kompetenzentwicklung beitragen.

Auf politischer Ebene umfassen kurzfristige Maßnahmen die Entwicklung ethischer Rahmenbedingungen sowie die Einführung von Kennzeichnungssystemen für KI-generierte Inhalte. Darüber hinaus wird ein Recht auf Weiterbildung sowie entsprechende finanzielle und zeitliche Fördermechanismen gefordert. Auch die Regulierung der menschlichen Aufsicht über KI-Systeme wird als notwendig erachtet. Mittelfristig wird die verpflichtende Einbindung von Arbeitnehmervertretungen in Transformationsprozesse sowie die Stärkung lebenslangen Lernens durch Anrechnungssysteme und transparente Kompetenzprofile empfohlen.

Die Priorisierung der Maßnahmen zeigt eine klare Gewichtung zugunsten ethischer und struktureller Rahmenbedingungen. Besonders hohe Priorität wird der Entwicklung ethischer KI-Richtlinien und Kennzeichnungssysteme eingeräumt, gefolgt von der Überarbeitung von Lehrplänen und der Reform von Akkreditierungsprozessen. Ebenfalls als relevant eingestuft werden die stärkere Praxisorientierung in der Hochschulbildung sowie niedrigschwellige Bildungsangebote. Weitere Maßnahmen, wie der Ausbau von Lerninfrastrukturen, die Förderung lebenslangen Lernens oder die stärkere Mitbestimmung von Arbeitnehmervertretungen, wurden ebenfalls adressiert, jedoch mit geringerer Priorität versehen.

Zusammenfassung

Die Einführung von KI und digitalen Technologien in der Produktion ist weniger ein technisches als ein strukturelles, kulturelles und bildungspolitisches Thema. Kompetenzen müssen breit, flexibel, praxisnah und interdisziplinär vermittelt werden – vom Kindergarten bis zur Weiterbildung im Betrieb. Zentral ist eine enge Verzahnung von Industrie, Bildungseinrichtungen und Politik, ergänzt durch transparente ethische Leitlinien, flexible Lernstrukturen und eine adaptive Bildungslandschaft. Nur durch gemeinsames Handeln kann Österreich die Chancen moderner Produktion nutzen und gleichzeitig Beschäftigungsfähigkeit, Innovationskraft und gesellschaftliches Vertrauen sichern.

2.2 Workshop zu „Weiterentwicklung von Berufs- & Rollenbildern, bewusster Umgang & Wertediskussion, sowie Einflussfaktoren auf Teilhabe“

Der vorliegende Abschnitt stellt die zentralen Erkenntnisse eines Workshops dar, der am 20. Oktober 2025 durchgeführt wurde und sich mit den Themenbereichen „Weiterentwicklung von Berufs- & Rollenbildern, bewusster Umgang & Wertediskussion, sowie Einflussfaktoren auf Teilhabe“ befasste.

Am Workshop nahmen insgesamt vier Expert:innen teil: zwei Teilnehmende aus dem Bereich der Interessenvertretung, eine Person aus einem Technologieunternehmen, sowie eine Fachperson aus einem produzierenden Unternehmen.

2.2.1 Identifizierte Herausforderungen

Im Kontext des Einsatzes von KI, Robotik und Mixed Reality in der produzierenden Industrie treten eine Vielzahl miteinander verflochtener Herausforderungen auf, die sowohl technologische als auch organisatorische, regulatorische und kulturelle Dimensionen umfassen. Zentrale Spannungsfelder ergeben sich dabei aus Fragen der Sicherheit, sowohl im Hinblick auf physische Risiken bei Robotiksystemen als auch hinsichtlich Cybersecurity, Systemzuverlässigkeit und dem Umgang mit potenziellen Fehlfunktionen wie Halluzinationen großer Sprachmodelle. Hinzu kommt ein komplexes regulatorisches Umfeld: Vorgaben zu Datenschutz, Maschinenrichtlinien, neue europäische Regulierungen wie die Maschinenverordnung ab 2027 oder der Cyber Resilience Act erzeugen Unsicherheiten hinsichtlich Haftungsfragen, Compliance und Datennutzung, insbesondere wenn kollaborative Robotik oder immersive Technologien wie AR/VR eingesetzt werden und personenbezogene Verhaltensdaten anfallen.

Diese regulatorische Komplexität verstärkt bestehende Ängste in Unternehmen. Insbesondere Datenschutzbedenken führen häufig zu einer kategorischen Ablehnung datenintensiver Technologien, obwohl diese Potenziale für Lernprozesse, Sicherheitstrainings oder die Verbesserung individueller Kompetenzen bieten könnten. Parallel zeigen sich Berührungsängste gegenüber neuen Technologien, die nicht nur regional variieren, sondern auch mit mangelnder Information, unrealistischen Erwartungen aus dem Technologiemarketing und fehlendem technischen Grundverständnis im Management zusammenhängen. Unrealistische ROI-Erwartungen, getrieben von Marketingversprechen oder spektakulären, aber nicht repräsentativen Demovideos, erschweren es zusätzlich, neue Technologien realistisch zu bewerten und angemessen zu implementieren.

Eine weitere Herausforderung betrifft das organisationsinterne Lernen und die Weiterentwicklung von Rollen- und Kompetenzprofilen. Viele Prozesse des technologiegetriebenen Wandels scheitern daran, dass zentrale Akteur:innen wie Führungskräfte, HR-Abteilungen, aber auch Datenschutzteams und Arbeitnehmervertretungen zwar maßgeblich in die Gestaltung und Umsetzung eingebunden sind, jedoch häufig weder über ausreichende zeitliche Ressourcen noch über das notwendige technische und organisatorische Know-how verfügen. Schulungsangebote sind oft nicht bedarfsgerecht gestaltet, zu abstrakt oder zu wenig praxisorientiert. Gleichzeitig konzentriert sich technologisches Wissen häufig in kleinen Expertenteams, die aufgrund der Breite der Anfragen überlastet sind. Dadurch entstehen Engpässe bei der

Begleitung von Pilotprojekten, der Umsetzung von Change-Prozessen und der Vermittlung neuer Werkzeuge an die Belegschaft. Die Rollenbilder in Produktionswerken passen zudem nur begrenzt zu den Anforderungen einer digitalisierten Produktionsumgebung. Es fehlen formalisierte Rollen für Technologieintegration, Anwender:innenbegleitung oder Human-Centered-Design-Prozesse und adäquate Ressourcen sowie Governance-Mechanismen sind oftmals nicht vorgesehen.

Auch kulturelle Faktoren wirken als zentrale Barrieren. Mitarbeitende werden vielfach zu spät einbezogen, wodurch Befürchtungen hinsichtlich Arbeitsplatzverlust, Kontrolle oder zusätzlicher Belastung entstehen. Fehlt die Akzeptanz, können Daten zurückgehalten oder Prozesse sabotiert werden. Gleichzeitig prägen top-down getriebene Entscheidungen die Implementierung neuer Technologien, ohne dass Fachbereiche oder Anwender:innen ihre Expertise einbringen können. Eine nachhaltige Einbettung erfordert jedoch partizipative Prozesse, Pilotprojekte und ein Mindset evolutionären Lernens, in dem Fehler als Teil des Innovationsprozesses akzeptiert werden und Management wie Belegschaft gemeinsam Erfahrungen sammeln.

Strukturelle und technische Voraussetzungen stellen eine weitere Belastung dar. Unzureichende Datenqualität, fragmentierte Informationssysteme, fehlendes Datenmanagement sowie mangelhafte Übersicht über laufende und geplante Digitalisierungsprojekte erschweren konsistente Technologieeinführungen und dies nicht nur betriebsintern, sondern auch betriebsübergreifend. Wissensmanagement ist oft lückenhaft, Standards fehlen, und viele Systeme sind nicht miteinander integriert. Zudem werden Investitionsentscheidungen häufig ohne ausreichende Abstimmung mit den tatsächlichen Anwendern getroffen, was zu teuren Fehlentscheidungen führen kann, wenn sich erst im Nachhinein herausstellt, dass ein System technisch oder organisatorisch nicht in die Praxis passt.

Schließlich zeigen sich Herausforderungen im Bildungs- und Ausbildungssystem, das vielfach nicht mit der technologischen Entwicklung Schritt hält. Technische Hilfsmittel wie VR, Robotik oder KI werden in vielen Fachbereichen nicht gelehrt oder genutzt, Ressourcen sind knapp und Curricula verändern sich nur langsam. Hinzu kommt, dass auch Lehrende häufig nicht über ausreichende Kenntnisse und praktische Erfahrung im Umgang mit diesen Technologien verfügen, was deren Integration zusätzlich erschwert. Dadurch fehlen Nachwuchskräften grundlegende Kompetenzen im Umgang mit modernen Technologien, was später in den Betrieben zu Wissenslücken und zusätzlichen Schulungsbedarfen führt. Die produzierende Industrie steht somit vor der Aufgabe,

technologische Innovationen nicht nur technisch, sondern auch organisatorisch, kulturell und kompetenzbezogen einzubetten und dies in einem Umfeld, das von wirtschaftlichen Unsicherheiten, begrenzter Investitionsbereitschaft, Wettbewerbsdynamiken und einem Mangel an Best-Practice-Austausch geprägt ist.

2.2.2 Maßnahmen aus dem Workshop

Die im Rahmen der Analyse identifizierten Maßnahmen adressieren Qualifizierungsbedarfe an der Schnittstelle von KI und Robotik sowie die Frage, wie Qualifikation organisiert und moderne Arbeitswelten gestaltet werden können, um den technologischen Wandel erfolgreich zu bewältigen. Die Struktur umfasst übergeordnete, betriebliche, institutionelle sowie politische Handlungsebenen und deren Schnittstellen.

Auf übergeordneter Ebene wird kurzfristig eine umfassende Stärkung der digitalen Basisbildung für alle Bevölkerungsgruppen – von Schüler:innen bis hin zu Pensionist:innen – als zentral erachtet. Hintergrund ist ein weit verbreitetes Unwissen im Umgang mit KI, insbesondere hinsichtlich Datennutzung, Risiken und Implikationen bei der Eingabe sensibler Informationen. Ergänzend wird der Aufbau niederschwelliger Unterstützungsangebote wie Beratungsstellen, Hotlines und Vermittlungsplattformen für KI- und Digitalisierungsthemen empfohlen, die kurz-, mittel- und langfristig ausgebaut werden sollten. Ebenso wichtig ist die gezielte Adressierung von Ängsten und Hemmnissen im Umgang mit neuen Technologien, wobei Veränderungsprozesse auch durch klare Impulse von Führungsebenen unterstützt werden müssen.

Auf betrieblicher Ebene stehen kurzfristig Maßnahmen zur Schaffung klarer Rahmenbedingungen im Vordergrund. Dazu zählen die Entwicklung und Implementierung von KI-Guidelines, der bewusste Umgang mit sensiblen Daten sowie – nach entsprechender Aufklärung – auch die Sanktionierung grob fahrlässigen Fehlverhaltens. Ergänzend wird die Etablierung klarer Verantwortlichkeiten, etwa durch die Benennung von Digitalisierungs- oder Change-Verantwortlichen, empfohlen. Betriebsvereinbarungen können dabei helfen, den rechtssicheren Einsatz von Daten im Einklang mit Datenschutzanforderungen zu regeln. Darüber hinaus wird die Durchführung von Pilotprojekten sowie die Entwicklung klarer Strategien als wichtige erste Schritte hervorgehoben.

Mittelfristig wird auf betrieblicher Ebene ein Wandel der Organisationsformen angestrebt. Klassische, hierarchische Strukturen sollen durch flexiblere, end-to-end gedachte Organisationsmodelle ersetzt werden, um Innovationspotenziale besser zu nutzen. Dabei wird insbesondere die Sichtbarmachung und Nutzung verborgener Kompetenzen von Mitarbeitenden als zentral angesehen. Beschäftigte werden zunehmend als wandelbare Ressource verstanden, deren Entwicklung aktiv gefördert werden sollte. Ergänzend werden ein neues Führungsverständnis, die Förderung von Kreativität und Mut sowie ein stärker partizipativer Zugang zu Innovationsprozessen als entscheidend für eine erfolgreiche Transformation beschrieben.

Auf institutioneller Ebene liegt der Fokus kurzfristig auf der Förderung von Modell- und Pilotprojekten sowie der Vermittlung eines grundlegenden Überblicks über digitale Technologien. Gleichzeitig wird eine verstärkte Zusammenarbeit zwischen Bildungseinrichtungen, Politik, Unternehmen sowie weiteren Akteur:innen im Sinne einer 360°-Kollaboration angestrebt. Die frühzeitige Integration von Innovations- und Technologiethemata in die schulische Ausbildung – bereits auf Primarstufenniveau – wird ebenso betont.

Mittelfristig wird eine strukturelle Weiterentwicklung des Bildungssystems gefordert. Dazu zählen die Integration disruptiver Technologien in alle Berufsbilder, die Modernisierung von Lehrplänen und Lehrmitteln sowie die Weiterentwicklung didaktischer Konzepte und Organisationsformen von Bildungseinrichtungen. Ein besonderes Augenmerk liegt zudem auf der Aufwertung der beruflichen Ausbildung, um deren Attraktivität zu steigern und zukunftsfähige Perspektiven aufzuzeigen.

An der Schnittstelle zwischen institutionellen und politischen Akteur:innen wird kurzfristig der Aufbau von Best-Practice-Datenbanken empfohlen, um erfolgreiche Beispiele sichtbar zu machen und den Wissenstransfer zu fördern. Mittelfristig wird die Schaffung von Rahmenbedingungen für Umschulungen als zentral angesehen, um auf den raschen Wandel von Berufsbildern zu reagieren und Beschäftigten neue Perspektiven zu eröffnen.

Auf politischer Ebene stehen kurzfristig Maßnahmen zur Förderung digitaler Infrastruktur und Kompetenzen im Bildungsbereich im Vordergrund. Dazu zählen insbesondere Investitionen in die technologische Ausstattung von Schulen sowie die Entwicklung klarer rechtlicher Leitlinien für den Einsatz von KI in Unternehmen. Darüber hinaus wird die Möglichkeit zur Einbindung externer Expert:innen, etwa zur Unterstützung von Arbeitnehmervertretungen bei technologischen Fragestellungen, als wesentlich erachtet.

Mittelfristig wird die Förderung zukunftssicherer Berufsbilder sowie die Schaffung positiver Anreizsysteme, etwa zur Unterstützung inklusiver Arbeitsmodelle, empfohlen. Langfristig zielen die Maßnahmen auf eine Steigerung der Wettbewerbsfähigkeit durch eine systematische Weiterentwicklung von Qualifikationen und Innovationsstrukturen ab.

Die Priorisierung der Maßnahmen zeigt eine klare Fokussierung auf grundlegende Bildungsmaßnahmen und strukturelle Voraussetzungen. Besonders hohe Priorität wird der breitenwirksamen Basisbildung sowie der digitalen Ausstattung von Bildungseinrichtungen eingeräumt. Ebenfalls als zentral gelten die Förderung von Kollaboration zwischen relevanten Akteur:innen sowie die Integration neuer Technologien in alle Berufsbilder. Weitere Maßnahmen, wie Pilotprojekte, strategische Ausrichtung, neue Organisationsformen und die Förderung disruptiven Denkens, werden als unterstützend, jedoch mit geringerer Priorität bewertet.

Zusammenfassung

Die Herausforderungen an der Schnittstelle von KI und Robotik sind weniger rein technologischer Natur als vielmehr eine Frage von Bildung, Organisation und Kultur. Zentrale Voraussetzung ist eine flächendeckende digitale Basisbildung sowie der bewusste und reflektierte Umgang mit neuen Technologien.

Entscheidend sind zudem klare betriebliche Rahmenbedingungen, flexible Organisationsformen und eine aktive Einbindung der Mitarbeitenden in Transformationsprozesse. Gleichzeitig braucht es eine stärkere Verzahnung von Bildungseinrichtungen, Unternehmen und Politik sowie gezielte Förder- und Unterstützungsstrukturen.

Nur durch ein koordiniertes Zusammenspiel aller Akteur:innen können Qualifizierung, Innovation und Wettbewerbsfähigkeit langfristig gesichert werden.

2.3 Workshop zu „Rechtlicher Rahmen, Sicherheit und Schutz, Datenstrukturen, Normen und Standards sowie Geschäftsmodelle“

Dieser Bericht fasst die Ergebnisse des Workshops vom 6. Oktober 2025 zu den Themen „Rechtlicher Rahmen, Sicherheit und Schutz, Datenstrukturen, Normen und Standards sowie Geschäftsmodelle“ zusammen.

Am Workshop nahmen insgesamt sechs Expert:innen teil: zwei Teilnehmende aus dem akademischen Bereich bzw. der außeruniversitären Forschung, zwei Teilnehmende aus dem Bereich der Interessenvertretung und zwei Fachpersonen aus produzierenden Unternehmen.

2.3.1 Identifizierte Herausforderungen

In der jüngsten Vergangenheit hat die Welt außergewöhnliche globale Veränderungen erlebt, die durch geopolitische Machtverschiebungen, demografische Veränderungen, die KI-Revolution, Störungen der Lieferketten und das Streben nach CO₂-Neutralität gekennzeichnet sind. Diese Ereignisse wirken sich auch auf die österreichische Industrie aus. Während moderne Technologien auf Basis von KI, Robotik und MR das Versprechen mit sich bringen, die österreichische Industrieproduktion effizienter und wettbewerbsfähiger zu machen, steht ihre breite Einführung vor zahlreichen Herausforderungen.

Europäische Länder, darunter auch Österreich, haben sich in der Vergangenheit gegenüber neuen Technologien zurückhaltend gezeigt, da sie deren sichere Einführung unter Wahrung menschlicher Werte gewährleisten wollten. Dieser Ansatz, der sich in Vorschriften und Normen widerspiegelt, galt bis vor kurzem als Stärke der europäischen Wirtschaft, da er zuverlässige Prozesse und hochwertige Produkte garantierte. Dies führte jedoch auch zu zahlreichen Vorschriften und Normen, von denen sich einige überschneiden oder sogar widersprechen. Darüber hinaus erscheint das Geschäftsmodell der Normungsgremien, die erhebliche Gebühren für den Zugang zu Normen verlangen, die Leitlinien für die Entwicklung regelkonformer Produkte enthalten, nicht angemessen. Angesichts der jüngsten rasanten Entwicklungen im Bereich der KI und der Industrierobotik, bei denen manchmal wöchentlich neue grundlegende Modelle und Ergebnisse hervorgebracht werden, ist die Vereinbarkeit von Innovation und strenger Einhaltung von Vorschriften in Europa zu einer großen Herausforderung geworden. In

diesem schnelllebigen Umfeld gibt es noch keine klare Antwort darauf, wie die regulatorischen Anforderungen an den Lebenszyklus von KI-basierter Robotik angepasst werden können.

Die jüngsten geopolitischen Veränderungen und die Störungen in den Lieferketten aufgrund von Ereignissen wie Covid und dem Krieg in der Ukraine unterstreichen die dringende Notwendigkeit der digitalen Souveränität in Europa und damit auch in Österreich. Während digitale Souveränität insbesondere für den Aufbau und die Aufrechterhaltung kritischer Infrastrukturen eindeutig notwendig ist, birgt sie die potenzielle Gefahr, Österreich und Europa vom Rest der Welt abzuschotten. Angesichts der zunehmenden globalen Dominanz der USA und Chinas in den Bereichen KI und KI-basierte Robotik birgt das Beharren auf rein europäischen Lösungen in diesen Bereichen das Risiko, dass Europa im Technologiewettbewerb weit zurückfällt. Die eigentliche Herausforderung besteht darin, den Zugang zu den kritischen Komponenten sicherzustellen und diese gleichzeitig auf sichere Weise in innovative Produkte zu integrieren, mit denen die Stärken Österreichs und Europas weiter ausgebaut werden können.

Österreich steht wie viele andere europäische Länder vor einer schwierigen demografischen Situation, die zu einem Mangel an Fachkräften führt, die diese neuen Technologien problemlos annehmen können. Viele ArbeitnehmerInnen sind von diesen enorm schnellen Entwicklungen überfordert. Die ArbeitnehmerInnen können Widerstand gegen die Akzeptanz von KI-, Robotik- und MR-Lösungen zeigen, da sie aufgrund dieser disruptiven Technologien um den Verlust ihres Arbeitsplatzes fürchten. Infolgedessen treiben Unternehmen die Produktionsautomatisierung mit KI und Robotik aufgrund der potenziell negativen Publicity oft im Stillen voran.

Im Workshop wurden im Einzelnen folgende Herausforderungen diskutiert:

Regulatorische Komplexität und Unsicherheit: Unternehmen sehen sich einer Vielzahl von europäischen und nationalen Regelwerken gegenüber (u.a. Sicherheitsnormen, Produkthaftung, IT-Sicherheitsanforderungen, Datenschutz), die sich teilweise überschneiden oder widersprechen. Insbesondere für KI-basierte Robotik besteht Unsicherheit, wie der gesamte Lebenszyklus (Entwicklung, Training, Updates) rechtssicher gestaltet werden kann.

Kosten und Zugänglichkeit von Normen und Standards: Aus Sicht der Praxis wurde kritisiert, dass wichtige Normen, die für die Konformitätserklärung unerlässlich sind, nur gegen teils hohe Gebühren zugänglich sind. Das erschwert insbesondere KMU den systematischen Zugang zu regelkonformer Produktentwicklung und wirkt wie eine Markteintrittsbarriere.

Spannungsfeld zwischen Innovationstempo und Regulierung: Bei KI und Industrierobotik entstehen teilweise im Wochentakt neue Modelle und Technologien. Dem steht ein vergleichsweise langsamer Anpassungsprozess von Recht und Normung gegenüber. Die Teilnehmer:innen diskutierten das Risiko, dass Unternehmen entweder aus Angst vor Rechtsunsicherheit Innovationen verzögern oder umgekehrt Lösungen „unter dem Radar“ implementieren.

Digitale Souveränität vs. Abhängigkeit von globalen Plattformen: Vor dem Hintergrund von Covid, Krieg in der Ukraine und Lieferkettenstörungen wurde die Notwendigkeit betont, digitale Souveränität in Europa zu stärken – insbesondere bei Cloud-Infrastrukturen, Datenräumen und KI-Basistechnologien. Gleichzeitig wurde die Gefahr diskutiert, dass ein zu starkes Festhalten an rein europäischen Lösungen die Nutzung global führender Technologien (v. a. aus den USA und China) erschwert und damit die Wettbewerbsfähigkeit schwächt.

Fachkräftemangel, Akzeptanz und „Fear of Automation“: Wie in vielen europäischen Ländern bestehen auch in Österreich strukturelle Fachkräfteengpässe. Viele Beschäftigte fühlen sich von der Geschwindigkeit der technologischen Veränderungen überfordert. Im Workshop wurde berichtet, dass Automatisierungsprojekte mit KI und Robotik teilweise bewusst nicht offensiv kommuniziert werden, um negative öffentliche Wahrnehmung und innerbetriebliche Widerstände zu vermeiden.

Sicherheits- und Haftungsfragen im Betrieb: Die Teilnehmer:innen verwiesen auf offene Fragen bezüglich Sicherheit und Schutz beim Einsatz von KI-gestützter Robotik:

- Wer trägt Verantwortung bei Fehlverhalten eines sich ständig weiterlernenden Systems?
- Wie werden Updates und Modellanpassungen dokumentiert?
- Wie kann menschliche Aufsicht so gestaltet werden, dass sie rechtlich genügt, aber operativ leistbar bleibt?

2.3.2 Maßnahmen aus dem Workshop

Zur Bewältigung dieser Herausforderungen wurden im Workshop mehrere übergeordnete und konkrete Maßnahmen diskutiert. Drei Leitlinien standen dabei im Mittelpunkt:

1. Entwicklung einer positiven, selbstbewussten Roadmap für den Einsatz von (KI-basierter) Robotik in der Industrie, unter expliziter Einbindung der Politik;
2. Aufbau einer offenen, europäischen Infrastruktur für KI, Robotik und MR;
3. Umsetzung konkreter Schritte zur Operationalisierung dieser Roadmap mit Hilfe dieser Infrastruktur.

Konkrete Maßnahmen können wie folgt beschrieben werden:

Governance des rechtlichen Rahmens: Im Gegensatz zu den USA und China fehlt Europa seit langem eine klare Strategie, wo es in zehn Jahren mit KI und Robotik stehen will. Die jüngsten Strategiepapieren des Verbands Deutscher Maschinen- und Anlagenbau (VDMA) und des Verbands für KI, Daten und Robotik (ADRA) korrigieren diese Situation und skizzieren deutlicher die europäische Vision in Bezug auf KI und Robotik. Konkrete Umsetzungsmaßnahmen umfassen die Erarbeitung einer österreichischen Umsetzungs-Roadmap, die die europäischen Strategiepapieren (z. B. VDMA, ADRA) auf nationale Industriebedarfe herunterbricht, Zuständigkeiten von Ministerien, Aufsichtsbehörden, Normungsorganisationen und Sozialpartnern klärt und branchenspezifische Prioritäten definiert. Ergänzend sollten standardisierte Prozessmodelle und Checklisten für die Entwicklung und den Betrieb KI-basierter Robotiksysteme entlang ihres Lebenszyklus bereitgestellt sowie regelmäßige Austauschformate zwischen Regulatoren, Normungsorganisationen und Anwenderbetrieben etabliert werden. Neben der Klärung des allgemeinen Rechtsrahmens braucht es konkrete Leitlinien für Sicherheit, Schutz und Haftung beim Einsatz von KI-gestützter Robotik.

Regulatory Sandboxing und Unterstützung für Unternehmen: Die Regulierung kann nach wie vor als eine Stärke Europas angesehen werden, die es ermöglicht, europäische Werte in Gesetze umzusetzen und unseren Markt zu regulieren. Die Durchsetzung der Vorschriften kann auch als politisches Instrument zum Schutz unserer Märkte und der Wettbewerbsfähigkeit unserer Industrie angesehen werden. Um mehr Flexibilität zu ermöglichen, erlaubt das Regulatory Sandboxing die Bewertung neuer Technologien in einer isolierten, eingeschränkten Umgebung, um zu verhindern, dass unsichere

Handlungen echte Hardware beeinträchtigen oder Menschen körperlichen Schaden zufügen. Dieser pragmatische Ansatz ermöglicht es, Innovation mit den strengen regulatorischen Anforderungen in Einklang zu bringen. Es besteht auch Bedarf an einer stärkeren Unterstützung für Unternehmen hinsichtlich ihrer Einhaltung von Vorschriften in Österreich, wobei man sich von den positiven Erfahrungen einiger anderer europäischer Länder (z. B. im Bereich des Datenschutzes) inspirieren lassen sollte. Dies kann mit klaren Prozessmodellen für Standardisierung in Kombination mit regulatorischer Compliance umgesetzt werden, unter Verwendung einer Checkliste, die eine schnellere Entwicklung neuer Technologien ermöglicht und somit die Wettbewerbsfähigkeit erhöht, während gleichzeitig die Einhaltung der Vorschriften gewährleistet wird.

Qualifizierung, Geschäftsmodelle, Kommunikation, Zusammenarbeit: Die Akzeptanz der neuen Technologien durch die Mitarbeiter kann dadurch gefördert werden, dass sie von Anfang an in den Einführungsprozess einbezogen werden. Dazu gehört auch die kontinuierliche Weiterbildung, damit die Mitarbeiter über neue Fähigkeiten im Bereich der KI verfügen. Kommunikation kann eine zentrale Rolle spielen, indem sie die Offenheit gegenüber neuen Themen fördert. Dies betrifft unser Bildungs- und Ausbildungssystem, das schon frühzeitig KI-Kenntnisse vermitteln muss. Außerdem ist es unerlässlich, in Europa gemeinsam zu forschen, um gemeinsames Know-how aufzubauen und voneinander zu lernen. Aus historischer Perspektive ist es auch wichtig, die Interessengruppen daran zu erinnern, dass diese neuen Technologien zwar bestimmte Arbeitsplätze ersetzen werden, aber auch neue schaffen werden. Um „Automatisierungskonflikte“ zu vermeiden, sollten Unternehmen klare Kommunikationsstrategien und Beteiligungsformate etablieren: Automatisierungsprojekte werden frühzeitig transparent gemacht, gemeinsam mit Beschäftigten und Interessenvertretungen hinsichtlich Auswirkungen auf Aufgabenprofile, Qualifizierungsbedarfe und Beschäftigung diskutiert und durch verbindliche Vereinbarungen (z. B. Qualifizierungspläne, interne Mobilität) flankiert.

Um das Potenzial von KI-basierter Robotik in der Industrie zu heben, sollten neue datenbasierte Geschäftsmodelle systematisch unterstützt werden – etwa Service- und Plattformmodelle rund um Robotik und industrielle KI-Anwendungen. Parallel dazu braucht es eine sozialpartnerschaftliche Rahmung, damit Produktivitätsgewinne in Qualifizierung, Beschäftigungssicherung und gute Arbeit zurückfließen. Transparente Beteiligungsformate mit Betriebsräten und Beschäftigten können dazu beitragen, Automatisierungsprojekte nicht „im Stillen“ umzusetzen, sondern offen zu diskutieren und gemeinsam zu gestalten.

Datenstrukturen, Standards, Normen und europäische Infrastruktur: Um seine digitale Souveränität zu gewährleisten, ohne seine Innovationskraft zu blockieren, muss Europa eine eigene gemeinsame Infrastruktur und Testumgebungen entwickeln und sicherstellen, dass Unternehmen einen niederschweligen Zugang zu den neuen Technologien zur Bewertung haben. Ein wesentlicher Bestandteil dieser Infrastruktur ist eine europäische Cloud mit gemeinsamen Datenräumen mit Trainingsdaten. Während der Wettlauf um das leistungsfähigste allgemeine KI- oder Robotikmodell schwer zu gewinnen sein mag, gibt es viele Nischenanwendungen, in denen Österreich und Europa sich hervorheben können. Um diese Möglichkeiten zu erkunden, können spezialisierte und quelloffene KI-Modelle, die auf gesicherten Datensätzen aufbauen, eine wichtige Rolle spielen. Um ihr Innovationspotenzial voll auszuschöpfen, muss die europäische Forschung kooperieren statt konkurrieren. Die effiziente Nutzung muss sich auch auf klare Zuständigkeiten stützen. Neben dem technischen Aufbau von Datenräumen ist der Umgang mit Normen und Standards selbst ein zentraler Hebel. Um insbesondere KMU zu entlasten, sollten Zugangsbarrieren zu wesentlichen Normen gesenkt werden (z. B. durch konsolidierte Übersichten, Sammelzugänge oder frei verfügbare Kernnormen). Gleichzeitig braucht es stärker anwendungsorientierte Normungsprozesse mit klar dokumentierten Use Cases, damit Normen für Unternehmen leichter auffindbar und unmittelbar in Entwicklungsprozesse integrierbar werden.

Zusammenfassung

Die Nutzung von KI, MR und Robotik ist nicht nur eine technologische, sondern vor allem eine strukturelle und regulatorische Herausforderung, die eng mit Fragen von Dateninfrastruktur, Standards und Geschäftsmodellen verknüpft ist.

Zentral ist der Aufbau vertrauenswürdiger, sicherer und interoperabler Datenräume als Grundlage für datenbasierte Geschäftsmodelle. Gleichzeitig erfordert die erfolgreiche Umsetzung eine enge Abstimmung zwischen Regulierung, Standardisierung und wirtschaftlicher Anwendung. Geschäftsmodelle spielen dabei eine Schlüsselrolle, da sie bestimmen, wie Technologien eingesetzt werden, wie Wertschöpfung organisiert wird und wie Produktivitätsgewinne verteilt werden. Ein integrierter Ansatz, der technologische Innovation mit rechtlichen Rahmenbedingungen und gesellschaftlicher Akzeptanz verbindet, ist entscheidend für eine erfolgreiche digitale Transformation.

3 Ableitung strategischer Handlungsempfehlungen

Die Ableitung strategischer Handlungsempfehlungen erfolgt auf Basis der im Projekt gewonnenen Erkenntnisse aus der systematischen Literaturlauswertung sowie den durchgeführten Co-Creation-Workshops. Ziel ist es, den identifizierten Handlungsbedarf in konkrete, umsetzbare Empfehlungen zu überführen und damit eine Orientierung für unterschiedliche Entscheidungsebenen bereitzustellen.

In einem ersten Schritt wird der übergreifende Handlungsbedarf entlang von fünf zentralen Handlungsfeldern dargestellt. Diese umfassen *(1) Kompetenzen, Qualifizierung und Wissensvermittlung im Kontext von KI, XR, Robotik und datengetriebener Produktion, (2) die Gestaltung von Arbeit und Rollen im Kontext disruptiver Technologien, (3) die verantwortungsvolle und werteorientierte Gestaltung technologischer Transformation, (4) Geschäftsmodelle sowie (5) Safety, Security und Resilienz von KI-basierten Systemen in Produktion und Robotik.*

Darauf aufbauend werden in einem zweiten Schritt konkrete Handlungsempfehlungen für die betriebliche, institutionelle und politische Ebene abgeleitet, um den identifizierten Herausforderungen gezielt zu begegnen und die Potenziale der technologischen Transformation bestmöglich zu nutzen.

3.1 Allgemeiner Handlungsbedarf in den Handlungsfeldern

3.1.1 Handlungsfeld 1: Kompetenzen, Qualifizierung und Wissensvermittlung im Kontext von KI, XR, Robotik und datengetriebener Produktion

Der zunehmende Einsatz von KI, XR, Robotik und datengetriebenen Technologien verändert Arbeitsprozesse, Qualifikationsanforderungen und Formen der Wissensvermittlung grundlegend. Tätigkeiten verschieben sich zunehmend von manuellen und routinierten Aufgaben hin zu datenbasierten, analytischen und systemorientierten

Arbeitsformen. Beschäftigte müssen automatisierte Systeme verstehen, bedienen, überwachen und deren Ergebnisse kritisch bewerten können.

Damit steigt der Bedarf an umfassenden Digital-, Data- und AI-Literacy-Kompetenzen. Neben technischen Fähigkeiten werden zunehmend Kompetenzen im Umgang mit Daten, in der Interpretation von KI-Ergebnissen sowie in der Bewertung von Datenqualität, Modellgrenzen und möglichen Verzerrungen benötigt. Gleichzeitig gewinnen ethische Reflexion, kritisches Denken sowie die menschliche Aufsicht über automatisierte Systeme an Bedeutung.

Parallel dazu verändern sich Lernprozesse selbst. Klassische Weiterbildungsformate wie punktuelle Seminare oder Schulungen reichen zunehmend nicht mehr aus, um den dynamischen Kompetenzanforderungen technologischer Transformationsprozesse gerecht zu werden. Studien zeigen, dass ein großer Teil beruflicher Lernprozesse informell und arbeitsplatznah stattfindet. Weiterbildung muss daher stärker in Arbeitsprozesse integriert und kontinuierlich organisiert werden.

Der Erfolg digitaler Transformationsprozesse hängt dabei nicht ausschließlich von der technologischen Reife neuer Systeme ab, sondern auch von organisationalen Faktoren wie Führungsverständnis, Lernkultur, Partizipation und Veränderungsfähigkeit von Organisationen. Automatisierung und KI-Einsatz sind daher nicht nur technologische, sondern auch organisatorische und kulturelle Transformationsprozesse.

Digitale Technologien eröffnen hierfür neue Möglichkeiten. KI-gestützte Lernsysteme, simulationsbasierte Trainings, Lernfabriken, XR-Umgebungen sowie offene Online-Lernformate ermöglichen personalisierte, flexible und praxisnahe Kompetenzentwicklung. Gleichzeitig erfordert die rasche technologische Entwicklung eine stärkere Verzahnung von Unternehmen, Bildungsinstitutionen und politischen Rahmenbedingungen, um Qualifikationen systematisch aufzubauen, Lernprozesse strukturell zu unterstützen und lebenslanges Lernen nachhaltig zu verankern.

Vor diesem Hintergrund besteht ein umfassender Handlungsbedarf auf betrieblicher, institutioneller und politischer Ebene, um Kompetenzen im Umgang mit KI- und datengetriebenen Technologien zu stärken, Weiterbildungssysteme zu modernisieren und die Anpassungsfähigkeit von Beschäftigten und Organisationen langfristig zu sichern.

3.1.2 Handlungsfeld 2: Gestaltung von Arbeit und Rollen im Kontext disruptiver Technologien

Der zunehmende Einsatz disruptiver Technologien wie KI, Robotik oder datenbasierter Assistenzsysteme verändert Arbeitsprozesse und Tätigkeitsprofile in vielen Bereichen grundlegend. Automatisierung betrifft dabei nicht nur einzelne Aufgaben, sondern verändert die Struktur von Arbeit insgesamt. Routinetätigkeiten werden zunehmend von technischen Systemen übernommen, während sich menschliche Arbeit stärker auf koordinierende, interpretierende und entscheidungsbezogene Tätigkeiten verlagert.

Diese Verschiebung führt zu einer Veränderung von Berufs- und Rollenbildern. Klassische Tätigkeitsprofile verlieren an Stabilität, während neue hybride Rollen entstehen, in denen technisches Verständnis, fachliches Domänenwissen sowie organisatorische und kommunikative Fähigkeiten zusammenkommen. Gleichzeitig können etablierte Einstiegsprofile in Arbeitsmärkte unter Druck geraten, wenn einfache Routinetätigkeiten als typische Einstiegsaufgaben zunehmend automatisiert werden.

Technologische Transformation ist dabei weniger eine rein technische als vielmehr eine organisationale Gestaltungsaufgabe. Die Einführung neuer Technologien verändert Verantwortlichkeiten, Entscheidungsprozesse und Formen der Zusammenarbeit. Praxiserfahrungen zeigen, dass Automatisierungsprojekte häufig weniger an technologischen Grenzen scheitern als an unklaren organisationalen Strukturen oder mangelnder Einbindung der Beschäftigten.

Für Beschäftigte sind solche Veränderungen häufig mit Unsicherheiten verbunden. Unklare zukünftige Rollen, veränderte Tätigkeitsprofile oder die zunehmende Unterstützung von Entscheidungen durch technische Systeme können zu Skepsis gegenüber neuen Technologien führen und deren tatsächliche Nutzung beeinflussen.

Vor diesem Hintergrund besteht ein zentraler Handlungsbedarf darin, technologische Innovation nicht ausschließlich als Effizienzmaßnahme zu verstehen, sondern als Prozess der Arbeitsgestaltung. Organisationen stehen vor der Aufgabe, Arbeitsstrukturen und Rollenmodelle so weiterzuentwickeln, dass neue Technologien sinnvoll in bestehende Arbeitsprozesse integriert werden und klare Verantwortlichkeiten erhalten bleiben.

3.1.3 Handlungsfeld 3: Verantwortungsvolle und werteorientierte Gestaltung technologischer Transformation

Der Einsatz disruptiver Technologien verändert nicht nur Arbeitsorganisation und Tätigkeitsprofile, sondern beeinflusst auch grundlegende Dimensionen der Arbeitsqualität. Arbeit erfüllt für viele Menschen neben ökonomischen Funktionen auch wichtige soziale und persönliche Funktionen, etwa als Ort der Selbstwirksamkeit, gesellschaftlichen Teilhabe und persönlichen Entwicklung.

Psychologische und arbeitssoziologische Forschung zeigt, dass zentrale Bedürfnisse wie Autonomie, Kompetenz und soziale Eingebundenheit entscheidend für Motivation und Arbeitszufriedenheit sind. Darüber hinaus gewinnt das Erleben von Sinnhaftigkeit in der Arbeit zunehmend an Bedeutung.

Digitale Technologien können diese Dimensionen sowohl stärken als auch beeinträchtigen. Einerseits können sie monotone oder körperlich belastende Tätigkeiten reduzieren und neue Handlungsspielräume eröffnen. Andererseits besteht die Gefahr, dass menschliche Tätigkeiten auf überwiegend überwachende Funktionen reduziert werden oder Entscheidungsprozesse zunehmend von technischen Systemen bestimmt werden.

Zudem entwickeln sich technologische Systeme zunehmend von passiven Werkzeugen zu aktiven Kooperationspartnern, die Entscheidungen vorbereiten oder beeinflussen. Dadurch entstehen neue Fragen hinsichtlich der Verantwortung für Entscheidungen sowie der Rolle des Menschen im Arbeitsprozess.

Darüber hinaus kann der intensive Einsatz digitaler Technologien neue Belastungen erzeugen, etwa durch Technostress, erhöhte kognitive Anforderungen oder eine stärkere Abhängigkeit von digitalen Systemen.

Vor diesem Hintergrund gewinnt eine werteorientierte Gestaltung technologischer Transformation an Bedeutung. Ziel ist es, technologische Innovation mit zentralen Prinzipien menschengerechter Arbeit zu verbinden und Arbeitsqualität auch unter digitalen Bedingungen zu sichern.

3.1.4 Handlungsfeld 4: Geschäftsmodelle

Die zunehmende Integration von KI, MR, Robotik und datengetriebenen Technologien führt zu grundlegenden Veränderungen in der Art und Weise, wie Wertschöpfung organisiert wird. Digitale Technologien fungieren dabei nicht nur als Werkzeuge zur Effizienzsteigerung, sondern als zentrale Treiber für die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle. Diese reichen von datenbasierten Dienstleistungen und Plattformmodellen über hybride Produkt-Service-Systeme bis hin zu Konzepten wie Pay-per-Use oder Manufacturing-as-a-Service.

Die Analysen zeigen, dass diese neuen Geschäftsmodelle eng mit der Nutzung von Daten, der Vernetzung von Akteuren sowie der Integration von Software und physischen Systemen verbunden sind. Gleichzeitig verändern sie die Verteilung von Wertschöpfung und verschieben den Fokus zunehmend von einmaligen Produktverkäufen hin zu kontinuierlichen, datengetriebenen Dienstleistungen. Damit gehen neue Anforderungen an Organisation, Arbeitsprozesse und Kompetenzen einher.

Für die Arbeitswelt ergeben sich daraus ambivalente Effekte: Einerseits eröffnen neue Geschäftsmodelle zusätzliche Beschäftigungsmöglichkeiten, etwa in den Bereichen Datenanalyse, Plattformmanagement, KI-gestützte Dienstleistungen oder XR-basierte Trainingsangebote. Andererseits können sie bestehende Tätigkeiten transformieren oder substituieren und zu neuen Unsicherheiten hinsichtlich Beschäftigung, Qualifikation und Arbeitsbedingungen führen. Insbesondere plattformbasierte Geschäftsmodelle zeigen, dass neue Beschäftigungsformen zwar flexibel sein können, jedoch auch mit Risiken wie Prekarisierung oder geringerer Arbeitsplatzsicherheit verbunden sind.

Die Ergebnisse des Workshops (Kapitel 2.3) unterstreichen, dass Geschäftsmodelle eine zentrale Rolle dabei spielen, diese Auswirkungen aktiv zu gestalten. Hervorgehoben wurde insbesondere die Bedeutung von datenbasierten Geschäftsmodellen, die auf sicheren, interoperablen Datenräumen und europäischen Infrastrukturen aufbauen. Gleichzeitig wurde betont, dass die Akzeptanz neuer Technologien maßgeblich davon abhängt, inwiefern Beschäftigte frühzeitig in Transformationsprozesse eingebunden und kontinuierlich qualifiziert werden.

Vor diesem Hintergrund gewinnt die Entwicklung menschenzentrierter bzw. hybrider Geschäftsmodelle zunehmend an Bedeutung. Diese integrieren neben ökonomischen Zielen auch soziale und ökologische Aspekte und berücksichtigen explizit die

Auswirkungen auf Beschäftigte, Arbeitsqualität und Teilhabe. In der Literatur werden solche Ansätze etwa als „human-centred business models“ oder „3P-Modelle“ (Profit, People, Planet) beschrieben.

Ein weiterer zentraler Aspekt ist die Notwendigkeit, Geschäftsmodelle stärker auf die Zusammenarbeit zwischen Mensch und Maschine auszurichten. KI- und Robotiksysteme übernehmen zunehmend routinemäßige oder gefährliche Tätigkeiten, während menschliche Arbeit sich stärker auf überwachende, steuernde und kreative Aufgaben verlagert. Geschäftsmodelle müssen diese hybride Arbeitsteilung aktiv gestalten und organisatorisch verankern. Darüber hinaus eröffnen digitale Technologien neue Möglichkeiten für lern- und kompetenzorientierte Geschäftsmodelle. Beispiele hierfür sind Plattformen für XR-basierte Trainings, datengetriebene Weiterbildungsangebote oder sogenannte „Upskilling-as-a-Service“-Modelle, die Qualifizierung als integralen Bestandteil der Wertschöpfung verstehen. Solche Ansätze können dazu beitragen, Qualifikationslücken zu reduzieren und die Anpassungsfähigkeit von Beschäftigten zu stärken.

Entsprechend besteht die Notwendigkeit, Geschäftsmodelle im Kontext von KI, MR und Robotik systematisch weiterzuentwickeln und stärker an den Anforderungen einer digitalen, datengetriebenen und gleichzeitig menschenzentrierten Arbeitswelt auszurichten. Ziel ist es, wirtschaftliche Wettbewerbsfähigkeit mit sozialer Verantwortung und langfristiger Resilienz zu verbinden.

3.1.5 Handlungsfeld 5: Safety, Security und Resilienz von KI-basierten Systemen in Produktion und Robotik

Mit der zunehmenden Integration von KI, Robotik und datengetriebenen Technologien in industrielle Produktions- und Fertigungsumgebungen steigen die Anforderungen an Safety, Security und die Resilienz technischer Systeme erheblich. KI-basierte Systeme übernehmen zunehmend komplexe Aufgaben in Planung, Steuerung und Entscheidungsunterstützung und interagieren dabei direkt mit Maschinen, Anlagen und menschlichen Arbeitskräften. Fehlfunktionen, Manipulationen oder unerwartetes Systemverhalten können daher nicht nur wirtschaftliche Schäden verursachen, sondern auch Sicherheitsrisiken für Menschen und Infrastruktur darstellen.

Gleichzeitig eröffnen neue KI-Ansätze wie generative Modelle, Vision-Language-Action-Modelle oder autonome KI-Agenten erhebliche Potenziale für flexible, adaptive und hochautomatisierte Produktionssysteme. Diese Entwicklungen gehen jedoch mit neuen Risiken einher, etwa durch Halluzinationen von Modellen, mangelnde Robustheit gegenüber unerwarteten Eingaben, Sicherheitslücken in Software- und Kommunikationsinfrastrukturen oder gezielte Angriffe auf Trainingsdaten, Sensoren oder Modellarchitekturen.

Besonders in industriellen Umgebungen, in denen kollaborative Roboter (Cobots) direkt mit Menschen zusammenarbeiten, ist ein hohes Maß an funktionaler Sicherheit und IT-Sicherheit erforderlich. Internationale Normen und Sicherheitsstandards bilden hierfür wichtige Grundlagen, reichen jedoch angesichts der raschen technologischen Entwicklung allein nicht aus. Neben technischen Schutzmechanismen sind daher auch organisatorische, regulatorische und infrastrukturelle Maßnahmen notwendig, um sichere und vertrauenswürdige KI-Systeme über ihren gesamten Lebenszyklus hinweg zu gewährleisten.

Vor diesem Hintergrund besteht ein umfassender Handlungsbedarf, Safety, Security und Resilienz bereits im Design von KI-Systemen zu berücksichtigen, robuste Entwicklungs- und Testverfahren zu etablieren, sichere Daten- und Infrastrukturökosysteme aufzubauen sowie geeignete regulatorische und organisatorische Rahmenbedingungen zu schaffen. Ziel ist es, Vertrauen in KI-basierte Technologien zu stärken und gleichzeitig Innovation und Wettbewerbsfähigkeit der österreichischen und europäischen Industrie zu fördern.

3.2 Handlungsempfehlungen

Die im Rahmen des Projekts erarbeiteten Ergebnisse bilden die Grundlage für die nachfolgenden Handlungsempfehlungen. Diese werden im folgenden Abschnitt entlang der politischen, institutionellen und betrieblichen Ebene dargestellt und systematisch aus den vorangegangenen Analysen abgeleitet.

3.2.1 Betriebliche Ebene

Unternehmen nehmen eine zentrale Rolle bei der Gestaltung der technologischen Transformation ein. Sie sind maßgeblich für den Aufbau und die Weiterentwicklung

technologischer Kompetenzen verantwortlich und integrieren Lernen zunehmend direkt in den Arbeitsprozess. Darüber hinaus gestalten sie die konkrete Ausformung von Arbeit im Kontext neuer Technologien und tragen eine wesentliche Verantwortung für die sichere Entwicklung, Implementierung und den Betrieb von KI-basierten Systemen. Im Folgenden sind die wichtigsten Handlungsempfehlungen aufgelistet:

- **Strategische Verankerung von Digital-, Data- und KI-Kompetenzen**

Unternehmen sollten digitale, datenbezogene und KI-bezogene Kompetenzen systematisch in ihre Personal- und Qualifizierungsstrategien integrieren. Dazu gehört ein kontinuierliches Skills-Management mit regelmäßiger Aktualisierung von Kompetenzprofilen und Qualifizierungsmaßnahmen.

- **Integration von Lernen in den Arbeitsprozess**

Weiterbildung sollte stärker arbeitsplatznah organisiert werden. Praxisorientierte Lernformate wie projektbasiertes Lernen, Arbeit mit realen Produktionsdaten, kollegiale Lernformate oder technologiegestützte Trainings ermöglichen eine direkte Verbindung zwischen Lernen und Anwendung.

- **Nutzung innovativer Lerntechnologien**

Digitale Lernumgebungen wie Lernfabriken, simulationsbasierte Trainings, XR-Umgebungen oder hybride Lernplattformen ermöglichen realitätsnahe und sichere Qualifizierungsprozesse und sollten gezielt in betriebliche Weiterbildung integriert werden.

- **Aufbau interner Kompetenzstrukturen**

Unternehmen sollten interne Kompetenznetzwerke aufbauen, etwa durch Expert:innen-Communities, Train-the-Trainer-Programme oder neue Rollenprofile wie Data- oder KI-Kompetenzverantwortliche. Diese Strukturen erleichtern den Wissenstransfer und unterstützen die Verbreitung technologischer Kompetenzen im Unternehmen.

- **Förderung interdisziplinärer Zusammenarbeit**

Die Zusammenarbeit zwischen Produktion, IT, Datenanalyse, Engineering und Management sollte systematisch gestärkt werden, um datenbasierte Arbeitsweisen und KI-Anwendungen erfolgreich in betriebliche Prozesse zu integrieren.

- **Förderung einer lernförderlichen Unternehmenskultur**

Eine offene Lernkultur, die Experimentieren, Wissensaustausch und Fehlerlernen unterstützt, ist eine zentrale Voraussetzung für erfolgreiche Transformationsprozesse. Automatisierung und KI-Einführung sollten als organisatorische Lernprozesse gestaltet werden, in die Mitarbeitende frühzeitig eingebunden werden.

- **Aufbau von KI- und Datenkompetenz sowie Reflexionsfähigkeit**

Neben technischen Fähigkeiten sollten Mitarbeitende Kompetenzen zur Interpretation von Daten, zur kritischen Bewertung von KI-Ergebnissen sowie zum verantwortungsvollen Umgang mit automatisierten Systemen entwickeln. Dazu gehört auch die Sensibilisierung für ethische, rechtliche und sicherheitsrelevante Aspekte datenbasierter Technologien.

- **Niedrigschwelliger Zugang zu KI-Technologien**

No- und Low-Code-Plattformen können Mitarbeitenden ermöglichen, KI-Anwendungen ohne tiefgehende Programmierkenntnisse zu nutzen oder zu entwickeln und so praktische Erfahrungen mit datengetriebenen Technologien zu sammeln.

- **Anerkennung informell erworbener Kompetenzen**

Unternehmen sollten Mechanismen entwickeln, um informell erworbene Kompetenzen systematisch zu erfassen und für neue Rollenprofile oder Qualifikationspfade nutzbar zu machen.

- **Schaffung organisatorischer Rahmenbedingungen für Weiterbildung**

Unternehmen sollten zeitliche und organisatorische Ressourcen für kontinuierliche Weiterbildung bereitstellen und Lernaktivitäten als integralen Bestandteil der Arbeitsorganisation anerkennen.

- **Partizipative Gestaltung von Automatisierungsprozessen**

Beschäftigte sollten frühzeitig in Analyse, Planung und Umsetzung von Automatisierungsprojekten eingebunden werden. Mitarbeitende verfügen über detaillierte Kenntnisse bestehender Arbeitsprozesse und können daher wichtige Hinweise zur Identifikation sinnvoller Automatisierungspotenziale geben.

Eine frühzeitige Beteiligung ermöglicht es zudem, praktische Anforderungen an neue Technologien bereits in der Entwicklungsphase zu berücksichtigen und mögliche Akzeptanzprobleme frühzeitig zu erkennen. Automatisierung wird dadurch eher als gemeinsamer organisationaler Entwicklungsprozess wahrgenommen und weniger als extern auferlegte Veränderung.

- **Systematische Weiterentwicklung von Rollen- und Aufgabenstrukturen**

Die Einführung neuer Technologien sollte Anlass sein, bestehende Tätigkeitsprofile und Aufgabenverteilungen systematisch zu überprüfen. Ziel ist es, Rollenmodelle zu entwickeln, die die Zusammenarbeit zwischen Menschen und technischen Systemen klar strukturieren und Verantwortlichkeiten eindeutig zuordnen.

Neue Rollen entstehen beispielsweise in Bereichen wie der Interpretation algorithmischer Ergebnisse, der Koordination technischer Systeme oder der Integration digitaler Technologien in komplexe Arbeitsprozesse. Entscheidend ist, dass diese Rollen organisational verankert werden und mit klar definierten Zuständigkeiten verbunden sind.

- **Erprobung neuer Arbeitsformen durch Pilotprojekte**

Pilotprojekte ermöglichen es Organisationen, neue Technologien und Arbeitsweisen unter realen Bedingungen zu testen. In solchen begrenzten Erprobungsphasen können Erfahrungen über veränderte Arbeitsabläufe, Rollenverteilungen und organisatorische Anforderungen gesammelt werden.

Gleichzeitig bieten Pilotprojekte die Möglichkeit, technische Lösungen schrittweise anzupassen und erfolgreiche Ansätze innerhalb der Organisation sichtbar zu machen. Dokumentierte Praxisbeispiele können dazu beitragen, neue Arbeitsformen für Beschäftigte greifbarer zu machen und Vertrauen in organisatorische Veränderungen zu stärken.

- **Organisatorische Begleitung technologischer Transformation**

Technologische Transformation erfordert häufig Anpassungen in organisationalen Strukturen und Formen der Zusammenarbeit. Neue Technologien erhöhen häufig den Bedarf an bereichsübergreifender Koordination sowie an engerer Zusammenarbeit zwischen technischen und fachlichen Bereichen.

Organisationen können daher prüfen, inwieweit flexiblere Organisationsformen, projektbasierte Zusammenarbeit oder stärker prozessorientierte Strukturen geeignet sind, um technologische Innovationen wirksam zu integrieren.

- **Gestaltung sinnvoller Mensch-Technologie-Interaktion**

Bei der Einführung neuer Technologien sollte darauf geachtet werden, dass Beschäftigte weiterhin über relevante Handlungsspielräume verfügen und aktiv in Arbeitsprozesse

eingebunden bleiben. Technologien sollten menschliche Arbeit unterstützen und erweitern, anstatt sie auf eine rein überwachende Rolle zu reduzieren.

- **Klare Verantwortungsstrukturen im Umgang mit KI**

Mit zunehmender Unterstützung von Entscheidungen durch algorithmische Systeme wird es wichtiger, Verantwortlichkeiten transparent zu definieren. Organisationen sollten klar festlegen, welche Entscheidungen weiterhin von Menschen getroffen werden und welche Rolle technische Systeme dabei spielen.

- **Berücksichtigung möglicher Belastungen digitaler Arbeit**

Organisationen sollten mögliche negative Auswirkungen digitaler Technologien systematisch beobachten. Dazu gehören beispielsweise erhöhte kognitive Anforderungen, permanente Erreichbarkeit oder technikbedingter Stress. Entsprechende Belastungen sollten bei der Gestaltung von Arbeitsprozessen berücksichtigt werden.

- **Förderung von Inklusion und Teilhabe**

Technologische Innovation kann auch genutzt werden, um Arbeitsplätze zugänglicher zu gestalten und neue Formen der Teilhabe zu ermöglichen. Organisationen sollten diese Potenziale aktiv berücksichtigen, um möglichst vielen Beschäftigten die Teilnahme an technologischen Entwicklungen zu ermöglichen.

- **Strategische Weiterentwicklung datenbasierter Geschäftsmodelle**

Unternehmen sollten systematisch prüfen, wie digitale Technologien neue Wertschöpfungsmöglichkeiten eröffnen können. Dazu gehören insbesondere datenbasierte Dienstleistungen, Plattformmodelle, digitale Serviceangebote sowie hybride Produkt-Service-Modelle wie Pay-per-Use- oder Manufacturing-as-a-Service-Konzepte.

- **Gestaltung hybrider Mensch-Maschine-Wertschöpfung**

Neue Geschäftsmodelle sollten die Arbeitsteilung zwischen Mensch und Maschine bewusst gestalten. KI- und Robotiksysteme können Beschäftigte bei komplexen oder gefährlichen Tätigkeiten unterstützen, während menschliche Fähigkeiten wie Problemlösung, Kreativität oder soziale Interaktion weiterhin zentrale Rollen spielen.

- **Entwicklung menschenzentrierter Geschäftsmodelle**

Unternehmen sollten Geschäftsmodelle entwickeln, die neben wirtschaftlichen Zielen auch soziale Aspekte berücksichtigen. Dazu gehören beispielsweise Geschäftsmodelle, die

Qualifizierung, gute Arbeitsbedingungen oder partizipative Arbeitsformen systematisch integrieren.

- **Einbindung von Beschäftigten in Geschäftsmodellinnovation**

Die Entwicklung neuer Geschäftsmodelle sollte nicht ausschließlich auf Managementebene erfolgen. Die frühzeitige Beteiligung von Beschäftigten kann dazu beitragen, praktische Erfahrungen aus Arbeitsprozessen in Innovationsprozesse einzubeziehen und Akzeptanz für technologische Veränderungen zu erhöhen.

- **Reinvestition von Produktivitätsgewinnen**

Produktivitätsgewinne aus Automatisierung und datengetriebenen Geschäftsmodellen sollten gezielt in Qualifizierungsmaßnahmen, Beschäftigungssicherung und bessere Arbeitsbedingungen reinvestiert werden, um eine sozialverträgliche Transformation zu unterstützen.

- **Nutzung digitaler Technologien für neue Lern- und Serviceangebote**

Digitale Technologien wie XR-Simulationen, KI-gestützte Lernsysteme oder datenbasierte Trainingsplattformen ermöglichen neue Geschäftsmodelle im Bereich Weiterbildung und Kompetenzentwicklung. Unternehmen können solche Modelle nutzen, um Qualifizierungsangebote sowohl intern als auch als Dienstleistung zu entwickeln.

- **Safety & Security by Design**

Sicherheits- und Schutzaspekte sollten bereits in frühen Entwicklungsphasen von KI- und Robotiksystemen systematisch berücksichtigt werden. Digitale Zwillinge, Simulationen und virtuelle Testumgebungen können dabei helfen, potenzielle Risiken frühzeitig zu identifizieren und Sicherheitskonzepte vor der realen Implementierung zu validieren.

- **Robuste und vertrauenswürdige KI-Trainingsprozesse**

Unternehmen sollten strukturierte Entwicklungsprozesse für KI-Modelle etablieren, die Datenqualität, Transparenz und Robustheit systematisch berücksichtigen. Dazu gehören kuratierte und diversifizierte Trainingsdatensätze, Verfahren zur Reduktion von Verzerrungen, adversarielle Tests sowie Verfahren zur Bewertung von Unsicherheiten in Modellentscheidungen.

- **Verifikation und systematisches Testen von KI-Systemen**

Die Entwicklung sicherheitskritischer KI-Anwendungen erfordert neue Methoden zur Verifikation und Validierung von Modellen. Unternehmen sollten strukturierte

Teststrategien etablieren, etwa durch Coverage-basierte Testverfahren, Fuzzing, Modellmutationen oder Differentialtests, um das Verhalten von KI-Systemen unter unterschiedlichen Bedingungen umfassend zu prüfen.

- **Runtime-Monitoring und Schutzmechanismen**

Kontinuierliches Monitoring von KI-Systemen im Betrieb ist entscheidend, um Anomalien, Modelldrift oder sicherheitskritisches Verhalten frühzeitig zu erkennen. Ergänzend sollten technische Guardrails wie Eingabe- und Ausgabefilter, Zugriffsbeschränkungen, automatische Abschaltmechanismen oder menschliche Überwachung bei kritischen Entscheidungen implementiert werden.

- **Stärkung der Interpretierbarkeit von KI-Systemen**

Erklärbare KI-Methoden können dazu beitragen, Entscheidungsprozesse von Modellen transparenter zu machen und potenzielle Fehlfunktionen oder Sicherheitsrisiken schneller zu identifizieren. Unternehmen sollten daher gezielt in Methoden der Interpretierbarkeit und Modellanalyse investieren.

- **Datenschutz und sichere Datenverarbeitung**

Der Schutz sensibler Daten ist eine zentrale Voraussetzung für vertrauenswürdige KI-Systeme. Unternehmen sollten datenschutzfreundliche Technologien wie Anonymisierung, Differential Privacy oder sichere Datenverarbeitungsumgebungen einsetzen und klare Governance-Strukturen für den Umgang mit Trainings- und Betriebsdaten etablieren.

3.2.2 Institutionelle Ebene

Auch institutionelle Akteur:innen wie Bildungsinstitutionen, Hochschulen und Weiterbildungseinrichtungen nehmen eine zentrale Rolle im Transformationsprozess ein. Sie tragen wesentlich zur Entwicklung neuer Lehr- und Lernformate sowie zum Aufbau technologischer und digitaler Kompetenzen bei. Darüber hinaus unterstützen sie Unternehmen bei der Entwicklung innovativer Geschäftsmodelle und leisten einen Beitrag zum Aufbau und zur Stärkung von Innovationsökosystemen. Gleichzeitig stellen sie Orientierungswissen bereit und begleiten Organisationen bei der Gestaltung neuer Arbeitsformen. Im Folgenden werden die zentralen Handlungsempfehlungen dargestellt:

- **Weiterentwicklung von Lehr- und Lernkonzepten für digitale und KI-gestützte Bildung**

Didaktische Konzepte sollten digitale Technologien und KI-Werkzeuge systematisch integrieren, um personalisierte Lernprozesse, adaptive Lernumgebungen und differenzierte Lernmaterialien zu ermöglichen.

- **Integration von Digital-, Data- und AI-Literacy in Bildungsprogramme**

Kompetenzen im Umgang mit Daten und KI sollten systematisch in Aus- und Weiterbildungsprogramme integriert werden. Dazu gehören Kenntnisse über Funktionsweise, Möglichkeiten und Grenzen von KI-Systemen, Datenanalysekompetenzen sowie Fähigkeiten zur kritischen Bewertung automatisierter Ergebnisse.

- **Praxisnahe Lernumgebungen und experimentelle Lernräume**

Lernfabriken, Pilotfabriken, digitale Labore oder simulationsbasierte Trainingsumgebungen sollten weiter ausgebaut werden, um den Transfer zwischen Theorie und Praxis zu stärken. Mobile Lernfabriken oder regionale Maker-Spaces können den Zugang zu technologiegestützter Weiterbildung zusätzlich erleichtern.

- **Stärkung von Kooperationen zwischen Bildung und Industrie**

Enge Kooperationen zwischen Unternehmen, Bildungsinstitutionen und Technologieanbietern sind notwendig, um praxisnahe Qualifizierungsprogramme zu entwickeln und technologische Entwicklungen frühzeitig in Bildungsprogramme zu integrieren.

- **Interdisziplinäre Bildungsansätze**

Die Zusammenarbeit zwischen technischen Disziplinen, Arbeitswissenschaft, Organisationsentwicklung und Sozialwissenschaften sollte gestärkt werden, um technologische Transformation ganzheitlich zu adressieren.

- **Flexible und modulare Weiterbildungsangebote**

Offene Lernformate wie Online-Lernplattformen, modulare Weiterbildungsprogramme, Microcredentials oder MOOCs sollten ausgebaut werden, um flexible und ortsunabhängige Lernmöglichkeiten zu schaffen.

- **Unterstützung von Lehrenden bei der Integration von KI**

Lehrende benötigen gezielte Fortbildungen, didaktische Werkzeuge und Leitlinien, um KI-basierte Technologien sinnvoll und rechtssicher in Lehr- und Lernprozesse integrieren zu können.

- **Anpassung von Prüfungs- und Bewertungsformaten**

Prüfungsformate sollten stärker kompetenz- und prozessorientiert gestaltet werden, etwa durch projektbasierte Arbeiten, Präsentationen, Reflexionsberichte oder mündliche Prüfungen. Gleichzeitig müssen Bewertungsformen an den Einsatz KI-gestützter Werkzeuge angepasst werden.

- **Entwicklung von Kompetenzmodellen und Best-Practice-Sammlungen**

Systematische Kompetenzmodelle für Digital-, Data- und AI-Literacy sowie Best-Practice-Sammlungen erfolgreicher Qualifizierungs- und Transformationsprojekte können Orientierung für Bildungsprogramme und Weiterbildungsstrategien bieten.

- **Programme zur Führungskräftequalifizierung**

Weiterbildungsprogramme für Führungskräfte sollten Kompetenzen im Umgang mit datengetriebenen Technologien, organisationalem Wandel und lernorientierter Organisationsentwicklung stärken.

- **Austausch und Aufbereitung von Praxiswissen**

Strukturierte Sammlungen von Praxisbeispielen können Organisationen dabei unterstützen, Erfahrungen mit neuen Formen der Arbeitsorganisation und Mensch-Technologie-Zusammenarbeit auszutauschen. Solche Formate machen erfolgreiche Ansätze ebenso sichtbar wie typische Herausforderungen und Lösungsstrategien.

- **Unterstützung experimenteller Erprobungsräume**

Test- und Demonstrationsumgebungen, beispielsweise Reallabore oder Demonstrationsfabriken, ermöglichen es Organisationen, neue Technologien unter realistischen Bedingungen zu erproben. Diese Formate erleichtern den Transfer zwischen technologischer Entwicklung und betrieblicher Anwendung.

- **Förderung organisationsübergreifender Kooperation**

Netzwerke zwischen Unternehmen, Forschungseinrichtungen und Technologieanbietern können dazu beitragen, Wissen über neue Formen der Arbeitsgestaltung zu verbreiten und gemeinsame Lösungsansätze zu entwickeln. Besonders kleine und mittlere Unternehmen profitieren von solchen kooperativen Strukturen.

- **Entwicklung von Leitlinien für verantwortungsvollen Technologieeinsatz**

Orientierungsrahmen können Organisationen dabei unterstützen, soziale und ethische Aspekte bei der Einführung neuer Technologien systematisch zu berücksichtigen und verantwortungsvolle Gestaltungsprinzipien zu entwickeln.

- **Förderung interdisziplinärer Perspektiven**

Die Zusammenarbeit zwischen technischen, sozialwissenschaftlichen und arbeitswissenschaftlichen Disziplinen kann dazu beitragen, technologische Entwicklungen umfassender zu bewerten und ihre Auswirkungen auf Arbeit besser zu verstehen.

- **Aufbau von Innovations- und Testumgebungen für Geschäftsmodelle**

Reallabore, Pilotfabriken und regulatorische Sandboxes sollten gezielt genutzt werden, um neue Technologien und Geschäftsmodelle unter realistischen Bedingungen zu erproben. Solche Testumgebungen können Unternehmen helfen, technische, organisatorische und arbeitsbezogene Auswirkungen neuer Geschäftsmodelle frühzeitig zu evaluieren.

- **Entwicklung von Best-Practice-Beispielen für digitale Geschäftsmodelle**

Forschungsinstitutionen und Branchenverbände sollten systematisch Beispiele erfolgreicher datenbasierter Geschäftsmodelle sammeln und analysieren, die Unternehmen Orientierung bei der Entwicklung eigener Geschäftsmodellstrategien bieten.

- **Förderung gemeinsamer Datenökosysteme**

Der Aufbau gemeinsamer Datenräume und interoperabler Datenstrukturen kann die Entwicklung datenbasierter Geschäftsmodelle erleichtern und Kooperationen zwischen Unternehmen fördern.

- **Entwicklung von Standards für vertrauenswürdige digitale Geschäftsmodelle**

Normungsorganisationen und Brancheninitiativen sollten Standards für sichere, transparente und interoperable KI- und Robotiksysteme entwickeln, um Vertrauen in datenbasierte Geschäftsmodelle zu stärken (siehe das Thema der vertrauenswürdigen Technologieentwicklung bzw. ethischer Rahmenbedingungen weiter oben).

- **Aufbau sicherer europäischer Daten- und Cloud-Infrastrukturen**

Eine europäische digitale Infrastruktur mit gemeinsamen Datenräumen, sicheren Cloudlösungen und strukturierten Trainingsdatensätzen kann die Entwicklung

vertrauenswürdiger KI-Systeme unterstützen und gleichzeitig digitale Souveränität stärken.

- **Entwicklung spezialisierter und offener KI-Modelle**

Spezialisierte, quelloffene KI-Modelle auf Basis gesicherter Datensätze können insbesondere in industriellen Nischenanwendungen strategische Vorteile schaffen und Innovation in europäischen Ökosystemen fördern.

- **Testumgebungen und regulatorische Sandboxes**

Regulatorische Sandboxes und experimentelle Testumgebungen ermöglichen es, neue KI- und Robotiktechnologien unter kontrollierten Bedingungen zu erproben. Dadurch können Sicherheitsrisiken frühzeitig identifiziert und gleichzeitig Innovationsprozesse unterstützt werden.

- **Kooperation zwischen Forschung, Industrie und Normungsorganisationen**

Eine enge Zusammenarbeit zwischen Industrie, Wissenschaft, Standardisierungsorganisationen und Behörden ist notwendig, um gemeinsame Sicherheitsstandards, Testmethoden und Bewertungsansätze für KI-Systeme zu entwickeln.

3.2.3 Politische Ebene

Politische Rahmenbedingungen spielen eine zentrale Rolle bei der Gestaltung technologischer und organisatorischer Transformationsprozesse, indem sie sowohl die langfristige Kompetenzentwicklung und Weiterbildungsstrukturen unterstützen als auch innovationsfreundliche und sozialverträgliche Geschäftsmodellinnovationen ermöglichen. Darüber hinaus können sie gezielt zur Begleitung und Unterstützung von Veränderungen in der Arbeitsorganisation beitragen.

- **Strategische Verankerung digitaler und KI-bezogener Kompetenzen im Bildungssystem**

Digitale, datenbezogene und KI-Kompetenzen sollten systematisch in berufliche Ausbildung, Hochschulbildung und Weiterbildung integriert werden. Nationale Kompetenzstrategien können hierfür einen übergeordneten Orientierungsrahmen bieten.

- **Förderung lebenslangen Lernens**

Lebenslanges Lernen sollte als zentrale arbeitsmarkt- und bildungspolitische Priorität gestärkt werden. Dazu gehören Förderprogramme für Weiterbildung, Anrechnungssysteme für Kompetenzen sowie strukturelle Rahmenbedingungen für kontinuierliche Qualifizierung.

- **Investitionen in digitale Bildungs- und Lerninfrastrukturen**

Der Ausbau digitaler Lernplattformen, Lernfabriken, Innovationszentren und experimenteller Lernumgebungen ist notwendig, um praxisnahe Weiterbildung im Kontext von Industrie 4.0, KI und datengetriebenen Technologien zu ermöglichen.

- **Unterstützung betrieblicher Transformations- und Qualifizierungsprozesse**

Förderprogramme sollten insbesondere kleine und mittlere Unternehmen bei der Entwicklung von Kompetenzprogrammen und organisatorischen Transformationsprozessen unterstützen.

- **Entwicklung neuer Berufs- und Kompetenzprofile**

Politische Rahmenbedingungen sollten die Entwicklung neuer Berufsprofile im digitalen und datengetriebenen Produktionsumfeld ermöglichen und entsprechende Qualifikationsstandards definieren.

- **Anerkennung informell erworbener Kompetenzen**

Formale Systeme zur Anerkennung informell und non-formal erworbener Kompetenzen sollten ausgebaut werden, um flexible Qualifikationspfade zu ermöglichen.

- **Schaffung verlässlicher rechtlicher und ethischer Rahmenbedingungen**

Klare Regelungen zu Datenschutz, Transparenz, Dateninfrastrukturen, Cybersecurity sowie zur menschlichen Aufsicht über KI-Systeme sind notwendig, um Vertrauen in datenbasierte Technologien zu stärken.

- **Qualitätssicherung von Bildungssystemen und Flexibilisierung von Akkreditierungsverfahren**

Qualitätskriterien für Bildungsanbieter, flexible Akkreditierungsverfahren sowie transparente Kompetenzstandards sind notwendig, um Weiterbildungssysteme an die Dynamik technologischer Entwicklungen anzupassen.

- **Stärkung regionaler und internationaler Kompetenznetzwerke**

Regionale Weiterbildungscluster, nationale und internationale Bildungs Kooperationen sowie offene Wissensnetzwerke können den Zugang zu hochwertiger Weiterbildung verbessern und Innovationsprozesse unterstützen.

- **Förderung lernorientierter Transformationsprozesse**

Förderpolitiken für digitale Transformation sollten neben technologischen Innovationen auch organisatorische Lernprozesse, partizipative Veränderungsprozesse und eine lernförderliche Unternehmenskultur berücksichtigen.

- **Unterstützung organisationaler Transformationsprozesse**

Förderprogramme können Organisationen dabei unterstützen, technologische Innovationen mit organisatorischen Anpassungsprozessen zu verbinden. Neben technischen Investitionen sollten daher auch Maßnahmen zur Gestaltung neuer Arbeitsformen und organisationaler Transformationsstrategien berücksichtigt werden.

- **Verbesserung der Rahmenbedingungen für experimentelle Arbeitsformen**

Politische Maßnahmen können dazu beitragen, neue Formen der Mensch-Technologie-Zusammenarbeit leichter zu erproben. Experimentelle Formate ermöglichen es Organisationen, innovative Arbeitsformen unter realistischen Bedingungen zu testen und Erfahrungen zu sammeln.

- **Förderung langfristiger Transformationsstrategien**

Technologische Transformation verläuft häufig über längere Zeiträume und erfordert kontinuierliche Anpassungsprozesse. Politische Strategien sollten daher nicht nur kurzfristige Technologieinvestitionen fördern, sondern auch langfristige Veränderungen von Arbeitsorganisation und Rollenstrukturen berücksichtigen.

- **Integration arbeitsbezogener Kriterien in Digitalstrategien**

Programme zur Förderung digitaler Technologien sollten neben technischen Innovationen auch deren Auswirkungen auf Arbeitsorganisation und Arbeitsqualität berücksichtigen.

- **Schaffung klarer rechtlicher Rahmenbedingungen**

Transparente Regelungen zur Verantwortungsteilung zwischen Menschen und technischen Systemen können Organisationen dabei unterstützen, neue Technologien sicher und verantwortungsvoll einzusetzen.

- **Förderung von Geschäftsmodellinnovation**

FTI-politische Programmen und Förderung sollten gezielt die Entwicklung neuer digitaler Geschäftsmodelle unterstützen (parallel zur technologischen Entwicklung), etwa durch Innovationsförderung, Gründungsprogramme oder Förderung im Bereich datenbasierter Dienstleistungen und Plattformmodelle. Im Fokus steht die Entwicklung von Geschäftsmodellen, die technologische Innovation mit sozialen und ökologischen Zielen verbinden, etwa im Sinne von human-centred oder nachhaltiger Geschäftsmodelle.

- **Ausbau europäischer Dateninfrastrukturen**

Der Aufbau europäischer Cloud-Infrastrukturen, gemeinsamer Datenräume und sicherer Datenplattformen sollte weiter vorangetrieben werden, um damit zugleich Unternehmen den Zugang zu hochwertigen Daten für KI-basierte Geschäftsmodelle zu erleichtern.

- **Unterstützung von Transformationsprozessen in Unternehmen**

Förderprogramme sollten Unternehmen – insbesondere kleine und mittlere Unternehmen – bei der Anpassung ihrer Geschäftsmodelle an digitale Technologien unterstützen und aktuelle Programme (zb. DIH) weiter ausbauen.

- **Nutzung regulatorischer Sandboxes**

Regulatorische Sandboxes können Unternehmen ermöglichen, neue Geschäftsmodelle und Technologien unter kontrollierten Bedingungen zu testen und gleichzeitig hohe Sicherheits- und Schutzstandards einzuhalten.

- **Entwicklung einer nationalen und europäischen KI-Sicherheitsstrategie**

Politische Akteur:innen sollten eine langfristige Strategie für Safety, Security und Resilienz von KI-Systemen entwickeln, die mit europäischen Initiativen abgestimmt ist und klare Zuständigkeiten sowie branchenspezifische Prioritäten definiert.

- **Klare regulatorische Leitlinien für den gesamten Lebenszyklus von KI-Systemen**

Verbindliche Leitlinien, standardisierte Prozessmodelle und Checklisten können Unternehmen dabei unterstützen, Sicherheits- und Haftungsanforderungen über Entwicklung, Implementierung und Betrieb von KI-Systemen hinweg einzuhalten.

- **Unterstützung von Unternehmen bei der Umsetzung regulatorischer Anforderungen**

Insbesondere kleine und mittlere Unternehmen benötigen Unterstützung beim Umgang mit komplexen regulatorischen Anforderungen. Beratungsangebote, Förderprogramme und praxisnahe Leitfäden können hier eine wichtige Rolle spielen.

- **Stärkung von Sicherheitsstandards und internationalen Kooperationen**

Internationale Kooperationen, gemeinsame Standards sowie koordinierte Sicherheitsinitiativen können dazu beitragen, vertrauenswürdige KI-Systeme global zu fördern und Sicherheitsrisiken effektiv zu adressieren.

3.3 Reflexion der RIAkt Handlungsfelder vor dem Hintergrund des FFG-Instrumentariums

Die FFG-Maßnahmen im Bereich „Kompetenzen“ – darunter der Weiterbildungsscheck, die Skills Checks 2025, das Qualifizierungsprojekt, das Qualifizierungsnetzwerk, das Weiterbildungslab sowie das Bildungslabor – weisen insgesamt ein konsistentes Wirkprofil über alle betrachteten Handlungsfelder hinweg auf. Dabei zeigt sich insbesondere eine starke Ausrichtung auf die Förderung individueller und betrieblicher Qualifizierung, während vergleichsweise geringere Impulse im Bereich der strukturellen Transformation von Organisations- und Arbeitsstrukturen festzustellen sind (siehe Tabelle 1).

Tabelle 1: Vergleich der Handlungsfelder

Handlungsfeld	Abdeckung durch FFG Kompetenzmaßnahmen	Stärken	Lücken
Kompetenzen & Wissensvermittlung	hoch	Breites Weiterbildungsangebot, Kooperation Bildung–Wirtschaft, innovative Lernformate	Arbeitsintegriertes Lernen, organisationale Lernprozesse, KI-/Data-Literacy (vertieft), Anerkennung informeller Kompetenzen
Arbeit & Rollen / Werte	gering-mittel	Technologischer Kompetenzaufbau	Arbeitsgestaltung, Rollenwandel, Partizipation, Vertrauen, Ethik, Governance
Safety & Security	gering (komplementär)	Awareness, Qualifizierung	Technologieentwicklung, Infrastruktur, Standards, Regulierung
Geschäftsmodelle	gering	Digitale Kompetenzen, Weiterbildung	Geschäftsmodellinnovation, Datenökosysteme, Testumgebungen, Governance

eigene Darstellung

Die FFG Kompetenzmaßnahmen adressieren somit vor allem:

- individuelle Fähigkeiten
- formale Weiterbildung
- technologiebezogene Skills

Nicht bzw. nur unzureichend adressiert werden:

- Organisationen als Lernsysteme
- sozio-technische Transformation
- ökonomische und regulatorische Umsetzung

Vergleich: Gesamtportfolio der FFG-Instrumente

Das gesamte FFG-Instrumentarium erweitert die potenzielle Wirkung in Bezug auf die Handlungsfelder von RIAkt deutlich. Insgesamt lässt sich eine Entwicklung von einem Schwerpunkt auf Qualifizierung hin zu einer stärkeren Förderung von Innovations- und Transformationsfähigkeit erkennen (siehe Tabelle 2). Gleichzeitig bestehen jedoch weiterhin Grenzen, insbesondere im Hinblick auf eine umfassende strukturelle Transformation.

Übergreifend zeigt sich eine besondere Wirksamkeit in mehreren zentralen Bereichen, die das Instrumentarium insgesamt stärken und seine Wirkung über verschiedene Handlungsfelder hinweg unterstützen:

- Kooperative F&E-Projekte → technologische und organisatorische Innovation
- Leitprojekte → systemische Transformation
- Innovationslabore / Testbeds → experimentelle Umgebungen
- Kompetenzzentren → nachhaltiger Kompetenzaufbau
- Netzwerke → Ökosystembildung

Tabelle 2: Vergleich der Handlungsfelder im Gesamtportfolio der FFG

Handlungsfeld	Abdeckung durch Gesamtportfolio	Gut adressierbar	Strukturelle Grenzen
Kompetenzen & Wissensvermittlung	hoch	Praxisnahe Kompetenzentwicklung, Kooperation, technologische Expertise	Informelles Lernen, Kompetenzvalidierung, Leadership
Arbeit & Rollen / Werte	mittel–hoch	Organisationsgestaltung, hybride Arbeitssysteme, Implementationsprozesse	Normative Dimension (Ethik, Governance)
Safety & Security	hoch (technologisch)	KI-Sicherheit, Infrastruktur, Resilienzforschung	Regulierung, Zertifizierung, Standards
Geschäftsmodelle	mittel	Testumgebungen, Datenökosysteme (teilweise), Innovationsnetzwerke	Geschäftsmodellinnovation selbst, Governance, regulatorische Räume

Eigene Darstellung

Auch im Gesamtportfolio bestehen weiterhin strukturelle Grenzen, die nur eingeschränkt adressierbar sind und sich insbesondere in komplexeren Transformationsprozessen bemerkbar machen.

1. Normative Dimension (Ethik, Verantwortung, Governance)
2. Regulatorische Rahmenbedingungen und Sandboxes
3. Standardisierung und Zertifizierung
4. Anerkennung informeller Kompetenzen
5. Leadership- und Transformationskompetenzen
6. Geschäftsmodellinnovation als eigenständiger Fördergegenstand

Die Gesamteinschätzung des FFG-Portfolios über alle RIAkt-Handlungsfelder hinweg zeigt, dass trotz bestehender Stärken weiterhin zentrale systemische Lücken bestehen.

Insgesamt lassen sich fünf wesentliche Bereiche identifizieren, in denen noch Entwicklungsbedarf besteht:

1. Verankerung organisationaler Transformation
 - Lernkultur, Change-Prozesse, Rollenmodelle nicht systematisch gefördert
2. Unzureichende Abdeckung der normativen Dimension
 - Ethik, Vertrauen, Governance, Human-Centric AI
3. Defizite bei regulatorischer und institutioneller Einbettung
 - Sandboxes, Rechtsrahmen, Standardisierung
4. Keine gezielte Förderung von Geschäftsmodell- und Wertschöpfungsinnovation
 - Fokus auf Technologie statt Markt- und Ökosystemlogik
5. Lücken bei Kompetenzsystemen
 - Anerkennung informellen Lernens
 - Leadership- und Transformationskompetenzen

Schlussfolgerung

Die FFG-Instrumente sind für die Umsetzung der RIAkt-Handlungsfelder notwendig, jedoch nicht hinreichend. Sie leisten einen substanziellen Beitrag insbesondere in folgenden Bereichen:

- Kompetenzaufbau
- technologischer Innovation
- kooperativen Innovationsprozessen

Für eine ganzheitliche Förderung der RIAkt Handlungsempfehlungen sind jedoch ergänzend empfehlenswert:

- bildungs- und arbeitsmarktpolitische Instrumente
- regulatorische Maßnahmen
- Programme für organisationale und kulturelle Transformation
- gezielte Förderung von Geschäftsmodell- und Datenökosystemen

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Vergleich der Handlungsfelder	120
Tabelle 2: Vergleich der Handlungsfelder im Gesamtportfolio der FFG	122

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Vorgehensweise RIAkt	7
Abbildung 2: Data Literacy Competence Model	22
Abbildung 3: Zwölf generative KI Kompetenzen	23

Literaturverzeichnis

Abbass, H. A. (2019). Social integration of artificial intelligence: functions, automation allocation logic and human-autonomy trust. *Cognitive Computation* 11, 2, 159–171.

acatech. (2016). Akzeptanz von Industrie 4.0. Abschlussbericht zu einer explorativen Studie. Von https://www.acatech.de/wp-content/uploads/2018/06/acatech_Abschlussbericht_Akzeptanz_final.pdf abgerufen.

Acker, A., Bowler, L., Pangrazio, L. (2024). Guest editorial: Special issue – perspectives on data literacies. *Information and Learning Sciences*. 125 (3/4): 157–162.

Alkhawaja, M. I., Halim, M. S. A., & Afthanorhan, A. (2021). Technology Anxiety and Its Impact on E-Learning System Actual Use in Jordan Public Universities during the Coronavirus Disease Pandemic. *European Journal of Educational Research*, 10(4), 1639-1647.

Allan, B. A., Batz-Barbarich, C., Sterling, H. M., & Tay, L. (2019). Outcomes of meaningful work: A meta-analysis. *Journal of management studies*, 56(3), 500-528.

AMOS A (2023). Arbeit 4.0 – the Future of Work. Von https://www.amosa.net/fileadmin/user_upload/projekte/DIGI/AMOS A Bericht Arbeit 4_0.pdf abgerufen.

André, E., & Bauer, W. (2021). Kompetenzentwicklung für Künstliche Intelligenz–Veränderungen, Bedarfe und Handlungsoptionen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.

Annapureddy, R., Fornaroli, A., & Gatica-Perez, D. (2025). Generative AI literacy: Twelve defining competencies. *Digital Government: Research and Practice*, 6(1), Article 13, 1–21.

Anselmann, S., Windelband, L., Fasshauer, U. (2021). Lernfabriken als neuer Lernraum in der beruflichen Bildung – Sachstandsanalyse und Potentiale. *bwp@ Berufs- und Wirtschaftspädagogik – online*, 43. Von <https://www.bwpat.de/ausgabe/43/anselmann-etal> abgerufen.

Argast, A., & Zvyagintseva, L. (2016). Data Literacy projects in Canada: field notes from the Open Data Institute, Toronto node. *The Journal of Community Informatics*, 12(3).

Aust, A. (2020). Plattform Industrie4.0. Von <https://plattformindustrie40.at/blog/2020/06/29/workshop-kompetenzfeststellungen-kompetenzentwicklung-am-23-06-2020-expertinnengruppe-qualifikationen-kompetenzen/> abgerufen.

Bakker, A. B., & Demerouti, E. (2007). The job demands-resources model: State of the art. *Journal of Managerial Psychology*, 22, 309–328.

Bankins, S., & Formosa, P. (2023). The ethical implications of artificial intelligence (AI) for meaningful work. *Journal of Business Ethics*, 1–16.

Barr, V., & Stephenson, C. (2011). Bringing computational thinking to K-12: What is involved and what is the role of the computer science education community? *ACM Inroads*, 2(1), 48–54.

Bartscher, T., & Nissen, R. (2019). *Change Management für Personalers. Die digitale Arbeitswelt mitgestalten*. Freiburg: Haufe.

Bauer, A., Trapp S., Stenger M., Leppich R., Kounev S., Leznik M., Chard K., & Foster I (2024). Comprehensive exploration of synthetic data generation: A survey. arXiv preprint arXiv:2401.02524.

Baumeister R. F., Vohs K. D., Aaker J. L., Garbinsky E. N. (2013). Some Key Differences Between a Happy Life and a Meaningful Life. *Journal of Positive Psychology*, 8 (6), 505–16.

Bellamy, R. KE, Kuntal D., Hind M., Hoffman S. C., Houde S., Kannan K, Lohia P. et al. (2019): AI Fairness 360: An extensible toolkit for detecting and mitigating algorithmic bias. *IBM Journal of Research and Development* 63, no. 4/5 4-1.

Bender, E. M., Gebru, T., McMillan-Major, A., & Shmitchell, S. (2021). On the dangers of stochastic parrots: Can language models be too big?. In *Proceedings of the 2021 ACM conference on fairness, accountability, and transparency* (pp. 610-623).

Bengio, Y., Mindermann, S., Privitera, D., Besiroglu, T., Bommasani, R., Casper, S., Choi, Y., et al. (2025). International AI safety report. arXiv.

Bhargava, R., Kadouaki, R., Bhargava, E., Castro, G., & D'Ignazio, C. (2016). Data murals: Using the arts to build data literacy. *The Journal of Community Informatics*, 12(3).

Bird, S., Dudík, M., Edgar, R., Horn, B., Lutz, R., Milan, V., Sameki, M., Wallach, H., & Walker, K. (2020). Fairlearn: A toolkit for assessing and improving fairness in AI (Tech. Rep. MSR-TR-2020-32). Microsoft.

Bitkom (2021). Bitkom Startup Report 2021: Ergebnisse einer Online-Befragung unter Gründerinnen und Gründern von Tech-Startups in Deutschland. Bitkom.

BMDW - Bundesministerium für Digitalisierung und Wirtschaftsstandort (2021). Artificial Intelligence Mission Austria 2030. Vienna: BMDW, 2021. Von https://www.bmimi.gv.at/dam/jcr:8acef058-7167-4335-880e-9fa341b723c8/aimat_ua.pdf abgerufen.

Botella, C., Riva, G., Gaggioli, A., Wiederhold, B. K., Alcaniz, M., & Baños, R. M. (2012). The Present and Future of Positive Technologies. *Cyberpsychology, Behavior, and Social Networking*, 15(2), 78–84.

Both-Nwabuwe, J. M., Lips-Wiersma, M., Dijkstra, M. T., & Beersma, B. (2019). Nurses' experience of individual, group-based, and professional autonomy. *Nursing outlook*, 67(6), 734-746.

Boukerche, A., Zheng, L., & Alfandi, O. (2020). Outlier detection: Methods, models, and classification. *ACM Computing Surveys*, 53(3), 1–37.

Bovaird, T., & Loeffler, E. (2012). From engagement to co-production: The contribution of users and communities to outcomes and public value. *Voluntas*, 23(4), 1119–1138.

Bowler, L., Acker, A., Jeng, W. and Chi, Y. (2017), 'It lives all around us': aspects of data literacy in teen's lives. In Erdelez, S. and Agarwal, N.K. (Eds), *Proceedings of the Association for Information Science and Technology*, Wiley, Hoboken, NJ, pp. 27-35.

Brandhofer, G., Gröblinger, O., Jadin, T., Raunig, M., & Schindler, J. (2024). Von KI lernen. Mit KI lehren: Die Zukunft der Hochschulbildung, Projektbericht, Lustenau: Verein Forum Neue Medien Austria.

Buche, M. W., Davis, L. R., & Vician, C. (2007). A longitudinal investigation of the effects of computer anxiety on performance in a computing-intensive environment. *Journal of Information Systems Education*, 18(4).

BMK - Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (2021). Strategie der Bundesregierung für Künstliche Intelligenz. Artificial Intelligence Mission Austria 2030. Von https://www.ki-strategie.at/home/aim_at_2030_ua/ abgerufen.

Capel, T., & Brereton, M. (2023). What is human-centered about human-centered AI? A map of the research landscape. In *Proceedings of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (pp. 1–23). ACM.

Cascio, W. F., & Montealegre, R. (2016). How technology is changing work and organizations. *Annual review of organizational psychology and organizational behavior*, 3(1), 349-375.

CEDEFOP (2022). European Skills, Competences, Qualifications and Occupations (ESCO). Von <https://ec.europa.eu/esco> abgerufen.

Cetindamar, D., Kitto, K., Wu, M., Zhang, Y., Abedin, B., & Knight, S. (2024). Explicating AI Literacy of Employees at Digital Workplaces. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 71, 810–823.

Cirillo, V., Fanti, L., Mina, A., & Ricci, A. (2023). The adoption of digital technologies: Investment, skills, work organisation. *Structural Change and Economic Dynamics*, 66, 89-105.

Coeckelbergh, M. (2020). *AI Ethics*. The MIT Press Essential Knowledge Series.

Coeckelbergh, M. (2024). Was ist digitaler Humanismus? Eine begriffliche Analyse und ein Argument für einen kritischeren und politischeren digitalen (Post-)Humanismus. *Journal of Responsible Technology*, 17, 100073.

Danaher, J., & Nyholm, S. (2021). Automation, work and the achievement gap. *AI and Ethics*, 1(3), 227–237.

Davenport, T. H., & Ronanki, R. (2018). Artificial Intelligence for the Real World. *Harvard Business Review*, 96(1), 108–116.

De Bellis, E., Johar, G. V., & Poletti, N. (2023). Meaning of Manual Labor Impedes Consumer Adoption of Autonomous Products. *Journal of Marketing*, 87(6), 949-965.

De Cremer, D., & Kasparov, G. (2021). AI should augment human intelligence, not replace it. *Harvard Business Review*, 18(1), 1-8.

Deahl, E. (2014). Better the data you know: Developing youth data literacy in schools and informal learning environments. Available at SSRN 2445621.

Deloitte (2020). Global human capital trends 2020. Von <https://www.oracle.com/a/ocom/docs/deloitte-global-human-capital-trends.pdf> abgerufen.

Demerouti, E., Bakker, A. B., Nachreiner, F., & Schaufeli, W. B. (2001). The job demands-resources model of burnout. 86, 499–512.

Deutscher Robotik Verband (2024a). Einstieg in die Automatisierung mit Robotern. Von <https://robotikverband.de/einstieg-in-die-automatisierung-mit-robotern/> abgerufen.

Deutscher Robotik Verband (2024b). Wie sie Ihre Mitarbeiter auf Roboter vorbereiten. Von <https://robotikverband.de/wie-sie-ihre-mitarbeiter-auf-roboter-vorbereiten/> abgerufen.

DigiLernSicher (2025). Digitaler Erwerb von Sicherheits-Knowhow. Von <https://www.digitalekompetenzen.gv.at/Good-Practice/Good-Practice/Good-Practice-12.html> abgerufen.

Dorschel, R. (2022). Reconsidering digital labour: bringing tech workers into the debate. *New Technology, Work and Employment*, 37, 288–307.

Dupuis, M., & Massicotte, A. (2026). Worker participation under digitalisation: Structure, power and varieties of union influence in two manufacturing sectors. *Economic and Industrial Democracy*, 47(1), 245-270.

European Commission (2024). Cyber Resilience Act. Last modified January 23, 2025. Von <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/library/cyber-resilience-act> abgerufen.

Egloffstein, M. (2018). Massive Open Online Courses in Digital Workplace Learning. In M. Egloffstein (Ed.), *Digital Workplace Learning* (pp. 149–166). Springer.

Egloffstein, M., & Ifenthaler, D. (2017). Employee perspectives on MOOCs for workplace learning. *TechTrends*, 61(1), 65-70.

EKF (2021). Die Digitalisierung geschlechtergerecht gestalten: Positionspapier der EKF. Von <https://www.news.admin.ch/de/nsb?id=84280> abgerufen.

Endsley, M. R. (2017). From here to autonomy: lessons learned from human–automation research. *Human factors* 59, 1, 5–27.

Epley, N., Waytz, A., & Cacioppo, J. T. (2007). On seeing human: a three-factor theory of anthropomorphism. *Psychological review*, 114(4), 864.

Escalante, J., Pack, A., & Barrett, A. (2023). AI-generated feedback on writing: insights into efficacy and ENL student preference. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 20(1), 57.

European Commission (2021): Human-centric AI as a business value driver, Brüssel.

European Commission (2025a). “AI Excellence: Thriving from the Lab to the Market.” *Shaping Europe’s Digital Future, Digital Europe Programme, 2025*. Von <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/ai-lab-market> abgerufen.

European Commission (2025b). “European Digital Innovation Hubs.” *Shaping Europe’s Digital Future, Digital Europe Programme*. Last modified April 9, 2025. Von <https://digital-strategy.ec.europa.eu/en/policies/edihs> abgerufen.

European Commission (2025c). AI Continent Action Plan. European Commission, June 14, 2025. Retrieved June 14, 2025, from European Commission Newsroom: <https://ec.europa.eu/newsroom/dae/redirection/document/11452>.

Fairwork (2020). The Five Principles of Fairwork. Oxford Internet Institute, University of Oxford.

Ferris, G. R., Dulebohn, J. H., Frink, D. D., George-Falvy, J., Mitchell, T. R., & Matthews, L. M. (2009). Job and organizational characteristics, accountability, and employee influence. *Journal of Managerial Issues*, 21(4), 518–533.

Figueira, A., & Vaz, B. (2022). Survey on synthetic data generation, evaluation methods and GANs. *Mathematics* 10, no. 15: 2733.

Finaro, E., & Greenberg, A. (2025). Automation World feature: Siemens robot safety blueprint. Tecnomatix – Siemens Digital Industries Software Blog. Retrieved June 15, 2025, from Siemens Digital Industries Software Blog.

Flemisch, F., Heesen, M., Hesse, T., Kelsch, J., Schieben, A., & Beller, J. (2012). Towards a dynamic balance between humans and automation: authority, ability, responsibility and control in shared and cooperative control situations. *Cognition, Technology & Work*, 14, 3-18.

Frank, U., Maier, P., & Bock, A. (2021). Low code platforms: Promises, concepts and prospects. A comparative study of ten systems (No. 70). ICB-research report.

Frankl, V. E. (1985). *Man's search for meaning*. Simon and Schuster.

Fraunhofer IESE (2021). Autonome Systeme: großes Potenzial für die digitale Zukunft. Von <https://www.iese.fraunhofer.de/blog/autonome-systeme/> abgerufen.

Fraunhofer IPK (2024). Datenmanagement, Datenvernetzung und Datenanalyse. Von <https://www.ipk.fraunhofer.de/de/kompetenzen-und-loesungen/industrietrends/datenmanagement-vernetzung-und-analyse.html> abgerufen.

Fraunhofer ISI (2024). Künstliche Intelligenz in der Produktion. Von <https://www.isi.fraunhofer.de/content/dam/isi/dokumente/modernisierung->

[produktion/erhebung2022/2024-12_pi_mod_produktion_83_ki_produktion.pdf](#)
abgerufen.

Freitas, A., & Curry, E. (2016). Big data curation. In *New horizons for a data-driven economy: A roadmap for usage and exploitation of big data in Europe*, pp. 87-118. Cham: Springer International Publishing.

Frey, C. B. (2020), *The Technology Trap: Capital, Labor, and Power in the Age of Automation*. Princeton University Press.

Fuchs, C. (2022). *Digital humanism: A philosophy for 21st century digital society* (First edition). Emerald Publishing.

Fuchs, T., & Bielenski, H. (2006). *Was ist gute Arbeit? Anforderungen aus der Sicht von Erwerbstätigen; Konzeption und Auswertung einer repräsentativen Untersuchung* (2. Aufl). Berlin, Dortmund Dresden: Bundesanstalt für Arbeitsschutz und Arbeitsmedizin.

FWSafeXR (2025). *Sicherheitstraining in der Forstwirtschaft mit eXtended Reality Methoden*. Von <https://www.ait.ac.at/themen/experience-measurement/projecte/fwsafexr> abgerufen.

Gagné, M., & Deci, E. L. (2005). Self-determination theory and work motivation. *Journal of Organizational Behavior*, 26(4), 331–362.

Gal, M. S. & Rubinfeld, D. L. (2019). Data standardization. *NYUL Rev.* 94: 737.

Gao, J., Xie, C., & Tao, C. (2016). Big data validation and quality assurance: Issues, challenges, and needs. In *2016 IEEE Symposium on Service-Oriented System Engineering (SOSE)* (pp. 433–441). IEEE.

Gerdenitsch, C., & Korunka, C. (2019). *Digitale Transformation der Arbeitswelt*. Springer Berlin Heidelberg.

Gerdenitsch, C., Bunner, J., & Tscheligi, M. (2018). Digitale Assistenz in der Produktion: Empfehlungen aus der Perspektive des ArbeitnehmerInnenschutzes. In *20. Workshop: Psychologie der Arbeitssicherheit und Gesundheit* (pp. 521-524).

Gerdenitsch, C., Sackl, A., & Hold, P. (2022b). Augmented reality assisted assembly: An action regulation theory perspective on performance and user experience. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 92, 103384.

Gerdenitsch, C., Meneweger, T., Stockreiter, C., Butterer, P., Halbwachs, M., & Scheiblhofer, D. (2022a). Experiencing an augmented-reality assisted assembly task autonomy, passive work attitude, and responsibility. *Journal of Corporate Real Estate*, 24(1), 59-72.

Ghadi, M. Y., Fernando, M., & Caputi, P. (2012). Transformational leadership and work engagement the mediating effect of meaning in work.

Giannopoulou, G., Borrelli, E. M., & McMaster, F. (2021). Programming-It's not for Normal People: A Qualitative Study on User-Empowering Interfaces for Programming Collaborative Robots. In 2021 30th IEEE International Conference on Robot & Human Interactive Communication (RO-MAN) (pp. 37-44). IEEE.

Gilster, P. (1997). *Digital Literacy*. New York, NY: John Wiley & Sons, Inc.

Gimpel, H., Lanzl, J., Regal, C., Urbach, N., Wischniewski, S., Tegtmeier, P., ... Derra, N. (2019). *Gesund digital arbeiten?! Eine Studie zu digitalem Stress in Deutschland*.

Gombolay, M. C., Gutierrez, R. A., Clarke, S. G., Sturla, G. F., & Shah, J. A. (2015). Decision-making authority, team efficiency and human worker satisfaction in mixed human–robot teams. *Autonomous Robots*, 39(3), 293–312.

Gonzales, M. et al. (2017). Immersive Mixed Reality for Manufacturing Training. Von <https://www.frontiersin.org/journals/robotics-and-ai/articles/10.3389/frobt.2017.00003/full> abgerufen.

Grabowski, A., & Jankowski, J. (2015). Virtual reality-based pilot training for underground coal miners. *Safety science*, 72, 310-314.

Graf, A., et al. (2020). *Kompetenzen für die neue Arbeitswelt – welche Metakompetenzen Mitarbeiter zukunftsfit machen*.

Grafström, A., & L. Schelin (2014). How to select representative samples. *Scandinavian Journal of Statistics* 41, no. 2: 277-290.

Graham, M.; Hjorth, I.; Lehdonvirta, V. (2017). Digital labour and development: impacts of global digital labour platforms and the gig economy on worker livelihoods, *Transfer* 23 (2), 135–162.

Grover, S., & Pea, R. (2013). Computational thinking in K–12: A review of the state of the field. *Educational Researcher*, 42(1), 38–43.

Guznajeva, T., Garcia Gutierrez, J., & Ploeg, M. (2023). Pillars - Pathways to Inclusive Labour Markets: Guidelines for policymaking. Von <https://www.h2020-pillars.eu/sites/default/files/toolkit/Guidelines%20for%20policymaking%20on%20an%20inclusive%20employment%20strategy.pdf> abgerufen.

Hackman, J. R., & Oldham, G. R. (1976). Motivation through the design of work: Test of a theory. *Organizational Behavior and Human Performance*, 16(2), 250–279.

Hassenzahl, M., Borchers, J., Boll, S., Rosenthal-von der Pütten, A., & Wulf, V. (2020). Otherware: How to best interact with autonomous systems. *Interactions*, 28(1), 54–57.

Hassenzahl, M., Burmester, M., & Koller, F. (2021). User experience is all there is: twenty years of designing positive experiences and meaningful technology. *i-com*, 20(3), 197-213.

Hassenzahl, M., Diefenbach, S., & Göritz, A. (2010). Needs, affect, and interactive products – Facets of user experience. *Interacting with Computers*, 22(5), 353–362.

Heintzelman, S. J., & King, L. A. (2014). Life is pretty meaningful. *American psychologist*, 69(6), 561.

Heintzelman, S. J., Mohideen, F., Oishi, S., & King, L. A. (2020). Lay beliefs about meaning in life: Examinations across targets, time, and countries. *Journal of Research in Personality*, 88, 104003.

Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Boston: Center for Curriculum Redesign.

Hosseini, Z., Nyholm, S., Le Blanc, P. M., Preenen, P. T. Y., & Demerouti, E. (2023). Assessing the artificially intelligent workplace: An ethical framework for evaluating experimental technologies in workplace settings. *AI and Ethics*, 1–13.

Howcroft, D., & Taylor, P. (2023). Automation and the future of work: A social shaping of technology approach. *New Technology, Work and Employment*, 38(2), 351-370.

Huang, H. M., Rauch, U., & Liaw, S. S. (2010). Investigating learners' attitudes toward virtual reality learning environments: Based on a constructivist approach. *Computers & Education*, 55(3), 1171–1182.

Huang, X., Kroening, D., Ruan, W., Sharp, J., Sun, Y., Thamo, E., Wu, M., & Yi, X. (2020). A survey of safety and trustworthiness of deep neural networks: Verification, testing, adversarial attack and defence, and interpretability. *Computer Science Review*, 37, 100270.

Huang, X., Ruan, W., Huang, W., Jin, G., Dong, Y., Wu, C., Bensalem, S., Mu, R., Qi, Y., Zhao, X., Cai, K., Zhang, Y., Wu, S., Xu, P., Wu, D., Freitas, A., & Mustafa, M. A. (2024). A survey of safety and trustworthiness of large language models through the lens of verification and validation. *Artificial Intelligence Review*, 57(7), Article 175.

Ifenthaler, D. (2023). Ethische Perspektiven auf Künstliche Intelligenz im Kontext der Hochschule - In: Schmohl, Tobias [Hrsg.]; Watanabe, Alice [Hrsg.]; Schelling, Kathrin [Hrsg.]: Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung. Chancen und Grenzen des KI-gestützten Lernens und Lehrens. Bielefeld: transcript 2023, S. 71-86.

Immersive Learning (2025). VR Workplace Productivity. Von <https://www.immersivelearning.news/2025/01/20/vr-workplace-productivity-enhancing-productivity-and-immersive-collaboration-with-vr-headsets/> abgerufen.

Institut der deutschen Wirtschaft (2024). Führung in der Transformation. Von https://www.iwkoeln.de/fileadmin/user_upload/Studien/Report/PDF/2024/IW-Report_2024-F%C3%BChrung-in-der-Transformation.pdf abgerufen.

ifaa (2023). Führungskompetenzen im Zeitalter der Künstlichen Intelligenz. Von <https://www.arbeitswissenschaft.net/newsroom/pressemeldung/news/ifaa-studie-zeigt->

fuehrungskraefte-brauchen-kompetenzen-fuer-die-erfolgreiche-einfuehrung-von-kuenstlicher-intelligenz abgerufen.

Karasek, R. A. (1979). Job Demands, Job Decision Latitude, and Mental Strain: Implications for Job Redesign. *Administrative Science Quarterly*, 24(2), 285–308.

Katz, R., Callorda, F., & Jung, J. (2023). The impact of automation on employment and its social implications: evidence from Chile. *Economics of Innovation and New Technology*, 32(5), 646-662.

Kauffeld, S., & Paulsen, H. F. K. (2018). *Kompetenzmanagement in Unternehmen: Kompetenzen beschreiben, messen, entwickeln und nutzen. Arbeits-, Organisations- und Wirtschaftspsychologie (1. Aufl.)*. Stuttgart: Kohlhammer. Von <https://elibrary.kohlhammer.de/book/10.17433/978-3-17-030198-6> abgerufen.

Kelbert, P., Siebert, J. & Jöckel, L. (2023), Was sind Large Language Models? Und was ist bei der Nutzung von KI-Sprachmodellen zu beachten? Von <https://www.iese.fraunhofer.de/blog/large-language-models-ki-sprachmodelle/> abgerufen.

Kim, M. J., Pertsch, K., Karamcheti, S., Xiao, T., Balakrishna, A., Nair, S., Rafailov, R., et al. (2024). OpenVLA: An open-source vision-language-action model. arXiv.

King, W. R., & He, J. (2006). A meta-analysis of the technology acceptance model. *Information & management*, 43(6), 740-755.

Knowledgeworker (2024). *New Work – New Learning – New Normal*. Von <https://www.knowledgeworker.com/en/blog/new-work-new-learning-new-normal> abgerufen.

Koeszegi, S. T. (2024). AI@ Work: Human Empowerment or Disempowerment?. In: Hannes Werthner· Carlo Ghezzi· Jeff Kramer Julian Nida-Rümelin·Bashar Nuseibeh·Erich Prem·“Introduction to Digital Humanism: A Textbook.” (S. 175) Springer Nature Switzerland.

Krasanakis, E., Spyromitros-Xioufis, E., Papadopoulos, S., & Kompatsiaris, Y. (2018). Adaptive sensitive reweighting to mitigate bias in fairness-aware classification. In Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference (pp. 853–862). ACM.

Kreikebaum, H., & Herbert, K. J. (2013). Humanisierung der Arbeit: Arbeitsgestaltung im Spannungsfeld ökonomischer, technologischer und humanitärer Ziele. Springer-Verlag.

Leunissen, J. M., Sedikides, C., Wildschut, T., & Cohen, T. R. (2018). Organizational nostalgia lowers turnover intentions by increasing work meaning: The moderating role of burnout. *Journal of occupational health psychology*, 23(1), 44.

Long, D., & Magerko, B. (2020). What is AI Literacy? Competencies and Design Considerations. Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–16.

Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). *Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education*. Pearson Education.

Marchiori, D. M., Mainardes, E. W., & Rodrigues, R. G. (2019). Do individual characteristics influence the types of technostress reported by workers? *International Journal of Human-Computer Interaction*, 35(3), 218–230.

Markham, A. N. (2019). Taking Data Literacy to the Streets: Critical Pedagogy in the Public Sphere. *Qualitative Inquiry*, 26(2), 227-237.

Marsh, E., Vallejos, E. P., & Spence, A. (2022). The digital workplace and its dark side: An integrative review. *Computers in Human Behavior*, 128, 107118.

Martela, F., & Pessi, A. B. (2018). Significant work is about self-realization and broader purpose: Defining the key dimensions of meaningful work. *Frontiers in psychology*, 9, 363.

Martela, F., Gómez, M., Unanue, W., Araya, S., Bravo, D., & Espejo, A. (2021). What makes work meaningful? Longitudinal evidence for the importance of autonomy and beneficence for meaningful work. *Journal of vocational behavior*, 131, 103631.

Martin, A. (2006). A European framework for digital literacy, *Nordic Journal of Digital Literacy*, 1(2), 151-161.

Mattioli, R., Malatras, A., European Union Agency for Cybersecurity (ENISA), 4CF, & PwC. (2024). Foresight cybersecurity threats for 2030 – update: Extended report. ENISA. Von <https://www.enisa.europa.eu/> abgerufen.

McKinsey & Company (2024a). A new future of work: The race to deploy AI and raise skills in Europe and beyond. Von <https://www.mckinsey.com/mgi/our-research/a-new-future-of-work-the-race-to-deploy-ai-and-raise-skills-in-europe-and-beyond> abgerufen.

McKinsey & Company (2024b). Automation and the talent challenge in American manufacturing. Von <https://www.mckinsey.com/capabilities/operations/our-insights/automation-and-the-talent-challenge-in-american-manufacturing> abgerufen.

Mekler, E. D. & Hornbæk, K. (2019). A Framework for the Experience of Meaning in Human-Computer Interaction. In Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, Paper 225, 1–15.

Mekler, E. D., & Hornbæk, K. (2016). Momentary Pleasure or Lasting Meaning?: Distinguishing Eudaimonic and Hedonic User Experiences. Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 4509–4520.

Microsoft (2025). AI for educators - Training | Microsoft Learn. Von <https://learn.microsoft.com/en-us/training/paths/ai-education/> abgerufen.

Mumuni, A., & F. Mumuni (2022). Data augmentation: A comprehensive survey of modern approaches. Array 16: 100258.

Mütze-Niewöhner, S., Willemsen, F., Mayer, C., & Duisberg, M. (2023). Partizipative und prospektive Arbeitsgestaltung – reloaded. EconStor. Von <https://www.econstor.eu/bitstream/10419/273380/1/1852066008.pdf> abgerufen.

NIST (2024). The United States Artificial Intelligence Safety Institute: Vision, Mission, and Strategic Goals, Report, May 2024.

Nolan, K., & Bergin, S. (2016). The role of anxiety when learning to program: a systematic review of the literature. In Proceedings of the 16th Koli Calling International Conference on Computing Education Research (pp. 61-70).

Norman, D. (2013). *The Design of Everyday Things: Revised and Expanded Edition*. Basic Books.

Nyholm, S., & Smids, J. (2020). Can a robot be a good colleague? *Science and Engineering Ethics*, 26(4), 2169–2188.

Oberländer, M., Beinicke, A., Bipp, T. (2020). Digital competencies: A review of the literature and applications in the workplace. *Computers & Education*, 146, 103752.

OECD (2021). Building inclusive labour markets: active labour market policies for the most vulnerable groups. Von

https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2021/10/building-inclusive-labour-markets-active-labour-market-policies-for-the-most-vulnerable-groups_2a05fe71/607662d9-en.pdf abgerufen.

OECD (2023). Opportunities, guidelines and guardrails on effective and equitable use of AI in education. OECD Publishing, Paris. Von

<https://www.oecd.org/education/ceri/Opportunities,%20guidelines%20and%20guardrails%20for%20effective%20and%20equitable%20use%20of%20AI%20in%20education.pdf> abgerufen.

OECD (2024). Who will be the workers most affected by AI? Von

https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/10/who-will-be-the-workers-most-affected-by-ai_fb7fcccd/14dc6f89-en.pdf abgerufen.

OECD (2025). Trends Shaping Education 2025. Von

https://www.oecd.org/en/publications/trends-shaping-education-2025_ee6587fd-en/full-report/global-trends-and-the-future-of-education-in-2025_7358e77a.html#chapter-d1e19-8d5de88190 abgerufen.

Pangrazio, L. and Selwyn, N. (2021), “Towards a school-based ‘critical data education’”, *Pedagogy, Culture and Society*, Vol. 29 No. 3, pp. 431-448.

Parasuraman, R., Sheridan, T. B., & Wickens, C. D. (2000). A model for types and levels of human interaction with automation. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, 30(3), 286–297.

Parush, A., Ahuvia, S., Erev, I. (2007). Degradation in spatial knowledge acquisition when using automatic navigation systems. In: Winter, S., Duckham, M., Kulik, L., Kuipers, B. (Eds.), Spatial Information Theory. COSIT 2007. Lecture Notes in Computer Science, vol. 4736. Springer, Berlin, Heidelberg.

Pentland, A. (2021). Building the New Economy: Data as Capital. MIT Press.

Petersen, B. K., Chowhan, J., Cooke, G. B., Gosine, R., & Warrian, P. J. (2023). Automation and the future of work: An intersectional study of the role of human capital, income, gender and visible minority status. *Economic and Industrial Democracy*, 44(3), 703-727.

Pfeiffer, S. (2016). Industrie 4.0 – Qualifizierung 2025. Von <https://www.sabine-pfeiffer.de/files/downloads/2016-Pfeiffer-Industrie40-Qualifizierung2025.pdf> abgerufen.

Plattform Industrie 4.0 Österreich (2024).

Berufe im Spannungsfeld von Demographie, Ökologisierung und Digitalisierung/KI. Von <https://plattformindustrie40.at/wp-content/uploads/2025/01/Berufe-im-Spannungsfeld-von-Demographie-Oekologisierung-und-Digitalisierung-KI.pdf> abgerufen.

Plattform Industrie 4.0 Österreich. (2024a). 1. Future Skills & KI-Workshop am 23. Oktober 2024. Von <https://plattformindustrie40.at/blog/2025/01/05/1-future-skills-ki-workshop-am-23-oktober-2024/> abgerufen.

Plattform Industrie 4.0 Österreich. (2024b). 2. Future Skills & KI-Workshop im Jänner 2025. Von <https://plattformindustrie40.at/blog/2025/04/10/2-workshop-future-skills-ki/> abgerufen.

Polyzotis, N., Zinkevich, M., Roy, S., Breck, E., & Whang, S. (2019). Data validation for machine learning. In *Proceedings of Machine Learning and Systems (MLSys)*, 1, 334–347.

Puntoni S. (2018). Amazing Machines and the Quest for Meaning in Consumption. *GfK Marketing Intelligence Review*, 10 (2), 19–24.

PWC (2021). Upskilling for shared prosperity. Von https://www.pwc.com/gx/en/issues/upskilling/shared-prosperity/upskilling_for_shared_prosperity_final.pdf abgerufen.

PWC (2022). Digital Factory Transformation Survey 2022. Von <https://www.pwc.de/de/content/0f96ea9c-992c-4ba7-8c4d-b4637cf81d9f/pwc-digital-factory-transformation-survey-2022.pdf> abgerufen.

PWC (2023). The effectiveness of virtual reality soft skills training. Von <https://www.pwc.co.uk/services/technology/immersive-technologies/study-into-vr-training-effectiveness.html> abgerufen.

Radianti, J., Majchrzak, T. A., Fromm, J., & Wohlgenannt, I. (2020). A systematic review of immersive virtual reality applications for higher education: Design elements, lessons learned, and research agenda. *Computers & education*, 147, 103778.

Rafnsdottir, G. L., & Gudmundsdottir, M. L. (2011). EPM technology and the psychosocial work environment. *New Technology, Work and Employment*, 26(3), 210–221.

Rani, U., Castel-Branco, R., Satija, S., & Nayar, M. (2022). Women, work, and the digital economy. *Gender & Development*, 30(3), 421-435.

Redaktion Produktion (2023). KI-gestützte Roboter gegen Arbeitskräftemangel in der Logistik. *Produktion.de*. Von <https://www.produktion.de/technik/robotik-automation/logistik-ki-gestuetzte-roboter-gegen-arbeitskraeftemangel-206.html> abgerufen.

Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council of 27 April 2016 on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data and on the free movement of such data, and repealing Directive 95/46/EC (General Data Protection Regulation).

Regulation (EU) 2024/1689 of the European Parliament and of the Council of 13 June 2024 laying down harmonised rules on artificial intelligence and amending Regulations (EC) No 300/2008, (EU) No 167/2013, (EU) No 168/2013, (EU) 2018/858, (EU) 2018/1139 and (EU) 2019/2144 and Directives 2014/90/EU, (EU) 2016/797 and (EU) 2020/1828 (Artificial Intelligence Act).

RTR - Austrian Regulatory Authority for Broadcasting and Telecommunications (2024). "KI Servicestelle." Last modified 2024. Accessed June 28, 2025. <https://www.rtr.at/rtr/service/ki-servicestelle/KI-Servicestelle.en.html>.

Russell, S., Dewey, D., & Tegmark, M. (2015). Research priorities for robust and beneficial artificial intelligence. *AI Magazine*, 36(4), 105–114.

Ryan, R. M., & Deci, E. L. (2000). Self-determination theory and the facilitation of intrinsic motivation, social development, and well-being. *American Psychologist*, 55(1), 68.

Santandreu Calonge, D., Shah, A. M., Riggs, K., & Connor, M. (2019). MOOCs and upskilling in Australia: A qualitative literature study. *Cogent Education*, 6(1), 1687392.

Schiefele, U. (2018). Flow-Theorie (Csikszentmihalyi). In M. A. Wirtz (Hrsg.), *Dorsch – Lexikon der Psychologie*.

Schleiss, J., Mah, D.-K., Böhme, K., Fischer, D., Mesenhöller, J., Paaßen, B., Schork, S., & Schrupf, J. (2023). Künstliche Intelligenz in der Bildung: Drei Zukunftsszenarien und fünf Handlungsfelder.

Schmohl, T., Watanabe, A., & Schelling, K. (2023). Künstliche Intelligenz in der Hochschulbildung. Chancen und Grenzen des KI-gestützten Lernens und Lehrens. Transcript. Von <https://www.transcript-verlag.de/978-3-8376-5769-2/kuenstliche-intelligenz-in-der-hochschulbildung/> abgerufen.

Scholtz, J. (2003). Theory and evaluation of human robot interactions. In 36th Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Proceedings of the. IEEE, 10–pp.

Scholz, T. (2016). Platform Cooperativism: Challenging the Corporate Sharing Economy. Rosa Luxemburg Stiftung.

Schrepp, M., Hinderks, A., & Thomaschewski, J. (2017). Konstruktion einer Kurzversion des User Experience Questionnaire. In *Mensch & Computer* (pp. 255–259).

Schwarz, S., Bieg, T., Svecnik, E., Schmölz, A., Geppert, C., & Gerdenitsch, C. (2024). Digital Competence Scale (DCS) A Short Self-Assessment Instrument for Measuring Digital Competences. *Nordic Journal of Digital Literacy*, (3), 126-143.

Schweizerische Eidgenossenschaft (2024). Inklusives Arbeitsumfeld im Lichte der Digitalisierung. Von

<https://www.parlament.ch/centers/eparl/curia/2016/20164169/Bericht%20BR%20D.pdf> abgerufen.

Seymoens, T., Van Audenhove, L., Van den Broeck, W. and Mariën, I. (2020), “Data literacy on the road: setting up a large-scale data literacy initiative in the DataBuzz project”, *Journal of Media Literacy Education*, Vol. 12 No. 3, pp. 102-119.

Shanker, M., Hu, M. Y., & Hung, M. S. (1996). Effect of data standardization on neural network training. *Omega*, 24(4), 385–397.

Sheldon, K. M., Elliot, A. J., Kim, Y., & Kasser, T. (2001). What is satisfying about satisfying events? Testing 10 candidate psychological needs. *Journal of Personality and Social Psychology*, 80(2), 325.

Shneiderman, B. (2020). Human-centered artificial intelligence: Reliable, safe & trustworthy. *International Journal of Human–Computer Interaction* 36, 6 (2020), 495–504.

Shneiderman, B. (2022). *Human-Centered AI*. Oxford University Press.

Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on image data augmentation for deep learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 1–48.

Skillsoft (2024). C-level tech leaders feel the weight of skill gaps, research shows. Von <https://www.skillsoft.com/blog/c-level-tech-leaders-feel-the-weight-of-skill-gaps-research-shows?constituency=316259%2C316279> abgerufen.

Smids, J., Nyholm, S., & Berkers, H. (2020). Robots in the workplace: A threat to—or opportunity for—meaningful work? *Philosophy & Technology*, 33(3), 503–522.

Soane, E., Shantz, A., Alfes, K., Truss, C., Rees, C., & Gatenby, M. (2013). The association of meaningfulness, well-being, and engagement with absenteeism: A moderated mediation model. *Human resource management*, 52(3), 441-456.

Spedition.de (2024). KI in der Logistik: Chancen und Herausforderungen. Von <https://www.spedition.de/ratgeber/ki-in-der-logistik> abgerufen.

Spöttl, G., Windelband, L., & Becker, M. (2020). *Berufsbildung für Industrie 4.0: Anforderungen, Konzepte und Umsetzung*. BIBB.

Ständige Wissenschaftliche Kommission (2024). Large Language Models und ihre Potenziale im Bildungssystem. Von https://www.swk-bildung.org/content/uploads/2024/02/SWK-2024-Impulspapier_LargeLanguageModels.pdf abgerufen.

Staufen (2024). Studie Digitalisierung 2024: Gut jedem zweiten Unternehmen fehlen die Fachkräfte für eine umfassende Datenanalyse. Von <https://www.staufen-inova.ch/news/studie-digitalisierung-2024-gut-jedem-zweiten-unternehmen-fehlen-die-fachkraefte-fur-eine-umfassende-datenanalyse/> abgerufen.

Steger, M. F., Dik, B. J., & Duffy, R. D. (2012). Measuring meaningful work: The work and meaning inventory (WAMI). *Journal of career Assessment*, 20(3), 322-337.

Stehen, M. (2008). The fragility of human-centred design.

Suh, A., & Prophet, J. (2018). The state of immersive technology research: A literature analysis. *Computers in Human Behavior*, 86, 77–90.

Symons, T. and Theo Bass, T. (2017), “Me, my data and I: the future of the personal data economy”, DeCode Project EU, available at: <https://apo.org.au/sites/default/files/resource-files/2017-09/aponid113751.pdf>.

Szabó-Szentgróti, G., Végvári, B. & Varga, J. (2021). Impact of Industry 4.0 and digitization on labor market for 2030 – Verification of Keynes' prediction. *Sustainability*, 13(14), 7703.

Tarafdar, M, Ragu-Nathan, T. S., Ragu-Nathan, B. S., et al. (2011). Crossing to the dark side: examining creators, outcomes, and inhibitors of technostress. *Communications of the ACM*, 54(9), 113–120. In this issue.

Teichmann, M., Ullrich, A., Bender, B., & Gronau, N. (2018). Mobile IIoT-Technologien in hybriden Lernfabriken. *Industrie 4.0 Management*, 34(3), 21-24.

TU (2025). Empfehlung zur guten Praxis im Umgang mit generativer KI. Von <https://www.tuwien.at/studium/studieren-an-der-tuw/ki-im-studium> abgerufen.

UNESCO (2023a). Harnessing the era of artificial intelligence in higher education. A primer for higher education stakeholders. Von <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386670> abgerufen.

UNESCO (2023b). ChatGPT and artificial intelligence in higher education. Quick start guide. Von <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000385146> abgerufen.

VDMA (2025), Strategy Paper Leveraging Robotics and Automation for a Resilient and Competitive Europe, 2025.

Venkatesh, V., & Bala, H. (2008). Technology acceptance model 3 and a research agenda on interventions. *Decision Sciences*, 39(2), 273-315.

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS quarterly*, 425-478.

Vogelsong, M. (2024). Unlocking the Future of Robotic Intelligence. Medium, August 13, 2024. <https://medium.com/@mjvogelsong/unlocking-the-future-of-robotic-intelligence-991e151bffe9>.

Vohs, K. D., Aaker, J. L., & Catapano, R. (2019). It's not going to be that fun: Negative experiences can add meaning to life. *Current Opinion in Psychology*, 26, 11–14.

Vuorikari, R., Kluzer, S. and Punie, Y. (2022). DigComp 2.2: The Digital Competence Framework for Citizens - With new examples of knowledge, skills and attitudes, EUR 31006 EN, Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2022, ISBN 978-92-76-48882-8.

Walliser, J. C., de Visser, E. J., Wiese, E., & Shaw, T. H. (2019). Team structure and team building improve human–machine teaming with autonomous agents. *Journal of Cognitive Engineering and Decision Making*, 13(4), 258–278.

Wang, J., Tian, Z., & Sun, Y. (2024). Digital Economy, Employment Structure and Labor Share. *Sustainability*, 16(21), 9584.

Wang, Y. S., Wang, Y. M., Lin, H. H., & Tang, T. I. (2003). Determinants of user acceptance of Internet banking: an empirical study. *International journal of service industry management*, 14(5), 501-519.

Werthner, H., Ghezzi, C., Kramer, J., Nida-Rümelin, J., Nuseibeh, B., Prem, E., & Stanger, A. (2024). *Introduction to Digital Humanism: A Textbook* (p. 637). Springer Nature.

WIFO (2024): Mayrhuber, C., & Bittschi, B. Fehlzeitenreport 2024: Krankheits- und unfallbedingte Fehlzeiten in Österreich – Gesundheitszustand von Lehrlingen und jungen Erwerbstätigen. Österreichisches Institut für Wirtschaftsforschung. Im Auftrag von Bundesarbeitskammer, Wirtschaftskammer Österreich und Dachverband der Sozialversicherungsträger.

Wirzberger, M., & Schwarz, P. (2021). Förderung selbstregulierten Lernens durch ein KI-gestütztes Training. *Bildung & Erziehung*, 74, 280–295. Von <https://doi.org/10.13109/buer.2021.74.3.280> abgerufen.

World Economic Forum (2019). *Global Lighthouse Network: Insights from the Forefront of the Fourth Industrial Revolution*.

World Economic Forum (2020). *The future of jobs report 2020*. Von https://www3.weforum.org/docs/WEF_Future_of_Jobs_2020.pdf abgerufen.

World Economic Forum (2025). *Why AI literacy is now a core competency in education*. Von <https://www.weforum.org/stories/2025/05/why-ai-literacy-is-now-a-core-competency-in-education/> abgerufen.

Woźniak, P. W., Hak, M., Kotova, E., Niess, J., Bentvelzen, M., Weingärtner, H., ... & Karolus, J. (2023). Quantifying Meaningful Interaction: Developing the Eudaimonic Technology Experience Scale. In *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference* (pp. 1904-1914).

WU (2025a). *KI-Prinzipien*. Von <https://www.wu.ac.at/ki-prinzipien> abgerufen.

WU (2025b). *KI in der Lehre*. Von <https://www.wu.ac.at/mitarbeitende/infos-fuer-lehrende/ki-in-der-lehre> abgerufen.

WU (2025c). Workshops und Faculty Austausch zu KI in der Lehre. Von <https://www.wu.ac.at/mitarbeitende/infos-fuer-lehrende/ki-in-der-lehre/workshops-ki-in-der-lehre> abgerufen.

Wu, R., & Yu, Z. (2023). Do AI chatbots improve students learning outcomes? Evidence from a meta-analysis. *British Journal of Educational Technology*.

Xu, W., Dainoff, M. J., Ge, L., & Gao, Z. (2023). Transitioning to human interaction with AI systems: New challenges and opportunities for HCI professionals to enable human-centered AI. *International Journal of Human–Computer Interaction*, 39(3), 494–518.

Yampolskiy, R.V. (2019). Predicting future AI failures from historic examples. *foresight* 21, 1, 138–152.

Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., & Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education - where are the educators?. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 1–27.

Zhang, B. H., Lemoine, B., & Mitchell, M. (2018). Mitigating unwanted biases with adversarial learning. In *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (pp. 335–340). ACM.

Zheng, L., Niu, J., Zhong, L., & Gyasi, J. F. (2021). The effectiveness of artificial intelligence on learning achievement and learning perception: A meta-analysis. *Interactive Learning Environments*, 1–15.

Zhenghao, C., Alcorn, B., Christensen, G., Eriksson, N., Koller, D., & Emanuel, E. J. (2015). Who's benefiting from MOOCs, and why. *Harvard Business Review*, 25, 2–8.

Zinke, G., Behrendt, S., & Bock, A. (2019). *Weiterbildung im digitalen Wandel: Bedarfe, Konzepte und Praxisbeispiele*. Bertelsmann Stiftung.

Zitkovich, B., Yu, T., Xu, S., Xu, P., Xiao, T., Xia, F., Wu, J., et al. (2023). RT-2: Vision-language-action models transfer web knowledge to robotic control. In *Proceedings of the Conference on Robot Learning (CoRL)* (pp. 2165–2183). PMLR.

Zou, Y., Kuek, F., Feng, W., & Cheng, X. (2025). Digital learning in the 21st century: trends, challenges, and innovations in technology integration. In *Frontiers in Education* (Vol. 10, p. 1562391). Frontiers Media SA.

Zukunftsmission Bildung (2025). Allianz für Future Skills: Thematische Taskforces. Von <https://www.zukunftsmission-bildung.de/future-skills/taskforces> abgerufen.

Zukunftszentrum Nord (2024). Erfolgsfaktoren der digitalen Transformation für kleine und mittlere Unternehmen. Von [https://www.zukunftszentrumnord.de/wp-content/uploads/2024/12/RZ.Nord Erfolgsfaktoren der digitalen Transformation fC3BCr kleine uns mittlere Unternehmen Nov. 2024.pdf](https://www.zukunftszentrumnord.de/wp-content/uploads/2024/12/RZ.Nord_Erfolgsfaktoren_der_digitalen_Transformation_fC3BCr_kleine_und_mittlere_Unternehmen_Nov._2024.pdf) abgerufen.

Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität,

Innovation und Technologie

Radetzkystraße 2, 1030 Wien

+43 (0) 800 21 53 59

servicebuero@bmk.gv.at

bmimi.gv.at