

Ordnungsrahmen für Anwendungen der Künstlichen Intelligenz im Industrie-4.0-Kontext

Dirk Schmalzried, Marco Hurst, Jonas Zander und Marcel Wentzien, Ernst-Abbe-Hochschule Jena

Regulatory Framework for Artificial Intelligence Applications in the Industry 4.0 Context

Artificial Intelligence methods can be structured according to different aspects. Applications within Industrie 4.0 can also be classified into levels and process groups using the RAMI framework or the ISA95 standard. However, a taxonomy is lacking that relates the classification of the application areas to the processes improved by machine learning methods while at the same time locating and evaluating them. Such a framework helps to classify new processes and solutions and supports finding suitable machine learning methods for concrete problems in the Industry 4.0 context.

Keywords:

industry 4.0, artificial intelligence, AI methods, machine learning, framework

Dr. Dirk Schmalzried ist Professor für Wirtschaftsinformatik, insbesondere E-Business, im Fachbereich Wirtschaftsingenieurwesen an der Ernst-Abbe-Hochschule Jena.

Marco Hurst ist wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachbereich Wirtschaftsingenieurwesen an der Ernst-Abbe-Hochschule Jena.

Jonas Zander studiert Wirtschaftsingenieurwesen (Digitale Wirtschaft) im Fachbereich Wirtschaftsingenieurwesen an der Ernst-Abbe-Hochschule Jena.

Marcel Wentzien ist wissenschaftlicher Mitarbeiter im Fachbereich Wirtschaftsingenieurwesen an der Ernst-Abbe-Hochschule Jena.

dirk.schmalzried@eah-jena.de

Wegen der immer stärker fortschreitenden Durchdringung von KI in Unternehmen [1] scheint ein Ordnungsrahmen für Begrifflichkeiten und Betrachtungsaspekte der Anwendung von Künstlicher Intelligenz im Industrie 4.0-Kontext wünschenswert. Methoden der Künstlichen Intelligenz lassen sich nach verschiedenen Aspekten strukturieren. Auch Anwendungen innerhalb von Industrie 4.0 können mithilfe des RAMI-Frameworks oder mithilfe des ISA95-Standards in Ebenen und Prozessgruppen eingeordnet werden. Allerdings fehlt eine Taxonomie, welche die Klassifikation der Anwendungsbereiche mit den durch Machine-Learning-Methoden verbesserten Prozessen in Beziehung setzt, sie verortet und bewertet. Ein solcher Ordnungsrahmen hilft, neue Prozesse und Lösungen einzuordnen und unterstützt im Finden passender Machine-Learning-Verfahren für konkrete Problemstellungen im Industrie 4.0-Kontext.

KI-Methoden werden nicht nur im Bereich Industrie 4.0 eingesetzt, sondern auch auf Ebene der Unternehmensführung und in vielen fachspezifischen Domänen außerhalb des industriellen Kontextes sowie außerhalb der Fertigung. Jene Anwendungsbereiche werden jedoch nicht in diesem Beitrag thematisiert.

Zentraler Einstieg in die Betrachtung ist das Konzept der Informationssysteme nach [10] wie in Bild 1 dargestellt. Hier werden die Dimensionen Mensch, Technik und Aufgaben unterschieden. Für Technik gibt es in anderen Definitionen auch das Synonym maschinelle Elemente. Aufgaben werden andernorts als Prozesse bezeichnet.

Künstliche Intelligenz bezeichnet solche Methoden, die es einem Computer ermöglichen, jene Aufgaben zu lösen, die typischerweise zu ihrer Lösung menschliche Intelligenz erfordern.

Der Blick auf die Analogie zur menschlichen Intelligenzleistung (Bild 2) ist für einen Ordnungsrahmen hilfreich, weil auch im Industrie-4.0-Kontext eine Prozessabfolge aus Wahrnehmung (Sensor), Verarbeitung (Mustererkennung), Verallgemeinerung und Neuschöpfung (implizites Modellwissen für

künftige Warnungen/ Steuerungen), Kommunikation (Mensch-Maschine-Interaktion) und Handeln/ Aktion (Fertigungssteuerung, Roboter, Verfahrenstechnik) existiert.

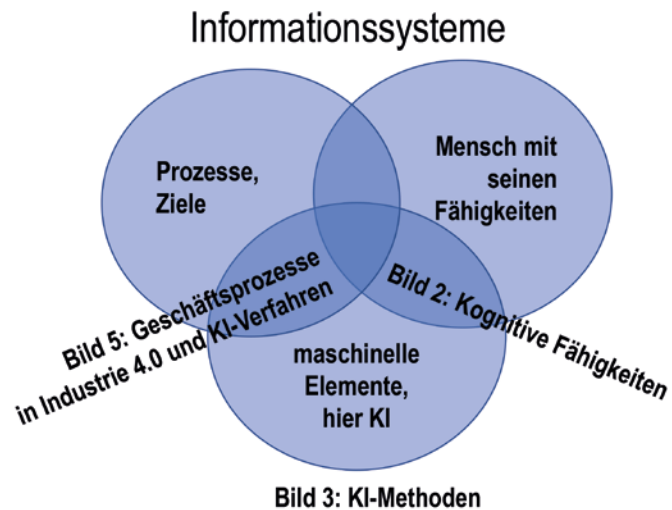
Das zweite Element für einen Ordnungsrahmen bilden die Methoden der Künstlichen Intelligenz. Insbesondere die deutsche Normungsroadmap KI [5] liefert hier einen wichtigen Input für die hierarchische Klassifikation der KI-Methoden. Unter Berücksichtigung von [8] und [9] schlagen die Autoren eine hierarchische Taxonomie wie in Bild 3 vor.

Dabei weichen sie vom Begriff „klassische Methoden der KI“ ab, weil die Benennung als klassisch sehr zeitabhängig erscheint. Es wird stattdessen eine Einteilung in die zwei Bereiche ohne Fähigkeit aus neuen Daten zu lernen und mit der Fähigkeit, aus neuen Daten (dazu) zu lernen vorgeschlagen, die wiederum in symbolische KI und mathematische Verfahren einerseits und Maschinelles Lernen / subsymbolische KI andererseits unterschieden werden. Unterhalb des maschinellen Lernens gibt es Unterkategorien wie überwachtetes Lernen, unüberwachtetes Lernen und bestärkendes Lernen.

Eine solche hierarchische Systematik hilft perspektivisch dabei, zu jedem Anwendungsgebiet die jeweils am besten bewährte Methode zuzuordnen. So können z. B. interessierte Unternehmen schnell diejenigen Lösungen für ihre Probleme finden, die am besten zur Problemstellung passen. Seit April 2023 unterstützt das Zentrum für angewandte Künstliche Intelligenz an der Ernst-Abbe-Hochschule in Jena bei diesem aktuell sehr relevanten Prozess.

Die Aufgaben und Prozesse innerhalb der Industrie 4.0 werden mit den jeweils am besten geeigneten KI-Methoden in Beziehung gesetzt, welche wiederum häufig mit einer oder mehreren menschlichen Intelligenzleistungen korreliert sind. Bild 4 veranschaulicht diese Beziehung des Ordnungsrahmens.

Die Schnittmenge zwischen Prozessen oder Prozessschritten im Industrie-4.0-Kontext einerseits und den zugehörigen KI-Methoden andererseits wird durch Bild 5 repräsentiert. In dieser Tabelle findet man jene Prozesse, die heute durch



KI-Methoden sehr gut verbessert oder automatisiert werden können. Die Prozesse und Aktivitäten sind in Bild 5 den Verantwortungsbereichen von Industrie 4.0 nach VDI 5600 zugeordnet und auf einem Hierarchielevel nach IEC 62264 verortet. Diese Prozesse und Teilprozesse kann man zudem nach ihrem Ziel in die Bereiche Wissens-

Bild 1: Wie KI-Methoden, menschliche Fähigkeiten und Prozesse bzw. Ziele miteinander verbunden sind.

Menschliche Fähigkeiten					
	bloßes Wahrnehmen/ Perzeption	Verstehen, Verarbeiten, Mustererkennung	schöpferisches Denken, Weiter- entwicklung	Kommunikation	zielgerichtetes, geplantes Handeln
	Sensor-Ebene, Input	Verarbeitungsebene	Verall- gemeinerung und Neuschöpfung	Ausgabeebene, Output	Aktor-Ebene, Beeinflussen der Umwelt
Sehen	Optische Perzeption	Optische Texterkennung Objekterkennung dynamische Szenenerkennung Auflösungsverbesserung Gestenerkennung			
Hören	Akustische Perzeption	Spracherkennung Audioerkennung			
	Elektromagn. Perzeption	Radar, elektrische Signale etc			
Riechen	Chemische Detektion	chemische Anomalie-Erkennung			
Schmecken					
Fühlen	Temperatur Druck	thermische Anomalie-Erkennung physische Anomalie-Erkennung			
Eigenwahrnehmung	eigene Bewegung Körperpositionen				
Gleichgewicht					
zielgerichtete Aufmerksamkeit					
vorausschauende Planung					
Logisches Schließen					
Modellbildung					
Lernen aus Erfahrungen					
Kreativität					
Verallgemeinerung von Wissen					
Kommunikation					
Handeln					

Bild 2: KI bildet typisch menschliche Intelligenzleistungen ab, die auch im Industrie-4.0-Kontext zu finden sind.

Bereich	Feld	Disziplin	Teildisziplin	Methodenbeispiele	Abkürzung	
Wissen aus formalen Regeln ohne die Fähigkeit, aus neuen Daten dazu zu lernen	Mathematische Verfahren und Algorithmen	Algorithmische, regelbas. Problemlösung	Agenten und Suchstrategien	Uninformierte und inf. Suchstrategien Gegenläufige Suche (Spieltheorie) Suche unter Randbedingungen		
			Planen	Steady State Search Planungsgraphen Hierarchisches Planen Zeit- und Ressourcenplanung Nicht-deterministisches Planen		
			Entscheidungsfindung	Prozessmodelle Expertensysteme Iterationsmodelle		
		math. Optimierung	Deterministisch	Simplex Entscheidungsbäume Gradientenverfahren	DT	
			Nicht-deterministisch	Evolutionäre Algorithmen Genetische Algorithmen Simulated Annealing	EA GA	
	Symbolische KI	Wissensrepräsentation	Ontologien	Taxonomien Deduktion und Abduktion Ontologie-Mapping		
			Wissensgraphen und semant. Netze	Wissensgraphen Semantic Web		
			Formale Logik	Prädikatenlogik Temporal- und Modallogiken		
			Quantifiz. von Unsicherheit	Bayes'sche Netzwerke		
		Logisches Schließen	Formale Verifikation	Resolution- u. Konnektivitätsverfahren Model Checking		
			Interaktive Verifikation	Tactical Theorem Verification		
			Bayes'sches Schließen	Inferenz Markov-Ketten	MC	
		Probalist. Schließen	Relationale prob. Modelle	Relationale prob. Modelle		
			Prob. Schließen mit Zeit und Unsicherheit	Hidden Markov Modelle Dynamische Bayes'sche Netze	HMM	
			Nicht-prob. Schließen	Qualitative Ansätze	Schließen mit Standardinformation	
				Regelbasierte Ansätze	Regelbasiertes Schließen	
				Schließen mit Glaubensfkt.	Dempster-Shafer-Theorie	
				Schließen mit Unsicherheit	Fuzzy-Mengen und -Logik	
	Wissen aus Daten mit der Fähigkeit, aus neuen Daten dazuzulernen	Maschinelles Lernen / Subsymbolische KI	Überwachtes Lernen	Neuronale Netze	Multi-Layer-Perzeptron Convolutional Network Recurrent Network Long Short Term Memory Graph Neural Networks Radial Basis Function Network Transformer Visual Transformer Learning Vector Quantization Adaptive Resonanztheorie Time Delay Neural Network Hopfield Netzwerke Boltzmann-Maschine	MLP CNN RNN LSTM GNN RBF Tra ViT LVQ ART TDNN HN BM
				Statistische Methoden	Stützvektormaschinen Entscheidungsbäume RandomForest	SVM DT RF
Unüberwachtes Lernen				Clustering	k-Means Hierarchisches Clustering Selbstorganisierende Karten (Kohonen)	KM SOM
				Dimensionsreduktion	Autoencoder	AE
					Variational Autoencoder	VAE
					Hauptkomponentenanalyse	PCA
				Probalistische Methoden	Fuzzy-C-Means	FCM
				Teilüberwachtes Lernen	Selbstlernen	Selbstlernen, gemeinsames Lernen
Graphenbasiertes Lernen					Graphenbasierte Lernmethoden	
Bestärkendes Lernen				Temporal-Differenz-Lernen	Q-Learning Stat-action-reward-state-action	QL SARSA
				Monte-Carlo-Methoden	Markov-Ketten Monte Carlo	MCMC
				Adaptive D. Programmierung	Adaptive Dynamische Programmierung	
Gegenläufiges Lernen				Generative Methoden	Generative Adversarial Network Bayes'sche Adversarielle Netze Gegenläufige Autoencoder	GAN
					One-Shot-Learning	Siamesische Neuronale Netze

Bild 3: Hierarchische Systematik der KI-Verfahren mit in der Literatur üblichen Abkürzungen, angelehnt an [5, 8, 9].

management und Dokumentation, Modellbildung, optimiertes Ressourcenmanagement, Prognosen, Planung, Robotik/phisches Handeln/Bearbeitung, Assistenzsysteme/Mensch-Maschine-Interaktion, Analysen und Überwachung,

autonomes Fahren und Fliegen, Intelligente Fertigungsautomation, Intelligente Sensorik und die Verbesserung von Produkten gliedern. Diese Zuordnung ist das zentrale Element in Bild 5 und der Einstieg für einen Process-Owner, der einen

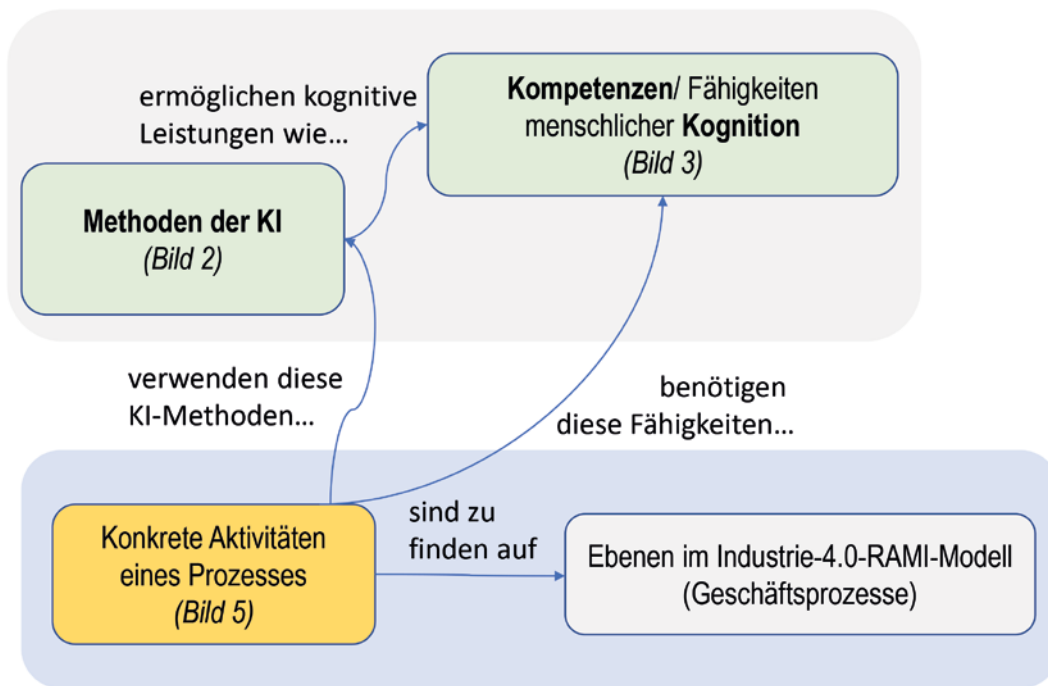


Bild 4: Beziehung der Prozessschritte („Aktivitäten“) zu den jeweils am besten geeigneten Methoden der KI und den durch sie kompensierten menschlichen Intelligenzleistungen.

konkreten Prozess mithilfe von KI verbessern soll. Auf Basis dieser Übersicht sollte in einem weiteren Schritt die Recherche einer Best Practice für die jeweilige Technologie folgen. Auch hybride Anwendungen verschiedener Technologien können eine solche Best Practice darstellen. Die schnelle Entwicklung immer neuer Best Practices für konkrete Anwendung macht es schwierig, diese in einem Ordnungsrahmen aufzunehmen. Sie sind daher nicht Teil dieses Ordnungsrahmens, da dieser zunächst ein Bewusstsein für die Zielstellung erreichen soll. Dennoch sind sie der nächste Schritt, der auf diesen Ordnungsrahmen folgt. Alle Angaben zum Aufgabenbereich, zur Hierarchieebene und zur geeigneten KI-Methode finden sich in Bild 5.

Praktische Anwendungsfelder

KI stellt für die Transformation hin zur Industrie 4.0 eine wesentliche Schlüsseltechnologie dar. Durch die Verwendung geeigneter KI-Methoden können Prozesse nachhaltiger gestaltet und eine höhere Wertschöpfung erzielt werden. Klassische Anwendungsbereiche sind unter anderem die Produktion auf Basis dynamischer Wertschöpfungs- und Liefernetzwerke, smarte Produktentwicklung und wandlungsfähige Fabriken [5].

Wie aus Bild 5 hervorgeht, werden die Methoden der mathematischen Verfahren sowie der symbolischen KI vornehmlich in den Anwendungsfällen des Wissensmanagements und der Planung eingesetzt. Auch bei Bedarfs- und Absatzprognosen sowie der Planung der Personalverfügbarkeit kommen diese zur Anwen-

dung. Für Prognosen werden jedoch gleichzeitig auch die symbolische KI und maschinelles Lernen genutzt.

Im analytischen Bereich ist die Bild- und Mustererkennung ein wichtiges Anwendungsgebiet [1]. Hierbei bietet die Bilderkennung in dem Bereich des Qualitätsmanagements Potenziale, z. B. bei der In-Line Qualitätsanalyse oder der nachträglichen Qualitätskontrolle. Die Mustererkennung ermöglicht im Kontext des Qualitätsmanagements schon eine frühzeitige Anomalie-Erkennung durch die gleichzeitige Analyse der Produkt- und Maschinendaten [2].

Eine andere Analyse von Maschinendaten, welche Verschleiß der Werkzeuge und Produktionsmittel betrifft, kann unter Anwendung der Mustererkennung zur vorausschauenden Wartung genutzt werden [3]. Hierfür ist die Echtzeit-Verarbeitung der sensorbasierten Zeitreihendaten bei zeitkritischen Prozessen entscheidend, die bspw. durch Data Lakes realisiert werden kann [12]. Besonders im Bereich des Qualitätsmanagements lässt sich der Mehrwert des Einsatzes der KI gut messen. So empfinden 44 % der KMU und 67 % der Großunternehmen die Anwendung von KI zur Reduktion der Qualitätskosten als Mehrwert [4]. Weitere bereits häufiger genutzte Anwendungen sind die autonome Intralogistik und fahrerlose Transportsysteme, der Einsatz von autonomen und kollaborativen Fertigungsrobotern sowie die verbesserte Interaktion und Integration von Mensch und Maschine durch Assistenzsysteme wie Sprach- und Gestenerkennung [5]. Assistenzsysteme für die Unterstützung des Maschi-

Literatur

- [1] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Kompetenzen und Kooperationen zu Künstlicher Intelligenz. URL: www.digital/DIGITAL/Redaktion/DE/Digitalisierungsindex/Publikationen/publikation-download-ki-kompetenzen.pdf?__blob=publicationFile&v=1, S.13 ff, Abrufdatum 12.01.2023.
- [2] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Technologieszenario „Künstliche Intelligenz in der Industrie 4.0“. URL: www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/KI-industrie-40.pdf?__blob=publicationFile&v=1, S.14 ff, Abrufdatum 12.01.2023.
- [3] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Potenziale der schwachen künstlichen Intelligenz für die betriebliche Ressourceneffizienz. URL: www.ressource-deutschland.de/fileadmin/user_upload/1_Themen/h_Publikationen/Studien/VDI-ZRE_Studie_KI-betriebliche-Ressourceneffizienz_Web_bf.pdf, S.72-73, Abrufdatum 12.01.2023.
- [4] Forschungsbeirat der Plattform Industrie 4.0: Künstliche Intelligenz zur Umsetzung von Industrie 4.0 im Mittelstand. URL: www.plattform-i40.de/IP/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/Expertise-Forschungsbeirat_KI-fuer-Industrie40.pdf?__blob=publicationFile&v=1, S. 19, Abrufdatum 13.01.2023.

Intelligenzleistung	Methode	Anwendungsfälle	Hierarchielevel IEC 62264	Aufgaben Industrie 4.0 nach VDI 5600
Wahrnehmen/ Sensorik	Mathematische Verfahren	Prozess, Ziel	Produkt (product)	Datenfassung
Verarbeiten/ Verstehen	Symbolische KI		Feldgerät (field level)	
schöpferische Entwicklung	Maschinelles Lernen	Wissensmanagement	Steuerung (control level)	Leistungsanalyse
Kommunikation			Station (station)	Feinplanung und Steuerung
zielgerichtetes Handeln		Analyse und implizite Verwaltung betrieblicher Texte, Daten, Unterlagen	Arbeitszentrum (Workcenter)	Auftragsmanagement
			Unternehmen (Enterprise)	Qualitätsmanagement
		Generative KI im Bereich Dokumentation		Materialmanagement
	LSTM	Automatisiertes Generieren von Produktbeschreibungen oder Zeichnungen		Personalmanagement
	LSTM	Übersetzung, Transkribierung etc.		Betriebsmittelmanagement
		Modellbildung		Energiemanagement
	RF	Prozessgütemodelle		
	CNN, ViT	3-D-Modelle von Fabrikationsstätten		
		Produktentwicklung verbessern aus Fertigungsmodellen		
	PCA	Erkennung von Ursachen oder Zusammenhängen, z. B. für Qualitätsdefekte		
		Optimiertes Ressourcenmanagement		
		Reduktion des Ressourcenverbrauchs, z. B. Energie durch Lastgänge		
		Prognosen		
	MLP	Bedarfs- und Absatzprognosen		
	LSTM	Predictive Maintenance		
	MLP	Predictive Quality Inspection		
		Personalverfügbarkeit		
		Energiebedarfs- und verfügbarkeitsprognosen		
	LSTM	Predictive Analytics		
		Maschinenauslastungsprognosen		
		Planung		
		Detailed Scheduling		
		Reihenfolgen- und Rüstop Optimierung		
		Transportplanung		
		Auftragsplanung		
		Assistenzsysteme/ Mensch-Maschine-Interaktion		
	LSTM	Chatbots, Sprach- und Gestenerkennung		
		Lernende Assistenzroboter		
	CNN, GAN	Arbeitsschutz durch Augmentation		
		Intelligente Fertigungsautomation		
	CNN, ViT	Sortier- und Verpackungssysteme mit Objekterkennung und Anpassung		
		Lernende, automatische Steuerung von Produktionsprozessen		
		Robotik/ physisches Handeln/ Bearbeitung		
	QL, CNN	Autonome, kollaborative Fertigungsroboter		
	Fuzzy, RF	Automatisierte Steuerung von Produktionsanlagen		
		Analysen und Überwachung		
	LSTM	Prozessanomalien erkennen, z. B. Stoffflüsse		
	MLP	In-Line Qualitätsanalysen		
	MLP	Energieverbrauchsanomalien		
	CNN, RF, ViT	Qualitätskontrolle		
	RNN, MLP	Cybersicherheit aus Netzwerkanomalien		
		Zustandsüberwachung von Produktionsprozessen und Früherkennung		
		Autonomes Fahren und Fliegen		
	CNN, RNN, ViT	Fahrerlose Transportsysteme		
		Bewegungsplanung für autonome Transporte		
		Intelligente Sensorik		
	CNN, ViT	Bild- und Mustererkennung		
	GAN	Verbesserung der Bildauflösung		
		Transformation in annotierte Bildformate		
	AE	Ausblenden von Störsignalen		
		Verbesserung von Produkten		
	MLP, RF	Finden von Materialien mit best. Eigenschaften		
		Smart Products		

Bild 5: Mit KI bereits heute gut unterstützte Prozesse in Industrie 4.0.

nenführers erleichtern die Bedienung oder die Wartung der Maschine [4].

Etablierte KI-Methoden

Dieser Ordnungsrahmen kann nützlich sein, besonders geeignete und etablierte KI-Methoden für zu optimierende Prozesse aus dem Industrie 4.0-Kontext zu identifizieren.

Im Feld Planung sind vor allem mathematisch-algorithmische Methoden vertreten, während analytische Aufgaben sowohl mathematisch als auch von Machine-Learning-Algorithmen gelöst werden. Oftmals sind für die Bereiche der Planung, Prognose und insbesondere Analyse und Überwachung die Bereitstellung der Daten und der Bereitstellungszeitpunkt entscheidend [2]. Auch hierbei kann das Informationsmanagement

nach VDI 5600 von einer KI unterstützt oder sogar komplett verwaltet werden.

Vier Methoden des Machine-Learnings sind besonders häufig in Bild 5 vertreten: Multi-Layer-Perzeptron (MLP), Long-Short-Term-Memory Modelle (LSTM), Convolutional Neural Networks (CNN) und Random Forest (RF). Dies liegt an ihrer Fähigkeit, bestimmte Problemstellungen effektiv zu lösen. Multi-Layer-Perzeptrons sind zusammen mit Random Forests durch ihr Generalisierungsvermögen gut für allgemeine Regressions- oder Klassifikationsprobleme geeignet. Dabei lässt sich der Einfluss von Parametern auf das Gesamtproblem bestimmen.

Die visuelle Wahrnehmung und Verarbeitung wird mittels Convolutional Neural Networks (CNN) und Visual Transformer (ViT) umgesetzt, die u. a. zur Anomalie- und Objekterkennung sowie zur Objektverfolgung in Bildern und Videos eingesetzt werden. Long-Short-Term-Memory Modelle (LSTM) nutzen spezielle Bausteine im Netzwerk zur temporären Speicherung von Abfolgen. Damit lassen sich zeitliche Abfolgen wie Audio-Signale, Sprachverarbeitung und -synthese sowie historische Daten verarbeiten. Entsprechend werden diese Technologien bei Prognosen und Sprachassistenzsystemen eingesetzt.

Bild 5 zeigt eine breite Durchdringung von Machine-Learning Methoden in fast allen Bereichen von Industrie 4.0. Lediglich die Domänen Planung, Wissensmanagement und optimiertes Ressourcenmanagement werden bisher durch algorithmische Methoden dominiert. Im Bereich Kommunikation sind durch die Veröffentlichung von Chatsystemen wie ChatGPT von OpenAI oder dem Konkurrenzsystem Bard von Google, einem auf der Sprachmodell-Anwendung LaMDA basierenden Chatbot, in Verbindung mit Sprachsynthese dynamische Weiterentwicklungen von Assistenzsystemen zu erwarten.

Diskussion

Der Ordnungsrahmen ist eine gute Hilfestellung der Zuordnung von KI-Methoden zu Industrie 4.0-Anwendungsdomänen. Trotzdem fällt auf, dass es neben Industrie 4.0-spezifischen Prozessen auch generische Prozesse gibt, die ebenso in anderen Domänen zum Einsatz kommen. Solche Fähigkeiten sind z. B. natürlichsprachliche Kommunikation anstelle einer Tastaturbedienung, Bilderkennung, die zur räumlichen Orientierung oder Gestenerkennung genutzt werden kann, oder die Auflösungsverbesserung von Bildern. Derartige

grundsätzliche Fähigkeiten werden Bestandteil vieler gewöhnlicher IT-Systeme werden. Die KI-Methoden sind nicht vollständig aufgeführt. Hybride Lernmethoden wurden aus Platzgründen nicht weiter thematisiert, ergänzen perspektivisch jedoch Bild 3. In praktischen Anwendungen lassen sich beispielsweise symbolische und subsymbolische Methoden zu "grey Boxen" kombinieren, die etwas besser erklärbar sind als reine subsymbolische Methoden, was jedoch das Finden einer geeigneten Technologie zum Einstieg schwieriger macht. Aus diesem Grund fokussiert sich dieser Rahmen auf einzelne Methoden.

Viele KI-Methoden werden auch in angrenzenden Domänen zu Industrie 4.0 verwendet, wie z. B. in smart-Konzepten. Hier könnte der Ordnungsrahmen ausgedehnt werden.

Es ist zudem anzumerken, dass auch eine Betrachtung nach ethischen Gesichtspunkten bei der Auswahl der KI-Systeme durchgeführt werden sollte. Der Deutsche Ethikrat [11] gibt hierfür Empfehlungen für die vier Anwendungsbereiche der Medizin, schulischen Bildung, öffentlichen Kommunikation und Meinungsbildung sowie der öffentlichen Verwaltung ab.

Ausblick

Im Kontext der Industrie 4.0 wird durch die Umsetzung von IoT eine automatisierte Steuerung der Prozesse angestrebt. Dabei wird die Autonomie der jeweiligen KI [2] zunehmen, sodass autonomes, zielgerichtetes Handeln ermöglicht wird. Gleiches gilt bezüglich kreativer Prozesse wie dem Entwurf neuer Produkte. Hier wird KI eine stärkere Rolle als Assistenz einnehmen.

Die Machine-Learning-Methoden sind nach McKinsey [6] zentraler Forschungsaspekt der Zukunft. Dennoch gibt es weiterhin Prozesse, die vornehmlich mit traditioneller Programmierung, mathematischen Verfahren und symbolischer KI umgesetzt werden. Die Gründe dafür sind vielseitig, wie z. B. das Fehlen einer validen, hochqualitativen Datenmenge. Es kann zudem in manchen Situationen explizit gewünscht sein, erst Vertrauen in die neue Technologie zu gewinnen. Explainable AI-Methoden (kurz XAI) sind daher ein wichtiger Schwerpunkt aktueller Forschung [7]. Der Ordnungsrahmen könnte dies zukünftig aufnehmen.

Schlüsselwörter:

Industrie 4.0, Künstliche Intelligenz, KI-Methoden, Maschinelles Lernen, Ordnungsrahmen

- [5] DIN e.V., DKE Deutsche Kommission Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik in DIN und VDE: Deutsche Normungsroadmap Künstliche Intelligenz, Ausgabe 2. URL: www.din.de/resource/blob/891106/57b7d46a1d2514a183a6ad2de89782ab/deutsche-normungsroadmap-kuenstliche-intelligenz-ausgabe-2--data.pdf, S. 177 ff, Abrufdatum 14.01.2023.
- [6] McKinsey Global Institute: Notes from the AI frontier, insights from hundreds of use cases. 2018. URL: www.mckinsey.com/~media/mckinsey/featured_insights/artificial_intelligence/notes_from_the_ai_frontier_applications_and_value_of_deep_learning/notes-from-the-ai-frontier-insights-from-hundreds-of-use-cases-discussion-paper.ashx, S. 9 ff, Abrufdatum 15.02.2023.
- [7] Barredo Arrieta, A.; Díaz Rodríguez, N.; Del Ser, J. u. a.: Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. 2020. URL: www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1566253519308103, S. 83, Abrufdatum 15.02.2023.
- [8] Adams, S.; Arellano, I.; Bach, J. u. a.: Mapping the Landscape of Human-Level Artificial General Intelligence. 2012. URL: ojs.aaai.org/index.php/aimagazine/article/view/2322, S. 32, Abrufdatum 16.02.2023.
- [9] Mohammadi, M.; Al-Fuqaha, A.; Sorour, S. u. a.: Deep Learning for IoT Big Data and Streaming Analytics: A Survey. 2018. URL: www.arxiv.org/pdf/1712.04301.pdf, S. 7, Abrufdatum 16.02.2023.
- [10] Aplar, P.; Alt, R.; Bensberg, F.; Weimann, P.: Anwendungsorientierte Wirtschaftsinformatik. 9. Auflage. Wiesbaden 2019.
- [11] Deutscher Ethikrat: Mensch und Maschine – Herausforderungen durch Künstliche Intelligenz, Stellungnahme. 2023. URL: <https://www.ethikrat.org/fileadmin/Publikationen/Stellungnahmen/deutsch/stellungnahme-mensch-und-maschine.pdf>, Abrufdatum 24.04.2023.
- [12] Petrik, D.; Mormul, M.; Reimann, P.; Gröger, C.: Anforderungen für Zeitreihendatenbanken im industriellen IoT. In: Meinhardt, S.; Wortmann, F. (Hrsg): IoT – Best Practices. Edition HMD, Wiesbaden. 2021. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-658-32439-1_19, Abrufdatum 24.04.2023.