

# Lernen und Kompetenzentwicklung in Arbeitssystemen mit künstlicher Intelligenz

Uta Wilkens, Dominik Lins, Christopher Prinz, Bernd Kuhlenkötter

## 1. Einleitung

Arbeitssysteme, in denen Lösungen durch das Zusammenwirken menschlicher und künstlicher Intelligenz (KI) erzeugt werden, gewinnen in Produktion, Dienstleistung und Versorgungssystemen erkennbar an Bedeutung. Unter KI versteht man intelligentes Problemlösen durch Maschinen – Computer, Roboter und digitale Assistenzsysteme – die ausgehend von großen Datenmengen mittels Algorithmen Entscheidungsalternativen und Lösungswege erarbeiten. Dabei wird nicht nur individuelle Intelligenz simuliert, sondern es entstehen maschinell erzeugte Selbstlernprozesse durch technische Rückkopplung unter Maschinen (Wisskirchen et al. 2017). KI impliziert eine sozio-technische Systementwicklung, weil die maschinell erzeugte Dynamik mit individuellen Entscheidungen, Arbeitshandlungen, Lernprozessen und Leistungskomponenten verbunden ist. Es entstehen Arbeitssysteme mit verteilter Intelligenz (Cobb 1998; Fischer 2001).

Durch KI gelangt eine mit der Technologie bislang nicht assoziierte Dimension in das Arbeitsgeschehen. Bis dato war Technologie ein Werkzeug, mit dem Menschen eine Arbeitshandlung besser und präziser ausführen können als ohne dieses Werkzeug. Nunmehr lernt auch die Technologie hinzu, findet eigene Wege der Optimierung und erzeugt so Dynamik und Veränderung. Dies betrifft das Individuum und die Systemebene der Organisation. Der Begriff des Lernens wird üblicherweise auf Individuen, Gruppen und Organisationen, also reflexive individuelle und kollektive Handlungssysteme bezogen (Wilkens 2009a), aber nicht auf die Technologie. Wenn auch die Technologie lernt, dann wird dies das sich wechselseitig beeinflussende Zusammenspiel aus Technologie, Mensch und Organisation (Orlikowski 1992) berühren. Dies kann die Lern- und Entwicklungspotenziale für Individuen und Organisationen erhöhen. Ob dies gelingt, ist allerdings eine Frage der sozio-technischen Systemgestaltung.

Gegenwärtig werden einerseits die besonderen Potenziale der KI herausgestellt, den Menschen zu trainieren und weiter zu qualifizieren. Es wird ein erweiterter Möglichkeitsraum für die Kompetenzentwicklung im Prozess der Arbeit (dazu Dehnbostel 2007) gesehen, weil die Technologie Lernimpulse während der Arbeitsausführung geben kann. Das besondere Potenzial liegt darin, dass KI nicht nur für die Entwicklung von Trainingstools genutzt werden, sondern auch eine

kontinuierlich lernförderliche Arbeitsumgebung schaffen kann. Andererseits ist dies nicht gleichbedeutend damit, dass durch den Einsatz von KI Arbeitssysteme entstehen, die zu einer Weiterentwicklung des Menschen führen. Hirsch-Kreinsen und ten Hompel (2017) stellen sowohl Szenarien der Höherqualifizierung als auch der De-Qualifizierung heraus. Letztere erscheinen gerade in Bereichen mit geringer Eingangsqualifikation wahrscheinlich, in denen Maschinen den Menschen die Denkleistung abnehmen und perspektivisch ihre Aufmerksamkeit bei der Ausübung von Tätigkeiten einschränken können (Wilkens/Artinger 2019).

Derzeit besteht hoher Forschungsbedarf sowohl hinsichtlich einer empirischen Fundierung als auch einer konzeptionellen Unterfütterung der im Arbeitssystem zusammentreffenden Lernprozesse seitens der Technologie, der Individuen und der Organisation. Eine konzeptionelle Herangehensweise setzt einen interdisziplinären Dialog hinsichtlich des Lernverständnisses voraus. Das Grundverständnis von Lernen ist in der KI-Forschung zum Beispiel anders angelegt als in der arbeitspädagogischen Forschung und den Arbeiten zum organisationalen Lernen. Mit dem Einsatz von KI im Arbeitskontext treffen diese Entwicklungsansätze aufeinander. In epistemologischer Hinsicht ist der Dialog zwischen den Disziplinen herausfordernd (Sanzogni et al. 2017), für die zukünftige Nutzung von KI in Arbeitssystemen aber notwendig.

Dieser Beitrag ist konzeptioneller Natur und spiegelt den Einsatz von KI aus unterschiedlichen wissenschaftlichen Perspektiven wider, um darauf aufbauend Ansatzpunkte für die erfolgskritischen Bereiche des sozio-technischen Designs zu finden. Daraus ergibt sich eine Basis für spätere empirische Untersuchungen. Zugleich gibt der Beitrag an Beispielen guter Praxis Hinweise zur Ausgestaltung lernförderlicher KI-basierter Arbeitssysteme.

## 2. Auswahl wissenschaftlich konzeptioneller Zugänge auf den Einsatz von KI in arbeitsbezogenen Lernprozessen

### 2.1. KI und maschinelles Lernen in der Produktion

Für die Wissenschaft ist KI kein neues Thema (Gevarter, 1985; Duchessi et al. 1993), sondern erfährt derzeit eine Renaissance, die anders als in der ursprünglichen Welle aber mit einer stärkeren Durchsetzungskraft in der Praxis verbunden ist (acatech 2019). KI lässt sich weiter untergliedern nach „Artificial General Intelligence“, „Artificial Narrow Intelligence“ und „Artificial Super Intelligence“ (Kaplan/Haenlein 2018). Das Potenzial wird durch maschinelle Lernverfahren erschlossen.

Erste Ansätze des Einsatzes von KI sind in der Produktion bereits vorzufinden. Voraussetzung für die Anwendung der verschiedenen Methoden der KI ist das Vorhandensein von Daten in ausreichend großer Menge und in erforderlicher Güte. Je nach verwendetem Lernverfahren müssen die Daten in einem speziellen

Format vorliegen. Die Unterscheidung betrifft hier auf der einen Seite den Bereich des unüberwachten Lernens, bei dem ohne bekannte Zielgröße versucht wird, eine zusätzliche Informationsgewinnung aus den Daten zu erzeugen. Auf der anderen Seite steht das überwachte Lernen, bei dem die Daten jeweils eine bestimmte (klassierte) Zielgröße aufweisen müssen, mithilfe derer man einen Algorithmus trainieren kann. Durch Einsatz dieser Verfahren sind beispielsweise Vorhersagen im Kontext von Predictive Maintenance erschlossen worden. Auch die Logistikbranche nutzt KI in verstärktem Maße, wodurch zum Beispiel durch intelligente Datenanalyse der Warenfluss agiler und weniger stör anfällig gestaltet werden kann (Fauland 2018). Diese Entwicklungen implizieren jedoch nicht, dass auch die Arbeitssysteme vollständig autonom durch die KI gesteuert werden. Die Menschen überwachen die Prozesse und stellen nach wie vor die letzte Instanz bei Entscheidungen dar. Sie handeln auf der Basis eigener Erfahrungen und Expertise.

KI erweitert die Nutzung von Expertensystemen. Expertensysteme stellen ganz grundsätzlich Systeme dar, die das Wissen und die Erfahrung von Experten in Wissensdatenbanken strukturiert abspeichern und auf diese Weise Entscheidungen auch automatisiert unterstützen können. Die anzulegenden Wissensdatenbanken werden überwiegend manuell durch den Menschen, ggf. teilautomatisiert erstellt und benötigen keinerlei Beispieldaten, um angelegt oder genutzt werden zu können. Entsprechend aufwändig sind die Systeme bei der Erstellung und Pflege. Anders ist dies beim Einsatz maschineller Lernverfahren. Hierbei nutzt das System eine Vielzahl von Trainingsdaten, um aus ihnen selbstständig Modelle zu erzeugen, die mit neuen Daten gefüllt werden können. Für das Selbstlernen der Systeme muss im Vorfeld ein geeignetes Lernverfahren ausgewählt werden. In produzierenden Unternehmen werden beide Wege verknüpft angewandt. Idealerweise werden Systeme nicht sich selbst überlassen, sondern mittels Expertensystemen wird zunächst eine Wissensdatenbank aufgebaut, auf deren Basis das Selbstlernsystem aufsetzen kann. Auf diese Weise werden selbstlernende Systeme integriert, welche die bereits vorhandene Wissensgrundlage und die neu erfassten Daten nutzen, um Modelle weiterzuentwickeln und als System selbst daraus zu lernen.

Aktuell hat der Einsatz von KI-Methoden in der Produktion durch Randbedingungen seine Grenzen. Es kann häufig nur Expertenwissen genutzt werden, da für die Schaffung einer ausreichenden Datenbasis eine Vielzahl an Sensoren für die Datengenerierung verbaut werden müssen. Deren Messwerte müssen aufbereitet (klassiert) und entsprechend abgelegt werden, um diese dann mithilfe von KI auszuwerten. Ist die Datenerfassung in der Fertigung aufgrund eines hohen Automatisierungsgrades oftmals schon relativ gut vorbereitet, ist insbesondere bei manuell ausgeführten Arbeitsprozessen mit geringem Automatisierungsgrad kaum Sensorik vorhanden (Bauer et al. 2016). Auch die Datenbasis ist in der Regel für Methoden der KI noch nicht nutzbar. Aus dem aktuellen Stand des Einsatzes von KI in der Produktion lassen sich mehrere Hypothesen aufstellen:

- (i) In der Praxis werden bei Prozessen nicht genügend Daten erfasst.
- (ii) Die erfassten Daten entsprechen häufig nicht der erforderlichen Klassifizierung oder sind zu ungenau.
- (iii) Die Prozesse, die mittels KI analysiert, überwacht, gesteuert oder optimiert werden sollen, sind häufig nicht im notwendigen Detailierungsgrad bekannt oder nicht in einem feinen Granularitätsgrad beschrieben.
- (iv) Es sind Rahmenbedingungen erforderlich, die eine Strukturierung und ein Vorgehen zur Aufnahme von Daten, auch technologiespezifisch, festlegen.

## 2.2. Adaptive Systeme als lernende maschinelle Systeme

Ein besonderes Entwicklungs- und Umsetzungspotenzial für die Industrie liegt im Einsatz adaptiver Systeme (Günthner et al. 2017). Die Adaptivität eines Systems zeigt sich darin, dass dieses sich individuell und situationsgetreu auf aktuelle Erfordernisse einstellen und rechtzeitig auf Veränderungen sowie Randbedingungen reagieren kann. In einem Arbeitssystem wirken einzelne oder mehrere Akteure mit Arbeitsmitteln in einem eingegrenzten Arbeitsraum zusammen, um die Funktion des Systems entsprechend der Aufgabe zu erfüllen (DIN EN ISO 6385:2004). Eine mögliche Adaptivität von Arbeitssystemen erfordert eine ausreichende Datengrundlage, auf deren Auswertung und Analyse diese Systeme Entscheidungen treffen können. Hier greift also analog zu der oben beschriebenen Situation in der automatisierten Produktion der Einsatz von Methoden der KI und des Maschinellen Lernens, um auch im Bereich der eher manuell ausgestalteten Arbeitssysteme die beschriebene Adaptivität zu fördern. Neben klassischen Anwendungen in der Produktion kann sich ein Arbeitsplatz auf die handelnden Akteure im Arbeitssystem einstellen. Zum Beispiel adaptiert das Montagesystem automatisch, ob ein Mitarbeiter Rechts- oder Linkshänder ist, welche Armlänge respektive Reichweite oder auch Einschränkungen eine Person hat. Zur Mitarbeiterunterstützung kann zusätzlich auch die Tagesform und damit die aktuelle Leistungs- und Konzentrationsfähigkeit des Mitarbeiters überprüft und ausgewertet werden. Somit erhält ein Mitarbeiter individuell und flexibel das passende Maß an Arbeitsassistenz und es kann eine durchgängig hohe Produktivität erzielt werden. Durch den Einsatz verschiedener KI-Methoden und Verfahren führt eine an den Voraussetzungen und Bedürfnisstrukturen des Menschen ausgerichtete Unterstützung zu Produktivitätserhalt oder auch Produktivitätssteigerung.

## 2.3. KI und kognitive Lernprozesse des Menschen

Bereits stärker erforscht ist der Einsatz von KI in den Teilbereichen der Lernforschung, die sich mit kognitiven Informationsverarbeitungsprozesse des Menschen befasst. Zum Beispiel werden Machine-Learning-Modelle genutzt, um Sprache beim Lösen einer strukturierten oder explorativen Aufgabe zu erkennen und daraus eine Ableitung für anweisende Unterstützungen zu generieren (Rummel et al.

2016). Andere KI-Modelle werden bei intelligenten Tutoren Systemen (ITS) verwendet, um Lernende beim Lernprozess step-by-step zu unterstützen und individuelle Anpassungen des Lerninhalts und der -methode vorzunehmen (Holstein et al. 2017). Andere Machine-Learning-Modelle dienen dazu, auf Basis von vergangenen Aktivitätsdaten von Lernenden, Vorhersagen über die zukünftige Performance von Lernenden zu treffen und dahingehend zu prüfen, ob Lerninhalte zu einer Unterforderung führen, um diese Inhalte dem Schwierigkeitsgrad anzupassen, damit ein möglichst hoher Lernerfolg erzielt werden kann (Mazziotti et al. 2015).

Holmes et al. (2018) haben eine Übersicht zu technologiegestütztem personalisiertem Lernen erstellt (s. Tabelle 1). Dabei wird die Unterstützung der einzelnen Werkzeuge auf das Personalisierungskontinuum bezogen. Es wird deutlich, dass sich diese Werkzeuge am häufigsten auf die Lerninhalte, den Weg des Lernens und die Geschwindigkeit des Lernens beziehen.

Type of tool (tag)	Personalisation continuum: Tool:	Aim	Ap- proach	Content	Group	Pathway	Pace
ITS and other adaptive technologies	Cognitive Tutor			X		X	X
	Assistments	X		X		X	X
	WriteToLearn	X		X		X	X
	Accelerated Reader			X		X	X
	Maths-Whizz			X		X	X
	IBM Watson			X		X	X
	Context			X		X	X
	Bettermarks			X		X	X
Learning network orchestrators	Busuu			X	X	X	
	Third Space Learning			X	X	X	
	Smart Learning Partner	X			X	?	?
ELEs	Crystal Island		X	X	X		
	iTalk2Learn		X		X		
Smart LMS	Spectra Secondary Schools			X		X	X
	Florida Virtual School			X	X		
	AltSchools			X		X	X
	Google Classroom				X	X	
	Kapiert.de			X		X	X
	Snappet			X		X	X
	DiLer	X	X	X	X	X	X

Tabelle 1: Technologisch verbesserte personalisierte Lernwerkzeuge, nach Art und Dimension der Personalisierung geordnet (Holmes et al. 2018)

Der Einsatz von KI zur Unterstützung von individuellen Lernprozessen ist in der kognitionswissenschaftlichen Lernforschung aufgegriffen worden und stützt sich auf Probandenstudien mit Kindern. Für komplexere Arbeits- und Organisationsprozesse, für die auch soziale Interaktionen von Relevanz sind, gibt es bislang keine vergleichbaren Untersuchungen im industriellen Umfeld.

#### 2.4. KI und sozial-kognitive Lernprozesse im Arbeitshandeln

Arbeitsprozesse werden durch sozio-technische Systembedingungen beschrieben. Betrachtet man Lernen in sozialen Systemen, dann erkennt man Lernen daran, dass Individuen sich neue Verhaltensmuster aneignen oder bestehende Verhaltensmuster ändern (Trautner 1992). Dabei spielen kognitive und soziale Verarbeitungsprozesse gleichermaßen eine Rolle (Bandura 1986). Kognitionen, Fähigkeiten und Fertigkeiten werden erweitert oder Motivlagen und Einstellungen werden verändert (Lewin 1942; Wilkens 2009a). Der dahingehende Lernimpuls kann unterschiedlich stark formalisiert sein. Während Unterrichtungen, Übungen und Trainings als formales Lernen zu klassifizieren sind, bezeichnet man den Aufbau von Erfahrung in privaten und beruflichen Zusammenhängen als informelles Lernen (Dehnbostel et al. 2003; Rohs 2019). Geht es nicht nur um den Erwerb von Wissen in seiner inhaltlichen Komponente – darunter fasst man Wissen über Dinge (Faktenwissen), Wissen über Ereignisse (episodisches Wissen) oder Wissen über Zusammenhänge (prozedurales Wissen; Heideloff/Baitsch 1998) –, sondern um die Ausbildung von Kompetenz, dann spielt erfahrungsbasiertes Lernen durch allgemeine und berufliche Sozialisation eine besonders wichtige Rolle (Rohs 2019). Auf die Relevanz der „Kompetenzentwicklung im Prozess der Arbeit“ (Dehnbostel 2007) ist immer wieder hingewiesen worden.

Unter Kompetenz versteht man die situationsübergreifende Handlungs- und Problemlösungsfähigkeit eines sozialen Akteurs (Individuum, Gruppe, Organisation, Netzwerk), die sich in einer dem jeweiligen Kontext angemessenen Handlung offenbart (Sydow et al. 2003; Wilkens et al. 2006). Den Begriff der Kompetenz verwendet man, wenn man das Fähigkeitspotenzial auch bei sich ändernden Tätigkeiten hervorheben möchte. Kompetenz zeigt sich dabei an der Performance der Handlung und wird durch unterschiedliche Kompetenzfacetten näher bestimmt. Zwar unterscheiden sich die Systematisierungsansätze in ihrer Terminologie, zeigen aber darin Übereinstimmung, dass die Dimensionen jeweils zusammengekommen ein ganzheitliches Bild von der Handlungsfähigkeit ergeben (s. Tabelle 2). Bei der Kompetenz geht es um die Verhaltensdispositionen für den erfolgreichen Umgang mit ungewissen Handlungssituationen.

<b>Erpenbeck/ Heyse 1999</b>	<b>Kauffeld 2002</b>	<b>Schreyögg/ Kliesch 2004</b>	<b>Wilkens/Kel- ler/Schmette 2006</b>
Fachlich-metho- dische Komp. Sozial-kommuni- kative Komp. Aktivitäts- u. Umsetzungsori- entiertere Komp. Personale Komp.	Fach-Komp. Methoden- Komp. Sozial-Komp. Selbst-Komp.	Interpretations- vermögen Verknüpfungs- Know-how Kooperations- vermögen	Komplexitäts- bewältigung Selbstreflexion Kombination Kooperation

Tabelle 2: Systematisierungsansätze für individuelle Kompetenz

Die Reflexion wird dabei als wichtige Voraussetzung für den Kompetenzaufbau gesehen. Hierbei geht es um die subjektive Auswertung gesammelter Erfahrungen und die Verknüpfung eines neuen Inhalts mit den individuellen kognitiven Schemata. Danach ist es weniger der Handlungsvollzug als solcher, sondern die Auseinandersetzung mit der eigenen Handlung aus der Meta-Perspektive, durch die gelernt wird. Im Action Learning und After Action Review werden der Aufbau von Handlungserfahrung und die Reflexion über diese Erfahrung bewusst forciert, um Kompetenzentwicklung zu betreiben (Kolb 1984; Revans 1980; Pawlowsky et al. 2008). Durch Reflexion werden Handlungserfahrungen in Zusammenhang zu früheren Erfahrungen gebracht, womit sich die möglichen Handlungsalternativen erhöhen.

Resümiert man den Einsatz von KI im Arbeits- und Lernprozess aus der hier aufgezeigten lerntheoretischen Perspektive, so können ganz unterschiedliche kompetenzförderliche Impulse vermutet werden:

- Der Reflexionsprozess über die eigenen Handlungsvollzüge kann maschinell unterstützt und verstärkt werden.
- Es kann maschinell mittels Sensorik erkannt werden in welche Richtung individuelle Reflexion geht, um daraus Rückschlüsse für die Systemebene zu ziehen.
- Es kann maschinell erkannt werden, wo individuelle Handlungsvollzüge gehäuft fehlerbehaftet sind und optimiert werden sollten. Die Maschine wird zum Feedbackgeber.

- Digitale Tools können den Aufbau von Erfahrung forcieren, indem sie das Individuum mit seltenen Problemsituationen konfrontieren, sodass die Fähigkeit zur Bewältigung von Unsicherheit in kritischen Handlungssituationen gestärkt wird.

Es können aber auch kompetenzmindernde Effekte durch KI ausgelöst werden:

- Es kann vorkommen, dass Individuen Fertigkeiten nicht mehr beherrschen, weil sie in der Regel maschinell ausgeführt werden.
- Es kann vorkommen, dass Individuen weniger aufmerksam sind und die eigene Reflexion über den Prozess abschwächen, weil sie sich rein auf die maschinelle Rückkopplung verlassen.
- KI orientiert auf sachlogische Verknüpfungen, die sich aus Algorithmen ergeben. Sonst erforderliche soziale Kompetenzen oder Kooperationsvermögen werden hingegen kaum aktiviert, um zu einer Problemlösung zu gelangen. In der Folge können sie in den Hintergrund geraten.
- Insgesamt orientiert KI stark auf die kognitive Seite des Lernens, wohingegen soziale Facetten unterentwickelt bleiben.

Koppelt man diese Implikationen an die in Tabelle 2 aufgeführten Kompetenzdimensionen und Systematisierungsansätze rück, so beeinflusst KI die fachlich-methodische Kompetenz des Individuums, auch im Sinne von Verknüpfungs-Know-how, Komplexitätsbewältigung und Kombination, und kann ferner die Selbstreflexion verstärken. Ein Einfluss auf soziale Kompetenz, Kommunikationsfähigkeit und Kooperationsvermögen ist nicht erkennbar. Möglicherweise treten diese Dimensionen unbeabsichtigt in den Hintergrund.

## 2.5. KI und organisationale Lernprozesse

Mit organisationalem Lernen beschreibt man die Veränderung der organisationalen Wissensbasis als Ergebnis der Interaktion zwischen Organisation und Umwelt (Wilkens 2009b). Levitt und March (1988, S. 319) definieren organisationales Lernen als „encoding inferences from history into routines that guide behavior“. Von organisationalem Wissen spricht man demnach, wenn Wissen strukturell in der Organisation, z. B. in Routinen und Verfahren, verankert ist (Cyert/March 1963) oder über kollektive Deutungen und Interaktionssysteme erzeugt und in Handlung umgesetzt wird. Senge (1991) hebt in diesem Zusammenhang gemeinsam geteilte mentale Modelle hervor. Betriebliche Akteure spielen eine wichtige Rolle bei der Herausbildung organisationalen Wissens, da dieses durch die Organisationsmitglieder in einer Erfahrungsgemeinschaft konstruiert wird. Dies beschränkt sich nicht auf explizites Wissen, sondern schließt auch implizites Wissen ein, welches sich nicht in Expertensystemen verdichten lässt (Sanzogni et al. 2017).

In systematischer Weise wird der Übergang vom individuellen zum organisationalen Wissen durch Crossan, Lane und White (1999) beschrieben. Ihr 4i-Modell zeigt entlang der vier Phasen Intuition, Interpretation, Integration und Institutionalisierung, wie aus individueller Erfahrung eine institutionalisierte organisationale Routine wird (s. Tabelle 3).

Lernebene	Lernprozess	Inputs	Outputs
Individuum	<b>Intuition</b>	individuelle Erfahrungen Images	persönliche Einsicht
	<b>Interpretation</b>	Sprache Metaphern	Dialog, gemeinsame Verständigung
Gruppe	<b>Integration</b>	Gruppennormen und Austauschregeln interaktive Systeme	Kognitive Landkarten
Organisation	<b>Institutionalisierung</b>	Routinen, Regeln u. Verfahren	Wissenssysteme

Tabelle 3: 4-i-Modell organisationalen Lernens (Quelle: Crossan et al. 1999)

Deutlich wird, dass sich Lernen und Wissen auch hier nicht auf kognitive Informationsverarbeitung reduzieren lässt und nicht objektivierbar ist, sondern ebenso die Werte, Normen und Ausdrucksformen eines Handlungssystems einschließt. Das Wissen wird als stark kontextbezogen beschrieben.

Darüber hinaus werden unterschiedliche Niveaustufen des organisationalen Lernens unterschieden, über die das Maß der Veränderung bei der Informationsverarbeitung angegeben wird. Argyris und Schön (1978; s. auch Argyris 2003) unterscheiden zwischen:

- Single-loop-learning – dies ist gleichbedeutend mit einer Verhaltensanpassung aufgrund von wahrgenommenen Soll-Ist-Abweichungen.
- Double-loop-learning – hier werden erhaltene Rückmeldungen so übersetzt, dass auch das Zielsystem der Organisation zur Disposition steht.
- Deutero-learning – hier wird auf einer Meta-Ebene das Deutungssystem, über das der Lernprozess erfolgt, verändert. Das dem Lernprozess zugrundeliegende Interpretationsschema wird selbst zum Gegenstand des Lernprozesses.

Die neuere Wettbewerbsforschung greift diese Überlegungen zum organisationalen Lernen auf. Folgt man dem ressourcenorientierten Ansatz, dann kann spezifisches organisationales Wissen, das im Laufe der Organisationsentwicklung institutionalisiert wurde, auch als Kernkompetenz verstanden werden, die der nachhaltigen Sicherung von Wettbewerbsvorteilen dient (Barney 1991; Hamel/Prahalad 1990). In Erweiterung beschreiben Eisenhardt und Martin (2000) organisationale Routinen zur Erneuerung der Ressourcenbasis als dynamische Fähigkeit der Organisation und sehen darin die Voraussetzung für den Erhalt der Wettbewerbsfähigkeit. Die organisationale Wissensbasis wird in diesem Sinne als dynamische Fähigkeit konzeptualisiert (Barney/Felin 2013), die dem Double-loop-learning dient. Diesbezüglich wurden organisationale Kompetenzen – analog zur Individuumsebene – näher spezifiziert. Sowohl Schreyögg und Kliesch (2004) als auch Wilkens et al. (2006) beziehen ihre Systematisierungsansätze auch auf die Organisationsebene. Nach Schreyögg und Kliesch (2004) kann dementsprechend von organisationalem Interpretationsvermögen, Verknüpfungs-Know-how und Kooperationsvermögen gesprochen werden. Wilkens et al. (2006) heben die Fähigkeit der Organisation zur Komplexitätsbewältigung, Selbstreflektion, Kombination und Kooperation hervor.

Resümiert man den Einsatz von KI im Lichte der Organisationsforschung zu organisationalem Lernen, dann zeigen sich ebenfalls lernförderliche und möglicherweise einschränkende Tendenzen.

KI hat ein besonderes Potenzial,

- um durch die Erfassung und systematische Auswertung individueller Handlungsvollzüge die Übersetzung in organisationales Wissen zu intensivieren,
- eine hohe Intensität und Reichweite organisationalen Lernens zu erzielen, da es nicht nur um Informationen, sondern auch um Sprache, Mimik, Blickführung u. ä., also unterschiedliche Ausdrucksformen geht, über die sich auch Emotionen und Normen erkennen und als Akzeptanz- und Befindlichkeitszustände an das Gesamtsystem rückkoppeln lassen.
- durch kontinuierliche Erfassung von Daten und Handlungsvollzügen das Single-loop-learning zu verstärken, indem Abweichungen in Echtzeit erkannt werden.
- unter Nutzung großer Datenmengen die impliziten Logiken organisationaler Handlungsabläufe zu erschließen und daraus Rückschlüsse für verwendete Deutungsmuster zu generieren bzw. Impulse für deren Erweiterung zu geben (Deutero-learning).

- alle kognitiven, reflexiven und kombinatorischen Fähigkeiten der Organisation zu stärken.

Grenzen der KI zeigen sich an folgenden Stellen:

- Die Möglichkeiten zur Verstärkung des Double-loop-learning bleiben begrenzt, weil sich eine Neuausrichtung von Zielsystemen weniger aus der intelligenten Auswertung des Vorhandenen ergibt, als vielmehr in Abgrenzung dazu entsteht und in der Regel mit implizitem Wissen verbunden ist.
- Kooperationsmuster werden allein durch KI nicht gestärkt. Es können zwar Plattformen aufgebaut werden. Diese funktionieren aber nicht ohne kooperativen Handlungswillen und diesbezügliche Interaktionsfähigkeiten.
- Möglicherweise kann auch auf Organisationsebene das sich Verlassen auf technische Prozesse die soziale Fähigkeit zur Kooperation in den Hintergrund treten lassen.

Insgesamt bleibt festzuhalten, dass KI organisationale Lernprozesse verstärken und intensivieren kann und auch aus dieser Betrachtung heraus sowohl als organisationale Kernkompetenz als auch als dynamische Fähigkeit zur Sicherung der Wettbewerbsstärke eingeordnet werden kann.

## 2.6. Resümee

KI beeinflusst in Arbeitssystemen die Lernprozesse und die Kompetenzentwicklung. Dabei begegnet KI dem Menschen auf zweierlei Weise, direkt im Sinne eines lernunterstützenden KI-Tools und indirekt im Prozess der KI-basierten Arbeitsumgebung. Durch KI kann formales und informelles Lernen gleichermaßen berührt sein. Es wurde herausgestellt, dass die informellen Lernprozesse im Arbeitsgeschehen besonders bedeutsam für die Kompetenzentwicklung sind. Daher ist besonderes Augenmerk auf die KI-basierten Arbeitsumgebungen zu richten.

Es ist ferner deutlich geworden, dass KI-basierte Arbeitssysteme ein hohes, wenn gleich derzeit nicht ausgeschöpftes Potenzial zur Förderung individueller und organisationaler Lernprozesse aufweisen. Bezeichnend ist, dass KI die Handlungsfähigkeit nicht nur im Sinne einfacher Anpassungen, sondern auch im Sinne erweiterter Niveaustufen fördern kann. Es ist aber auch deutlich geworden, dass die lernförderliche Wirkung sich am ehesten in den Bereichen zeigt, in denen es um explizites Wissen und kognitive Fähigkeiten der Informationsverarbeitung, Komplexitätsbewältigung und Kombinatorik geht, wohingegen soziale Fähigkeiten und Kooperationsvermögen, beides zentrale Voraussetzungen für Handlungsfähigkeit, durch KI bislang nicht sichtbar ausgebaut werden können. Diese Facetten sind demzufolge durch weitere organisatorische Weichenstellungen und ergänzende Trainings und Maßnahmen sicherzustellen.

In Abbildung 1 werden die Niveaustufen herausgestellt, die durch KI-Einsatz entweder mittels gezielter Lerntools (formal und bewusst gestalteter Lernprozess) oder mittels KI-Arbeitsumgebungen (informell im Prozess der Arbeit) derzeit schon erreicht werden oder perspektivisch im Zuge von Implementierungsprozessen im Auge zu behalten sind. Es zeigen sich daran die Herausforderungen der sozio-technischen Systemgestaltung. Maßgeblich wird es sein, die technologisch gestützte, stark auf Kognitionen gerichteten Dimensionen des Lernens mit den sozialen Facetten des Lernens als Voraussetzung für eine menschenzentrierte Systementwicklung zu verzahnen.



Abbildung 1: Taxonomie des KI-gestützten Lern- und Entwicklungspotenzials (eigene Darstellung)

### 3. Beispiele für die Nutzung des Befähigungspotenzials von KI

Auch wenn die Potenziale der KI zur Förderung individueller und organisationaler Lernprozesse bislang nicht ausgeschöpft sind, gibt es doch richtungsweisende Beispiele für die weitere Entwicklung. Diese sollen abschließend verdeutlicht werden.

#### 3.1. Potenziale der KI für inhaltliches und prozedurales Wissen

Wie bereits erläutert kann KI für verschiedene Ausprägungen der Kompetenzentwicklung genutzt werden, die sich auf den Lernerfolg des Individuums und auf die Wissensbasis eines Unternehmens auswirken. So kann KI zur autonomen Generierung von allgemeinem Lern-Content genutzt werden und individuelle Anpassungen des Lernsystems bezogen auf die Bedürfnisse des Users vornehmen (Ullrich et al. 2015a).

Für die Kompetenzentwicklung sind Assistenzsysteme in der Produktion (Instandhaltung, Fertigung und manuelle Montage) ein mögliches Medium. Assistenzsysteme stellen Informationen zur Ausführung von Tätigkeiten bereit und ermöglichen die Vermittlung von prozeduralem Wissen, sodass hier ein Potenzial zur Befähigung von Mitarbeitenden angelegt ist (Ullrich et al. 2016). Assistenzsysteme, so wie sie derzeit in der Produktion zum Einsatz kommen, unterstützen den

Menschen kognitiv oder physisch. Als Beispiel für Assistenzsysteme sind Cobots zu nennen, die in MRK-Anwendungsszenarien für eine physische Unterstützung von Menschen in der manuellen Montage sorgen. Zusätzlich wird bei der MRK mittels KI die Menscherkennung im Bereich des maschinellen Sehens, welches unter dem Begriff der Human Pose Estimation zusammengefasst wird, eingesetzt. Im Fokus der Menscherkennung mit Methoden der KI stehen die Lokalisierung bestimmter Körperpunkte sowie die Rekonstruktion der menschlichen Haltung innerhalb eines Bildes. Mithilfe dieser Erkennung werden die Bahnplanungen und die Steuerung der Roboter erstellt bzw. optimiert (Lemmerz et al. 2019). Als kognitive Unterstützung sind Assistenzsysteme zu nennen, die bei manuellen Montageprozessen unterstützen und zu Instandhaltungsprozessen befähigen. In komplexen Lernszenarien sind die genannten Varianten in der Lern- und Forschungsfabrik (LFF) am Lehrstuhl für Produktionssysteme (LPS) der Ruhr-Universität Bochum zu finden (<https://www.lps.ruhr-uni-bochum.de/lernfabrik/>). Daran zeigt sich, dass die Einsatzmöglichkeiten für kognitive Assistenzsysteme in der Produktion sowohl Inhalte als auch prozedurales Wissen zur Ausübung von Tätigkeiten ermöglichen (Prinz et al. 2017) und der Entscheidungsunterstützung dienen können:

- 1) Prozedurales Wissen wird digital bereitgestellt zur Durchführung eines Prozesses
  - a. Situative Bereitstellung
  - b. Offene / allgemein zugängliche Wissensdatenbank
- 2) Konzeptionelles und prozedurales Wissen wird bereitgestellt
  - a. Intrinsisch motiviert angeeignet
  - b. Zur Kompetenzerweiterung gezielt vermittelt
- 3) Wissen wird bereitgestellt zur Entscheidungsfindung

KI kann bei der automatischen Speicherung und Bereitstellung von prozeduralem Wissen genutzt werden. Dies bedingt im Bereich der Produktion allerdings einen sehr hohen Grad der Vernetzung, damit das KI-System auf eine möglichst große Anzahl von Daten zugreifen kann. Zu diesen Daten zählen u. a. auftragsbezogene Daten (z. B. aus dem MES, dem ERP), Maschinenzustandsdaten (z. B. Eingabeparameter durch den Nutzer), Maschinendaten (z. B. Funktionale Beschreibung, Geometrie der Maschine), Personendaten (z. B. Erfassung der Bewegung und Tätigkeit des Menschen). Diese Daten müssen von der KI interpretiert und anschließend als Wissensbausteine in einem geeigneten Format (z. B. bpmn) mit Content (z. B. Texten, Fotos, Videos, Sound, 3d-Animationen, Augmented-Reality-Visualisierung, etc.) als ausführbarer und für ein Assistenzsystem nutzbarer Code gespeichert werden.

Im Gegensatz zum Umgang von KI mit prozeduralem Wissen muss die KI bei Entscheidungsfindungen weit mehr Elemente erfassen und in Algorithmen berücksichtigen. Damit einher geht die notwendige Komplexität der Algorithmen

zur Analyse und ggf. Prädiktion, um z. B. dem Produktionsplaner und Steuerer Entscheidungshilfen zur Verfügung zu stellen.

KI kann ebenfalls eingesetzt werden, um organisationale Lernprozesse zu fördern, indem sie adaptiv, basierend auf personenbezogenen Daten und kontextsensitiv bezogen auf die Situation im Produktionssystem, aggregiertes, in den kollektiven Handlungsvollzügen erkennbares Wissen zur Verfügung stellt (Ulrich et al. 2015b). Hierbei müssen auch personenbezogene Daten (z. B. Lernverhalten, Alter, Geschlecht, Kompetenzen) erfasst werden. Dies stellt KI-Systeme daher vor eine große Herausforderung, da sie in der Regel mit sehr großen Datenmengen lernen müssen. Dies ist in der Produktion schwieriger, da eine mitarbeitende Person nicht kontinuierlich in einer KI-Arbeitsumgebung tätig ist. Folglich müssen in diesen Bereichen Experten-basierte Datensätze erstellt werden. Die Nutzung des Lernpotenzials ist entsprechend noch ausbaufähig.

### 3.2. Lernen über und mit KI in der Lern- und Forschungsfabrik (LFF)

Damit KI im industriellen Produktionsumfeld untersucht werden kann, wird es notwendig sein, Produktionsarbeitsplätze und die dazu gehörigen Produktionssysteme in einem hohen Grad zu vernetzen, um eine möglichst große Datenmenge zu erzeugen. Das Konzept für die LPS Lern- und Forschungsfabrik sieht vor, dass KI einerseits als Objekt bzw. Lerninhalt eines Seminars behandelt wird, andererseits aber auch für die Teilnehmenden als Methode genutzt wird, um diese im Lernprozess direkt zu unterstützen.

Als realitätsnahes Fabrikumfeld ist die Lernfabrik ein idealer Ort, um an dem vorhandenen Maschinenpark große Datenmengen der Maschinen zu sammeln, um dann mithilfe von KI Methoden für Predictive Maintenance zu demonstrieren. Teilnehmenden soll dabei der Weg der Daten aus den Maschinen über die Interpretation der Daten in einem KI-System und die dann daraus resultierende autonome Maschinenanpassung gezeigt werden. Als weiteres Anwendungsszenario in der Produktion werden ungelernete Probanden mithilfe eines Assistenzsystems und KI-Methoden Tätigkeiten durchführen, die sie vorher nicht kannten. Dabei soll das dazu notwendige Wissen autonom vom System selbst erstellt werden und gleichzeitig mit der Produktionsumgebung vernetzt sein, um prozessbegleitend die Durchführungsperformanz zu überprüfen und diese den Probanden als Feedback rückzukoppeln und so die Ausführung zu optimieren. In diesem Sinne lernen dann Individuen durch das System und die Organisation. In der LPS sind damit individuelle und organisationale Lernmöglichkeiten bereits erkennbar miteinander verzahnt.

Darüber hinaus bietet die komplexe Lernumgebung eine Grundlage, um in weiteren Untersuchungsansätzen auszuloten welche Weichenstellungen für die Entwicklung sozialer Arbeitsrollen erforderlich sind und inwieweit auch dies in die Technologieentwicklung als solche integrierbar ist.

#### 4. Zusammenfassung und Ausblick

Der vorliegende Beitrag hat das Potenzial der KI zur Förderung individueller und organisationaler Lernprozesse und einen Beitrag zur Verzahnung lerntheoretischer Perspektiven geleistet. Daraus hat sich auch eine Taxonomie der Nutzung der KI-gestützten Lern- und Entwicklungspotenziale ergeben. Auch wenn das beschriebene Potenzial derzeit nicht ausgeschöpft ist und bestehende Ansätze sich auf unteren Niveaustufen bewegen, so gibt es doch Beispiele guter Praxis, an denen sich Wege für die weitere Erschließung der Potenziale erkennen lassen. Es ist deutlich geworden, dass dies eine Aufgabe des sozio-technischen Designs ist.

Zugleich sollen die theoretisch-konzeptionellen Überlegungen dieses Beitrags eine Grundlage legen, um die lernförderlichen und -hinderlichen Wirkungen der KI auf Individuums- und Organisationsebene perspektivisch wie auch empirisch für Arbeitssysteme untersuchen zu können und dabei den Stand der Lernforschung angemessen zu reflektieren.

## Literatur

- acatech (Hrsg.) (2019). *Lernende Systeme – Die Plattform für Künstliche Intelligenz. Künstliche Intelligenz und IT-Sicherheit – Bestandsaufnahme und Lösungsansätze*. München: PRpetuum.
- Argyris, C. (2003). A Life Full of Learning. *Organization Studies*, 24(7), 1178–1192.
- Argyris, C./Schön, D. A. (1978). *Organizational Learning – A Theory of Action Perspective*. Reading, Mass.: Addison Wesley.
- Bandura, A. (1986). *Social Foundations of Thought and Action. A Social Cognitive Theory*. Englewood Cliffs, NY: Prentice-Hall.
- Barney, J. B. (1991). Firm resources and sustained competitive advantage. *Journal of Management*, 17(1), 99–120.
- Barney, J. B./Felin, T. (2013). What Are Microfoundations?. *Academy of Management Perspectives*, 27(2), 138–155.
- Bauer, W. et al. (Hrsg.) (2016). *Leichtbauroboter in der manuellen Montage – Einfach einfach anfangen. Erste Erfahrungen von Anwenderunternehmen*. Stuttgart: Fraunhofer IAO.
- Cobb, P. (1998). Learning from distributed theories of intelligence. *Mind, Culture, and Activity*, 5(3), 187–204.
- Crossan, M. M. et al. (1999). An Organizational Learning Framework – From Intuition to Institution. *Academy of Management Review*, 24(3), 522–537.
- Cyert, R. M./March, J. G. (1963). *A behavioral theory of the firm*. Englewood Cliffs, NJ.
- Dehnhostel, P. (2007). *Lernen im Prozess der Arbeit*. Münster, New York: Waxmann.

- Dehnbostel, P. et al. (2003). Informelles Lernen in modernen Arbeitsprozessen dargestellt am Beispiel von Klein- und Mittelbetrieben der IT-Branche. Schriftenreihe der Senatsverwaltung für Wirtschaft, Arbeit und Frauen, Band 56: Berlin.
- DIN EN ISO 6385:2004-05. Grundsätze der Ergonomie für die Gestaltung von Arbeitssystemen.
- Duchessi, P. et al. (1993). A Research Perspective: Artificial Intelligence, Management and Organizations. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 2(3), 151–159.
- Eisenhardt, K. M./Martin, J. A. (2000). Dynamic capabilities: What are they?. *Strategic Management Journal*, 21(10/11), 1105–1121.
- Erpenbeck, J./Heyse, V. (1999). *Kompetenzbiographie*. Münster: Waxmann.
- Fauland, J. (2018). Künstliche Intelligenz in der Logistik – Begriffe, Anwendungen und Perspektiven. In SSI Schäfer Whitepaper, IT Solutions GmbH (Hrsg.). Friesach.
- Fischer, G. (2001). Communities of Interest – Learning through the Interaction of Multiple Knowledge Systems. 24th Annual Information Systems Research Seminar in Scandinavia (IRIS'24), (Ulvik, Norway), 1–14. Bergen, Norway: Department of Information Science.
- Gevarter, W. B. (1985). *Intelligent machines: an introductory perspective of artificial intelligence and robotics*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Günthner W. et al. (2017). Adaptive Logistiksysteme als Wegbereiter der Industrie 4.0. In B. Vogel-Heuser, T. Bauernhansl, M. ten Hompel (Hrsg.), *Handbuch Industrie 4.0 Bd.4*. Springer Reference Technik (S. 99–125). Berlin, Heidelberg: Springer Vieweg.
- Hamel, G./Prahalad, C. K. (1990). The Core Competence of the Corporation. *Harvard Business Review*, 68(3), 79–91.
- Heideloff, F./Baitsch, C. (1998). Wenn Wissen Wissen generiert: Erläuterungen rund um ein Fallbeispiel. In P. Pawlowsky (Hrsg.), *Wissensmanagement* (S. 67–83). Wiesbaden: Gabler Verlag.
- Hirsch-Kreinsen, H./ten Hompel, M. (2017). Digitalisierung industrieller Arbeit: Entwicklungsperspektiven und Gestaltungsansätze. In B. Vogel-Heuser, T. Bauernhansl, M. ten Hompel (Hrsg.), *Handbuch Industrie 4.0, Bd. 3* (S. 357–376). Berlin: Springer Vieweg.
- Holmes, W. et al. (2018). *Technology-enhanced Personalised Learning: Untangling the Evidence*. Robert Bosch Stiftung GmbH, Stuttgart.
- Holstein, K. et al. (2017). Student learning benefits of a mixed reality teacher awareness tool in AI-enhanced classrooms. In C. Penstein Rosé et al. (Hrsg.), *Artificial Intelligence in Education Proceedings, Lecture Notes in Computer Science* (Vol. 10947, S. 154–168), London: Springer, Cham.
- Kaplan, A./Haenlein, M. (2018). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 62(1), 15–25.
- Kauffeld, S. (2002). Das Kasseler-Kompetenz-Raster (KKR) – ein Beitrag zur Kompetenzmessung. In U. Clement, R. Arnold (Hrsg.), *Kompetenzentwicklung in der beruflichen Bildung* (S. 131–151). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften.
- Kolb, D. A. (1984). *Experimental Learning: Experience as the Source of Learning and Development*. Englewood Cliffs, NY: Prentice Hall.

- Lemmerz, K. et al. (2019). A Hybrid Collaborative Operation for Human-Robot Interaction Supported by Machine Learning. 2019 11th International Conference on Human System Interaction (HSI).
- Levitt, B./March, J.G. (1988). Organizational Learning. *Annual Review of Sociology*, 14, 319-340.
- Lewin, K. (1942). Feldtheorie des Lernens. In F. Baumgart (Hrsg.) (2001), *Entwicklungs- und Lerntheorien – Erläuterungen – Texte – Arbeitsaufgaben*, 2. durchges. Aufl. (S. 176–192). Bad Heilbrunn: Klinkhardt.
- Mazziotti, C. et al. (2015). Robust student knowledge: Adapting to individual student needs as they explore the concepts and practice the procedures of fractions. In M. Mavrikis et al. (Hrsg.), *Proceedings of the Workshops at the 17th International Conference on Artificial Intelligence in Education (Vol. 2, S. 32–40)*. New York: Springer International Publishing.
- Orlikowski, W. J. (1992). The Duality of Technology: Rethinking the Concepts of Technology in Organizations. *Organization Science*, 3(3), 398–427.
- Pawlowsky, P. et al. (2008). Auf dem Weg zur Hochleistung. In P. Pawlowsky, P. Mistele (Hrsg.), *Hochleistungsmanagement (S. 19–31)*. Berlin: Springer Verlag.
- Prinz, C. et al. (2017) Ein Assistenzsystem zur Mitarbeiterbefähigung in der Industrie 4.0. In N. Gronau (Hrsg.), *Industrial Internet of Things in der Arbeits- und Betriebsorganisation, WGAB (S. 141–154)*. Berlin: GITO mbH Verlag.
- Revsans, R. W. (1980). *Action Learning, New Techniques for Management*. London: Blond & Briggs.
- Rohs, M. (2019). Informelles Lernen und berufliche Bildung. In R. Arnold et al. (Hrsg.), *Handbuch Berufsbildung (S. 1–14)*. Wiesbaden: Springer.
- Rummel, N. et al. (2016). Combining Exploratory Learning with Structured Practice to Foster Conceptual and Procedural Fractions Knowledge. In C. K. Looi, J. Polman, U. Cress, P. Reimann, (Hrsg.), *Transforming Learning, Empowering Learners: The International Conference of the Learning Sciences (ICLS) 2016, 1, 58–65*. Singapore: International Society of the Learning Sciences (ISLS).
- Sanzogni, L. et al. (2017). Artificial intelligence and knowledge management: questioning the tacit dimension. *Prometheus*, 35(1), 37–56.
- Schreyögg, G./Kliesch, M. (2004). Wie dynamisch können Organisationale Kompetenzen sein?. In S. A. Friedrich von den Eichen, H. H. Hinterhuber, K. Matzler, H. K. Stahl, *Entwicklungslinien des Kompetenzmanagements (S. 3–20)*. Wiesbaden: Deutscher Universitätsverlag.
- Senge, P. (1991) *The fifth discipline, the art and practice of the learning organization*. *Performance + Instruction*, 30(5), 1–37.
- Sydow, J. et al. (2003). *Kompetenzentwicklung in Netzwerken*. Wiesbaden: Westdeutscher Verlag/GWV Fachverlage.
- Trautner, H. M. (1992). Merkmale des Entwicklungsgeschehens. In F. Baumgart (Hrsg.) (2001), *Entwicklungs- und Lerntheorien – Erläuterungen – Texte – Arbeitsaufgaben*, 2. durchges. Aufl. (S. 20f.), Bad Heilbrunn: Klinkhardt.

- Ullrich, C. et al. (Hrsg.) (2015a). Assistance- and Knowledge-Services for Smart Production. Proceedings of the 15th International Conference on Knowledge Technologies and Data-driven Business. (i-know), ACM, 2015.
- Ullrich, C. et al. (2015b). Assistenz- und Wissensdienste für den Shopfloor. Proceedings der Pre-Conference Workshops der 13. E-Learning Fachtagung Informatik-DeLFI 2015 (S. 47–55), München.
- Ullrich, C. et al. (2016). Unterstützung von arbeitsplatzintegriertem Lernen in der Produktion durch Assistenz- und Wissensdienste – Industrie 4.0 wird im Projekt APPSist Realität. IM+IO – Das Magazin für Innovation, Organisation und Management, 31(4), 76–81.
- Wilkens, U. (2009a). Lernen (Stichwortsammlung Personallexikon). In C. Scholz (Hrsg.), Vahlens Großes Personallexikon (S. 696–698). München: Beck [u. a.].
- Wilkens, U. (2009b). Organisationales Lernen (Stichwortsammlung Personallexikon). In C. Scholz (Hrsg.), Vahlens Großes Personallexikon (S. 812–814). München: Beck [u. a.].
- Wilkens, U./Artinger, F. (2019). Design Components of Clinical Work Environments with Computerized Decision Support Systems. In W. Karwowski, T. Ahrum (Hrsg.), Intelligent Systems Integration 2019, IHSI Conference Proceedings (S. 137–141). Berlin: Springer.
- Wilkens, U. et al. (2006). Wirkungsbeziehungen zwischen Ebenen individueller und kollektiver Kompetenz. Theoriezugänge und Modellbildung. In G. Schreyögg, P. Conrad (Hrsg.), Managementforschung Band 16: Management von Kompetenz (S. 121–161). Wiesbaden: Gabler.
- Wisskirchen, G. et al. (2017). Artificial Intelligence and Robotics and Their Impact on the Workplace. IBA Global Employment Institute.