

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/390020356>

Whitepaper – KI in der Robotik

Technical Report · March 2025

CITATIONS

0

READS

14

19 authors, including:



[Hans W. Griepentrog](#)

University of Hohenheim

220 PUBLICATIONS 3,763 CITATIONS

SEE PROFILE



KI in der Robotik

Flexible und anpassbare Systeme durch interaktives Lernen

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

 **acatech**

DEUTSCHE AKADEMIE DER
TECHNIKWISSENSCHAFTEN

WHITEPAPER

Beyerer, J., Kirchner, E. et al.
AG Lernfähige Robotiksysteme

Inhalt

Zusammenfassung	3
1 Einleitung	4
2 Motivation und Gelegenheiten	6
3 Typologie von Robotiksystemen	14
4 Typologie von Lernen durch Interaktion	19
5 Anwendungsfälle	22
6 Zusammenschau	24
Anwendungsfallgruppen und ihre Besonderheiten	24
Synergien über die einzelnen Fallgruppen hinweg	25
7 Fokusthemen	27
Technische und nichttechnische Voraussetzungen und Herausforderungen	27
Vertrauen und Zuversicht in Robotiksysteme	30
Lernen durch Interaktion in Simulation und virtueller Welt	32
Lernen durch Interaktion innerhalb variabler Autonomie	32
Absicherung von Robotiksystemen (im laufenden Betrieb)	33
8 Gestaltungsoptionen	36
Forschung und Entwicklung	36
Transfer in die Anwendung	40
Gesellschaftliche Diskussion und Konsensfindung	42
Anwendungsfälle interaktiv, lernfähige Robotiksysteme	43
Literatur	71
Über dieses Whitepaper	74



Ein jpg oder pdf steht zum
Download zur Verfügung.

Empfohlene Zitierweise

Beyerer, J., Kirchner, E. et al. (2025): KI in der Robotik.
Flexible und anpassbare Systeme durch interaktives Lernen.
DOI: https://doi.org/10.48669/pls_2025-1

Zusammenfassung

Die Fähigkeit, Robotiksysteme einfach und intuitiv an Menschen, neue Aufgaben und Kontexte anzupassen, ist essenziell, um das Potenzial dieser Technologie für die Bewältigung vieler Herausforderungen unserer Zeit auszuschöpfen – sei es der Erhalt und Ausbau der Wettbewerbsfähigkeit, technologische Souveränität, demographischer Wandel oder der Aufbau einer Kreislaufwirtschaft. Die rasante Entwicklung im Bereich des maschinellen Lernens der letzten Jahre, aber auch sinkende Kosten bei Robotern und Komponenten sowie die gestiegene Rechenleistung führen zu einem optimistischen Klima in der Robotik. Menschennahe und adaptive Anwendungen der Robotik in sozialen Umgebungen scheinen daher perspektivisch umsetzbar, die bisher nicht oder nur sehr schwer realisierbar waren, beispielsweise im Dienstleistungsbereich, im Handwerk, im Alltag, im Haushalt oder in der Pflege. Dennoch gilt es sicherheitsrelevante Herausforderungen zu adressieren, die die Entwicklung dieser Technologie begleiten. Denn trotz ihres Potenzials für Wirtschaft und Gesellschaft und ihrer technologischen Möglichkeiten bleibt die Gestaltung sicherer und zuverlässiger Roboter ein zentrales Thema, ebenso wie die Frage nach der Wirtschaftlichkeit.

Expertinnen und Experten der Arbeitsgruppe Lernfähige Robotiksysteme der Plattform Lernende Systeme widmen sich in diesem Whitepaper dem Thema der interaktiven, lernfähigen Robotik – vornehmlich aus technologischer Sicht unter Berücksichtigung der Aspekte funktionale Sicherheit und Wirtschaftlichkeit. Zunächst werden die technologischen, gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Rahmenbedingungen dargestellt, die dieser Technologie eine vielversprechende Zukunft bescheinigen. Was unter lernfähigen und interaktiven Robotiksystemen zu verstehen ist, wird zunächst definiert, und verschiedene Arten des Lernens in der realen wie virtuellen Welt werden vorgestellt. Sieben Anwendungsbeispiele zeigen, wo und wie interaktive, lernfähige Roboter in naher sowie ferner Zukunft unterstützen können – sei es in der Landwirtschaft, im Gesundheitswesen, im Recycling oder im Weltraum. Dabei werden auch Anforderungen und mögliche Hürden benannt. Aus der Bandbreite der Anwendungsfälle werden Synergien, Besonderheiten und Fokusthemen ermittelt, die in Gestaltungsoptionen für Forschung und Entwicklung, für den Transfer und für den gesellschaftlichen Dialog münden. Dies mit Blick auf modulare Komponenten, technische Integration oder Weiterentwicklung von Sicherheitskonzepten sowie Maßnahmen zu Open-Source-Modulbibliotheken, Testumgebungen oder integrierte und partizipative Forschung.

1 Einleitung

In der Robotik ist aktuell eine Aufbruchstimmung zu spüren. Lange Zeit schien es, dass Roboter nur dann eingesetzt werden können, wenn sie getrennt vom Menschen in einer für sie geeigneten Umgebung agieren oder in einer vom Menschen getrennten bzw. entfernten Umgebung zum Einsatz kommen. Mittlerweile wird jedoch die Kombination von Methoden der KI und der Robotik als Chance für vielversprechende Entwicklungsmöglichkeiten gesehen, um Roboter flexibler zu gestalten und an sich ändernde Bedingungen anzupassen. Daher wird sie als ein Schlüssel gesehen, um perspektivisch menschnahe Anwendungen der Robotik in sozialen Umgebungen zu ermöglichen, die bisher nicht oder nur sehr schwer realisierbar waren, beispielsweise im Dienstleistungsbereich, im Handwerk, im Alltag, im Haushalt oder in der Pflege.

Bereits vor mehr als 15 Jahren wurden mit Forschungsvorhaben des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) zur Servicerobotik und dem Zusammenwirken von KI und Robotik viele Grundlagen gelegt. Eine Studie von 2011 zog die Schlussfolgerung, dass die Kosten dieser Systeme nur schwer konkurrenzfähig sein würden (Hägele, Blümlein & Kleine 2011). Doch vor dem Hintergrund laufender technologischer Fortschritte sollte die Frage nach der Wirtschaftlichkeit regelmäßig neu überprüft werden. Denn seit 2011 wurden zum einen Durchbrüche in der Forschung und Anwendung des maschinellen Lernens erzielt. Zum anderen fielen die Kosten für Robotikhardware und die Rechenleistung nahm zu. Daher lohnt es sich, das Potenzial für Wirtschaft und Wettbewerbsfähigkeit, ebenso für gegenwärtige Herausforderungen und Transformationsvorhaben (z. B. Demographie, Kreislaufwirtschaft etc.), erneut zu überprüfen. Laut der Fachzeitschrift Nature Machine Intelligence (2024) besteht aufgrund dieser aktuellen Dynamik Grund zur Annahme, dass Roboter in Gesellschaft und Wirtschaft an Bedeutung gewinnen werden. Trotz des berechtigten Optimismus wird aber die Gestaltung von sicheren und zuverlässigen Robotern für den Betrieb in der realen Welt weiterhin ein bedeutendes Thema sein, ebenso wie die Frage nach der Wirtschaftlichkeit. Daher unterbreitet das vorliegende Papier an verschiedenen Stellen Vorschläge, wie die Frage nach der erfolgreichen Markteinführung in Zukunft untersucht werden sollte und Fragen der funktionalen Sicherheit angegangen werden können.

Interaktives Lernen in der Robotik kann der nächste Schritt sein, um aktuelle Fortschritte der KI-Forschung und -Anwendung in die Robotik einzubringen. Auf diesem Weg lassen sich bereits „intelligente“ Roboter¹ durch Interaktion einfach und intuitiv an spezifische Aufgaben und Kontexte anpassen und so die Effizienz in bestehenden Geschäftsfeldern steigern und neue oder bisher unrentable Tätigkeitsfelder erschließen. Die Anpassbarkeit fördert wiederum den Einsatz der Technologie und kann damit einen Beitrag zur technologischen Souveränität leisten (Rat für technologische Souveränität 2024). Lernen durch Interaktion in der Robotik ist somit eine strategisch wichtige technologische Entwicklung, um Wettbewerbsfähigkeit, Wohlstand und technologische Souveränität in Deutschland und Europa zu erhalten und auszubauen. Deutschland ist in vielerlei Hinsicht gut aufgestellt, um diese Potenziale zu nutzen, sieht sich aber in Forschung und Entwicklung sowie in der Anwendung der Robotik einem starken Wettbewerb ausgesetzt.

1 Siehe Definition intelligente Robotiksysteme, S. 13.

Elsa Kirchner, Universität Duisburg-Essen (2023):

Wir haben in den letzten 10 bis 15 Jahren eine sehr starke Veränderung erlebt, nämlich von der Wahrnehmung eines Roboters, der in einem Käfig sitzt und irgendwo alleine eine Maschine, ein Auto oder ein anderes Massenprodukt zusammenbaut, hin zu der Vorstellung, dass ein Roboter mein individueller Begleiter sein kann. Ein Roboter kann mir also im Alltag helfen.

”

Um diese Potenziale zu heben, bedarf es der Weiterentwicklung und Umsetzung von Technologien der Robotik in die Praxis. Dazu braucht es erstens die nötige Motivation, die sich unter anderem aus gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Herausforderungen und damit verbundenen Zielen ergeben kann, zweitens die notwendigen Fähigkeiten (z. B. technologisches Know-how) und drittens die entsprechenden Gelegenheiten, die durch geeignete Maßnahmen sowie rechtliche, ethische und soziale Rahmung gestaltet werden müssen. Der Kern des Whitepapers befasst sich mit Fähigkeiten im Sinne technologischer Grundlagen, die geeignet sind, die entsprechenden Ziele zu erreichen. Dennoch werden an verschiedenen Stellen auch nichttechnische Aspekte angesprochen, wie etwa Fragen der Regulierung und der Wirtschaftlichkeit. Eine ausführliche Auseinandersetzung mit solchen nichttechnischen Aspekten würde jedoch den Rahmen dieses Papiers überdehnen und diesen sollte separat in eigenständigen Formaten Aufmerksamkeit geschenkt werden, um diesen genügend Raum geben zu können.

2 Motivation und Gelegenheiten

Um den allgemeineren Kontext für das Konzept des Lernens durch Interaktion in der Robotik darzustellen, werden im Folgenden verschiedene Faktoren erläutert, die technologische Entwicklung und Anwendung motivieren und Gelegenheit bieten, die entsprechende Zielsetzung mit Robotiksystemen zu adressieren. So können Robotiksysteme, die in der Lage sind, durch Interaktion weiter zu lernen, einen Beitrag zur Bewältigung vieler Herausforderungen unserer Zeit leisten, sei es zur Begegnung des Fachkräftemangels, zum Erhalt und Ausbau der Wettbewerbsfähigkeit oder zum Auf- und Ausbau einer Kreislaufwirtschaft. Die vergleichsweise gute Position Deutschlands und Europas in der Forschung wie auch bei der Anzahl von KI-Akteuren im Bereich Robotik trifft auf bemerkenswerte Fortschritte beim maschinellen Lernen, sinkende Kosten für Roboter und Komponenten und einen intensiven internationalen Wettbewerb, nicht zuletzt mit China.

Fortschritte im maschinellen Lernen

In den vergangenen Jahren wurden im Bereich des datengetriebenen maschinellen Lernens bedeutende Fortschritte erzielt. Diese sind inzwischen auch im Alltag spürbar, was sich zum Beispiel in der Verbreitung von Chatbots zeigt, die unter anderem auf aktuellen leistungsfähigen Sprachmodellen und multimodalen Modellen basieren, die sich unter anderem durch ihre Wiederverwendbarkeit und Anpassbarkeit auszeichnen (Löser et al. 2023). Jenseits von Chatbots wurden bereits lange vor dem „ChatGPT-Moment“ Ende 2022 substantielle Fortschritte im Deep Learning erzielt, insbesondere in der maschinellen Wahrnehmung, wie etwa der Objekterkennung und Bildsegmentierung (siehe „Deep Learning-Ära“ seit 2010, Abbildung 1). Diese Entwicklungen wurden möglich, weil immer leistungsfähigere Hardware und immer mehr Text-, Video- und Bilddaten zur Verfügung standen. Zudem wurden mit Lernalgorithmen wie den Transformern Fortschritte hinsichtlich effizienter und skalierbarer Algorithmen erzielt (Löser et al. 2023). Für die Robotik ist diese Entwicklung allerdings nicht im gleichen Maße der Fall, was sich zum Beispiel daran zeigt, dass seit 2010 wesentlich weniger bemerkenswerte KI-Modelle speziell für die Domäne Robotik entstanden sind als etwa für die visuelle, maschinelle Wahrnehmung, die für die Robotik allgemein, aber auch für andere Anwendungen bedeutend ist (siehe Abbildung 1). Dies liegt unter anderem daran, dass der allgemeine Zuwachs von Daten nicht in gleichem Maße für robotikspezifische Daten gegeben ist, da die Gewinnung von echten robotischen Fähigkeits- und Interaktionsdaten aufwändig ist. Aber auch hier gibt es internationale Bemühungen, kollaborativ große Datenmengen zu Roboterfähigkeiten und -aufgaben zu sammeln, an denen sich auch deutsche Forschende beteiligen (Padalkar et al. 2023). Auf solchen Datensätzen lassen sich große KI-Modelle trainieren, die eine Vielzahl von Manipulationsaufgaben besser lösen als Modelle, die nur mit spezifischen Daten trainiert wurden (Behnke 2024a).

Die Robotik profitiert von den Fortschritten des datengetriebenen maschinellen Lernens, sei es durch die Verbesserung der Wahrnehmungsfähigkeit von Robotern oder durch die Möglichkeit, mithilfe großer Sprachmodelle zukünftig echte natürlichsprachliche Instruktionsfähigkeit zu erreichen. Diese Fortschritte führen zu einer neuen Aufbruchstimmung und versprechen Lösungen für bisher nicht oder nur sehr schwer lösbare Problemstellungen, wie das Handeln in komplexen und unstrukturierten Umgebungen (siehe Anwendungsfälle Robotik im Weltraum und Agrarrobotik).

Durch die Kombination von Methoden der KI und Robotik sind zunehmend Lösungen denkbar, die es ermöglichen, lernfähige Roboter auch in sozialen Kontexten und in der Interaktion mit Menschen einzusetzen. Dies eröffnet neue Möglichkeiten für die Integration der Robotik in verschiedenen Lebensbereichen. Entsprechend hat die Forschung an der Schnittstelle zwischen KI und Robotik zugenommen. So wurden laut dem Magazin Nature im Jahr 2015 noch weniger als 2.000 Publikationen an der Schnittstelle zwischen KI und Robotik veröffentlicht. 2021 waren es bereits über 6.500 (Nature 2022).² Mit dem fortgeschriebenen Aktionsplan [Robotikforschung 1.1](#) hat das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) diesem Trend hin zur KI-basierten Robotik Rechnung getragen (BMBF 2024a).

Infobox 1

KI-Methoden

KI-Methoden können sowohl wissensbasierte als auch datengetriebene Herangehensweisen umfassen.

Wissensbasierte Ansätze repräsentieren explizites, vorhandenes menschliches Wissen in einer Form, die von Computern verarbeitet werden kann. In vielen Fällen ist Wissen auch durch Wenn-dann-Regeln oder durch Heuristiken für Suchverfahren repräsentierbar, aber auch durch formallogische Regelwerke, Taxonomien, Ontologien oder Wissensgraphen – etwa der systematisierten Darstellung von Beziehungen zwischen Orten, Entitäten (z. B. Personen, Unternehmen) und Ereignissen. Solche Ansätze verarbeiten zum Teil automatisch Wissen. Sie führen aber keine (eigenständigen) Schlussfolgerungen aus (Reasoning). Symbolische KI geht einen Schritt weiter und führt solche Schlussfolgerungen basierend auf den Wissensrepräsentationen aus (z. B. Inferenzsysteme auf Basis von Wissensgraphen).

Dagegen werden beim **datenintensiven maschinellen Lernen**, das der subsymbolischen KI zuzuordnen ist, statistische Modelle auf Basis quantitativer Zusammenhänge in großen Datenmengen erlernt, um bestimmte Aufgaben (z. B. Unterscheidungen treffen) durchzuführen. Ziel ist es, durch mathematische Formalisierung über eine Funktion Eingabedaten auf Ausgabedaten oder Zielvariablen abzubilden, z. B. bei Bildern aus dem Straßenverkehr auf Kategorien wie „Autos“ oder „Fußgänger“. Das Modell wird aus den Daten gelernt und nicht durch den Menschen erstellt. Methoden des maschinellen Lernens sind unter anderem: Support-Vector-Maschinen, Clustering oder neuronale Netzwerke.

Hybride KI-Systeme kombinieren wissensbasierte und datengetriebene Herangehensweisen (z. B. neurosymbolische KI).

Quelle: Zusammenstellung nach Plattform Lernende Systeme (2023).

Für weitere Informationen siehe KI-Kompakt [Hybride KI](#), Publikationsreihe der Plattform Lernende Systeme.

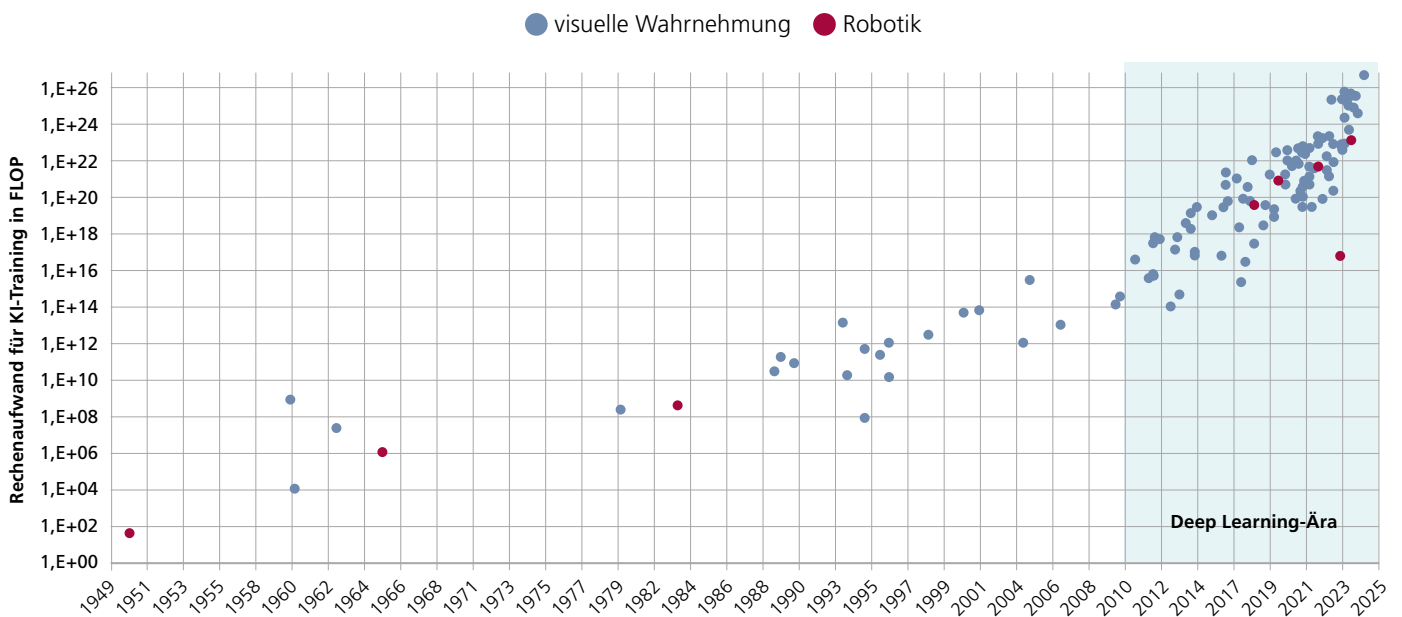
2 Hintergrund zur Statistik: „The number of AI and robotics papers published in the 82 high-quality science journals in the Nature Index (Count)“ (Nature 2022).

Armin Wedler, DLR (2024):

Prognosen, dass Roboter in den verschiedensten menschlich geprägten und unstrukturierten Umgebungen eingesetzt werden, haben sich lange Zeit nicht erfüllt. Die heutige Zeit scheint hier einen Paradigmenwechsel zu ermöglichen, da leistungsfähigere Rechenarchitekturen in Verbindung mit KI-Methoden, die teilweise bereits in den 70er und 80er Jahren in Ansätzen entwickelt wurden, heute verstärkt zum Einsatz kommen und dank rechenstarker Hardware nun auch in dem Maße nutzbar geworden sind, dass sie Lösungen für komplexe Probleme in kurzen Rechenzeiten bzw. Echtzeit liefern, was für den Roboterbetrieb essenziell ist.

”

Abbildung 1: Rechenaufwand bemerkenswerter KI-Modelle – Robotik und Vision im Vergleich*



Quelle und Erläuterung: Daten und Visualisierung nach EpochAI (2025). Bemerkenswerte KI-Modelle für die maschinelle visuelle Wahrnehmung sind in Blau ausgewiesen, bemerkenswerte KI-Modelle für die Robotik in Rot. Es wurden alle KI-Modelle einbezogen, denen im Datensatz das Label „visuelle Wahrnehmung“ oder „Robotik“ zugeordnet wurde. Die Einzeichnung der Deep Learning-Ära beruht auf Berechnung von EpochAI. Zur übersichtlicheren Datendarstellung wurde eine logarithmische Skalierung der Werte gewählt.

* Ein bemerkenswertes Modell erfüllt, laut EpochAI, eines der folgenden Kriterien: (i) Verbesserung auf dem neuesten Stand der Technik gegenüber einer anerkannten Benchmark; (ii) hohe Zitierhäufigkeit (über 1000 Zitate); (iii) historische Relevanz; (iv) signifikante Nutzung. Einbezogen wurden acht Modelle mit Robotikbezug, zu denen Angaben zum Trainingsaufwand im Datensatz vorhanden waren.

Im Datensatz sind insgesamt 24 bemerkenswerte Modelle für Robotik gelistet (z. B. PALM-E, TR-2 oder OpenVLA), für visuelle Wahrnehmung 290 Modelle.

Sinkende Kosten in der Robotik

Neben den Fortschritten im maschinellen Lernen sind sinkende Kosten für Hardware ein Treiber der aktuellen Entwicklungen in der Robotik (vgl. [Industrieroboter](#): Ark Invest 2019, [Cobots](#): Grote 2023). Dies liegt auch daran, dass verstärkt mit modularen Systemen gearbeitet wird (Kirchner 2023). Mit der zunehmenden Modularität ist ein in der EFFIROB-Studie des Fraunhofer-Institut für Produktionstechnik und Automatisierung (IPA) als wesentlich für die Umsetzung identifizierter Faktor realisiert (Hägele, Blümlein & Kleine 2011). Das Beispiel der Industrieroboter veranschaulicht den Trend: Während noch vor ca. 10 Jahren ein Industrieroboter um die 100.000 Euro kostete, wie etwa ein Kuka-Roboter der ersten Linie, sanken die Kosten für Roboter dieser Art über die Zeit zunächst auf ca. 25.000 Euro und schließlich sehen wir heute Start-ups im süddeutschen Raum, die vergleichbare Produkte für unter 5.000 Euro produzieren (Peters 2023). Zudem ist auch bei verschiedenen Komponenten für Roboter wie Motoren, Controllern oder bestimmten Sensoren laut dem Marktanalysten Interact Analysis ein Kostenrückgang zu erwarten (Mou 2023).

Allerdings ist die Reduktion der Betriebs- und Wartungskosten für die Wirtschaftlichkeit relevanter als sinkende Anschaffungskosten, wie eine Studie zur Servicerobotik aus dem Jahr 2011 betont (Hägele, Blümlein & Kleine 2011). Darüber hinaus können Kosten für Schulung, Versicherung für den Einsatz sowie eventuell notwendige räumliche Anpassungen im Arbeitsablauf anfallen. Ebenfalls ist zu beachten, dass beim Einsatz von Robotern in der Nähe von Menschen immer Vorkehrungen für die funktionale Sicherheit getroffen werden müssen, was einen weiteren Kostenfaktor darstellt.

Analysen von 2021 zu den Erfolgsfaktoren für die Einführung von Mensch-Roboter-Interaktion in der Industrie zeigen ein ähnliches Bild wie in der EFFIROB-Studie. Deutsche Industrievertretende maßen den (laufenden) Betriebskosten eine höhere Bedeutung bei als den Anschaffungs- und Wartungskosten (Kopp, Baumgartner & Kinkel 2021). Derzeit sind die Kosten für die Programmierung von Robotern um ein Vielfaches höher als die Kosten für die Roboter selbst, was das große Potenzial für Kostensenkungen unterstreicht (Peters 2023). Lernen durch Interaktion kann eine zentrale Rolle für den zukünftigen Erfolg der Robotik in der Anwendung spielen, indem Roboter leichter an unterschiedliche Aufgaben und Situationen angepasst und ohne Programmierkenntnisse bedient werden können. Insgesamt betrachtet wird der Kostenfaktor zwar als bedeutend angesehen. Wird dieser in Relation zu anderen Erfolgsfaktoren gesetzt, ergibt sich ein vielfältigeres Bild: In der Entscheidungs-, Implementierungs- und Betriebsphase von industrieller Mensch-Maschine-Interaktion gibt es eine Reihe von Faktoren, die als noch bedeutender für den Einführungserfolg wahrgenommen werden, wobei die funktionale Sicherheit und Zuverlässigkeit des Robotersystems zu nennen sind, aber auch Vertrauen und Informiertheit der Mitarbeitenden (vgl. [Abbildung 6](#), ebenda). Dies kann sich selbstverständlich in Bereichen jenseits des Industriesektors anders darstellen, in denen die Mittel gegebenenfalls knapper bemessen sind oder nur niedrige bzw. keine ökonomischen Gewinne erzielt werden, wie etwa in der Pflege oder auch in der zivilen Sicherheit (Rettung, Katastrophenschutz).

Große wirtschaftliche Potenziale

Diese aktuellen Entwicklungen hinsichtlich der technischen Fortschritte und der Kosten führen dazu, dass der Robotik ein hohes ökonomisches Potenzial zugesprochen wird. So betont auch eine acatech-Studie, dass Robotik bereits ein relevanter Wirtschaftsfaktor ist, dessen Bedeutung weiter zunehmen wird (Asenkerschbaumer et al. 2023). Für 2023 wird in der Studie der globale Jahresumsatz des Robotik-Markts auf circa 40 Milliarden US-Dollar geschätzt und es wird erwartet, dass bis Ende des Jahrzehnts das Marktvolumen auf

über 250 Milliarden US-Dollar steigt, wobei die Servicerobotik den Markt dominiert (ebenda)³. Auch für neuere Robotertypen wie kollaborative Roboter (kurz: Cobots) werden nach Analysen des Marktforschers Interact Analysis steigende Auslieferungszahlen erwartet (Grote 2023) und für humanoide Roboter kann, nach Einschätzung von Goldman Sachs (2024), bis 2025 ein globaler Markt von 38 Milliarden US-Dollar erreicht werden. Beim Einsatz von humanoiden Robotern wird in der Produktion mit Effizienzsteigerungen gerechnet, wie beispielsweise die Kooperation von BMW mit dem Hersteller Figure oder die von Mercedes mit Appronik zeigt (Donath 2024a, b).

Nach wie vor bleibt aber gerade bei kleinen und mittleren Unternehmen (KMU) viel Potenzial ungenutzt. Während KMU laut dem Institut für Mittelstandsforschung Bonn im Jahr 2022 einen Anteil von 55,7 Prozent an der Nettowertschöpfung der Unternehmen in Deutschland hatten, setzten laut Statistischem Bundesamt im selben Jahr nur 9 Prozent der kleinen und 26 Prozent der mittleren Unternehmen im verarbeitenden Gewerbe Service- oder Industrieroboter ein (siehe [Abbildung 2](#), IfM Bonn 2024, Statistisches Bundesamt 2023a), Unter den Unternehmen des verarbeitenden Gewerbes, die KI bereits einsetzen, nutzen nur 13 Prozent der mittleren Unternehmen und 30 Prozent der großen Unternehmen im verarbeitenden Gewerbe KI allgemein für autonome Bewegungen von Maschinen, wie autonome Roboter, selbstfahrende Fahrzeuge oder autonome Drohnen (siehe [Abbildung 2](#), Statistisches Bundesamt 2024).

Qualitative Fallstudien zur Einführung von Cobots in KMU können die niedrigen Zahlen der Roboternutzung erhellen. Denn für KMU ergeben sich verschiedene Herausforderungen (Schnell und Holms 2022, Jennes und Minin 2023): Das Erreichen von Kosteneffizienz bei geringen Produktionsvolumina und die langfristige Amortisation von Investitionen können eine Herausforderung darstellen. Solche wirtschaftlichen Faktoren werden jedoch nicht immer als Hindernis angesehen (siehe Jennes und Minin 2023, S. 5). Darüber hinaus kann der Markt für Cobots unübersichtlich sein und die Suche nach einem geeigneten Anbieter sowie Cobot als schwierig empfunden werden. Die angemessene Arbeitsteilung zwischen Cobot und Mitarbeitenden kann ebenso eine Herausforderung darstellen wie die Risiko- und Sicherheitsbeurteilung, die mögliche Umgestaltung von Arbeitstätigkeiten sowie die Integration des notwendigen Wissens und Know-hows. Allgemeine Skepsis und Angst vor Arbeitsplatzverlust können ebenfalls ein Hindernis für die Einführung von Cobots darstellen.

Roboter, die durch Interaktion einfach und flexibel an unterschiedliche Aufgaben, Menschen und Umgebungen angepasst werden können und damit wenig Know-how auf Seiten der Anwendenden erfordern und zugleich Programmierkosten einsparen, können ein Hebel sein, um ökonomisches Potenzial besser auszuschöpfen. So könnte etwa eine produktivere Einzel- und Kleinserienfertigung realisiert werden, die in der Lage ist, eine Vielzahl unterschiedlicher, zum Teil einzigartiger und komplexer Produkte herzustellen (high mix, low volume, siehe [Anwendungsfall Robotik im Handwerk](#)). Damit könnte die Spezialisierung auf heutzutage oft als unrentabel geltende Tätigkeitsfelder (wieder) attraktiv werden und so die Rentabilität lokaler und regionaler Produktion gestärkt werden. Maßnahmen wie „KMU-innovativ: Zukunft der Wertschöpfung“ oder auch „StartupConnect“ des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF) sind ein Schritt in die richtige Richtung, um den Transfer KI-basierter Robotik in KMU zu beschleunigen und Start-ups in diesem Bereich zu fördern (BMBF 2024a). Anpassbarkeit robotischer Lösungen ist jedoch nicht nur aus ökonomischen Gründen zentral. Es fördert generell den Einsatz der Technologie und ist somit auch ein wichtiger Baustein auf dem Weg zur technologischen Souveränität (Kirchner 2024, Rat für technologische Souveränität 2024).

³ In die Prognose wurden konventionelle Robotik, fahrerlose Transportsysteme, stationäre und mobile Serviceroboter einbezogen.

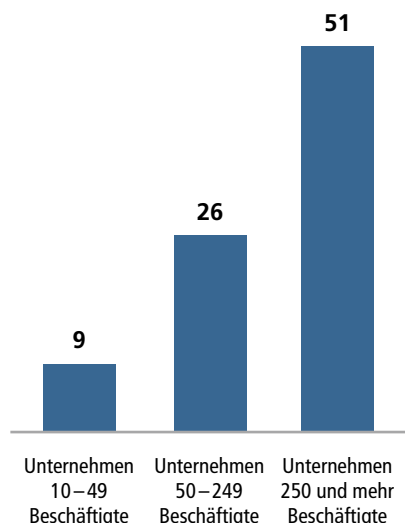
Abbildung 2: Wertschöpfung und Nutzung von Robotiksystemen nach Unternehmensgröße

Nettowertschöpfung der Unternehmen im Jahr 2022 (in Prozent)



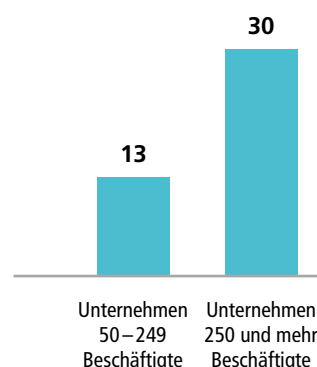
Quellen: Statistisches Bundesamt; Bundesagentur für Arbeit; Institut für Freie Berufe Nürnberg; Stifterverband Wissenschaftsstatistik; Berechnungen des IfM Bonn (2024).

Verarbeitendes Gewerbe: Nutzung von Service- und Industrierobotern im Jahr 2022 (in Prozent)



Quelle: Statistisches Bundesamt (2023b).

Verarbeitendes Gewerbe: Nutzung von KI für autonome Bewegung von Maschinen im Jahr 2023 (in Prozent KI nutzender Unternehmen)



Quelle: Statistisches Bundesamt (2024). Hinweis: Der Zahlenwert für Unternehmen unter 50 Beschäftigten ist als zu unsicher ausgewiesen und wurde daher nicht in die Grafik aufgenommen.

Gesellschaftliche Relevanz

Die aktuellen Entwicklungen in der Robotik haben jedoch nicht nur ökonomische Potenziale. Sie sind vor allem für die Bewältigung gesellschaftlicher Herausforderungen und Transformationsvorhaben von Bedeutung. Eine acatech-Studie hebt hervor, dass KI-basierte Robotik und deren Entwicklung und Produktion in Deutschland und Europa sowohl für die Absicherung der Wettbewerbsfähigkeit Deutschlands als auch für die Erreichung von Resilienz und technologischer Souveränität sowie von Nachhaltigkeitszielen von zentraler Bedeutung sind (Asenkerschbaumer et al. 2023). Darüber hinaus ist KI-basierte Robotik bedeutend für die Etablierung einer Kreislaufwirtschaft (siehe [Anwendungsfall Recycling](#)) und schließlich für die Begegnung des Fachkräftemangels (siehe [Anwendungsfall pflegeunterstützende Robotik](#) und [Robotik im Recycling](#) und [in der Baumpflege](#)).

Deutschland in einer vergleichsweise guten Position für Robotikinnovationen

Die Europäische Union (EU) und insbesondere Deutschland sind vergleichsweise gut aufgestellt, um das Potenzial der Schnittstelle zwischen Künstlicher Intelligenz und Robotik zu realisieren und diese Technologien

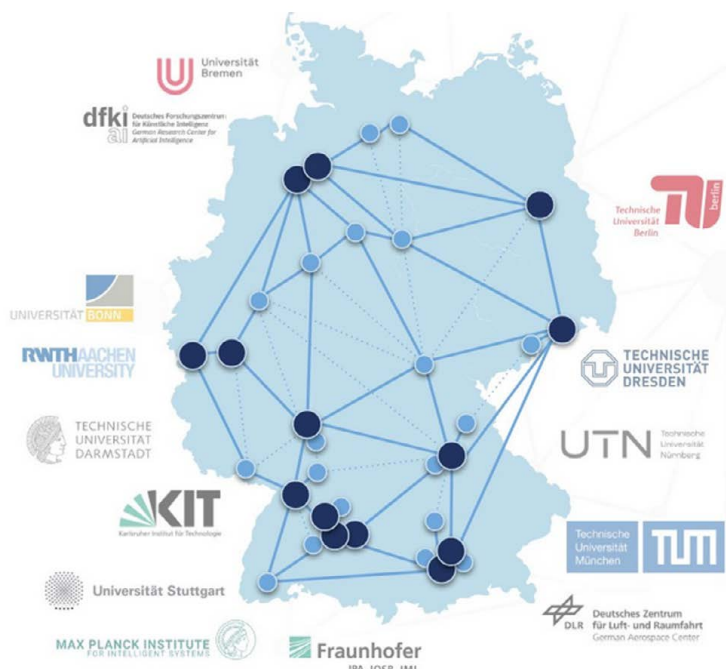
zur Bewältigung der genannten Herausforderungen einzusetzen. Laut einer Studie des Joint Research Center (JRC) der Europäischen Kommission aus dem Jahr 2022 belegt die EU den dritten Platz hinter China und den USA bei Anzahl der KI-Akteure im Bereich „KI zur Weiterentwicklung der Robotik“ (Righi et al. 2022). Auffällig dabei ist, dass 33 Prozent der KI-Akteure in der EU zudem auch im Bereich der Robotik involviert sind. Jeweils gemessen an der gesamten KI-Community der beiden Länder sind es dagegen in den USA 30 Prozent und in China 27 Prozent. Dies lässt laut JRC auf eine führende Rolle der EU in diesem Bereich schließen. Deutschland stellt zusammen mit Frankreich, Spanien und Italien die meisten Akteure im Bereich „KI zur Weiterentwicklung der Robotik“ in der EU. In der Kooperation, Vernetzung und Koordination dieser Akteure liegt demnach sowohl auf EU-Ebene als auch auf nationaler Ebene ein beträchtliches Potenzial: Mit dem Aufbau des „Robotics Institute Germany“ (RIG) und der 2024 erstmals ausgerichteten jährlichen Konferenz für „KI-basierte Robotik“ (KIRO) wurden wichtige Schritte unternommen, um dieses Potenzial zu erschließen (siehe Abbildung 3 zu RIG). Auf europäischer Ebene wird mit Programmen wie zum Beispiel [euRobin](#) oder dem [robot learning Programm](#) des Netzwerks European Laboratory for Learning and Intelligent Systems (ELLIS) die Vernetzung, Koordination und Zusammenarbeit gefördert.

Abbildung 3: Übersicht Robotics Institute Germany (RIG)



Robotics
Institute
Germany

Das [Robotics Institute Germany](#) (RIC) ist eine Initiative des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF), die darauf abzielt, führende Robotiklabore in ganz Deutschland zu vernetzen, um ihre internationale Sichtbarkeit zu erhöhen, Talente anzuziehen und den Fortschritt in der KI-gestützten Robotik zu beschleunigen.



Projektpartner

14 Universitäten und
Forschungseinrichtungen

20 assoziierte Partner

Strategische Ziele

- Bildung von Forschungsclustern
- Infrastruktur und Ressourcen gemeinsam nutzen
- Talente fördern und Training für die Robotik anbieten
- Den Transfer von Forschungsergebnissen für die Industrie vereinfachen

Quelle: Zusammenstellung aus Behnke (2024b), TUM (2024).

Deutschland wies laut der Fachzeitschrift Nature 2022 nach den USA, China und Großbritannien den viert-höchsten Anteil an Publikationen an der Schnittstelle zwischen KI und Robotik auf (Nature 2022). Der [Rat für technologische Souveränität](#) (2023), ein Beratergremium des BMBF, sieht die Robotik in Deutschland gut aufgestellt, vor allem in der Steuerungs- und Regelungstechnik, Aktuatorik und bei Materialinnovationen.⁴ Bei wissenschaftlichen Publikationen und Patenten in der Robotik gehörte Deutschland zu den fünf erfolgreichsten Ländern der letzten zehn Jahre und liegt im europäischen Vergleich vorne. Der Rat attestiert Deutschland allerdings einen vergleichsweise geringen Fokus auf smarte und autonome Robotiklösungen. Bei der Installation von Industrierobotern lag Deutschland 2023 an fünfter Stelle hinter China, Japan, den USA und Südkorea (IFR 2024) und bei der Anzahl professioneller Hersteller von Servicerobotern mit 83 Herstellern 2023 an dritter Stelle hinter den USA (mit 215) und China (mit 106) (IFR 2024).

Insgesamt betrachtet sind die Voraussetzungen gut, um in der Robotik zukünftig eine größere Rolle im Markt zu spielen. Doch der Wettbewerb mit Asien und den USA ist intensiv, wobei insbesondere China, beispielsweise mit 51 Prozent der installierten Industrieroboter im Jahr 2023 (IFR 2024), besonders hervorsteicht. Daher müssen heute die Weichen gestellt werden, um einerseits technologisch nicht abgehängt zu werden und andererseits die Potenziale für Deutschland und Europa nutzen zu können.

4 Siehe zu Materialinnovationen Rat für technologische Souveränität (2025).

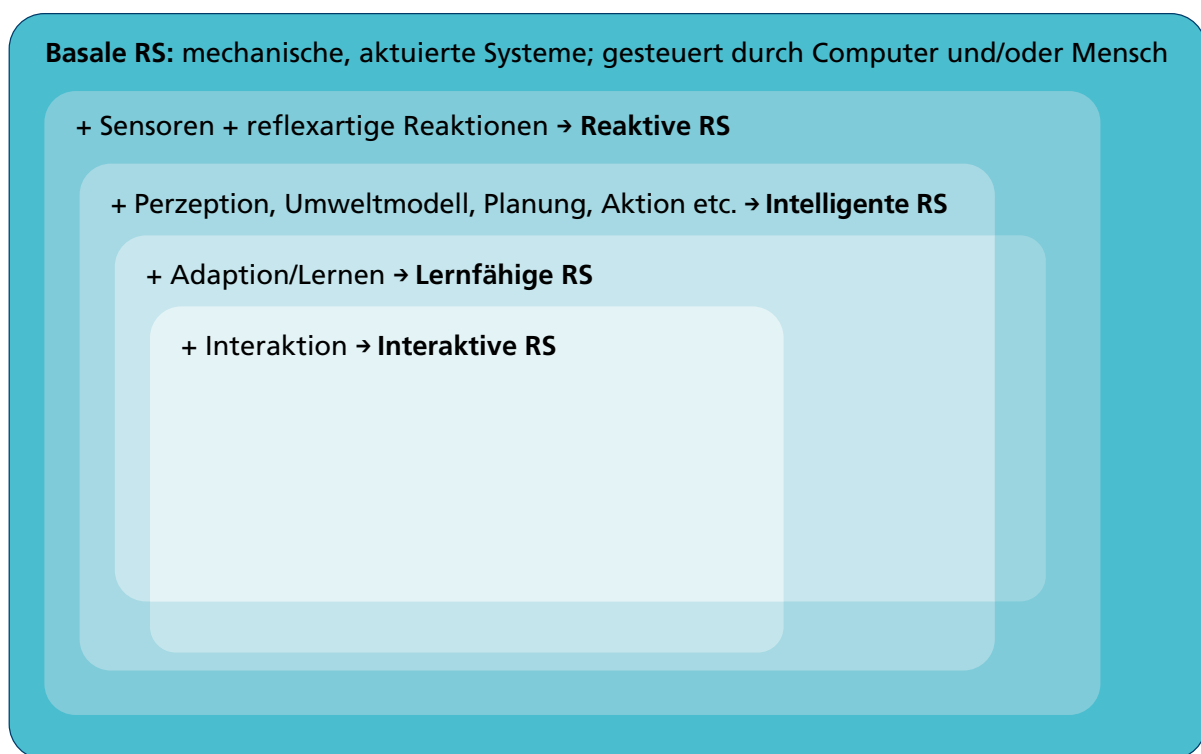
3 Typologie von Robotiksystemen

Um ein Verständnis davon zu bekommen, worum es sich bei lernfähigen und interaktiven Robotiksystemen handelt, lohnt sich eine definitorische Auseinandersetzung zur Abgrenzung verschiedener Typen von Robotiksystemtypen.

Nach einer gängigen Definition von Brady (1985) ist Robotik die intelligente Verbindung von Wahrnehmung und Handlung. Um jedoch ein eingehenderes Verständnis von lernfähigen Robotiksystemen zu vermitteln, die auch durch Interaktion, etwa mit dem Menschen, lernen können, ist es hilfreich, sich einer Definition über eine graduelle Unterscheidung von Robotiksystemen mit zunehmendem Fähigkeitsspektrum anzunähern. Das heißt, jeder nachfolgende Typus umfasst die Fähigkeiten des vorhergehenden Typus (siehe Abbildung 4).



Abbildung 4: Robotiksysteme (RS) – Ein grafischer Definitionsversuch



Quelle: Konzeption und grafische Übersicht nach Jürgen Beyerer.

Basale Robotiksysteme: Basale Robotiksysteme sind mechanische, aktuierte, durch Computer oder den Menschen gesteuerte Systeme, die gegebenenfalls auch mit Manipulatoren ausgestattet sind (z. B. Greifer). Sie sind grundsätzlich programmierbar und im Gegensatz zu Automaten (vgl. Getränkeautomat) durch Reprogrammierung für unterschiedliche Zwecke einsetzbar (Multifunktionalität). Ein Beispiel sind Industrieroboter, die eine sehr präzise und spezifische Routine automatisiert ausführen (z. B. Setzen einer Schweißnaht), aber grundsätzlich durch eine andere Programmierung und Ausstattung mit anderen Manipulatoren und/oder Werkzeugen auch für andere Zwecke eingesetzt werden können (z. B. Einsetzen von Autofenstern).

Reaktive Robotiksysteme: Reaktive Robotiksysteme sind in Erweiterung zu basalen Systemen mit Sensorik ausgestattet und in der Lage, in bestimmten Situationen reflexartig zu reagieren. Denkbar wären hierbei regelbasiert festgelegte Reflexe: So beginnt der Schweißroboter in einer etwas flexibleren Produktion erst dann mit dem Schweißen, wenn ein Schweißstück eine Lichtschranke passiert hat.

Intelligente Robotiksysteme: Wird die Fähigkeit zur Umgebungs- und Selbstwahrnehmung, zur Planung und Handlungsausführung sowie zur Modellierung der Umwelt hinzugezogen, kann von einem intelligenten Robotiksystem gesprochen werden (siehe hierzu auch Infokaste Handlungszyklus). Hierbei wird beispielsweise die Erkennung von Objekten (in sensorischen Signalen) eingesetzt sowie komplexere Algorithmen zur Planung und Ausführung von Handlungen. Ein Beispiel wäre ein mobiler Roboter in einer Lagerhalle, der selbstständig unterschiedliche Objekte erkennt und diese jeweils in dafür vorgesehene Regale einräumt oder auf Nachfrage von dort holt.

Infobox 2

Handlungszyklus Sense, Understand, Plan, Act

Was bedeutet Handeln?

Handlungen von Robotiksystemen lassen sich durch das Schema Sense, Understand, Plan, Act spezifizieren, das im Systembetrieb zyklisch abläuft (siehe hierzu in erweiterter Form auch die Übersicht „Arbeitsschritte eines Lernenden Systems“, Beyerer et al. 2021, S. 26).



Sense

Robotiksysteme sind mit Sensoren ausgestattet, die es ihnen gestatten, sich selbst und/oder ihre Umgebung wahrzunehmen.



Understand

Der Input, also die Informationen bzw. Daten, die auf der Basis der Wahrnehmung im System ankommen, werden verstanden, z.B. hinsichtlich räumlicher, zeitlicher und sachlicher Einordnung. Verstehen bedeutet hierbei entsprechend die richtige Einordnung der Daten in Bezug auf eine umzusetzende Aufgabe.



Plan

Auf Basis des Inputs, den sie durch die Wahrnehmung erhalten, und der richtigen Einordnung des Inputs, können sie einen Plan erstellen (bzw. in simpleren Fällen je nach Typ des Robotiksystems lediglich einen Plan initiieren oder auswählen), um eine Aufgabe durchzuführen oder ein bestimmtes Ziel zu erreichen.



Act

Das Robotiksystem kann dann über Aktoren, das heißt Motoren oder alternative Antriebe, Bewegungen durchführen. Mit weiteren Mitteln, wie akustischen Ausgabegeräten, Elektromagneten usw., kann das System ebenfalls Veränderungen in der Umgebung anstoßen. →

Was bedeutet Umgebung?

- Robotiksysteme agieren in der physischen Welt. Sie sind daher in ihrem Handeln stets den Bedingungen und Gesetzmäßigkeiten von Zeit und Raum unterworfen. Daher müssen sie diesen entsprechen.
- Dies bedeutet ebenfalls, dass diese Systeme den Anforderungen menschlicher Verhaltensweisen, ihren Werten und ihrem Wohlergehen Rechnung tragen müssen, wenn der Mensch Teil der Umgebung ist, in der das Robotiksystem agiert.
- Um die Welt bzw. die Umgebung, in der sie agieren, interpretieren, verstehen sowie ggf. Handlungen planen und vollziehen zu können, benötigen Robotiksysteme ein Weltmodell.

Lernfähige Robotiksysteme: Ist ein Robotiksystem in der Lage, sich – beispielsweise im laufenden Betrieb – an Veränderungen in seiner Umwelt anzupassen, indem es seine schon vorhandenen Fähigkeiten durch Lernen um neue erweitert, um so die Aufgabenumsetzung zu ermöglichen oder zu optimieren, kann von lernfähigen Robotiksystemen gesprochen werden.

Zum Zyklus des Sense, Understand, Plan und Act kommt hier noch die zyklusübergreifende Meta-Fähigkeit des Lernens hinzu:

- Ist der Zyklus des Sense, Understand, Plan und Act vollzogen, können je nach Systemtyp Daten, die im Zyklus und der Aufgabenumsetzung anfallen, analysiert und evaluiert werden. Diese Daten können für einen datengetriebenen Lernprozess genutzt werden, welcher zum Beispiel die Grundlage darstellen kann, nicht nur die Aufgabenausführung zu verbessern, sondern auch neue Fähigkeiten zu erlernen. Dabei können auch gesammelte Daten einbezogen werden, die nicht unmittelbar im Laufe der Umsetzung der Aufgabe selbst entstanden sind, solange eine entsprechende Sensorik oder ein entsprechender Kommunikationskanal dies erlaubt (beispielsweise, wenn von Daten oder Handlungen anderer Systeme gelernt wird).
- Das Weltmodell des Systems kann so im besten Fall ebenfalls erlernt werden, das heißt, aus der Lernfähigkeit des Robotiksystems hervorgehen und zudem mit zunehmender Erfahrung verbessert werden.

Lernfähige Robotiksysteme stellen „verkörperte“ KI dar:

- Lernfähige Robotiksysteme stellen, wie andere Robotiksysteme, die KI nutzen (z.B. für Umgebungs- und Selbstwahrnehmung oder zur Planung und Handlungsausführung), Formen verkörperter KI dar. Dies aufgrund ihrer physischen Präsenz und ihrer Möglichkeit, die Umgebung über Sensoren direkt wahrzunehmen und sich in dieser zu bewegen, in dieser zu agieren und diese zu beeinflussen sowie Feedback aus dieser aufzunehmen und auf dieser Basis Informationen über die Welt zu sammeln und auszuwerten.

- Sie sind nicht von ihrer Umgebung abgeschnitten, wie dies beim maschinellen Lernen häufig der Fall ist, wenn Modelle auf Basis großer, durch den Menschen generierter Datensätze über die Welt trainiert werden, etwa bei großen Text- und Bildmengen aus dem Internet.

Was sind lernfähige Robotiksysteme? Lernfähige Robotiksysteme sind entsprechend verkörperte KI-Systeme, die in der Lage sind, auf der Basis von Sensorik, Verfahren der Situationsanalyse und Planerstellung sowie Aktuatorik (oder anderen Mitteln) in der physischen Welt zielgerichtet zu agieren sowie durch Analyse ihres oder fremden Agierens die Erfüllung von Aufgaben zu verbessern.

Infobox 3

Lernfähigkeit von Robotiksystemen

Wie ist Lernfähigkeit zu verstehen?

- Die Lernfähigkeit von Robotiksystemen beruht darauf, dass aus einer Erfahrung in Bezug auf bestimmte Aufgaben sowie angemessenen Gütemaßen gelernt werden kann. Das bedeutet, dass die Erfüllung einer Aufgabe durch Erfahrung ermöglicht oder sogar verbessert wird, dies gemessen an einem oder mehreren Gütemaßen (vgl. Mitchell 1997, S. 2).
- Um eine Aufgabe zu lösen, können bei Robotiksystemen zum Beispiel mit Methoden des maschinellen Lernens trainierte Modelle eingesetzt werden. Mithilfe dieser Methoden kann im laufenden Betrieb weitergelernt werden: Die Systeme verbessern die zuvor trainierten Modelle und erweitern so ihre Wissensbasis und Fähigkeiten.
- Lernen kann auf unterschiedliche Arten erfolgen: Lernen durch (kontinuierliche) Erfahrung (Reinforcement Learning), Lernen aus festen Datenmengen (offline supervised learning) oder das Lernen in der Interaktion mit Nutzenden, anderen Robotiksystemen, allgemein durch menschliche Vorgaben über z. B. Fernsteuerung (Teleoperation) oder Teach-in und weitere.⁵
- Von fortgeschrittenen Robotiksystemen wird erwartet, dass sie in der Lage sind, ihr Verhalten eigenständig erlernen und anpassen zu können, oder sogar selbst in der Lage sind, Lösungsstrategien zu finden und zu entwickeln sowie ein Weltmodell zu erlernen und zu aktualisieren.

⁵ Teleoperation geht über die Fernsteuerung hinaus. Das Konzept betont stärker die Feedbackfähigkeit des Systems bis hin zur Immersion. Teleoperation ist nicht nur bedeutend für die Steuerung aus der Distanz etwa in lebensfeindlichen Umgebungen, wie z. B. in der Tiefsee oder im Weltraum, sondern wird auch genutzt, um Daten für das Training von Robotiksystemen zu generieren. Ein Ziel kann es dabei sein, Roboterfähigkeiten für soziale Umgebungen aufzubauen (u. a. haushaltsnahe Tätigkeiten, siehe z. B. [ALOHA-Framework](#)).

Interaktive Robotiksysteme: Bei interaktiven Robotiksystemen handelt es sich schließlich um Systeme, die neben den vorhergehenden Fähigkeiten außerdem dazu in der Lage sind (im laufenden Betrieb), in eine Interaktion mit einem Gegenüber oder mit Dingen aus der Umwelt treten zu können. Interaktion meint hierbei eine Wechselwirkung zwischen zwei Entitäten im Sinne von Aktion und Reaktion. Ein Beispiel wäre ein Roboter, dem eine bestimmte Handlung vorgeführt wird und der diese dann nachahmt.

- **Lernen durch Interaktion bedeutet:** Wird ein – gegebenenfalls vortrainiertes – lernfähiges robotisches System in einem Anwendungsszenario betrachtet, dann bedeutet Lernen durch Interaktion, dass das System in einer realen oder simulierten Umgebung durch Wechselwirkung mit Menschen, anderen Lebewesen, technischen Systemen oder der Umgebung neue Erfahrungen generiert, Fähigkeiten erweitert, und sich dabei bei der Erfüllung einer Aufgabe bezüglich geeigneter Gütemaße verbessert (siehe auch Tabelle 1).⁶ Das Gütemaß ist dabei adaptiv oder flexibel und nicht an eine spezifische Aufgabe gebunden. Es kann also zum Beispiel ein anderes Gütemaß relevant werden, wenn das System durch den Lernprozess weitere neue Fähigkeiten erlernt hat.

Kategoriale Überschneidungen der Typen: Es gilt zu beachten, dass die verschiedenen Typen nicht immer trennscharf voneinander abgegrenzt werden können. Kategoriale Überschneidungen sind möglich. So können Robotiksysteme intelligent und interaktiv sein, aber dennoch lernunfähig. Reaktive Robotiksysteme können derart gestaltet sein, dass sie sich an ihre Umgebung anpassen können, ohne dass sie die Charakteristika intelligenter Robotiksysteme aufweisen (siehe Abbildung 1).

⁶ Im Gegensatz dazu ist das rein maschinelle Lernen auf gesammelten, großen Text- und Bilddaten zu sehen. In der Robotik wäre das Lernen aus einer statischen Umgebung ein weiteres Beispiel für maschinelles Lernen, das nicht auf Interaktion beruht.

4 Typologie von Lernen durch Interaktion

Lernen durch Interaktion kann auf verschiedene Weise erfolgen. Verschiedene Arten des maschinellen Lernens in der Robotik können nach der jeweiligen Art der Interaktionsumgebung und der Interaktionsbeteiligten unterschieden werden. Interaktion kann zwischen den Beteiligten auf der Basis von explizitem Feedback, d. h. absichtlichen Handlungen, erfolgen, beispielsweise indem man einem Roboter eine Aufgabe vormacht oder diese zunächst ferngesteuert ausführt (auch Teleoperation genannt). Ebenso durch verbale oder non-verbale Bewertung oder Kategorisierung der Aktionen eines Robotersystems oder der von ihm erzeugten Daten (positive oder negative Bewertungen, Kategorisierung von Daten, sog. „data annotation“ oder „data labeling“, beispielsweise im Rahmen von active learning). Darüber hinaus kann implizites Feedback Teil der Interaktion sein, wie unbewusste Mimik oder Gestik oder auch durch die Interaktion ausgelöste Aktivitäten in physiologischen Daten wie der Muskelaktivität oder der Gehirnaktivität.

Interaktion zwischen Robotiksystemen und Lebewesen in realen Umgebungen: Interaktionsbeteiligte beim Lernen sind in vielen Fällen Menschen.⁷ Die Interaktion kann dabei auf Beobachtung und Imitation, Kollaboration oder Kommunikation beruhen. Die Interaktion kann bis zu einer Zusammenarbeit von Robotern und Mensch(en) in Teams (Human-Robot-Teaming) gedacht werden. Im Folgenden werden exemplarisch zwei vielversprechende Ansätze des Lernens durch Interaktion mit dem Menschen als Interaktionspartner vorgestellt: Lernen von Demonstrationen und das interaktive Reinforcement Learning (Koert 2024).

- Beim Lernen von (multimodalen) Demonstrationen⁸ können Roboter entweder vom Menschen „an die Hand genommen“ und durch die Aufgabe geführt werden (z. B. durch Teleoperation oder direktes Führen eines Roboterarmes) oder sie beobachten Menschen, die selbst eine Aufgabe durchführen. Sie versuchen anschließend, das Erfahrene oder Gesehene zu verstehen und dann zu kopieren oder es zu generalisieren, um das Gelernte auch allgemeiner anwenden zu können. Menschliche Demonstrationen können dabei zum einen genutzt werden, um bekannte Teilaufgaben wiederzuerkennen und in neuer Reihenfolge auszuführen, sowie um komplett neue Bewegungs- und Aufgabenabläufe zu erlernen.

7 Nicht nur die Interaktion mit dem Menschen wird hier eine Rolle spielen. Interaktionsbeteiligte können auch andere Lebewesen sein. So gilt die Tier-Roboter-Interaktion als aufstrebendes Forschungsgebiet (Romano et al. 2024). Auch aus diesen Interaktionen können Robotiksysteme lernen. Entsprechend kann Lernen durch Interaktion daher z. B. ein Baustein im Einsatz von Robotiksystemen im „precision livestock farming“ sein. Schließlich wäre auch das Lernen aus Interaktionsbeziehungen mit Pflanzen oder Pilzen denkbar, wie u. a. Forschung zu biohybriden Systemen nahelegt (Mishra et al. 2024).

8 In der Robotikforschung wurde anfänglich sehr einfaches Record-Playback-Lernen im Laufe der Zeit in immer stärkerem Maße abstrahiert und um ein Lernen aus Beobachtung in realen und virtuellen Welten erweitert. In den vergangenen Jahren wandten sich die Forschenden dem Deep Learning zu, um Herausforderungen klassischer Methoden des Lernens aus Demonstrationen zu begegnen. Erste einfache Ansätze der Programmierung von Robotern durch Teleoperation oder Führung von Robotern nach dem Record- und Playback-Prinzip reichen bis in die 1980er zurück (Biggs und Bruce 2003, Riedl, Baumgartl und Henrich 2016, Riedl, Orendt und Henrich, 2017) und Ansätze der Programmierung von Robotern durch Beobachtung bis in die 1990er Jahre (Ikeuchi 1995, Dillmann 2004, Ude, Atkeson und Riley 2004). Forschung in den 2010er Jahren beschäftigte sich unter anderem damit, gelernte Konzepte zu abstrahieren (Mollard et al. 2016). In den vergangenen Jahren gewann Lernen aus (multimodalen) Demonstrationen, mit dem Aufkommen von tiefen generativen Modellen, an Popularität (Urain et al. 2024). Solche generativen Modelle werden als ein Lösungsansatz gesehen, um den Schwächen klassischer Modelle zu begegnen, etwa bei der Erfassung komplexer Datenverteilungen oder der Skalierung auf eine große Anzahl von Demonstrationen (ebenda).

- Beim interaktiven Reinforcement Learning hingegen nutzen Roboter das durch Interaktion mit Menschen gewonnene Feedback, um vorher Erlerntes iterativ zu verbessern. Menschen können dabei Roboter während der Ausführung ihrer Aufgaben bewerten. So können Roboter zusätzlich auch persönliche Präferenzen ihrer Nutzerinnen und Nutzer für Aufgabendurchführungen erlernen. Feedback kann hierbei entweder explizit, zum Beispiel über das Tablet oder die Spracheingabe, gegeben werden, oder Roboter lernen durch implizites Feedback, also dadurch, wie ihr Verhalten menschliches Verhalten, physiologische Reaktionen oder den Erfolg der Aufgabendurchführung beeinflusst.

Beide Ansätze können auch mit anderen Interaktionsbeteiligten als dem Menschen in realen und virtuellen Umgebungen erfolgen.

Lernen durch Interaktion zwischen Robotiksystemen und Mensch in virtuellen Umgebungen: Ein Roboter lernt durch die Interaktion mit Menschen in einer virtuellen Umgebung. Beispielsweise könnte ein Mensch über eine Schnittstelle mit einem „digitalen Zwilling“, das heißt einer virtuellen Repräsentation des Roboters, interagieren, oder Roboter könnten menschliche Interaktionen mit virtuellen Objekten „beobachten“, also die dabei generierten Daten für maschinelles Lernen verwenden.

Lernen durch Interaktion zwischen Robotiksystemen und weiteren technischen Systemen in realen Umgebungen: Ein Roboter lernt durch Beobachtung und Imitation anderer technischer Systeme oder durch Zusammenarbeit, Kommunikation oder Datenaustausch mit diesen. Beispielsweise kann ein Roboter durch Beobachtung des Verhaltens anderer Roboter lernen, indem er das Verhalten imitiert und so neue Fähigkeiten erlangt. Auch das Zusammenspiel zwischen unterschiedlichen Robotern (z.B. kleine und große, starke und wendige) kann eine Quelle für das Lernen durch Interaktion darstellen. Der Interaktionsbeteiligte muss nicht unbedingt ein Roboter sein, auch andere feedbackfähige technische Systeme können Teil der Interaktion sein (zum Beispiel technische Anlagen). Roboter können aber auch voneinander lernen, indem sie lokale Interaktionserfahrungen aktiv austauschen (zum Beispiel durch Übertragung von Modellparametern beim föderierten Lernen). Roboter können also, im Gegensatz zum Menschen, auch direkt durch Datenaustausch voneinander lernen, sodass ein Lernen aus Beobachtung, Imitation oder Kollaboration mit anderen technischen Systemen nur dann sinnvoll ist, wenn keine Schnittstellen zu Daten, Modellen oder für den Austausch von Fähigkeiten vorhanden sind oder eingerichtet werden können.

Lernen durch Interaktion zwischen Robotiksystemen in virtuellen Umgebungen: Roboter lernen aus der Interaktion zwischen virtuellen Repräsentationen in einer virtuellen Welt (zum Beispiel Interaktion zwischen „digitalen Zwillingen“ in virtuellen Umgebungen).

Lernen durch Interaktion zwischen Robotiksystemen und Elementen einer realen Umgebung: Ein Roboter interagiert mit Objekten oder Materialien einer realen Umgebung. Beispielsweise kann ein Robotiksystem mit einer Flasche interagieren, um zu lernen, wie schwer diese ist, oder durch Prüfung der Beschaffenheit eines Werkzeugs lernen, wie es richtig zu greifen ist. Die Daten, die aus dem Umgang mit dem Gegenstand oder Material gewonnen werden, dienen dabei als Feedback für das Lernen.

Lernen durch Interaktion zwischen Robotiksystemen und Elementen einer virtuellen Umgebung: Ähnlich wie im obigen Fall könnte die Interaktion einer virtuellen Repräsentation des Roboters mit Elementen einer virtuellen Umgebung genutzt werden, um Daten für maschinelle Lernverfahren zu generieren und so die Fähigkeiten eines Roboters zu verbessern.



Tabelle 1: Typologie verschiedener Formen von Lernen durch Interaktion

		INTERAKTIONSBETEILIGTE		
		MENSCH	TECHNISCHE SYSTEME	ELEMENTE DER UMGEBUNG
UMGEBUNG	REALE UMGEBUNG			
	VIRTUELLE UMGEBUNG			
		INTERAKTIONSBETEILIGTE		
		MENSCH	TECHNISCHE SYSTEME	ELEMENTE DER UMGEBUNG
UMGEBUNG	REAL	Roboter lernt durch Beobachtung und Imitation, Kollaboration, Kommunikation vom Menschen.	Roboter lernt durch Beobachtung und Imitation, Kollaboration, Kommunikation oder Datenaustausch von anderen Robotern.	Roboter interagiert mit Gegenständen in realer Umgebung.
	VIRTUELL	Roboter lernt durch Interaktion mit Mensch(en) in virtueller Umgebung.	Roboter lernen aus Interaktion zwischen virtuellen Repräsentationen der Roboter.	Virtuelle Repräsentation eines Roboters interagiert mit virtuellen Gegenständen.

Quelle: Eigene Zusammenstellung.

Zeitdimension: Neben der in Tabelle 1 dargestellten Unterscheidung zu verschiedenen Formen von Lernen durch Interaktion kann dieses auch in zeitlicher Hinsicht differenziert werden. So kann das Lernen direkt aus Interaktionen in Echtzeit erfolgen. Es kann aber auch eine zeitliche Entzerrung zwischen Aktion und Reaktion der Interaktionen vorhanden sein, sodass das Lernen zwischen zwei oder mehreren Robotereinsätzen (von Mission zu Mission) stattfindet oder die Reaktion eines Interaktionsbeteiligten auf eine Aktion erst über einen längeren Zeitraum (Stunden, Tage oder gegebenenfalls Jahre) erfolgt.

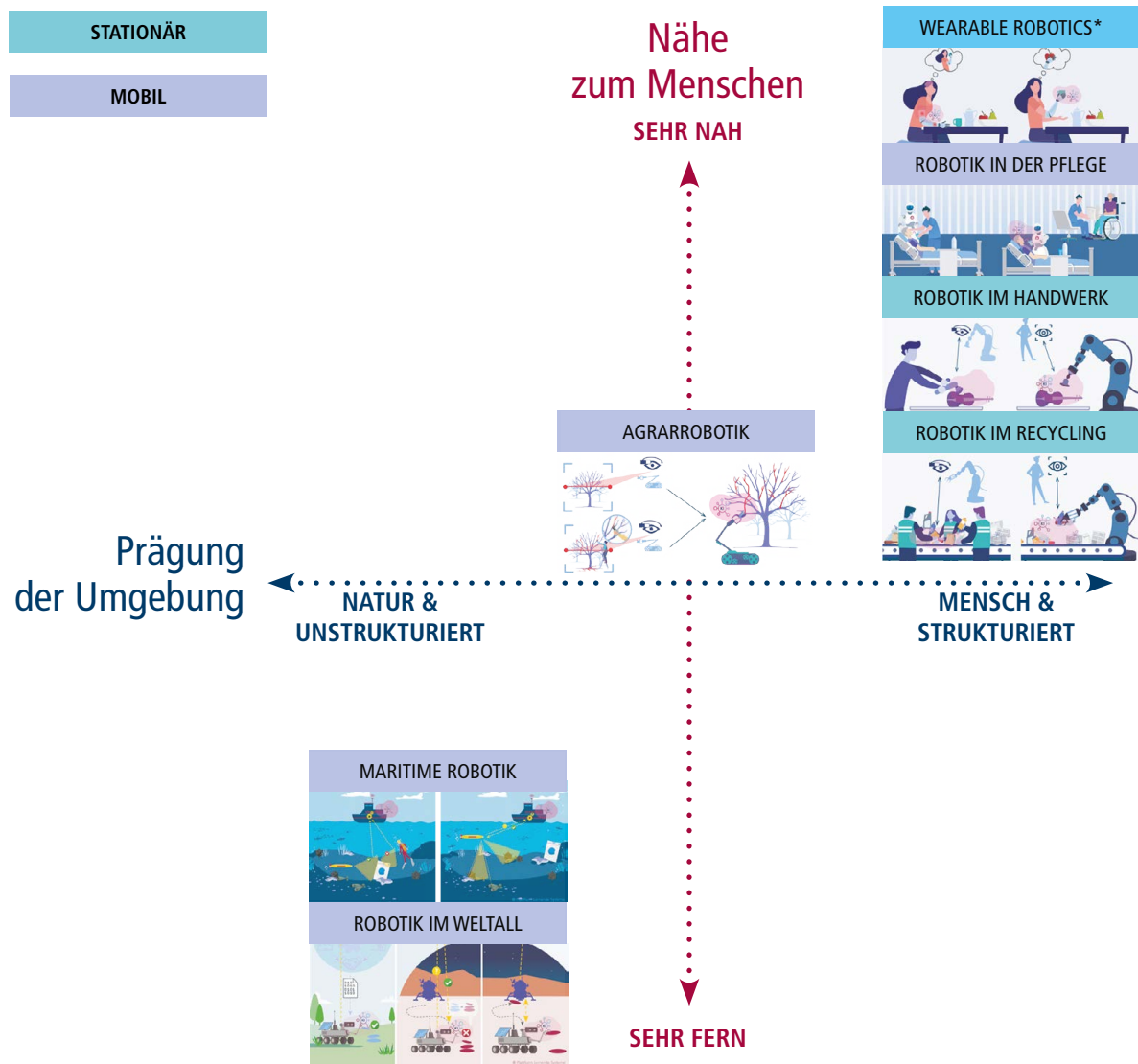
5 Anwendungsfälle

Die Anwendungsfälle geben einen kurzen Überblick über mögliche Anwendungen von Robotiksystemen in verschiedenen Anwendungsdomänen. Dabei werden Status quo und Zukunftsperspektiven dargestellt, um Herausforderungen und Voraussetzungen aufzuzeigen. Die unterschiedlichen Fälle wurden so ausgewählt, dass sie sich hinsichtlich verschiedener Rahmenparameter stark voneinander unterscheiden, um so Gemeinsamkeiten identifizieren zu können, die auch über die Unterschiede hinweg bestehen. Dabei wurden bei allen Anwendungsfällen folgende Parameter berücksichtigt (siehe Abbildung 5).

- **Abdeckung unterschiedlicher Anwendungsdomänen:**
 - **Medizintechnik:** Wearable Robotics – Körperliche Rehabilitation und Unterstützung
 - **Abfall-/Recyclingwirtschaft:** Robotik im Recycling – Das Sortieren von Müll
 - **Handwerk:** Robotik im Handwerk – Schleifen und Polieren
 - **Landwirtschaft:** Agrarrobotik – Pflege von Obstbäumen
 - **Raumfahrt:** Robotik im Weltraum – Greifen auf anderen Planeten
 - **Gewässerbewirtschaftung:** Maritime Robotik – Bergung von Objekten
 - **Pflege:** Pflegeunterstützende Robotik – Individuelle Betreuung und Assistenz
- **Nähe des Einsatzes eines Robotiksystems zum Menschen:** So werden Roboter im Weltraum oder unter Wasser im Vergleich zu anderen Anwendungsfällen sehr weit oder weit entfernt vom Menschen eingesetzt und in der Baumpflege eher weit entfernt vom Menschen. Roboter im Recycling und Handwerk werden dagegen eher menschnah eingesetzt und pflegeunterstützende Robotik wie Wearable Robotics sogar sehr menschnah.
- **Prägung der Umwelt – unstrukturiert/Natur versus strukturiert/Mensch:** Die Weltraumrobotik und die maritime Robotik werden in unstrukturierten, stark von der Natur geprägten und meist für den Menschen unzugänglichen Umgebungen eingesetzt, während Roboter im Recycling, Handwerk, in der Pflegeunterstützung sowie bei Wearable Robotics eher in strukturierten, vom Menschen geprägten oder gestaltbaren Umgebungen eingesetzt werden. Roboter zur Baumpflege liegen dazwischen, da sie in Kulturlandschaften eingesetzt werden und somit vom Menschen wie Natur geprägt sind.
- **Eher stationärer oder mobiler Einsatz des Robotersystems:** Bei der Weltraumrobotik, der maritimen Robotik sowie bei Robotern in der Baumpflege und der Pflegeunterstützung handelt es sich um mobile Roboter, während es sich bei der Robotik im Handwerk und im Recycling um stationäre Robotersysteme handelt.



Abbildung 5: Einordnung der Use Cases nach Nähe zum Menschen, Prägung der Umgebung und Mobilitätsgrad



Hinweis: Die Übersicht bezieht sich auf die sieben konkreten Use Cases. Generell können je nach Anwendungsfall auch im Handwerk oder Recycling stationäre oder mobile Roboter eingesetzt werden.

*Wearable Robotics sind am Körper tragbar: daher nicht als stationär anzusehen, denn sie befähigen in bestimmten Fällen den Menschen zur Mobilität. Daher wurde dieser Use Case mit einer dritten Farbe ausgezeichnet.

6 Zusammenschau

Über die verschiedenen Anwendungsfälle hinweg können Gemeinsamkeiten wie auch Unterschiede identifiziert werden. Daraus ergeben sich unter anderem zwei Anwendungsfallgruppen mit spezifischen Besonderheiten, aber auch verschiedene Themen, die Anwendungsfall-übergreifende Synergien ermöglichen können. Darauf aufbauend werden einzelne Aspekte, die sich aus der Zusammenschau ergeben, in Fokusthemen vertieft.

Anwendungsfallgruppen und ihre Besonderheiten

Grundsätzlich kann festgestellt werden, dass sich die Robotiksysteme der Anwendungsfälle, die weit vom Menschen entfernt in unstrukturierten und naturnahen Umgebungen eingesetzt werden, hinsichtlich ihrer Voraussetzungen und Herausforderungen ähneln. Ebenso finden sich Parallelen zwischen den Anwendungsfällen, die näher am Menschen in strukturierteren und durch den Menschen geprägten Umgebungen eingesetzt werden. In Tabelle 1 sind verschiedene gruppenspezifische Besonderheiten ausgewiesen.

Tabelle 2: Besonderheiten in Anwendungsfallgruppen

Anwendungsfälle	Maritime Robotik, Space Robotics	Robotik in Handwerk, Recycling und Baumpflege, pflegeunterstützende Robotik und Wearable Robotics
Anwendungsfallgruppen	Mobile Roboter fern vom Menschen in unstrukturierten und natürlichen Umgebungen	Näher am Menschen in strukturierterer und menschlich gestalteter bzw. gestaltbarer Umgebung
Voraussetzungen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Höhere Autonomiegrade besonders wichtig ■ Auf dem Roboter werden Ressourcen zum Loggen und Aufbereiten von Daten benötigt ■ Synthetische Daten für Vision Systeme, da Beschaffung realer Daten besonders aufwändig 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Datensätze für Roboterfähigkeiten ■ Einfache und intuitive Benutzerschnittstellen für Mensch-Roboter-Interaktion (MRI) ■ Sicherheitskonzepte für Interaktion und Kommunikation bei MRI ■ Virtuelle Umgebungen (inkl. Interfaces) ■ Ethische Standards, insbesondere Datenschutz
Herausforderungen	<ul style="list-style-type: none"> ■ Zugang zu Rechenleistung im laufenden Betrieb ■ Signalübertragung und Datenkommunikation schwierig ■ Hohe Verifikationsanforderungen erfordern eindeutig nachvollziehbare Modelle 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Ängste, von DomänenexpertInnen oder Personal ersetzt zu werden ■ Integration autonomer Systeme in die betriebliche Praxis inklusive Aspekten der funktionalen Sicherheit ■ Bewusstsein für Machbarkeit bei den Stakeholdern ■ Benutzerschnittstellen für flexiblen Einsatz, ohne Programmierfähigkeiten zu benötigen <p>Besonderheiten bei Gruppen mit je zwei Cases:</p> <ul style="list-style-type: none"> ■ Co-Anpassung zwischen Mensch und Roboter (Anpassung des Roboters an Menschen und Anpassung des Menschen an den Roboter; v. a. bei sehr nahem Einsatz am Menschen: Pflege, Wearables) ■ Software-Hardware-Integration (v. a. bei nahem bis mittelnahem Einsatz, Baumpflege, Handwerk)

Quelle und Erläuterung: Eigene Zusammenstellung der wichtigsten Auswertungsergebnisse entlang der sieben Anwendungsfälle. Grundlage war ein Clustering der Nennungen verschiedener Voraussetzungen und Herausforderungen in den Anwendungsfällen, um Anwendungsfallgruppen zu identifizieren. In der Tabelle sind jeweils die Voraussetzungen und Herausforderungen aufgeführt, die in einer Anwendungsfallgruppe mehrheitlich genannt wurden, in der anderen Anwendungsfallgruppe jedoch nicht. Darüber hinaus sind Besonderheiten aufgeführt, die in jeweils zwei Anwendungsfällen in besonderem Maße auftreten, in den anderen jedoch nicht. Dies bedeutet keinesfalls, dass die einzelnen Punkte nicht auch für die jeweils anderen Gruppen und Fälle relevant sind, sondern dass sie für die jeweilige Gruppe besonders relevant sind.

Synergien über die einzelnen Fallgruppen hinweg

Unter Synergien zwischen den behandelten Anwendungsfällen und beiden Anwendungsfallgruppen werden im Folgenden Aspekte verstanden, deren Weiterentwicklung bzw. Adressierung mehreren Bereichen der Robotik zugutekommt. Dabei handelt es sich um **Aspekte, die in mindestens vier der sieben behandelten Anwendungsfälle vorzufinden sind.**

Lernverfahren und Methoden

Es existieren verschiedene Lernverfahren im maschinellen Lernen, in deren Rahmen wiederum unterschiedliche Methoden des maschinellen Lernens zum Einsatz kommen können. Daher wird in der nachfolgenden Tabelle zwischen Lernverfahren und Methoden unterschieden. Verfahren und Methoden, die in den Anwendungsfällen mehrheitlich genannt wurden, sind:

Lernverfahren	Methoden
<ul style="list-style-type: none"> ■ Reinforcement Learning ■ Selbst- und weiterlernende Systeme ■ Supervised Learning ■ Active Learning 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Deep Learning und neuronale Netze (insb. Transformer-Architekturen des maschinellen Lernens), insbesondere in Hinblick auf die Erstellung von Basismodellen (engl. foundation models) bzw. Allzweckmodellen (engl. general-purpose models) ■ Evolutionäre Verfahren ■ Support-Vector-Maschinen ■ Entscheidungsbäume

Quelle: Eigene Zusammenstellung auf der Basis der Auswertung der Anwendungsfälle.

Grundlage für die Lernverfahren und die darin eingesetzten Methoden sind wiederum Prozesse, aus denen gelernt werden kann, das heißt, aus denen Daten hervorgehen, die für das Training von KI-Modellen genutzt werden können. Daten, die für das Lernen aus Interaktion bedeutend sind, entstehen wiederum an unterschiedlichen Orten und werden auf unterschiedliche Weise aufgezeichnet, was im Folgenden als Lernquellen bezeichnet wird. Mehrheitlich in den Anwendungsfällen genannte Prozesse und Lernquellen sind:

Lernen aus ...	Lernquellen
<ul style="list-style-type: none"> ■ Menschlichem Feedback allgemein (z. B. Sprache, Gestik, Bewegung, taktile Informationen etc.) ■ Variabler Autonomie ■ Demonstrationen (durch Menschen oder aus Videos von z. B. anderen Robotern) ■ Fernsteuerung, Teleoperation ■ Virtueller Interaktion ■ Interaktion mit Umgebung 	<ul style="list-style-type: none"> ■ (3D) Kameras ■ Multimodale Sensorik ■ Daten aus virtueller Umgebung bzw. Simulation ■ Prozess- und Systemdaten ■ Interaktionsdaten (menschliches Feedback, Entscheidungen, Datenannotation etc.) ■ Videos

Quelle: Eigene Zusammenstellung auf der Basis der Auswertung der Anwendungsfälle.

Qualitätssicherung

Werden KI-Modelle auf der Basis von Lernverfahren und -methoden erstellt und sollen diese in der praktischen Anwendung von Robotiksystemen genutzt werden, ist die Qualitätssicherung unabdingbar. In den verschiedenen Anwendungsfällen wurden mehrheitlich folgende Ansätze für die Qualitätssicherung genannt:

- Menschliches Feedback (Korrektur, Validierung, Autorisierung)
- Automatische Bewertung menschlichen Feedbacks
- Exploration und Bewertung von Lerndaten

- Testen und Bewerten gelernter Handlungen in virtuellen und/oder realen Umgebungen
- (Statistischer) Vergleich von Aktionen, Handlungsabläufen, Interaktionen mit Zielen, Aufwänden, Verlusten oder vordefinierten Qualitätsmerkmalen
- Kontroll- und Absicherungssysteme (siehe auch im Folgenden „Herausforderungen“)

Eine weitere Möglichkeit der Qualitätssicherung ist die systematische Dokumentation und Datensammlung zu Aktionen, zum Beispiel mithilfe eines Datenrekorders (Skerlj et al. 2023). Diese ist nicht nur wichtig, um Lerndaten für die Weiterentwicklung der Robotiksysteme zu erhalten, sondern auch, um herauszufinden, warum Aktionen nicht so abgelaufen sind wie erwünscht. Dadurch entstehen Nachvollziehbarkeit und Transparenz für Beteiligte sowie Möglichkeiten, Rechenschaft über das Verhalten von Robotiksystemen abzulegen.

Voraussetzungen und Herausforderungen

Sollen lernfähige Robotiksysteme zum Einsatz kommen, die aus Interaktion lernen können, sind verschiedene Voraussetzungen zu erfüllen und Herausforderungen zu bewältigen. Diese können technischer Natur sein, etwa wenn eine technische Lösung noch nicht vorhanden oder noch nicht ausgereift genug ist. Sie können aber auch nichttechnischer Natur sein, etwa wenn es um das Vertrauen von Menschen in Technologien geht oder um ihre Zuversicht in Bezug auf die technologische Machbarkeit. In den Anwendungsfällen wurden mehrheitlich folgende Voraussetzungen und Herausforderungen technischer wie nichttechnischer Art genannt:

Voraussetzungen	
Technisch	Nichttechnisch
<ul style="list-style-type: none"> ■ Vision System gekoppelt mit Roboterarmen und Bahnplanung, Lage- und/oder Greifschätzung (inkl. visual servoing) ■ Multimodalität u. a. für Robustheit und Ausweitung von Fähigkeiten ■ Echtzeitfähigkeit ■ Virtuelle Umgebungen (inkl. Interfaces) ■ Robuste Ausführung ■ Maschinelles Lernen direkt auf dem Robotiksystem umsetzen (idealerweise!) ■ Lernen aus wenigen Beispielen (few shot learning) 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Konformität mit allgemeinen oder domänenspezifischen Regeln, Formalia, Regularien (z. B. KI-Verordnung, Medizinprodukteverordnung, Zertifizierungen etc.) ■ Fähigkeit und Wissen bei Instruktoren oder DomänenexpertInnen ■ Vertrauen in Technologie bzw. Bereitschaft zur Interaktion

Quelle: Eigene Zusammenstellung auf der Basis der Auswertung der Anwendungsfälle.

Herausforderungen	
Technisch	Nichttechnisch
<ul style="list-style-type: none"> ■ Kontroll- und Absicherungssysteme sowie Konzepte für die Überprüfung und Anpassung von KI-Komponenten, insb. für selbst- und weiterlernende Systeme ■ Ressourcenbeschränkung auf dem Robotiksystem (z. B. Speicher, Rechenkapazität) kann die Möglichkeiten des maschinellen Lernens direkt auf dem System limitieren ■ Benutzerschnittstellen für flexiblen Einsatz, ohne Programmierfähigkeiten zu benötigen 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Komplexe Zulassungsverfahren ■ Unklarheit hinsichtlich der Zertifizierung selbst- und weiterlernender Systeme, gerade bei verkörperter KI und beim Einsatz nahe am Menschen ■ Datenverfügbarkeit/-kooperation ■ Aufwand für Datenannotation ■ Integration autonomer Systeme in die betriebliche Praxis ■ Ängste, ersetzt zu werden ■ Vertrauen in Technologie oder Machbarkeit fehlt (bei EntscheiderInnen und StakeholderInnen) ■ Komplexität und Variabilität der Einsatzumgebung ■ Wirtschaftlichkeit (siehe Hägele, Blümlein & Kleine 2011)

Quelle: Eigene Zusammenstellung auf der Basis der Auswertung der Anwendungsfälle.

7 Fokusthemen

Aus dem Überblick zu Besonderheiten und Synergien gehen einige Aspekte hervor, deren Vertiefung in Form von Fokusthemen aus einer übergreifenden Perspektive über die sieben Anwendungsfälle hinweg besonders lohnend ist. Hierzu zählt das Verhältnis von technischen und nichttechnischen Voraussetzungen und Herausforderungen für die Entwicklung und Anwendung von Lernen durch Interaktion, das Thema Vertrauen und Zuversicht in Robotiksysteme, das in den Anwendungsfällen in unterschiedlicher Form zu Tage getreten ist, die Rolle von Lernen durch Interaktion in Simulationen und variabler Autonomie sowie der besonders bedeutende Punkt der funktionalen Sicherheit bei selbst- und weiterlernenden Systemen.

Technische und nichttechnische Voraussetzungen und Herausforderungen

In einigen Anwendungsfällen wie Wearable Robotics und Robotik im Recycling sind viele der technischen Herausforderungen bereits adressiert. Es sind eher nichttechnische Herausforderungen, die den Transfer in die Anwendung hemmen, wie zum Beispiel komplexe Zulassungsverfahren, rechtliche Fragen (z. B. KI-Verordnung, DSGVO, domänenspezifische Regulierungen etc., siehe Infobox 4) und wirtschaftliche Unsicherheiten (siehe Infobox 5) sowie fehlendes Bewusstsein der Machbarkeit bei Stakeholderinnen und Stakeholdern. In anderen Anwendungsfällen wie der Agrarrobotik (Baumpflege) und Robotik im Handwerk sind wiederum entweder noch offene Fragen in der Integration von Soft- und Hardware zu klären oder das System ist für die oder den Endanwendenden noch zu komplex.

Die Gründe, warum Anwendungsfälle erst längerfristig (bis zu 10 Jahren und mehr) realisiert werden, sind hingegen vielfältig. So sind es in der Pflegerobotik neben fehlenden Datenmengen und -arten die oft höhere Variabilität und Sensibilität der Anwendungsszenarien und die Schäden oder Verletzungen (z. B. bei Pflegebedürftigen), die mit fehlerhaftem Lernen und Aktionen einhergehen. In der Weltraumrobotik hingegen stellt vor allem die mangelnde Verfügbarkeit von weltraumgeeigneter Hardware eine grundsätzliche Herausforderung dar. Über die verschiedenen Anwendungsfälle hinweg ergibt sich demzufolge ein eher heterogenes Bild hinsichtlich des Verhältnisses von technischen und nichttechnischen Voraussetzungen und Herausforderungen. Dadurch wird auch deutlich, dass neben der Ausschöpfung von Synergien über alle Anwendungsfälle hinweg auch immer ein differenzierter Blick auf die Spezifika der Anwendungsfälle notwendig ist.

Regulierung und interaktive, lernfähige Robotiksysteme

Neben domänenspezifischen Regularien gibt es mit der DSGVO, der EU-Maschinenverordnung (anzuwenden ab 2027) und der KI-Verordnung übergreifende Regulatorik, die auch für interaktiv lernende Robotiksysteme einschlägig ist. Robotik, die nahe am Menschen eingesetzt wird und über Multisensorsysteme personenbezogene Daten erfasst und auswertet, muss den Bestimmungen der DSGVO Rechnung tragen. Dies zeigt sich zum Beispiel in den Anwendungsfällen Robotik im Recycling, Wearable Robotics und vor allem in der pflegeunterstützenden Robotik, z. B. wenn Präferenzprofile von Pflegebedürftigen zur Personalisierung der Unterstützung umgesetzt werden sollen.

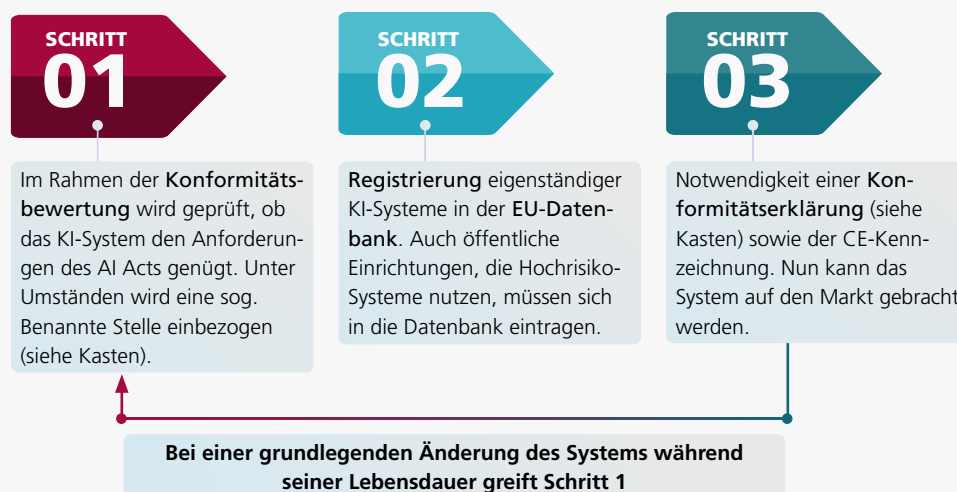
EU-Maschinenverordnung

Die Maschinenrichtlinie regelt innerhalb der EU unter anderem einheitliche Sicherheitsanforderungen von Maschinen (inkl. Kennzeichnung und Konformitätsbewertung). Die Richtlinie wird am 20. Januar 2027 durch die Maschinenverordnung abgelöst. Die Verordnung wurde unter anderem um Aspekte zu Cybersicherheit und maschinellem Lernen erweitert. So werden Maschinen und damit auch Robotiksysteme mit vollständig oder teilweise selbstentwickelndem Verhalten unter Verwendung von Ansätzen des maschinellen Lernens, die Sicherheitsfunktionen gewährleisten, strengeren Prüf- und Zertifizierungspflichten unterliegen.

KI-Verordnung und Risikoklassifizierung von Robotiksystemen

Auch die KI-Verordnung kann für KI-basierte sowie interaktive, lernfähige Robotiksysteme relevant werden und je nach Risikoklassifizierung unterschiedliche Anforderungen mit sich bringen. Bevor ein Anbieter ein KI-System mit hohen Risiken in der EU auf den Markt bringen darf, muss er prüfen, ob sein System den Auflagen der KI-Verordnung entspricht.

Konformitätsbewertung und Markteinführung



Quelle: Darstellung aus Plattform Lernende Systeme (2024). Dort finden sich neben weiteren Informationen zur KI-Verordnung auch zusätzliche Ausführungen zur Konformitätsbewertung.

Effizienz und Wirtschaftlichkeit

Der Technikeinsatz und damit der Transfer in die Anwendung stellt einen bedeutenden wirtschaftlichen Faktor dar. Gerade die Anpassbarkeit robotischer Systeme (durch KI) an den Menschen ist ein wichtiger Hebel, um den Einsatz weiter voranzutreiben und Potenzial auszuschöpfen. Schon 2022 setzten Unternehmen Industrie- und Serviceroboter vor allem ein, um die Qualität und Präzision von Prozessen zu verbessern und Arbeitskosten zu senken oder um neue oder verbesserte Produkte und Dienstleistungen für ihre KundInnen zu entwickeln (Statistisches Bundesamt 2023a). Mittlere und große Unternehmen setzten sie auch häufiger zur Verbesserung der Arbeitssicherheit ein als kleine Unternehmen. Umgekehrt war der Einsatz von Robotern für kleine und mittlere Unternehmen eher als für Großunternehmen ein Mittel, um Schwierigkeiten bei der Personalrekrutierung zu begegnen.

Wirtschaftlichkeit aus Sicht der EFFIROB-Studie

Damit möglichst viele Unternehmen diese vielfältigen Chancen realisieren können, muss sich der Einsatz von Robotersystemen in den jeweiligen Anwendungsbereichen jedoch wirtschaftlich rechnen. Dazu müssen, wie im Abschnitt „Motivation und Gelegenheit“ dargestellt, alle Kosten entlang des Lebenszyklus eines solchen Systems (z. B. Anschaffung, Betrieb, Wartung, Versicherung, Schulung, Sicherheitsvorkehrungen etc.) berücksichtigt werden. Die Lebenszykluskostenanalysen der EFFIROB-Studie aus dem Jahr 2011 unterstreichen die herausragende Bedeutung der Wirtschaftlichkeit (Hägele, Blümlein & Kleine 2011, S. 320) und zeigen beispielsweise, dass in der Studie Robotersysteme zur Bereitstellung von Pflegeutensilien oder zum Bewegen von Personen damals unwirtschaftlich waren. Hingegen wurde beispielsweise die Wirtschaftlichkeit des Einsatzes von Robotersystemen bei der Ernte von Bodenfrüchten oder in der Produktionsunterstützung als hoch bewertet.

Wirtschaftlichkeit in den Anwendungsfällen zu Lernen aus Interaktion des Whitepapers

Die in diesem Whitepaper vorgestellten Anwendungsfälle zeigen, dass wirtschaftliche Unsicherheiten unterschiedlicher Natur sein können.

Wearable Robotics – in diesem Anwendungsfall wird die Erstattungsfähigkeit des Einsatzes im Bereich der Rehabilitation als unsicher beschrieben, auch wenn eine Erstattung nach den geltenden Vorschriften möglich wäre. Aus ökonomischer Sicht würden jedoch der Nutzen und die Einsparungen die hohen Anschaffungskosten in diesem konkreten Fall aufwiegen.

Maritime Robotik zur Bergung von Altlasten – für diesen Anwendungsfall ist die Tragfähigkeit eines möglichen Geschäftsmodells hingegen unsicher, da letztlich die Fragen offenbleiben, wer für die Bergung aufkommt und wie diese abgerechnet werden soll.

Für die anderen **Anwendungsfälle – Robotik im Handwerk, in der Baumpflege und in der Weltraumrobotik** – steht die Frage der Wirtschaftlichkeit meist noch nicht im



Vordergrund, da zunächst die Realisierung der technischen Umsetzbarkeit im Fokus steht, wobei die Einschätzung der notwendigen Zeiträume stark variiert (zwischen ca. 2 bis ca. 10 Jahren).

Der Kostenfaktor in neueren Studien zur Einführung von Mensch-Maschine-Interaktion

Für die praktische Umsetzung des Lernens durch Interaktion sind Faktoren entscheidend, die generell die Einführung von Mensch-Maschine-Interaktion in Organisationen betreffen. Neuere qualitative Fallstudien betonen, dass beim Einsatz von Cobots in KMU die Kosteneffizienz bei kleinen Produktionsmengen eine Herausforderung darstellt, ebenso wie die Sicherstellung, dass sich die Investition in Cobots langfristig auszahlt (Schnell und Holm 2022). Die Bedeutung des Kostenfaktors für KMU wird auch in weiteren Studien zur Einführung von Technologien in KMU betont (Coleman et al. 2016; Shaikh et al. 2021; Ghobakhloo et al. 2022). In anderen qualitativen Fallstudien zeigt sich wiederum, dass die befragten Expertinnen und Experten den Kostenfaktor nicht unbedingt als wesentliches Hindernis für die Einführung von Cobots ansehen (Jennes und Minin 2023). Quantitative Befragungen von Führungskräften aus Industrieunternehmen im Allgemeinen kommen zu dem Ergebnis, dass der Kostenfaktor bei der Einführung von industrieller Mensch-Maschine-Interaktion (inkl. Cobots) zwar wichtig ist, aber eine Reihe weiterer Faktoren wie funktionale Sicherheit, Zuverlässigkeit, Vertrauen in Robotersysteme als noch bedeutender eingeschätzt werden (siehe Abbildung 6, Kopp 2021). Dies zeigt, dass bei der Einführung solcher Systeme nicht nur auf den Kostenfaktor geachtet werden sollte, was auch die genannten qualitativen Studien nahelegen. Insgesamt ergibt sich ein ambivalentes Bild hinsichtlich der Rolle des Kostenfaktors, sodass eine detaillierte Analyse der Wirkungszusammenhänge sozialer, technischer und ökonomischer Erfolgsfaktoren bzw. der Relationen notwendiger und hinreichender Erfolgsbedingungen naheliegt.

Vertrauen und Zuversicht in Robotiksysteme

Vertrauen entsteht in erster Linie durch funktional sichere (siehe Fokusthema Absicherung von Robotiksystemen), zuverlässige und nachvollziehbare Technologien und vor allem bei Entscheiderinnen und Entscheidern durch Zuversicht in die technische und ökonomische Machbarkeit. Dies gilt im besonderen Maße für Robotiksysteme.

Vertrauen der Interaktionsbeteiligten

Wie aus den verschiedenen Anwendungsfällen hervorgeht, ist Lernen durch Interaktion in der Robotik in vielen Fällen auf die Mitwirkung des Menschen angewiesen, sei es bei der Datenerhebung und -annotation oder bei der Qualitätssicherung. Gleichzeitig können in vielerlei Hinsicht Ängste der Menschen vor Arbeitsplatzverlust durch Automatisierung oder in Bezug auf Sicherheit, Datenschutz und Privatsphäre entstehen, insbesondere in menschnahen Anwendungsbereichen, wenn Interaktionsbeteiligte nicht ausreichend informiert sind. So können sich blockierende Konstellationen ergeben, die eine Ausschöpfung des Potenzials des Lernens durch Interaktion hemmen können. Entsprechend gilt es, Blockadekonstellationen gar nicht erst entstehen zu lassen, indem etwa zukünftige Interaktionspartnerinnen und -partner in (Pilot-)Projekte einbezogen werden. Vorarbeiten zur partizipativen Gestaltung und Integration von Robotiksystemen im betriebli-

chen Umfeld werden beispielsweise im Rahmen der Regionalen [Kompetenzzentren der Arbeitsforschung](#) und im Kontext des Programms [Zukunft der Wertschöpfung](#) durchgeführt. Als Beispiele sind hierbei KI-gestützte Roboter für die Montage im Kompetenzzentrum KARL in der Region Karlsruhe zu nennen sowie die Roboter- und KI-gestützte Serienfertigung von Faserverbundteilen im Kompetenzzentrum WIRKsam in der rheinischen Textil- und Kohleregion.

Weiterhin können Blockadekonstellationen vorbeugend angegangen werden durch:

- Weiterbildungen und Schulungen
- Erprobungsräume für lernfähige Robotiksysteme (Kopp 2022, S. 282f.)
- Mitdenken von Sicherheit und Regelkonformität von Beginn an
- Berücksichtigung von Kriterien für die Mensch-Maschine-Interaktion, aus den Bereichen Schutz des Einzelnen, Vertrauenswürdigkeit, sinnvolle Arbeitsteilung und förderliche Arbeitsbedingungen sowie für die Einführung von KI-Systemen in Unternehmen (vgl. hierzu: Huchler et al. 2020; Suchy et al. 2020)

Das Gefühl, informiert zu sein, keine Angst vor Arbeitsplatzverlust haben zu müssen, und Vertrauen in die Interaktion mit dem Roboter vor und während des laufenden Betriebs sowie die Sicherheit und Zuverlässigkeit des Roboters sind nach Befragungsergebnissen unter deutschen Industrievertretenden wichtige Erfolgsfaktoren für die Einführung von Mensch-Roboter-Interaktionen in Unternehmen (Kopp, T., Baumgartner, M. & Kinkel 2021). Gerade beim Faktor Informiertheit der Interaktionsbeteiligten wird auch ein sensibler Sprachgebrauch sowie Transparenz über die Abläufe und Prozesse der (Inter-)Aktionen bedeutend sein, um Vertrauen aufzubauen (Kopp 2022, S. 283, Skerlj et al. 2023). Um das Vertrauen in die Mensch-Roboter-Interaktion im laufenden Betrieb zu stärken, müssen Roboter zuverlässig sein, damit sie Mitarbeitenden einen echten Mehrwert bieten und diese nicht vorrangig Fehler der Roboter korrigieren müssen. Darüber hinaus kann eine Synchronisierung der Bewegungen in der Mensch-Roboter-Interaktion zu Vertrauen in Robotersysteme führen (Webb et al. 2024). Auch die Interaktion selbst kann vertrauensbildend sein, zum Beispiel, wenn Menschen Lernergebnisse aus Interaktionen (z. B. bestimmte Roboterfähigkeiten) durch Feedback bewerten können und so ein Qualitätsmaß für das Gelernte entsteht. Auf diese Weise können Interaktionsteilnehmende (z. B. Mitarbeitende) an der Entwicklung der Fähigkeiten eines Robotersystems beteiligt werden.

Vertrauen in die Technologie ist jedoch nicht nur bei denjenigen Menschen erforderlich, die mit Robotersystemen interagieren. Vertrauen und vor allem Zuversicht in die technologische Machbarkeit ist auch bei Entscheiderinnen und Entscheidern sowie relevanten Stakeholderinnen und Stakeholdern entscheidend, um Lernen durch Interaktion in die Anwendung zu bringen. Auch hier kann in vielen Fällen eine frühzeitige Einbindung der relevanten Stakeholder in Forschung und Entwicklung hilfreich sein, zum Beispiel in Form von partizipativen Pilotprojekten, in denen sich einerseits die Forschenden mit den Domänenspezifika und andererseits die Stakeholder mit dem Spektrum des jeweils Machbaren und (noch) nicht Machbaren vertraut machen. Dies erfordert ein gewisses Maß an Offenheit bei den Beteiligten sowie den Abgleich von Erwartungen und die gemeinsame Suche nach praktikablen Lösungen, um Enttäuschungen vorzubeugen und Vertrauen in den technologischen Lösungsweg aufzubauen und zu erhalten.

Der Kostenfaktor und Vertrauen

Um allerdings Robotiksysteme im Allgemeinen und Lernen durch Interaktion im Besonderen in die Anwendung zu bringen, reicht die Überzeugung der technologischen Machbarkeit allein nicht aus. Auch die Zuversicht in ökonomische Machbarkeit muss bei Entscheiderinnen und Entscheidern sowie Stakeholderinnen und Stakeholdern vorhanden sein, sodass der Effizienz und Wirtschaftlichkeit der Robotiksysteme eine zentrale Rolle zukommt. In einigen Fällen, wie in der Raumfahrt, in der jede Mission mit hohen Investitionen, Kosten und Aufwand verbunden ist, werden Entscheiderinnen und Entscheider zudem besonders auf die Nachvollziehbarkeit und Verlässlichkeit von KI-Systemen achten, um mögliche Hindernisse und Gefährdungen für ein Missionsziel zu minimieren, sodass hier auch Vertrauen durch Fortschritte bei der Erklärbarkeit und Nachvollziehbarkeit von Deep-Learning-Verfahren aufgebaut werden kann.

Vertrauen durch Zertifizierung

Nachvollziehbarkeit und Verlässlichkeit sowie Sicherheit, Datenschutz und Kontrollierbarkeit können Gegenstände von Standards sein, die im Rahmen von Zertifizierungen geprüft werden. Solche Zertifizierungen (z. B. Konformitätsbewertungen, Prüf- und Gütesiegel) können entsprechend dazu beitragen, Vertrauen und Zuversicht in lernfähige Robotik aufzubauen, wobei es bei verkörperter KI und insbesondere beim menschen-nahen Einsatz sowie bei selbst- und weiterlernenden Robotiksystemen noch an offiziellen Vorgaben für Zertifizierungen mangelt und verbindliche Standards gesetzt werden sollten.

Lernen durch Interaktion in Simulation und virtueller Welt

Wie aus Tabelle 1 zu den verschiedenen Formen des interaktiven Lernens und zudem aus den meisten der behandelten Anwendungsfälle hervorgeht, müssen die für das Lernen erforderlichen Interaktionen nicht zwangsläufig direkt in der realen Welt stattfinden. Sie können auch in Simulationen oder virtuellen Welten erfolgen. Dies hat zum einen den Vorteil, dass der Sicherheitsaspekt hier eine geringere Rolle spielen kann. So können KI-Modelle zunächst gelernt werden, ohne dass der Roboter in einer realen Umgebung vom Menschen lernt. So können die erlernten Fähigkeiten auch in virtuellen Umgebungen getestet oder bewertet werden. Zudem sind reale Test- und Lernumgebungen für Robotiksysteme kostenintensiv, sodass virtuelle Umgebungen eine Alternative darstellen können. Das Lernen in virtuellen Umgebungen bringt jedoch verschiedene Herausforderungen mit sich. Da es schwierig sein kann, Simulationen realistisch zu gestalten, ist das virtuell Gelernte nicht immer eins zu eins auf reale Situationen übertragbar (Stichwort: simulation-to-reality gap). Schließlich erfordert das Lernen in virtuellen Umgebungen mit menschlichen Interaktionsbeteiligten auch entsprechende niederschwellige und intuitive Schnittstellen. Hier könnten VR-Brillen zum Einsatz kommen, aber auch sogenannte Force-Feedback-Schnittstellen für haptisches Feedback, sodass der Mensch ein Gefühl für den Kraftaufwand des Roboters bekommt. Für Letzteres sind jedoch noch einige Herausforderungen durch die Forschung zu adressieren.

Lernen durch Interaktion innerhalb variabler Autonomie

In einigen Anwendungsfällen wird auf die Rolle der variablen Autonomie hingewiesen, da das Lernen durch Interaktion eine Möglichkeit darstellen kann, höhere Autonomiegrade zu erreichen, die sonst aufgrund fehlender Daten sowie zu vieler seltenen oder ungewöhnlichen Fälle (sogenannte Edge Cases) nicht möglich wären. Im Rahmen der variablen Autonomie (siehe [Beyerer et al. 2021](#)) kann grundsätzlich durch verschie-

dene Formen des Feedbacks so gelernt werden, dass höhere Autonomiegrade möglich werden. Der menschliche Aufwand für das Feedback nimmt mit der Zeit folglich ab. Dies kann zum Beispiel in nachfolgender Art ablaufen:

- a) Zunächst könnte das Lernen durch den Menschen initiiert werden: So könnte der Roboter entweder ferngesteuert (teleoperiert) oder ihm könnten bestimmte Fähigkeiten demonstriert werden. Gerade die Teleoperation bietet bei passender kognitiver Architektur des Robotiksystem große Chancen, um Schritt für Schritt menschliche Kompetenzen auf autonome Funktionen zu übertragen und so immer weniger auf Menschen als Bedienpersonen angewiesen zu sein (Behnke 2024a).
- b) Mit diesen Daten könnte ein KI-Modell trainiert oder angepasst werden, sodass der Roboter in einem nächsten Schritt Handlungen vorschlägt, die vor ihrer Ausführung vom Menschen genehmigt werden müssen. Die Feedbackdaten würden wiederum zur Aktualisierung des Modells verwendet werden.
- c) In einem nächsten Schritt würde der Roboter, wenn nötig, nur durch den Menschen korrigiert und das KI-Modell wiederum mit diesen Daten aktualisiert werden.
- d) Bei seinen Handlungen würde sich der Roboter nur dann an den Menschen wenden, wenn er auf Probleme stößt oder unsicher ist. Die Rückmeldung hierzu würde wiederum das Modell aktualisieren.
- e) Wenn der Roboter auf größere Herausforderungen stieße, könnte je nach Problemstellung wieder eine Lernform gewählt werden, wie sie in den vorangegangenen Schritten skizziert wurde, das heißt gegebenenfalls auch eine Form, die wieder mehr Aufwand von menschlicher Seite erfordert. Damit der Roboter erkennen kann, dass er auf eine Herausforderung stößt, die er nicht mehr selbst überwinden kann, muss er analysieren können, ob er in dieser spezifischen Situation noch kompetent genug ist, eine Aufgabe durchzuführen (vgl. hierzu Kompetenzanalyse, Beyerer et al. 2021).

Absicherung von Robotiksystemen (im laufenden Betrieb)

Die funktionale Sicherheit (Safety) ist in der Robotik von größter Bedeutung, insbesondere wenn Roboter in der Nähe von Menschen eingesetzt werden und gerade dann, wenn Vertrauen in solche Systeme gesetzt werden soll (siehe Abschnitt Vertrauen und Zuversicht in Robotiksysteme). Anders als in vielen anderen Bereichen, in denen KI-Systeme eingesetzt werden, kann ein Roboter, wenn er in der physischen Welt agiert, Menschen physisch gefährden, wenn nicht besonders auf Sicherheitsvorkehrungen geachtet wird. Klassischerweise wurden Roboter und Menschen daher besonders in der Automatisierung strikt voneinander getrennt, etwa in Fertigungsstraßen. Dies ändert sich aktuell in vielen Anwendungsbereichen hin zu mehr Interaktion und direkter Kollaboration zwischen Mensch und Roboter. Standardisierungsgremien nehmen sich der Frage der funktionalen Sicherheit von Robotern an. So publiziert bzw. entwickelt aktuell zum Beispiel die International Standards Organisation (ISO) neue Standards mit Sicherheitsanforderungen für Industrieroboter (ISO 10218-1) und Serviceroboter (inklusive Wearable Robotics) (ISO/DIS 13482)⁹, denen Robotiksysteme ent-

⁹ Es wird erwartet, dass die Norm ISO/DIS 13482(en) „Robotics – Safety requirements for service robots“ die Norm ISO 13482:2014 „Robots and robotic devices – Safety requirements for personal care robots“ ablöst.

sprechen sollten. Im Folgenden werden zunächst Sicherheitsaspekte betont, die bei interaktiven, lernfähigen Robotersystemen eine besondere Rolle spielen, um im Anschluss exemplarisch auf zwei Maßnahmen näher einzugehen: Sicherheit mittels hybrider KI und physischen Designs.

Mit Blick auf eine Entwicklung, die längerfristige Autonomie robotischer Systeme oder das Zusammenspiel von Robotern und Menschen im Team (Human-Robot-Teaming) ermöglicht, werden auch neuere Formen des sogenannten Alignments nötig, das heißt, die Sicherstellung, dass KI-Modelle in robotischen Systemen im Einklang mit menschlichen Zielen und Werten bleiben und keine unerwünschten oder schädlichen Ausgaben erzeugen oder Aktionen auslösen. Speziell beim Lernen durch Interaktion ist es wichtig, dass Robotersysteme gegen fehlerhaftes oder unerwünschtes Feedback (zum Beispiel Demonstrationen) abgesichert werden. Die Systeme müssen Inkonsistenzen und Unsicherheiten im menschlichen Feedback erkennen können. Weiterhin muss sichergestellt sein, dass ein Roboter durch interaktives Lernen nicht den Kernaufgabenbereich verlassen kann (Koert 2024). Neue gelernte Fähigkeiten können zunächst durch den Menschen abgenommen und später wiederum in Interaktion mit dem Menschen bewertet werden. Nicht zuletzt kann es ebenfalls sicherheitsrelevant sein, zu definieren, von wem ein Roboter was und wie lernen darf.

Die Robotik bietet verschiedene Möglichkeiten der Absicherung von KI, die in anderen Bereichen von KI so oft nicht in gleichem Maße möglich sind: die Einbettung von Methoden der KI in nachvollziehbare regelbasierte Systeme sowie in abgesicherte Mechaniken.

Einbettung von KI in Regelwerke

Damit ist gemeint, dass Methoden der KI in formalisierbare Regelwerke eingebettet werden können, um die Handlungsfähigkeit der so entstehenden hybriden KI-Systeme einzuschränken. Dabei kann es sich um einfache Wenn-dann-Regeln oder auch um von Menschen entworfene parametrische Gleichungen, zum Beispiel aus der Regelungstechnik, handeln (siehe: Plattform Lernende Systeme 2023). So haben etwa Bemühungen, Regelungstechnik und maschinelles Lernen für eine sichere, lernbasierte Regelung zu kombinieren, zu einer verbesserten Regelungsleistung und Systemsicherheit geführt (Brunke et al. 2022, S. 26). Auf diese Weise können unsichere KI-Systeme durch Maßnahmen auf anderer Ebene abgesichert werden.

Hierzu kann von Menschen geschriebener Programmcode zum Einsatz kommen, der die Regeln im System implementiert. Dabei kann es sich um sehr einfache Regeln handeln, wie das Abschalten eines Motors oder des gesamten Systems bei zu hohen Motorströmen, oder auch um komplexere Regelsätze, die in spezifischen Situationen umgesetzt werden. So können beispielsweise sowohl in menschen- als auch maschineninterpretierbaren Richtlinien (policy) (räumliche und funktionale) Beschränkungen usw. festgehalten werden (Beyerer, J., Müller-Quade, J. et al. 2022, S. 12). Auf dem Roboter muss eine von der KI unabhängige Infrastruktur zur Durchsetzung von Richtlinien (policy enforcement infrastructure) implementiert sein, die zur Laufzeit auszuführende Aktionen des Roboters auf Konformität (Compliance) mit den Richtlinien (policy) prüft und dann entweder freigibt oder blockiert.

Absicherung unter Einbezug des physischen Designs des Roboters

Es kann aber auch das rein physische Design des Roboters sein, das bestimmte Handlungen schlicht nicht zulässt. Als Beispiel können tragbare Roboter, wie Exoskelette, genannt werden. Hier werden rotative Antriebe, die prinzipiell in der Lage sind, den Arm oder die Schulter der Trägerin oder des Trägers um 360 Grad zu drehen, sowohl softwareseitig, aber auch durch mechanische Anschläge daran gehindert, dies zu tun: Sollte eine KI-Methode nun fälschlicherweise eine zu weite Drehung der Schulter erlernen, kann diese nicht vom

Gesamtsystem ausgeführt werden. Sowohl die softwareseitigen Einschränkungen beziehungsweise spätestens die hardwareseitigen Anschläge für den Aktuator würden dies in jedem Fall verhindern. Ähnliches trifft für die Schnelligkeit der Bewegungen zu. Auch hier können Regelmechanismen eine zu schnelle Bewegung der Gelenke verhindern. Ein weiteres Beispiel aus der Servicerobotik stellt die physische Trennung von ausführenden Aktuatoren und die dem Menschen zugewandte „bedienende“ Seite des Robotiksystems dar.

Tabelle 3: Übersicht über weitere Sicherheitsmaßnahmen (Auswahl)

Klassische Maßnahmen bei stationären Robotern	Maßnahmen bei mobilen und interaktiven Robotiksystemen
<ul style="list-style-type: none"> ■ Trennung von Robotern und Menschen an unterschiedlichen Orten ■ „Käfige“ für Roboter ■ „Lichtvorhänge“ mit Lasern um Roboter herum, um z. B. eintretende Menschen zu erkennen 	<ul style="list-style-type: none"> ■ Aktuatoren mit geringer Kraft, die Menschen nicht verletzen können, sowie Kleinhalten kinetischer Energie. ■ Nachgiebige Materialien sowie Oberflächen ohne Ecken und Kanten, um Auswirkungen von Zusammenstößen zu minimieren. ■ Drucksensitive Applikationen am Roboter („Bumper“) oder Laserscanner, die Felder um den Roboter definieren, um ggf. Warnsignale auszugeben. ■ Nutzung von Wahrnehmungssystemen, um Objekte zu erkennen und Kollisionsbereiche zu definieren. ■ Roboter können mit berührungsempfindlichen Oberflächen („Haut“) ausgestattet werden, um etwa bei Zusammenstößen zurückzuweichen. Neuere Forschungsergebnisse auf der Basis von Deep Learning könnte dies auch ohne „Haut“ ermöglichen (Iskander, Albu-Schäffer und Dietrich 2024).

Quelle: Erweiterte Zusammenstellung nach Jacobs (2011).

8 Gestaltungsoptionen

Aus der Betrachtung der Besonderheiten der Anwendungsfallgruppen und möglicher Ansatzpunkte für Synergien zwischen den Anwendungsfällen und den Fokusthemen ergeben sich Gestaltungsoptionen für Forschung und Entwicklung sowie Transfermaßnahmen. Mit diesen können Instrumente und Gelegenheiten geschaffen werden, um die Potenziale der Robotik für Wachstum und Wettbewerbsfähigkeit sowie für zentrale Transformationsaufgaben und Herausforderungen unserer Zeit (wie Demografie, Nachhaltigkeit, technologische Souveränität etc.) durch Lernen aus Interaktionen zu erschließen.

Die enorme Bedeutung der KI-basierten Robotik findet ihren Ausdruck in der BMBF-geförderten Gründung des Robotics Institute Germany (RIG) und der jährlichen Konferenz für KI-basierte Robotik „KIRO“ des BMBF und Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK). Im Aktionsplan Robotikforschung (2024a), mit dem das BMBF seine Forschung an der KI-basierten Robotik strategisch ausrichtet, wird das Thema KI und Interaktion in der Robotik und die einfache Adaptierbarkeit von Robotern adressiert.

Im hier vorgestellten Konzept Lernen durch Interaktion werden KI, Interaktion, Simulation und Autonomie in der Robotik stärker zusammengedacht, sodass Roboter nicht nur durch KI zu intelligenten Robotiksystemen werden, sondern auch durch Interaktion weiter lernen können. Dies eröffnet den Weg zu einer schrittweisen (Teil-)Automatisierung in Bereichen, in denen dies bisher nicht möglich war, sowie zu einer intuitiven Anpassung von Robotiksystemen im laufenden Betrieb an neue Aufgaben und individuelle Anforderungen verschiedener Personen sowie Spezifika von Umgebungen. Dieser Aspekt sollte daher bei einer zukünftigen Weiterentwicklung von Strategien und Maßnahmen stärkere Berücksichtigung finden, um die Entwicklung im Sinne der Typologie von Robotiksystemen (siehe [Abbildung 4, S. 14](#)) in Richtung interaktive, lernfähige Robotiksysteme voranzutreiben.

Forschung und Entwicklung

Synergien realisieren

Bei der Entwicklung von Robotiksystemen sollte auf Modularität und Zusammenarbeit zwischen verschiedenen Anwendungsbereichen geachtet werden. Dadurch können Komponenten, die in verschiedenen Bereichen entwickelt wurden, zwischen diesen transferiert und die Kosten für Forschung und Entwicklung gesenkt werden. Im Rahmen der vergleichenden Auswertung der Anwendungsfälle wurden bereits einige Bereiche identifiziert (siehe Abschnitt „Zusammenschau“), die sich für solche Synergien eignen, wie beispielsweise Wahrnehmungssysteme, Kontroll- und Absicherungssysteme oder die Weiterentwicklung von Lernverfahren, von denen die gesamte Robotik profitiert, wie zum Beispiel Reinforcement Learning.

Elsa Kirchner, Universität Duisburg-Essen (2023):

Ich möchte Gesamtsysteme entwickeln, die möglichst modular und für verschiedene Bereiche einsatzfähig sind. Beispielsweise haben wir die Exoskelett-Technologie abwechselnd für den Weltraum und die Medizin entwickelt. Wir haben also verschiedene Komponenten entwickelt und zwischen den Anwendungsbereichen transferiert. Das ist in vielen Bereichen möglich und reduziert Kosten; sowohl in der Forschung als auch in der Entwicklung.

”

Technische Integration vorantreiben und Talente fördern

Wie einige Anwendungsfälle zeigen, kann die Integration von Software und Hardware eine Herausforderung darstellen, wie etwa die Integration von Robotern, Werkzeugen, Steuerung, Aktorik, Sensorik etc. Im Besonderen gilt die Integration von hoch entwickelter KI in Robotersysteme. Ziel sollte es sein, diese Integration zu erleichtern, aber auch darüber hinauszugehen. Denn es gilt, die Integration vieler inzwischen verfügbarer Technologien voranzutreiben (Peters 2023): Von Deep-Learning-basierten Sprachmodellen, die für Instruktionen sinnvoll eingesetzt werden können, über Motorprimitive und (interaktives) Lernen in der Robotik, um Aufgaben in sehr kleine Aufgabenpakete zerlegen und neu kombinieren zu können, bis hin zu den Möglichkeiten, Brücken zwischen KI-Modellen auf Rechensystemen (Cloud oder Edge Computing) und physischen Systemen zu bauen.

Um dies zu erreichen, sollten verstärkt Gesamtsysteme aufgebaut werden. Hierzu ist zum einen die Kooperation von Partnerinnen und Partnern mit entsprechendem Know-how für die zu integrierenden Komponenten notwendig, zum anderen aber auch ein Ausbau des Talentpools an der Schnittstelle zwischen KI und Robotik. Für die Entwicklung künftiger sicherer und menschenzentrierter Lernalgorithmen für Gesamtsysteme und darüber hinaus ist interdisziplinäre Forschung unter anderem aus Kognitionswissenschaften, Robotik und maschinellem Lernen erforderlich. Ein Ziel ist es hierbei zu verstehen, wie Menschen Demonstrationen und Feedback geben und geben wollen, um zu erkunden, wie Roboter der Zukunft davon am besten lernen können (Koert 2024). Das Vorhaben, das RIG als Talentschmiede auszubauen und Studierende über Challenges für die Robotik zu begeistern, sowie die Vernetzung von Forschung, Wirtschaft und Politik über die KIRO-Konferenz und andere Vorhaben aus dem Aktionsplan Robotikforschung 1.1 sind hierbei Schritte in die richtige Richtung (BMBF 2024a, 2024b).

Sicherheitskonzepte (weiter-)entwickeln

Sichere und zuverlässige Robotiksysteme sind essenziell, um künftige ökonomische und gesellschaftliche Potenziale der Robotik heben zu können. Wie im Fokusthema „Absicherung von Robotiksystemen (im laufenden Betrieb)“ ausgeführt, bestehen diesbezüglich verschiedene offene Fragen und Herausforderungen. Daher ist insbesondere Forschung und Entwicklung in folgenden Bereichen nötig:

- Absicherung gegen fehlerhaftes oder unerwünschtes menschliches Feedback im Lernprozess
- Automatische Bewertung von menschlichem Feedback, einschließlich der Erkennung von Unsicherheiten oder Inkonsistenzen

- Ansätze hybrider KI zur Absicherung lernfähiger Robotersysteme, insbesondere auch an der Schnittstelle zwischen Regelungstechnik und maschinellem Lernen
- Ansätze zu Infrastrukturen für die Durchsetzung von Richtlinien (Policy Enforcement) und anderen Verfahren, um Roboter, selbst wenn sie lernfähig sind, innerhalb eines sicheren Kernaufgabenbereichs zu halten
- Kontroll- und Sicherheitssysteme speziell für im Betrieb kontinuierlich selbst- und weiterlernende Robotersysteme
- Bedeutend für den Einsatz künftiger Robotik in der Praxis wird ebenfalls sein, dass Kontroll- und Sicherheitssysteme sich möglichst wenig als Kostenfaktor niederschlagen

Datenmangel adressieren

Der Mangel an Daten unter anderem zu Roboterfähigkeiten und -aktionen ist eine bedeutende Hürde für die Nutzung der Potenziale aktueller Fortschritte im Deep Learning in der Robotik. Um genügend Daten für Deep-Learning-Verfahren zu erhalten und zu sammeln, ist es sinnvoll, dass sich Forschende, aber auch Unternehmen an der Richtschnur „Don't waste data“ orientieren. Bei der Entwicklung und Nutzung von Robotern anfallende Daten – insbesondere Interaktionsdaten und Daten zu Roboteraktivitäten – sollten, soweit rechtlich zulässig, grundsätzlich gespeichert, und/oder indirekt durch das Lernen von Modellen konserviert werden. Dabei sollten genügend Metadaten gespeichert werden, damit ein Mensch genau verstehen kann, was die Daten bedeuten und unter welchen Umständen sie entstanden sind. Eine solche „menschliche Interpretierbarkeit“ kann eine spätere maschinelle Interpretierbarkeit sicherstellen, beispielsweise durch Überführung in standardisierte Formate. In bestimmten (sensiblen) Anwendungsbereichen, wie etwa der Pflege, müsste zunächst einmal geklärt werden, welche Daten aus welchen Kontexten verfügbar gemacht werden sollen und rechtskonform genutzt werden können und wie und auf welche Weise implizites Wissen der Fachkräfte für das Lernen durch Interaktion zur Verfügung gestellt werden kann und soll.

Weitere Lösungsoptionen für die Herausforderung geringer Datenmengen:

- Datenkooperation fördern und erleichtern
- Leicht nutzbare Open-Source-Datenbibliotheken bereitstellen
- Vorantreiben von Ansätzen wie dem föderierten Lernen, wenn Datenkooperation aufgrund mangelnder Bereitschaft zum Datenaustausch nicht möglich ist (z.B. bei sensiblen Unternehmensdaten) oder der Datenschutz gewahrt werden muss
- Weiterentwicklung von Methoden zur synthetischen Datengenerierung

Variable Autonomie, Anpassbarkeit und niedrighschwellige Bedienbarkeit vorantreiben

Um die Programmierkosten zu senken und die vielseitige Einsetzbarkeit von Robotersystemen in der Praxis zu ermöglichen und damit auch die Wirtschaftlichkeit der Einzel- und Kleinserienfertigung für Handwerk und Mittelstand zu erhöhen, sollte weiter an Methoden geforscht werden, die es auch robotik- und informatikfernen Personen ermöglichen, Robotersysteme ohne Programmierkenntnisse an neue Aufgaben und Umgebungen anzupassen (Stichwort: No-Code/Low-Code-Robotik). Der Komplexitätsgrad für Endanwendende muss so weit wie möglich reduziert werden. Dazu können unter anderem die Potenziale aus der Kombination verschiedener Ansätze stärker genutzt werden, wie zum Beispiel

- Imitationslernen und Selbstverbesserung von Robotersystemen (Stichwort: Reinforcement Learning);
- Lernen durch Interaktion und große KI-Modelle. Das heißt, die Eigenschaften der Wiederverwendbarkeit und Anpassbarkeit sowie die Fähigkeit des Lernens aus wenigen Beispielen der großen KI-Modelle können mit den Ansätzen des Lernens aus Interaktion kombiniert werden. Dabei könnte Lernen aus Interaktion zur Erzeugung von Trainingsdaten für große KI-Modelle verwendet werden.

Die Thematik der einfachen Anpassbarkeit und Niedrighschwelligkeit der Bedienung von Robotern sollte nicht zuletzt auf die Vision des Konzepts der variablen Autonomie von Robotern bezogen werden: Das Zusammenspiel von variabler Autonomie und Lernen durch Interaktion sollte weiter erforscht werden, um einen nahtlosen und intuitiven Wechsel zwischen Autonomiestufen und komplementären Formen des Lernens durch Interaktion zu ermöglichen. Auf diese Weise können Roboter schrittweise autonomer werden und sich durch Interaktion an neue Aufgaben anpassen.

Mit interaktivem Lernen in Simulationen und virtuellen Welten Offline-Fähigkeiten von Robotern optimieren

Wenn Robotiksysteme in virtuellen Welten interaktiv lernen, stellen sich viele Fragen zur funktionalen Sicherheit zunächst nicht, sodass die Systeme kostengünstig getestet und trainiert werden können (siehe hierzu Fokusthema „Lernen durch Interaktion in Simulation und virtueller Welt“). Um diese Vorteile künftig noch besser nutzen zu können, ist in folgenden Bereichen weitere Forschung und Entwicklung nötig:

- Umgang mit der Kluft zwischen Simulation und Realität (simulation-to-reality-gap), zum Beispiel indem realistische Simulationen und virtuelle Umgebungen erstellt werden
- Weiterentwicklung von Interfaces für die Interaktion (z. B. bei haptischem Feedback)
- Bereitstellung offener Simulatoren, etwa indem offene Schnittstellen und APIs zur Verfügung gestellt werden oder indem vollumfänglich auf Open Source gesetzt wird

Mit Edge AI das Lernen auf Robotiksysteme vorantreiben

Gerade bei Robotern, die in der Nähe des Menschen eingesetzt werden und daher verstärkt mit Erwartungen an Datenschutz und Privatsphäre konfrontiert sind, ist das Lernen direkt auf dem Roboter eine vielversprechende Option. Aber auch beim Einsatz von Robotersystemen fern vom Menschen ist die Implementierung von KI direkt auf dem System wünschenswert, weil etwa die Datenkommunikation über große Distanzen oder unter Wasser schwierig zu realisieren ist. Zudem kann das Lernen auf dem Roboter dessen Echtzeitfähigkeit unterstützen. Hier lohnt es sich, Verfahren aus dem Bereich von Edge AI in der Robotik weiter voranzutreiben (siehe hierzu auch [Ecker et al. 2024](#)).

Transfer in die Anwendung

Wirtschaftlichkeit interaktiver, lernfähiger Robotiksysteme transparent machen

Vor dem Hintergrund der Entwicklung der letzten 15 Jahre (siehe Abschnitt „Motivation und Chance“) sollte die Analyse der Wirtschaftlichkeit von Robotersystemen wieder stärker in den Fokus gerückt werden. Dies kann den Transfer unterstützen, indem potenziellen Anwendenden klare, aktuelle und transparente Orientierungspunkte zur Wirtschaftlichkeit für verschiedene Anwendungsdomänen angeboten werden und der Kostenfaktor auch relativ zu anderen bedeutenden Faktoren für die Einführung von interaktiven Robotiksystemen eingeordnet wird.

Dies kann beispielsweise durch Studien mit folgender Ausrichtung erreicht werden:

- Vergleichende Analyse der Lebenszykluskosten wichtiger Anwendungsfälle interaktiver, lernfähiger Robotersysteme. Hier könnte insbesondere eine Studie mit dem Design der Lebenszykluskostenanalysen (siehe EFFIROB-Studie aus dem Jahr 2011) wiederholt werden, um die hier dargestellten aktuellen Fortschritte bei KI-basierter Robotik zu berücksichtigen. Während sich beispielsweise 2011 die Interaktion mit Menschen (bspw. beim Bewegen von Personen durch Robotik) noch als unwirtschaftlich darstellte, könnten die Kosten über den Lebenszyklus mittlerweile ggf. deutlich geringer ausfallen, da unter anderem KI diverse Probleme der Vergangenheit lösen könnte. Ganzheitliche und integrierte Lebenszyklusanalysen könnten gegebenenfalls sinnvoll sein, um soziale, ökonomische, technische und weitere Faktoren relativ zueinander betrachten zu können.
- Analyse der Entwicklung von Leistungskennzahlen von Unternehmen vor und nach der Einführung von Mensch-Maschine-Interaktion auf Basis großer, einschlägiger Datensätze (z. B. Cobots) (Kopp 2022).
- Analysen mittlerer Fallzahlen von (nicht-)erfolgreichen Einführungen von Mensch-Maschine-Interaktion in Organisationen mittels Qualitative Comparative Analysis (QCA), um „Pfade“ bzw. „Ketten“ von notwendigen und hinreichenden Bedingungen für den Einführungserfolg zu identifizieren. Die Stärke liegt hierbei in der integrativen Analyse sozialer, technischer und ökonomischer Bedingungen sowie in der Ermittlung von ggf. unterschiedlichen, aber gleichwertigen Bedingungspfaden.

Mit partizipativen Projekten Vertrauen gewinnen

Um Vertrauen in technologische Lösungen sowie in technologische Machbarkeit auf- und auszubauen, sollten Pilotprojekte unter enger Einbindung und Beteiligung von Anwendenden, die wissenschaftlich begleitet werden, gefördert werden (Stichwort: integrierte und partizipative Forschung). So können innovative technologische Ansätze schneller und agiler in die Anwendung gebracht und die Marktreife vorangetrieben werden. Darüber hinaus sollten grundsätzlich alle relevanten Stakeholder von Beginn an zum Beispiel in Pilotprojekten einbezogen werden, wenn die technische Machbarkeit bereits nachgewiesen ist: Unternehmen, Arbeitnehmervertretungen, Gewerkschaften, Berufsgenossenschaften, TÜV, Technik, Wissenschaft und Endanwendende, wie etwa Pflegebedürftige und ihre Angehörigen etc.

Mit Open Source die Forschung und Entwicklung sowie den Transfer erleichtern

Es sollten leicht nutzbare Open-Source-Modulbibliotheken und Datenbibliotheken entstehen und bereitgestellt werden, die die große Zahl von Querschnittsaufgaben, die sich in allen Robotikanwendungen wiederholen, in standardisierter oder quasi-standardisierter Form zur Verfügung stellen. Hierfür ist eine entsprechende Form der Module erforderlich, damit diese auch praktisch und rechtssicher nutzbar sind. „Hubs“ für die Entwicklung und Bereitstellung von solchen Modulen könnten an einer Universität oder einer außeruniversitären Forschungseinrichtung und gegebenenfalls am RIG aufgebaut werden, sodass verschiedene Stakeholder konkrete Ansprechpersonen schnell und einfach identifizieren können.

Reallabore und Testumgebungen weiter vorantreiben, um den Transfer zu stärken

Reallabore, Testzentren und -umgebungen sind wichtig für den Transfer der Robotik in die Praxis. Es werden Umgebungen benötigt, in denen Robotersysteme rechtssicher getestet werden können. Einerseits kann die Anwendbarkeit demonstriert werden, andererseits können Transferbarrieren identifiziert werden. Dies ist besonders wichtig für das Lernen durch Interaktion, da neu gelernte Fertigkeiten eines Roboters auch ausreichend in der Praxis getestet werden sollten.

Erste Reallabore für KI-basierte Robotik existieren bereits, wie zum Beispiel das [Reallabor „Robotische Künstliche Intelligenz“](#) am Karlsruher Institut für Technologie oder das Reallabor für rechtskonforme KI und Robotik („[KIRR Real](#)“) am Fraunhofer IPA. Mit der [Maritimen Explorationshalle](#) am DFKI sowie einem [Labor](#) des Fraunhofer IOSB in Illmenau bestehen auch Testinfrastrukturen für den Einsatz neuer Robotertechnologien auf und unter Wasser. Versuchsgelände zur Erprobung von mobilen Robotersystemen sind über Partner des Kompetenzzentrum [ROBDEKON](#) verfügbar. Im Rahmen des Programms „Digital Europe“ kofinanziert die EU sektorale KI-Test- und Versuchseinrichtungen ([TEFs](#)) in den Bereichen Landwirtschaft, Gesundheit, Smart Cities und Produktion. Auf Bundesebene hat das BMWK im Jahr 2024 einen Gesetzesentwurf für Reallabore erstellt sowie, basierend auf Ideen aus dem Zukunftsrat des Bundeskanzlers, ein über mehrere Standorte verteiltes, interdisziplinäres Prüf- und Testzentrum für KI-basierte Robotik angestrebt. Beide Vorhaben sollten in der neuen Legislaturperiode wieder aufgegriffen werden. Schließlich sollten auch Tests unter Alltagsbedingungen ermöglicht werden, um so auch Herausforderungen identifizieren und adressieren zu können, die unter Laborbedingungen nicht zu Tage treten, da unerwartete Einflussfaktoren im Laborkontext nicht abgebildet werden können. Als Orientierung kann hierbei das Projekt „Transfercluster akademischer Lehr- und Pflegeeinrichtungen in der Langzeitpflege (TCALL)“ dienen, innerhalb dessen vielversprechende digitale Pflegetechnologien unter Alltagsbedingungen getestet werden (siehe [DigiTrans](#)).

Gesellschaftliche Diskussion und Konsensfindung

Die gesellschaftliche Diskussion über den Einsatz von Methoden der KI in Robotersystemen sollte parallel zu den Entwicklungen in diesem Forschungs- und Entwicklungsfeld weitergeführt werden. Aspekte wie Lernen durch Interaktion, Lernen während des Betriebs von Robotersystemen und Lernen für höhere Autonomiegrade sollten dabei besondere Beachtung finden.

Einschlägige Stakeholderinnen und Stakeholder aus den verschiedenen Bereichen sollten hierfür zusammenfinden (z. B. in Expertengruppen oder Multi-Stakeholder-Foren, inklusive der Vertretung von Betroffenen wie beispielsweise Pflegebedürftige etc.), um die Konsensfindung zu ethisch-gesellschaftlichen Standards anzugehen. Dabei sollte insbesondere diskutiert werden, welche Anwendungsformen in welchem Bereich und in welcher Form als ethisch vertretbar anzusehen sind und wie viel Entscheidungsautonomie dem Einzelnen verbleiben soll. Dies gilt insbesondere für soziotechnische Systeme, die dem Menschen sehr nahekommen, wie beispielsweise der Pflege, mit der sich der Ethikrat (2020) bereits befasst hat. Für Anwendungsfelder mit besonderer gesellschaftlicher Relevanz, die in der Bevölkerung besonders strittig sind, könnten auch Bürgerräte mit erfahrener Moderation und Expertenbeiträgen in Betracht gezogen werden.

Darüber hinaus muss in Bereichen wie Medizin und Pflege verhandelt werden, wann und unter welchen Umständen der Einsatz von Robotersystemen erstattet werden soll. Auch in anderen Bereichen, wie zum Beispiel der Bergung von Altlasten im Meer oder der Rettungsrobotik, sind solche Diskussionen über ökonomische Unsicherheiten notwendig, um den praktischen Einsatz von Robotersystemen in diesen Bereichen wirtschaftlich sinnvoll zu gestalten.

Schließlich sollten die Normungsorganisationen die Konsensfindung und Entwicklung von technischen Normen für die Zertifizierung interaktiver, lernfähiger Robotersysteme vorantreiben, um Entwicklern und Herstellern klare Orientierungspunkte zu bieten. Auch hier stellen sich besondere Fragen im Hinblick auf das kontinuierliche Lernen lernfähiger Systeme während des Betriebs, aber auch hinsichtlich des Umgangs mit eigenständig oder durch Interaktion neu gelernten Fähigkeiten und Verhaltensweisen.

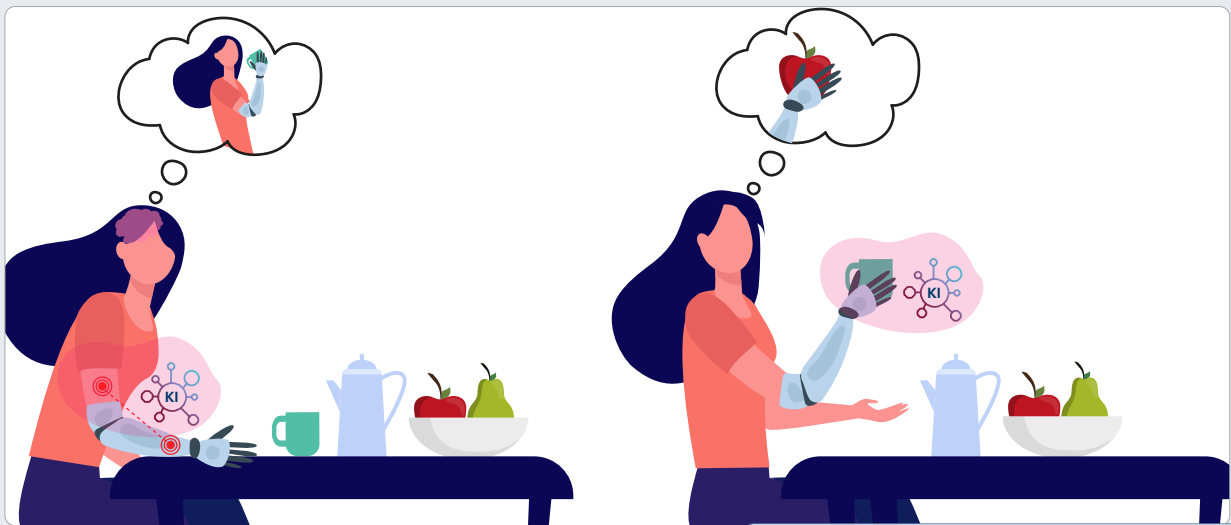
Anwendungsfälle interaktiv, lernfähige Robotiksysteme

Wearable Robotics – Körperliche Rehabilitation und Unterstützung	44
Pflegeunterstützende Robotik – Individuelle Betreuung und Assistenz.....	48
Robotik im Handwerk – Schleifen und Polieren	53
Robotik im Recycling – Das Sortieren von Müll.....	56
Agrarrobotik – Pflege von Obstbäumen	60
Maritime Robotik – Bergung von Objekten	63
Robotik im Weltraum – Greifen auf anderen Planeten	67



LERNEN DURCH INTERAKTION

Wearable Robotics: Individuelle Unterstützung und körperliche Rehabilitation



Allgemeines

Als „Wearable Robots“ werden Roboter, die man am Körper trägt, bezeichnet – beispielsweise aktive Exoskelette und Orthesen oder robotische Arm- wie Beinprothesen. Sie müssen sich stark auf den Menschen einstellen und sollen ihn möglichst situationsgerecht und nach jeweiligen Vorlieben unterstützen – um Bewegung überhaupt erst zu ermöglichen oder um Bewegungen oder Körperhaltungen zu entlasten. Idealerweise sollte eine Unterstützung nach dem Modus „so viel wie nötig, so wenig wie möglich“ erfolgen („assist-as-needed“). Den benötigten Unterstützungsgrad erkennt das Robotersystem dabei selbst. Zudem sollte es in der Lage sein zu lernen, wie viel Unterstützung entsprechend den Restkräften einer Person in einer bestimmten Situation angemessen ist. So kann mithilfe einer entsprechend gestalteten Prothese die Autonomie beeinträchtigter Menschen gestärkt werden.

Status quo

Aktuell können Exoskelette per Interface (z. B. Eingabe über Smartwatch oder Kontrolleinheit) angewiesen werden, bestimmte Bewegungen wie „gradeaus laufen“ oder „Treppen steigen“ zu unterstützen. Sie können auch im Sinne eines „assist-as-needed“ den menschlichen Körper nur so weit unterstützen, wie es die aktuelle Kraft des Menschen in der Situation erfordert. Den individuell benötigten Unterstützungsgrad geben Therapeutinnen und Therapeuten oder die Nutzenden selbst vor.

Im Überblick

Branche: Medizintechnik

Aufgabe: Unterstützung des menschlichen Körpers nach Bedarf („assist-as-needed“)

Methode: Klassifikation, Regression, (Deep) Reinforcement Learning, Active Learning, evolutionäre Verfahren und weitere

In der Anwendung wird also mit menschlichen Vorgaben und Regeln gearbeitet. Es gibt auch Ansätze, Gelerntes durch Interaktion anzupassen. So werden zum Beispiel für die Steuerung robotischer Prothesen Modelle zur Mustererkennung aus Biosignalen erlernt, um die Bewegungsintention der Person zu erkennen und zu interpretieren. Per App können die Nutzenden die Steuerung nachträglich noch verfeinern und so für ihre Bedürfnisse optimieren. Solche Lösungen sind bereits nach geltendem Recht im Produkt integriert.

Zukunftsperspektiven mit KI

Forschende nutzen maschinelles Lernen, um aus der Restaktivität der Muskulatur abzuleiten, wie stark eine Patientin bzw. ein Patient unterstützt werden muss. Die so erstellten KI-Modelle können auch in der Anwendung nachtrainiert werden. Für Wearable Robots gibt es in der Forschung bereits erste lernfähige Systeme dieser Art: In Zukunft können diese während des Einsatzes durch Feedbackschleifen selbst erkennen, ob sie nachtrainiert werden müssen. Somit brauchen Nutzende dies nicht selbst zu initiieren. Das System könnte sich eigenständig anpassen und so eine individuellere Unterstützung ermöglichen. Dabei könnte es auch durch Feedback der Nutzenden kontextspezifisch lernen, welche Art und Stärke der Unterstützung vom Menschen in welcher Situation als angenehm empfunden wird, ohne dass die Person dies explizit vorgeben muss. Hierzu wird erforscht, welche Art von Feedback sinnvoll für das maschinelle Lernen genutzt werden kann (bis hin zur Gehirnaktivität). Weiterhin könnten Exoskelette künftig lernen, zwischen intendierter und pathologisch-bedingter (z. B. durch Spastik, Rigor oder Tremor) Muskelaktivierung zu unterscheiden und den Unterstützungsgrad (etwa Bewegungsstärke und -geschwindigkeit) oder die Art der Therapieübung entsprechend automatisch anzupassen.

Quellen des Lernens

Wearable Robots lernen mit verschiedenen Methoden aus:

- Biosignalen des Menschen (z. B. Muskel- und Gehirnaktivität, Eye-Tracking- oder Bewegungsdaten)
- Explizitem menschlichem Feedback (z. B. Sprache, händische Manipulation)
- Informationen bzw. Daten aus der Umgebung (z. B. Ort, Objekte, Interaktionsmöglichkeiten)

Das Exoskelett oder die robotische Prothese wertet während der Interaktion mit dem Menschen solche Biosignale und Daten aus. Je nach Situation und Kontext können verschiedene KI-Modelle erlernt oder genutzt werden.

Benötigte Daten

Die Daten werden über verschiedene Sensoren erfasst und können so aus unterschiedlichen Quellen gesammelt werden: beispielsweise die sensorische Erfassung...

- der Umgebung hinsichtlich beobachtbarer Daten
- des menschlichen Körpers wie etwa Biosignale, die nur mit speziellen Verfahren und Geräten erhoben werden können (z. B. Aufmerksamkeitsfoki der Nutzenden)
- von Daten aus der Interaktion mit den Nutzenden, z. B. Interaktionskräfte
- von Daten des Exoskeletts über seinen eigenen Zustand

Methoden des Lernens

Mittels Klassifikation oder Regression können Biosignale beispielsweise hinsichtlich der Stärke der muskulären Restaktivität interpretiert werden. Komplexere KI-Modelle wie tiefe neuronale Netze eignen sich, um zu unterscheiden, welche Bewegungen wann und wie am besten unterstützt werden. Um die Daten für eine Anpassung zu nutzen, sind Methoden wie Klassifikation, Regression, (Deep) Reinforcement Learning oder auch Active Learning bis hin zu evolutionären Verfahren nötig. Mit solchen Methoden lernt das Robotersystem, wie es sich je nach Restaktivität bestimmter Muskelgruppen, Bewegungsart oder auch Situation verhalten muss. Wegen der benötigten großen Datenmengen und des zeitintensiven Trainings werden Deep-Learning-Verfahren wie Deep Reinforcement Learning nur selten (wenn überhaupt) eingesetzt. Neuere Ansätze prüfen, ob sich generische große KI-Modelle trainieren lassen, die zwar nicht mehr personenspezifisch trainiert werden, aber mit entsprechenden individuellen Daten an Personen anpassbar sind.

Qualitätssicherung

Die Qualitätssicherung ist vom menschlichen Feedback abhängig. Wie dieses systematisch und automatisch bewertet und genutzt werden kann, ist derzeit eine wichtige Forschungsfrage. Das Feedback kann dabei von Laien (Tragende, Patientinnen und Patienten) oder von Fachleuten (Medizin, Orthopädie, Biomechanik) gegeben werden. Es unterscheidet sich mitunter stark in Qualität und Subjektivität. Am einfachsten ist es, sich auf explizites Feedback zur Bewertung zu verlassen. Der Ursprung eines potenziellen Fehlers oder Qualitätsmangels lässt sich daraus allerdings nur schwer ableiten. Über implizites Feedback kann man Hinweise zeitgenauer erhalten. Zudem ist es wichtig, die Qualität der Lerndaten für das Robotersystem einzuschätzen: Schlechte Lerndaten sollten nicht für die Anpassung von KI-Modellen genutzt werden. Um Fehler zu erkennen und zu vermeiden, sollten ein „doppeltes Netz“ eingezogen und Systeme (Roboter(regelung) plus Lernmethode etc.) so aufgesetzt werden, dass sie insgesamt keine Gefahr für die sie Tragenden darstellen können.

Systemvoraussetzungen

- Daten von Nutzenden müssen datenschutzkonform verwendet werden können.
- Die Lernfähigkeit liegt optimalerweise im System selbst (vgl. Edge AI).
- Nutzen Wearable Robots generische KI-Modelle, ist die Individualität der Nutzenden stets zu berücksichtigen.
- Systeme müssen verstärkt Daten über den Menschen und die Umgebung auswerten und daraus lernen können.
- Sicherheitskonzepte sind hinsichtlich (selbst-)lernender Systeme zu überprüfen, anzupassen oder auch neu zu entwickeln.

Weitere Voraussetzungen

- Menschen sollten sich auf das interaktive Lernen einlassen (können).
- Sicherheitsmechanismen müssen etabliert und von Expertinnen und Experten genauso wie von Nutzenden als ausreichend anerkannt sein.
- Therapeutinnen und Therapeuten, Ärztinnen und Ärzte sowie Pflegende sollten die Abläufe verstehen.
- Bei allen Involvierten sollte eine gewisse digitale Kompetenz vorhanden sein oder entsprechend aufgebaut werden (z. B. bei älteren Personen).

Realisierung und mögliche Hürden

Technisch ist es möglich, lernfähige Wearable Robots bereits heute einzusetzen.

Hürden bzw. Unsicherheiten bestehen bei der Zulassung, im Hinblick auf die Zertifizierung, den rechtlichen Rahmen (z. B. AI Act, MDR – Medical device regulation, DSGVO – Datenschutzgrundverordnung) sowie auf die Vergütungspraxis:

- KI-Komponenten von Wearable Robots können durch die Integration in regelungstechnisch gesetzte Beschränkungen sicher gestaltet werden. Gelernte Modelle sind zwar zertifizierbar; es fehlt jedoch ein offizielles Vorgehen zur Zertifizierung selbständig weiterlerner Systeme.
- Bezüglich des AI Acts bestehen Unsicherheiten in der Anwendung der Risikoklassen: Sind lernfähige Wearable Robots per se der Hochrisikoklasse zuzuordnen? Hierbei ist das robotische Gesamtsystem zu betrachten (inklusive regelbasierter Absicherung der KI) und nicht einzelne Lernmethoden bzw. Algorithmen.
- Unsicherheit in der Vergütung während des Einsatzes in der Rehabilitation hemmen den Transfer. Nach geltenden Vorgaben ist die Vergütung zwar theoretisch möglich, tatsächlich bestehen aber hohe Hürden. Die Anschaffungskosten sind hoch, aber Nutzen und Ersparnisse wiegen diese rein ökonomisch gesehen auf.

(Einschätzung | Stand 06/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Prof. Dr. Elsa Kirchner (Universität Duisburg-Essen, DFKI).

Weiterführende Informationen zu Wearable-Robots-Projekten:

- **Recupera REHA Exoskelett:** Robotergestützte Rehabilitation mit Hilfe eines mobilen Ganzkörper-Exoskeletts.
- **MRock:** Assist-as-needed: Wie viel Unterstützung PatientInnen benötigen, wird aus der Interaktion mit dem System auf Basis von EMG-Daten gelernt, und was sie subjektiv angenehm finden auf Basis von EEG-Daten.
- **Expect:** Ableitung menschlicher Intentionen für Kollaboration, insbesondere aus EEG-Daten (aber auch multimodal).
- **NoGravEx:** Entwicklung eines Lernansatzes, um probandenspezifisch das Armgewicht zu kompensieren und so ein Gefühl von Mikrogravitation zu vermitteln.
- **Q-Rock:** Roboter lernen, korrektes Verhalten aus Feedback während der Interaktion aus EEG-Daten auszuführen bzw. Fehlverhalten zu vermeiden.
- **NOE-EMY:** Lernfähige Fußorthese erkennt Bewegungsabsicht mittels Multielektroden-systemen am Oberschenkel.
- **RoSylerNT:** Interaktive, mittels biomechanischer Modelle adaptive robotische Trainingssysteme für körperliche und kognitive Stimulation.
- **PhysioMio:** Adaptives Soft-Exoskelett zur Unterstützung von Physiotherapie nach einem Schlaganfall.



USE CASE

LERNEN DURCH INTERAKTION

Pflegeunterstützende Robotik: Individuelle Betreuung und Assistenz



Allgemeines

Robotik kann in der Pflege vielfältig eingesetzt werden (siehe [Szenario KI zur Unterstützung in der Pflege](#)). Entsprechend breit ist das Forschungsfeld. Es umfasst sowohl Robotersysteme, die eher menschenferne Tätigkeiten übernehmen (z. B. Wäsche transportieren), als auch Systeme, die nahe bzw. direkt am Menschen eingesetzt werden (z. B. Getränke anbieten), oder sogenannte Social Bots, die dazu dienen, Pflegebedürftigen Gesellschaft zu leisten und/oder soziale Kontakte zu pflegen. Im Folgenden liegt der Fokus auf dem Bereich der pflegeunterstützenden Robotik, also Roboter, die Pflegekräfte entlasten, sodass diese sich stärker auf ihre Kerntätigkeiten und die Interaktion mit den Pflegebedürftigen konzentrieren können. So können Roboter beispielsweise in Zukunft dabei helfen, Pflegebedürftigen, die oft zu wenig trinken, Getränke zu holen und zu reichen, Wasserflaschen zu öffnen oder ggf. beim Trinken zu unterstützen. Die Integration von Robotik in die Pflege lässt daher eine hohe Akzeptanz erwarten. Denn in der Pflege besteht Konsens darüber, dass menschliche Zuwendung durch Roboter nicht ersetzt, erschwert oder gefährdet werden darf ([Deutscher Ethikrat 2020, S. 7](#)).

Im Überblick

Branche: Pflege

Aufgabe: Entlastung von Pflegekräften, um sie in Kerntätigkeiten und Interaktion mit Pflegebedürftigen zu stärken

Methode: Lernen durch Vormachen (Learning from Demonstration), bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning) und weitere

Status quo

Es gibt bereits Robotersysteme für das Holen und Bringen von Objekten, die sich jedoch noch im Pilotstatus befinden. Diese Systeme basieren auf vordefinierten und vorprogrammierten Aufgaben, die der Roboter ausführt. So kann der Roboter beispielsweise Medikamente auf einem programmierten Weg von Punkt A nach Punkt B transportieren und ist durch Navigationsalgorithmen in der Lage, Hindernissen auf seinem Weg auszuweichen. Die einzige Interaktion besteht häufig darin, den Roboter zum Punkt A zurückzuschicken. Die Steuerung des Systems erfolgt zum Beispiel über Tablets. Die Manipulationsfähigkeit (z. B. Greifen) ist durch die Hardware begrenzt und aus Sicherheitsgründen auch in der Praxis eingeschränkt. Serienmäßig werden echte lernfähige Robotersysteme in der Pflegeassistenz noch nicht eingesetzt. Denn die Anforderungen an die Interaktion mit Pflegebedürftigen sind äußerst hoch.

Zukunftsperspektiven

Mittelfristig wird es möglich sein, vordefinierte Fertigkeiten (Tätigkeiten, Wahrnehmung etc.) vor Ort durch Interaktion zu individualisieren: beispielsweise bei der Verfeinerung parametrisierbarer Fertigkeiten, wenn das Gewicht einer Wasserflasche durch die Interaktion mit der Flasche gelernt wird. Ein weiteres Beispiel wäre die Anpassung vortrainierter Modelle zur Erkennung von Objekten, Handlungen und implizitem Feedback (z. B. Gestik, Mimik) an pflegespezifische Kontexte (z. B. Unterscheidung von Pflegenden und Pflegebedürftigen, Erkennen pflegetypischer Tätigkeiten).

Mittel- bis langfristig können Roboter auch durch Interaktion neue Aufgaben erlernen. Die Vision ist das freie Erlernen neuer Aufgaben, was für Forschung und Entwicklung eine Herausforderung darstellt: Denn dazu müssen sowohl bestimmte Verhaltensweisen bzw. Fähigkeiten als auch bestimmte Abläufe erlernt werden. Ein Set an hoch- und niedrigschwelligen Fähigkeiten kann dann neu angeordnet werden, um Aufgaben auszuführen. So könnte ein Roboter durch Interaktion mit Pflegenden Wege und Aufbewahrungsorte und mit Pflegebedürftigen individuelle Vorlieben (z. B. Trinkzeiten und -menge, Lieblingsgetränke, Komfortzonen) erlernen. Anschließend könnten entsprechende Handlungen ausgeführt werden, wie etwa das Holen und Reichen des Lieblingsgetränks zur richtigen Zeit im richtigen Abstand und/oder eine an Beeinträchtigungen angepasste Unterstützung beim Trinken.

Quellen des Lernens

- Entwickelnde in Offline-Phasen, etwa Lernen von Basisfähigkeiten bzw. -wissen in Simulationen und Ausstattung mit einem grundlegenden Vision System zur Objekterkennung bzw. vortrainierten (multimodalen) allgemeinen Modellen (Basismodellen)
- Interaktion mit Pflegekräften (z. B. Wege, Tätigkeiten, Orte, an denen sich Gegenstände befinden)
- Interaktion mit Pflegebedürftigen (z. B. individuelle Präferenzen)
- Selbstbeobachtung des Robotiksystems (z. B. Umgang mit Objekten durch Interaktion mit diesem)

Benötigte Daten

Erfassung von Umgebungsdaten mit multimodaler Sensorik

- LiDAR für optische Abstands- und Geschwindigkeitsmessung (z. B. als Grundlage für die Pfadplanung)
- Allgemein: Daten aus explizitem oder implizitem und bewusstem oder unbewusstem menschlichen Feedback
- Kameradaten (z. B. von Gesichtern und Mimik, um Trinkvorrichtungen zu platzieren)
- Audiodaten (z. B. linguistische und paralinguistische Informationen wie sprachliche Äußerungen und Sprachintonation für Anweisungen)
- Interaktionsdaten (z. B. Wasserflasche ist umgefallen oder wurde erfolgreich übergeben, Vormachen einer Handlung, Zeigen eines Weges)

Methoden des Lernens

- Aktives Lernen durch menschliche Demonstrationen und durch Imitation des Menschen (z. B. Mensch führt ein Getränk auf eine bestimmte Weise an den Mund oder Teach-in, der Roboter wird geführt und wiederholt die Bewegung)
- Reinforcement Learning (z. B. Lernen individueller Präferenzen aus positivem und negativem Feedback)
- Few shot learning (z. B. via vortrainierten, allgemeinen Modellen zur Objekterkennung, die dann an pflegerelevante Objekte angepasst werden)
- Vortrainierte allgemeine Verhaltensmodelle

Qualitätssicherung

Beim Einsatz von Robotersystemen nah am Menschen ist die funktionale Sicherheit (Safety) entscheidend. Maschinelles Lernen sollte daher immer durch nicht-pflegebedürftige Personen überwacht werden (Human-in-the-Loop). Neu erlernte Fähigkeiten oder Aufgaben müssen durch diese Personen abgenommen und autorisiert werden. Gleichzeitig bedarf es einer regelungstechnischen (Mehrfach-) Absicherung des Systems (z. B. einfache komplette Abschaltung des Systems, mechanische Einschränkungen, Definieren von Korridoren der Anpassbarkeit bei parametrischen KI-Modellen) (siehe auch [KI-Kompakt: Hybride KI, S. 8](#)). Für Systeme, die nah an der Marktreife sind, sind Tests in realen Umgebungen der Versorgungspraxis wichtig.

Systemvoraussetzungen

Damit Roboter ihre Umgebung manipulieren können (z. B. ein Getränk greifen), ist eine entsprechende Hardwareausstattung erforderlich. Dies in Abhängigkeit, wo die Berechnungen für die Aktionen des Roboters, aber auch für das Training und die Inferenz der KI-Komponenten angesiedelt sind. Die Rechenressourcen für KI sind lokal im Robotersystem begrenzt (on the edge), was in einem zentralen Rechenzentrum (Cloud), das abgesichert sein muss, so nicht der Fall ist. Darüber hinaus benötigt der Roboter ausreichend Kraft, um die vorgesehenen Objekte halten und tragen zu können, sowie komplementäre und parallele Systeme bzw. multimodale Sensorik mit mehreren Redundanzebenen. Darüber hinaus muss die Wissensbasis des Robotersystems von Anfang an erweiterbar ausgelegt sein.

Weitere Voraussetzungen

- **Allgemein:** Wenn Robotiksysteme in der Pflege nicht einfach, sicher, schnell und finanzierbar sind, wird ihr Einsatz in der Praxis unwahrscheinlich. Hierzu muss auch klar sein, wie das Robotiksystem in den Versorgungsalltag integriert werden kann, was dabei zu beachten ist und welche Bedarfe vor Ort tatsächlich bestehen. Besonderheiten möglicher Interaktionspartner in der Pflege sollten dabei berücksichtigt werden (z. B. Demenz, Pflegestufen). Zudem sollte der Einsatz sowohl für Pflegenden als auch für Pflegebedürftige akzeptabel und transparent sein. Für Pflegenden sollten weiterhin einschlägige Aus- und Weiterbildungen eingeplant werden.
- **Gesetzliche Regelungen:** Diese müssen eingehalten werden (z. B. KI-Verordnung, DSGVO – Datenschutzgrundverordnung). Die DSGVO muss beispielsweise bei audiovisueller Aufzeichnung und Präferenzprofilen von Personen berücksichtigt werden. Eine Umsetzung im Sinne von Edge AI könnte hier dem Datenschutz dienlich sein (vgl. Ecker, W., Houdeau, D. et al., 2024).
- **Empfehlungen des Deutschen Ethikrates:** Darüber hinaus sollten bei der Implementierung und Integration von Robotik in die Pflege die Empfehlungen des Deutschen Ethikrates (2020) berücksichtigt werden, wie unter anderem die Umsetzung ethischer Prinzipien von Beginn der Entwicklung an (ethics-by-design mit Werten wie Selbstbestimmung, Identität, Privatheit etc.) und die frühzeitige Einbeziehung von Pflegekräften und -bedürftigen in die Entwicklung (partizipatives Design).

Realisierung und mögliche Hürden

Grundsätzlich ist der Use Case in einem überschaubaren Zeitraum realisierbar, wenn er sich auf das Holen von Getränken beschränkt. Dabei geht es zunächst nur um einfache und parametrisierbare Aufgaben innerhalb spezifischer Rahmenbedingungen (wie Wege zu Gläsern und Flaschen, Bewegen und Öffnen von Flaschen etc.). Pflegeunterstützende Robotiksysteme, die in der Interaktion mit Pflegenden und Pflegebedürftigen lernen, werden aufgrund der oft höheren Variabilität der Szenarien und der Sensitivität gegenüber fehlerhaftem Lernen technisch eher erst in etwa zehn Jahren möglich sein. Eine technische Hürde ist der Mangel an Daten für das Modelltraining. Derzeit sind nicht ausreichend Verhaltens- und 3D-Daten aus verschiedenen Praxisanwendungen frei verfügbar, die z. B. verschiedene Demographien abdecken. Dies gilt insbesondere für die Pflege (z. B. Daten zu unterschiedlicher Pflegebedürftigkeit). Zudem fehlen pflegespezifische Aktionssets. Offene Fragen bestehen auch in Bezug auf die KI-Verordnung (z. B. hinsichtlich der Risikoklassifizierung) und die Zulassung (Von wem darf das System wie lernen? Nur von den Pflegenden oder nur von den Pflegebedürftigen? Soll es Unterschiede nach Pflegestufen geben?).

(Einschätzung | Stand 10/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus den Arbeitsgruppen „Lernfähige Robotiksysteme“, „Arbeit/Qualifikation Mensch-Maschine-Interaktion“ und „Gesundheit, Medizintechnik, Pflege“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Prof. Dr. Elsa Kirchner (Universität Duisburg-Essen, DFKI), Dr. Dorothea Koert (Technische Universität Darmstadt), Prof. Dr. Oskar von Stryk (Technische Universität Darmstadt), Prof. Dr. Elisabeth André (Universität Augsburg), Prof. Dr. Karin Wolf-Ostermann (Universität Bremen) und Martin Zimmermann (imsimity gmbh).

Weitere Informationen zu Projekten im Bereich Robotik in der Pflege

- [Community Innovative Pflege \(CIP\)](#)
- Förderprojekte des Bundesministeriums für Bildung und Forschung (BMBF):
 - [Robotische Systeme für die Pflege \(RoboPflege\)](#)
 - [Autonome Roboter für Assistenzfunktionen: Interaktive Grundfertigkeiten](#)
- [Roboterassistent GARMI](#)
- [Projekt JuBot: Jung bleiben mit Robotern](#)
- [KoBo34: Intuitive Interaktion mit kooperativen Assistenzrobotern für das 3. und 4. Lebensalter](#)
- [Initiative TCALL: Transfercluster akademischer Lehrpflegeeinrichtungen in der Langzeitpflege](#)

Quellen

Deutscher Ethikrat (2022): Robotik für gute Pflege. Stellungnahme. 2020.

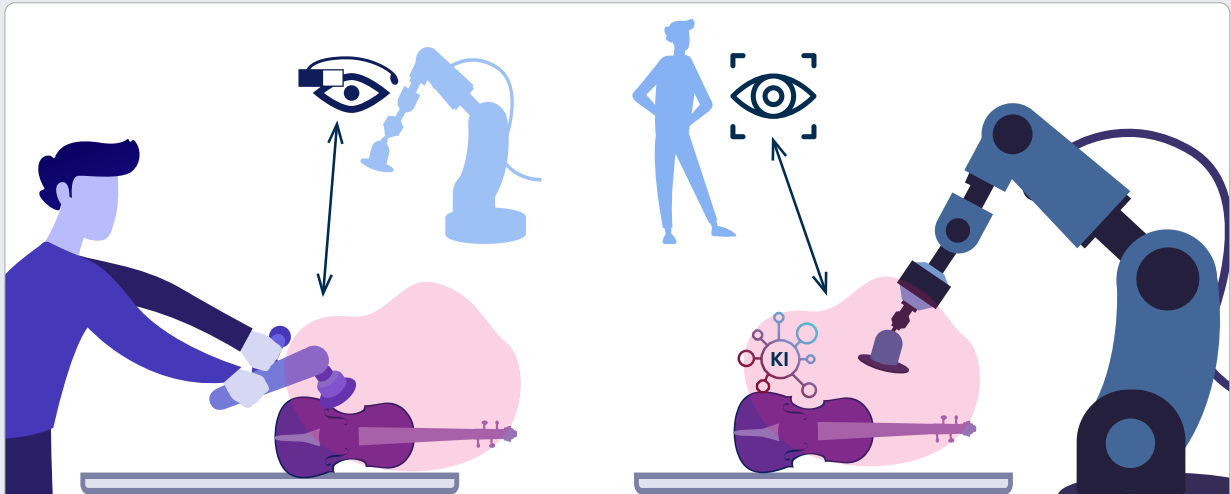
Ecker, W., Houdeau, D. et al. (2024): Edge AI: KI nahe am Endgerät. Technologie für mehr Datenschutz, Energieeffizienz und Anwendungen in Echtzeit. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. https://doi.org/10.48669/pls_2024-4

Plattform Lernende Systeme (2023): KI Kompakt: Hybride KI: Wissen und Daten kombiniert nutzen (Publikationsreihe).



LERNEN DURCH INTERAKTION

Schleifen, polieren, lackieren: Persönliche Roboter für Handwerkerinnen und Handwerker



Im Überblick

Branche: Handwerk

Aufgabe: (Teil-)automatisierte Schleifarbeiten in der Einzel- und Kleinserienfertigung, um gesundheitliche Belastung zu minimieren, die Effizienz der Fertigungsprozesse sowie die Attraktivität des Handwerks zu steigern

Methode: Lernen durch Vormachen (Learning from Demonstration), bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning) u. a.

Allgemeines

Die (teil-)automatisierte Oberflächenbearbeitung für die Einzel- und Kleinserienfertigung mit Robotern ist ein Bereich, der die gesundheitliche Belastung der Handwerkerinnen und Handwerker reduzieren und die Effizienz der Fertigungsprozesse sowie die Attraktivität des Handwerks steigern kann. Grundsätzlich kann die Bearbeitung von Oberflächen sowohl abtragende (Schleifen) als auch auftragende Aufgaben (Lackieren) umfassen. Der Use Case konzentriert sich auf Schleifarbeiten, wie sie beispielsweise bei der Herstellung von Cellokörpern oder im Modellbau anfallen.

Ausgangssituation

Im Gegensatz zum Einsatz von Robotern in der Serienfertigung (z. B. Pick and Place) wird der Oberflächenbearbeitung in der Einzel- und Kleinserienfertigung wenig Aufmerksamkeit geschenkt. Es existieren jedoch bereits einfache Lösungen zur geometriebasierten Bahnplanung und Steuerung mittels kraftsensitiver Endeffektoren (z. B. Gerät am Ende eines Roboterarms zum Schleifen oder Greifen). Für die automatisierte Offline-Bahnplanung werden teilweise bereits standardmäßig 3D-Scan- oder optische Systeme eingesetzt. Darüber hinaus gibt es erste Lösungen für die Mensch-Roboter-Interaktion (MRI) bei Industrierobotern oder Cobots: Roboterbewegungen können so durch manuelle Führung des Armes eins zu eins und Bewegung für Bewegung programmiert (Kinesthetic Teaching) oder über infra-

rot-technisch lokalisierbare Positioniergeräte realisiert werden. Trotz dieser niederschweligen Verfahren wird das Potenzial des maschinellen Lernens hier nicht ausgeschöpft. So basiert das Teach-in auf Regelungstechnik. In der anwendungsnahen Forschung werden jedoch bereits Systeme entwickelt, die maschinelles Lernen für das Antrainieren von Schleiffähigkeiten nutzen.

Zukunftsperspektiven mit KI

Durch das Lernen durch Interaktion können Roboterfähigkeiten für die Oberflächenbearbeitung entwickelt, vermittelt und verbessert werden. Die Robotersysteme können vom handwerklichen Fachpersonal selbst mit entsprechender Software für geeignete Aufgaben spezialisiert und optimiert werden, ohne dass spezielle Programmierkenntnisse oder KI-Wissen erforderlich sind. Gerade im Handwerk sind die Kosten für die Roboterprogrammierung oft nicht realisierbar. No-Code-Lösungen sind daher notwendig, um die Produktivität zu steigern. Die Vision: ein Perspektivenwechsel von der Expertentechnologie hin zum Anwendenden, ähnlich dem Wechsel vom Großrechner zum Personal Computer (PC). Ziel ist der „persönliche Roboter“ für die Handwerker: Eine Handwerkerin oder ein Handwerker soll den Roboter wie einen Meisterschüler in handwerklichen Tätigkeiten ausbilden können. Im Sinne einer variablen Autonomie könnten Roboter zukünftig in der Interaktion mit dem Menschen immer mehr Fähigkeiten und damit höhere Autonomiegrade erreichen, sodass der Roboter bereits am Objekt erkennt, welche Aufgaben zu erledigen sind, und sich zur Freigabe oder bei Unsicherheiten an die Anwendenden wendet. Dabei steht jedoch nicht die (Teil-)Automatisierung im Vordergrund, sondern vor allem die Bereitstellung von Roboterwerkzeugen, die durch ihre Flexibilität und niedrige Einstiegshürde Raum für Kreativität lassen. So soll eine produktivere Einzel- und Kleinserienfertigung realisiert werden, die in der Lage ist, eine Vielzahl unterschiedlicher, zum Teil einzigartiger und komplexer Produkte herzustellen (high mix, low volume). Damit wird die Spezialisierung auf heutzutage als unrentabel geltende Tätigkeitsfelder attraktiv. Neue Geschäftsmodelle werden möglich.

Quellen des Lernens

- Erfahrungswissen und Feedback der Anwendenden/ExpertInnen
- Mensch-Roboter-Interaktion (MRI)
- Beobachtung der Umgebung und Selbstbeobachtung bei der Oberflächenbearbeitung
- Lernen von Fähigkeiten, die andere Roboter bereits erlernt haben (siehe Methoden des Lernens: Transfer Learning)

Benötigte Daten

Erforderlich ist eine multisensorische Wahrnehmung der Umgebung mit und ohne Bauteilkontakt sowie das Erkennen von Bearbeitungsklassen, z. B. Bewegungsabläufe für bestimmte Arbeitsschritte.

Dabei sind folgende Daten von Bedeutung:

- Erfassung von Position und Kraft, Akustik, Beschleunigung, Geschwindigkeit etc. durch Sensoren und Zusammenführung solcher Daten (Data Fusion)
- Erfassung von Prozess- und Interaktionsdaten (Daten, die während der Ausführung der Aufgabe oder durch Teach-in erfasst werden)
- Visuelle Wahrnehmung, z. B. der Beschaffenheit des zu bearbeitenden Objekts (wie Kantenerkennung) über ein Vision-System
- Sprachdaten, manuelle Korrekturen oder anderes menschliches Feedback

Methoden des Lernens

- Lernen durch Vormachen (Learning from Demonstration, LfD), überwachtes Lernen (Supervised Learning, SL), bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning, RL) oder auch interaktives Lernen durch Nachahmung (Interactive Imitation Learning, IIL)
- Aktives Anlernen von Basisfähigkeiten und Bearbeitungsstrategien (allgemein und später aufgabenspezifisch) sowie Optimierung in der Anwendung durch zusätzliche 1:1-Demonstration oder RL-Strategien
- Transferlernen (Transfer Learning) zur Übertragung von Fähigkeiten in andere Kontexte bzw. Anpassung für andere Aufgaben

Qualitätssicherung

- Ausschluss von möglicherweise fehlerbehafteten Datenquellen oder Lernergebnissen
- Validierung von Lernergebnissen durch menschliches Feedback
- Abgleich mit vordefinierten Qualitätsmaßstäben

Systemvoraussetzungen

Teilweise mobile bzw. adaptive Arbeitsräume sind erforderlich, um diese beispielsweise an die physischen Einschränkungen des Roboters anzupassen. Entscheidend für die Lernfähigkeit ist eine multi-sensorische Online-Auswertung von Umgebungs- und Prozessdaten (Learning on Device). Um einfache bis komplexe erlernte Fähigkeiten (z. B. Anhalten an einer Kante) später wieder abrufen und kombinieren zu können, müssen diese in Fähigkeitsbibliotheken gesammelt und gespeichert werden. Für den Abruf solcher Fähigkeiten bzw. Bearbeitungsklassen oder Trainingsmodi (vgl. LfD, IIL etc.) benötigen die Anwendenden eine leistungsfähige und dennoch einfache Benutzerschnittstelle für die MRI, wofür Sicherheitskonzepte eine entscheidende Voraussetzung sind (z. B. Echtzeit-Reaktivität und permanente Kollisionskontrolle, regelungstechnische Absicherung des Systems).

Weitere Voraussetzungen

Der Mensch braucht eine generelle Bereitschaft zur Interaktion mit Robotern. Die Anwendenden müssen in der Lage sein, die Robotersysteme zu trainieren. Aus Gründen der Effizienz sollte das Aufgabenspektrum der Roboter niedrigkomplex sein.

Realisierung und mögliche Hürden

In einigen Fällen ist noch Grundlagenforschung erforderlich, der größte Aufwand liegt jedoch in der Systementwicklung. Zum einen sind diese Systeme für die Anwendenden noch zu komplex, zum anderen stellt die Integration der verschiedenen Systemkomponenten (Roboter, Werkzeuge, Steuerung, Aktorik, Sensorik etc.) eine Herausforderung dar. Während die Grundlagen für ein Robotersystem, das prinzipiell von Anwendenden trainiert werden kann, in circa zwei Jahren weitgehend geklärt sein dürfen, werden Anwendende diese Technologie aufgrund der notwendigen Reduktion der Systemkomplexität eher erst in etwa fünf Jahren in der Praxis nutzen können.

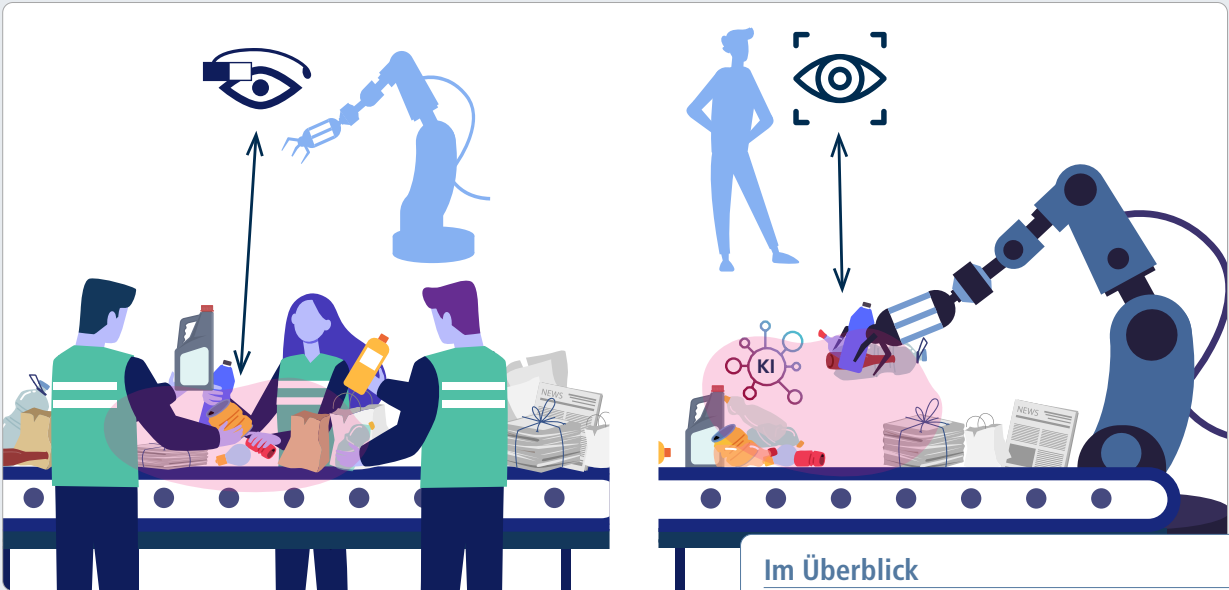
(Einschätzung | Stand 05/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotersysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Gunnar Bloss (werk5 GmbH).



LERNEN DURCH INTERAKTION

Effektive Kreislaufwirtschaft: Roboter für eine bessere Trennung von Wertstoffen



Allgemeines

Eine effiziente Kreislaufwirtschaft ist ausschlaggebend, um die EU-weiten Umwelt- und Klimaziele bzw. die Nachhaltigkeitsziele der Vereinten Nationen (Agenda 2030) zu erreichen (vgl. [Circular Economy Initiative Deutschland](#) 2020). Wichtig ist dabei auch eine stärkere Automatisierung beim Recycling, um sowohl Präzision wie auch Kosten- und Ressourceneffizienz zu erhöhen. Aber auch, um dem Fachkräftemangel zu begegnen und unangenehme oder gar gefährliche Tätigkeiten an Maschinen auszulagern. Lernfähige Robotik, insbesondere das Lernen aus der Mensch-Maschine- oder auch Roboter-Roboter-Interaktion kann dazu beitragen, diese Ziele zu erreichen. Klassische Pick-and-Place-Roboter kommen hierbei zum Einsatz, um an Förderbändern Wertstoffe präzise zu trennen und spezifische oder problematische Objekte auszusortieren wie beispielsweise Elektronik, Batterien oder Schadstoffe.

Status quo

Für die Mülltrennung existieren bereits gut funktionierende technische Lösungen. Menschen müssen dabei aber oft immer noch mithelfen, was meist zumindest belastend, manchmal auch gesundheitsschädlich oder gar gefährlich ist. Die Mülltrennung erreicht jedoch oft nicht die gewünschte Qualität und stößt dabei auch oft an Kapazitätsgrenzen, was die Qualität einer sauberen Mülltrennung zusätzlich

Im Überblick

Branche: Abfall-/Recyclingwirtschaft

Aufgabe: Einsatz von Pick-and-Place-Robotern, um Wertstoffe präzise zu trennen und spezifische oder problematische Objekte auszusortieren

Methode: verstärkendes Lernen, Ensemble Learning, Transfer Learning und weitere

senken kann. Pick-and-Place-Roboter werden heute schon breit eingesetzt und sind vergleichsweise günstig. Im Zusammenspiel mit geeigneter Sensorik könnten sie das manuelle Herausgreifen von Objekten in den Sortieranlagen automatisieren.

Zukunftsperspektiven

Lernen durch Interaktion kann dazu beitragen, dass über Zwischenschritte der Teilautomatisierung (Stichwort: variable Autonomie) höhere Autonomiegrade im Recycling erreicht werden und sukzessive mit jeder Interaktion auch die Robustheit der nötigen KI-Modelle gestärkt wird. Ein auf diese Weise verbessertes Recycling kann zu einem zentralen Bestandteil einer Kreislaufwirtschaft werden, insbesondere aufgrund multimodaler Sensorik wie beispielsweise der Detektion verborgener oder zu demontierender Objekte. Zudem stellt es eine Vorstufe zu weiteren Betriebsstationen dar, wie der Demontage, in der aussortierte Wertstoffe zerlegt und auch Rohstoffe wiedergewonnen werden. Innerhalb von bereits bestehenden Anlagen, in denen klassische Methoden der Müllsortierung angewandt werden, können lernfähige Robotersysteme komplementär eingesetzt werden (z. B. zur Qualitätssteigerung und -sicherung).

So werden in mehrfacher Hinsicht Potenziale frei:

- Freisetzung von Arbeitskraft für Aufgaben mit höherer Wertschöpfung durch Rationalisierung von unattraktiven, unangenehmen oder potenziell gefährlichen Arbeitsprozessen
- Erhöhte Sicherheit für Menschen vor Gefahrstoffen und gefährlichen Objekten
- Betriebswirtschaftliche Vorteile bei perspektivischer Vollautomatisierung: Günstigere Betriebsbedingungen sowie ggf. Wegfall von an Menschen angepassten (Sicherheits-) Bedingungen (Lüftung, Arbeitsraum, Unfallschutz etc.)

Quellen des Lernens

- Beobachten menschlicher Aktivitäten, z. B. Lernen durch Demonstration (Was greift der Mensch wie?)
- Hinweise des Menschen auf entferntere, zu sortierende Objekte, z. B. Zeigen mit einem Laserpointer oder auf übertragenen Kamerabildern des Förderbandes
- Kommentierung durch den Menschen in der Lernphase, z. B. Benennung von Objekten, Materialien.
- Menschliche (verbale) Kommentierung oder Instruktion, um Affordanzen (Objekt ist greifbar, anhebbar etc.) oder Greif-Fähigkeiten zu lernen
- Simultanes Lernen von allen menschlichen Instruktorinnen und Instruktor an mehreren Förderbändern; so kann jede Roboterinstanz von den gelernten Fähigkeiten anderer Instanzen profitieren, z. B. Erkennen eines Objekts oder Ausführen eines Griffs

Benötigte Daten

In realen Umgebungen können Daten von eingebauten Sensoren und beteiligten Robotern (z. B. Daten zu erlernten Bewegungen) gesammelt werden. Zudem liegen ggf. Daten aus (früheren) Recyclingarbeiten vor oder aus der Vorbereitung und Übung dafür. Die Sensorik wird auch für die Objekt- bzw. Materialbeobachtung eingesetzt. Diese geht weit über die menschliche Wahrnehmung hinaus und

stellt einen großen Vorteil beim Einsatz von Robotern dar, wie beispielsweise 3D-Kameras, Radar-, THz-, IR-Sensoren, Multi- und Hyperspektralkameras, magnetische Sensoren, Bar-Code und Matrix-Code-Leser zur Objektidentifikation oder zum Zeichenlesen. Die entsprechend erfassten Sensordaten werden systematisch gesammelt und verbunden (Data Fusion), um beispielsweise Objekte idealerweise auch bei Materialüberlagerungen akkurat erkennen zu können und wertvolle Lerndatensammlungen inklusive Metadaten zu erstellen. Eine vollständige Dokumentation wird auch zur Qualitätssicherung angelegt.

Methoden des Lernens

- Reinforcement Learning (bestärkendes Lernen)
- Ensemble Learning (gemeinsames Lernen, z. B. Boosting, förderiertes Lernen)
- Few-shot Learning (KI-Modelle entwickeln mit geringen Datenmengen)
- Lernen im Team (bei mehreren Robotern)
- Transfer Learning (verschiedene Domänen, z. B. zwischen örtlich getrennten Recyclinganlagen)
- Selbstlernen/Weiterlernen ab einer gewissen Ergebnisqualität des Robotereinsatzes

Qualitätssicherung

- (Statistische) Analyse durch qualifizierte Lehrkräfte, andere Teammitglieder und/oder externe technische Mittel (nachgelagerte Laboruntersuchungen): Vergleich von Ergebnissen der Roboteraktion(en) und Handlungsabläufe (insbesondere Interaktion) mit Zielen und Aufwänden, aber auch Verlusten
- Bestehende Technologien zur Qualitätskontrolle im Recycling
- Gelernte Handlungsabläufe könnten unter gleichen oder anderen (realen oder virtuellen) Bedingungen zur Qualitätsbeurteilung ausgeführt und bewertet werden
- Überprüfung von Sortierergebnissen in einer Lernphase, um Feedback (z. B. Falsch- oder Richtigklassifikation) für bestärkendes Lernen zu sammeln (chargenweise Eingabe von Feedback, in sogenannten Batches)
- Auswertung der Dokumentation der Datensammlung

Systemvoraussetzungen

- Es können handelsübliche schnelle Pick-and-Place-Roboter genutzt werden, wobei Sensoren und maschinelle Intelligenz von diesen abgesetzt und verteilt sein können.
- Die Roboter und Sensoren können über die Bandbewegung synchronisiert werden. Durch die Trennung können menschliche Instruktorinnen und Instruktoren von Robotern separat arbeiten, sodass die funktionale Sicherheit (Safety) gewährleistet ist.
- Die Roboter bzw. das Gesamtsystem müssen in der Lage sein, unterschiedliche Lernmethoden anzuwenden, um intelligent agieren zu können, sodass eine reibungslose Kommunikation wie Interaktion unter den Robotern und mit dem Menschen sowohl in realen als auch simulierten Umgebungen möglich ist.

- Das System muss über entsprechende Sensorik, Aktuatorik und KI-Modelle verfügen und (ähnlich wie der Mensch) fähig sein, aus nur wenigen Wiederholungen zielgerichtet zu lernen (vgl. Few-shot Learning). Dafür könnten virtuelle Umgebungen (inkl. benötigter Interfaces) notwendig werden, um interaktives Lernen umzusetzen.
- Gelernte Aktionen müssen in der nötigen Geschwindigkeit ausgeführt werden, wobei ausreichend akkurate Lokalisierung und Greifabschätzung gewährleistet werden müssen.
- Neben dem maschinellen Lernen werden auch andere KI-Methoden eingesetzt wie regelbasierte Systeme zur Absicherung der Robotiksysteme. KI-Modelle sollten zudem überwacht werden (Model Monitoring), um diese ggf. an Veränderungen der realen Umgebung anzupassen und so die Robustheit der KI-Modelle zu erhalten.
- Schließlich werden Auswertungsalgorithmen und -systeme benötigt sowie eine Wartungsinfrastruktur (z.B. Reparaturen und Reinigung von Robotern und Sensoren, Software-Updates).

Weitere Voraussetzungen

Um das gesellschaftliche Verständnis für die Chancen, Herausforderungen sowie Hintergründe der KI-unterstützten Müllsortierung zu fördern, sollten insbesondere die direkt beteiligten Personen bzw. deren Interessenvertretende sowie weitere Stakeholder (z.B. Abfallverwertungsunternehmen, Arbeitnehmervertretungen, Gewerkschaften, Berufsgenossenschaften) schon in der Entwicklungsphase eingebunden werden. InstruktorInnen bzw. InstruktorInnen benötigen zudem die entsprechenden Fähigkeiten, um Roboter anzulernen. Bei der Umsetzung muss der gesetzliche Rahmen, insbesondere die Datenschutzgrundverordnung (DSGVO), beachtet und eingehalten werden. Darüber hinaus werden Szenarien (z.B. Use Cases in konkreten Unternehmen) benötigt. Insgesamt muss der Umsetzungsaufwand vertretbar bleiben, damit der Transfer in die Praxis eine realistische Unternehmung darstellt.

Realisierung und mögliche Hürden

Demonstratoren mit einem Technologiereifegrad (TLR) 5 existieren bereits, beispielsweise für das Aussortieren von Batterien (siehe: Kompetenzzentrum [ROBDEKON](#)). Ein Systemprototyp mit TRL 6 oder TRL 7, und somit ein bereits funktionierendes System in der realen Einsatzumgebung, sollte aufgrund der verfügbaren Komponenten bei einem entsprechenden Entwicklungspilotprojekt in ein bis zwei Jahren technisch umsetzbar sein. Es bedarf der Demonstration der Machbarkeit des Use Cases sowie einer besseren Kommunikation über die Vorteile für die Beteiligten (Win-win-Situation). Zudem stellt die systematische, menschenzentrierte Integration (teil-)autonomer Robotiksysteme in die betriebliche Praxis eine Herausforderung dar (siehe [Whitepaper „Einführung von KI-Systemen in Unternehmen“](#), Plattform Lernende Systeme).

(Einschätzung | Stand 06/2024)

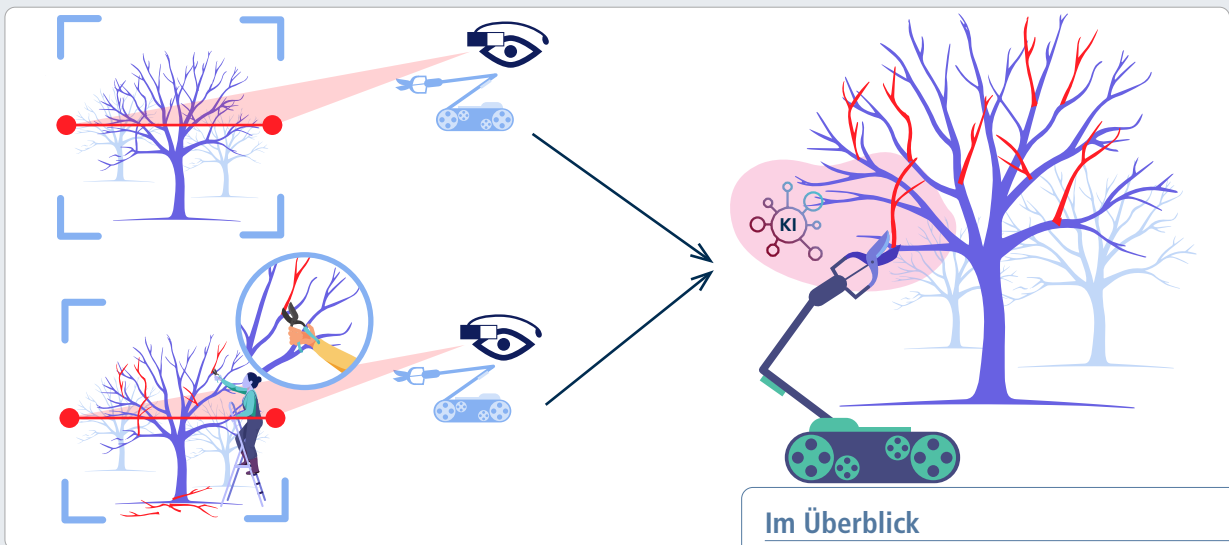
Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Prof. Dr. Jürgen Beyerer (KIT Karlsruhe, Fraunhofer IOSB)



USE CASE

LERNEN DURCH INTERAKTION

Streuobstwiesen pflegen und erhalten: Roboter für fachgerechten Obstbaumschnitt



Im Überblick

- Branche:** Landwirtschaft
- Aufgabe:** (Teil-)automatisierter Baumschnitt, um Streuobstwiesen als Kulturlandschaft zu erhalten und zu fördern
- Methode:** Neuronale Netzwerke, Entscheidungsbäume (Decision Trees), bestärkendes Lernen (Reinforcement Learning) und weitere

Allgemeines

Streuobstwiesen gehören zu den artenreichsten Biotopen und sind in vielen Regionen Deutschlands landschaftsprägend. Mit ihren großkronigen Hochstammobstbäumen bieten sie Lebensraum für zahlreiche Tier- und Pflanzenarten. Diese besondere Kulturlandschaft kann nur erhalten werden, wenn sie gepflegt und genutzt wird. Fast 80 Prozent der Streuobstbäume werden jedoch nicht oder nur unregelmäßig geschnitten. Fachgerechte Pflege und sachgemäßer Schnitt sind aber die Voraussetzung für langlebige, gesunde und ertragreiche Obstbäume (MLR, 2015; Reiser et al., 2021; Straub et al., 2022). Die Anzahl der Fachleute, die über das notwendige Wissen für die Pflege und nachhaltige Nutzung von Streuobstbäumen verfügen, ist jedoch rückläufig. Zum Erhalt der Kulturlandschaft „Streuobstwiese“ sollen daher zukünftig vom Menschen angeleitete, autonome Roboter den Baumschnitt unterstützen, um Bestand und Ertrag zu erhalten.

Status quo

Das KI-System für den Roboter kann mithilfe neuronaler Netze lernen, welche Äste geschnitten werden müssen und wo genau der Schnitt erfolgen soll. Das Lernen erfolgt durch den Input von Expertinnen und Experten, die sich mit Baumschnitt auskennen. Hierzu werden Schnittinformationen in ein bestehendes 3D-Modell integriert, in dem durch mathematische Merkmale (z. B. 3D-Voronoi-Berechnungen) gelernt wird, welche Äste an welcher Stelle des Modells geschnitten werden müssen.

In der angewandten Forschung wurde bereits ein solches KI-System in mehreren Schritten aufgebaut:

1. Das System macht Aufnahmen des Baumes aus verschiedenen Perspektiven und erstellt eine photogrammetrische 3D-Punktwolke.
2. Die Punktwolke wird unter Verwendung von maschinellem Lernen segmentiert und in ein 3D-Modell überführt (vgl. Reiser et al., 2021; Straub et al., 2022).
3. Eine fachkundige Person schneidet den Baum und eine Aufnahme wird davon gemacht. Das System lernt durch Berechnungen der Unterschiede semantischer Merkmale zwischen den Zuständen vor und nach dem Baumschnitt und kann eigenständig Vorschläge zu Schnittpunkten machen. Dies kann als Entscheidungshilfe für einen unerfahrenen Menschen genutzt werden.

Zukunftsperspektiven mit KI

In Zukunft könnte ein solches KI-System in einen Roboter integriert werden und somit selbstständig entscheiden, welche Äste wo geschnitten werden können, und den Schnitt mit entsprechender Aktuatorik autonom ausführen. Da die Umgebungen jedoch sehr komplex und dynamisch sind, ist eine variable Autonomie sinnvoll, um mittel- bis langfristig höhere Autonomiegrade zu erreichen (vgl. [Beyerer et al., 2021](#)). Umsetzbar wäre dies mithilfe von teleoperativ durchgeführten Baumschnitten, von Fehlerkorrekturen bei der Identifikation möglicher Schnittstellen oder durch die Freigabe von Schnittoptionen seitens Fachkundiger. Bei zu großer Unsicherheit wäre das System sogar selbst in der Lage, eine Freigabe durch jene anzufordern.

Weiterhin könnte das Schneiden von Bäumen auch in virtuellen Räumen trainiert und so Wissen weitergegeben werden – an einen Menschen wie an das KI-System:

1. Der Mensch könnte diese Fähigkeiten, das fachgerechte Schneiden, in virtuellen Räumen erlernen (virtuelles Baumschneiden).
2. Die in virtuellen Umgebungen gesammelten Daten könnten wiederum als Trainingsdaten für Robotersysteme dienen.

Quellen des Lernens

- Lernen durch Beobachtung der menschlichen Arbeitsergebnisse beim Baumschnitt
- Lernen durch menschliches Feedback (z. B. Entscheidungen oder Korrekturen), sei es manuell vor Ort oder durch Teleoperation bzw. in variabler Autonomie
- Daten aus den Handlungen von Menschen in virtuellen Umgebungen (Simulation)
- Benötigte Daten
- Empirisch real (Sensordaten, z. B. RGB-Kameras, LiDAR)
- Empirisch virtuell (Interaktion in virtueller Umgebung)
- (Interaktions-)Daten, die durch Teleoperation oder im Zuge variabler Autonomie entstehen

Methoden des Lernens

- Decision Trees (Random Forest)
- Neuronale Netzwerke
- Reinforcement Learning

Qualitätssicherung

- Feedback im Rahmen variabler Autonomie (z. B. Korrekturen)
- Visualisierung und Validierung der Lerndaten (Digital Twins) bzw. Expertenkontrolle
- Visualisierung der Messdaten bei komplexen Systemen sehr wichtig, um Fehler zu entdecken

Systemvoraussetzungen

Grundvoraussetzung für die Aktorik ist, dass die Sensorik in Echtzeit eingesetzt werden kann. Des Weiteren muss die Soft- und Hardware des Robotiksystems hinreichend gut integriert sein. Für die (Daten-)Kommunikation sowie das KI-Training und die KI-Inferenz sind eine IT- und Cloudumgebung mit entsprechender Rechenkapazität nötig. Schließlich hängt die Anwendung auch von adäquaten Kommunikationsnetzwerken auf dem Land für die (Daten-)Kommunikation (3G bis 5G) ab.

Weitere Voraussetzungen

- Bereitschaft des Menschen zur Interaktion
- Qualifikation der ExpertInnen (Kenntnisse in der Pflege von Hochstammobstbäumen)

Realisierung und mögliche Hürden

Das Softwaresystem zur Schnittpunktbestimmung ist bereits weit entwickelt und könnte aus technischer Sicht kurzfristig als Entscheidungshilfe für den Menschen bei der Baumpflege eingesetzt werden. Die Integration der Software in ein Robotersystem inklusive der notwendigen Aktorik für die Baumpflege sowie die Umsetzung der variablen Autonomie werden hingegen erst in einigen Jahren technisch umsetzbar sein. Größere Hürden stellen unter anderem die Umsetzung der Echtzeitsensorik sowie der Umgang mit der Heterogenität der Umgebung in Streuobstwiesen dar. Auch die Autonomie sowie die Teleoperation der Aktorikstellen sind herausfordernd, da die Objekte – Grasflächen, Kronenstruktur, Topografie, Flächengrößen, Baumalter etc. – extrem individuell sind und somit in ihrer räumlichen Erscheinung stark variieren.

(Einschätzung | Stand 09/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Prof. Dr. Hans W. Griepentrog (Universität Hohenheim).

Quellen

Jürgen Beyerer et al. (Hrsg.) (2021): Kompetent im Einsatz – Variable Autonomie Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München 2021.

Ministerium für Ländlichen Raum und Verbraucherschutz Baden-Württemberg (MLR) (2015):

Streuobstkonzeption Baden-Württemberg – Aktiv für Reichtum und Vielfalt unserer Streuobstlandschaften. Broschüre, 3. Auflage, Stuttgart.

Reiser, D., Straub, J., Griepentrog, H. W. (2021): Autonomer Baumschnitt in Streuobstwiesen. In Informations- und

Kommunikationstechnologien in kritischen Zeiten (pp. 265–270). Potsdam: GI, Bonn.

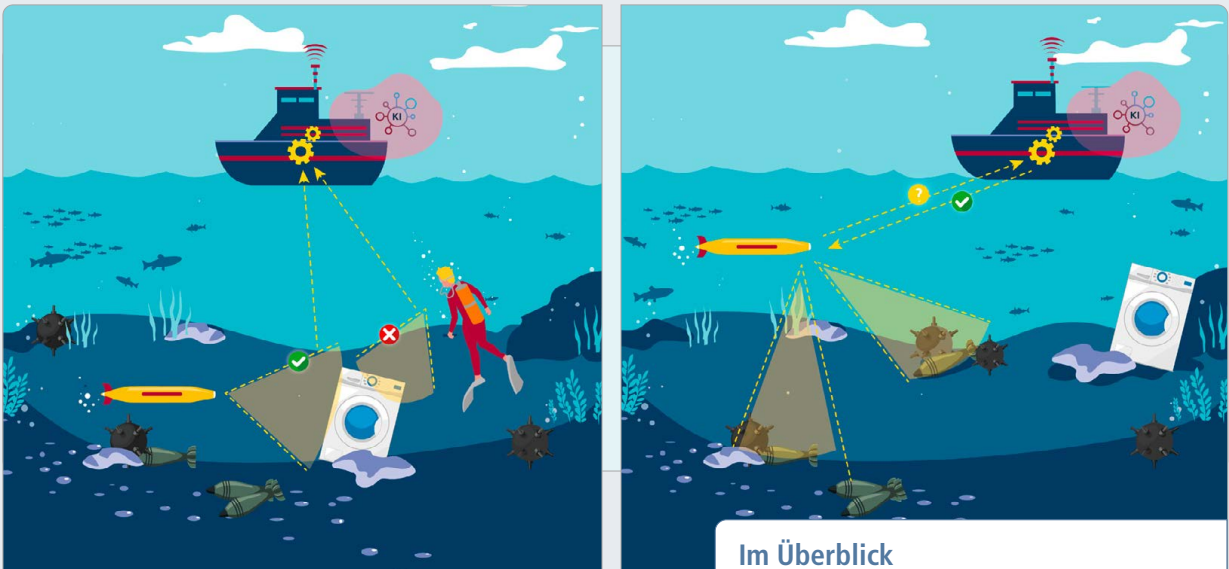
Straub, J., Reiser, D., Lüling, N., Stana, A., Griepentrog, H. W. (2022): Approach for graph-based individual branch modelling of meadow orchard trees with 3D point clouds. Precision Agriculture, 23, 1967–1982.



USE CASE

LERNEN DURCH INTERAKTION

Bergen von Altlasten: Roboter für maritime Einsätze



Im Überblick

Branche: Gewässerbewirtschaftung

Aufgabe: Bergen von (un-)bekannten Objekten in Gewässern

Methode: Deep-Learning-Methoden, Support Vector Machines, Unsupervised- oder Reinforcement-Learning-Methoden und weitere

Allgemeines

In deutschen Küstengewässern liegen etwa 1,6 Millionen Tonnen Kampfmittel aus den Weltkriegen. Auch nach über 80 Jahren sind die zum Teil toxischen Substanzen noch reaktiv. Dadurch sind zum einen starke Umweltschäden zu befürchten, die sich negativ auf Fischerei und Tourismus auswirken können. Zum anderen kann die Errichtung von Infrastrukturen, wie Häfen, Unterseekabel, Pipelines, Offshore(wind)anlagen etc., blockiert oder erschwert und der Seeverkehr gefährdet werden. Daher müssen diese Kampfmittel detektiert, klassifiziert sowie geborgen und geräumt werden. Aufgrund fehlender Informationen wie auch Ausrüstung und zu wenigen Tauchenden wird es ohne lernende und autonome Robotiksysteme kaum möglich sein, im gebotenen Zeitraum die Kampfmittel zu räumen (z. B. wegen der Korrosion von Minen etc.).

Status quo

Zur Detektion und Klassifizierung von Kampfmitteln werden derzeit bemannte und unbemannte Systeme eingesetzt. Teilweise werden die Messdaten bereits durch robotische Systeme wie nicht kabelgebundene UUV, unbemannte Unterwasserfahrzeuge (englisch: Unmanned Underwater Vehicles), aufgenommen. Je nach Planung der Messkampagne agieren derartige Systeme aufgrund der eingeschränkten Unterwasserkommunikation bereits hochautomatisiert, autonom – ohne Eingreifen eines menschlichen Operators. Die Schritte zum Auslesen der gesammelten Messdaten bis hin zur Klassifizierung werden jedoch weitgehend händisch von Kampfmittelfachleuten getätigt. Verdachtspunkte

müssen heute durch ROVs (Remote Operated Vehicles) oder durch Tauchende verifiziert werden. Die meisten Verdachtspunkte im heutigen Bergungsprozess sind jedoch Fehldetektionen: beispielsweise Müll, Autoreifen, Kühlschränke etc. Die anschließende Bergung und Entsorgung der Kampfmittel erfolgen bisher ausschließlich manuell.

Zukunftsperspektiven mit KI

Mit lernenden Robotiksystemen können Detektion, Klassifikation und Bergung effizienter und wirtschaftlicher gestaltet werden. Auch die Gefährdung des Menschen würde durch den Einsatz von lernfähigen UUV reduziert. Aufgaben wie die Verifikation von Funden sowie die Bergung von Altlasten könnten künftig von lernfähigen UUV übernommen werden. Die Daten aus den bisher manuellen Verifikationsmissionen können zur Verbesserung der Objekterkennung der UUV genutzt werden und Daten aus der Fernsteuerung können den Autonomiegrad der Missionen erhöhen und die Handhabung der Kampfmittelobjekte verbessern (z. B. das Greifen von Objekten). Die Vision ist, dass die Detektion, Klassifikation und Bergung von Altlasten durch eine Flotte von autonomen Unterwasserfahrzeugen übernommen wird, die bei Unsicherheiten Operateure bzw. menschliche Entscheider hinzuziehen und aus dieser Interaktion wiederum lernen (vgl. [Beyerer et al., 2021](#)).

Angestrebt wird dadurch eine effiziente Räumung durch eine vollautomatisierte Räumungsplattform. Dies bedeutet eine stetige Verbesserung der Systeme auf Basis der unterschiedlichen Datentypen und mit zunehmender Erfahrung der Kampfmittelfachleute und Operateure bis hin zum Schritt der eigenständig selbstlernenden Systeme auf Basis der geborgenen Altlasten inklusive eines Feedbackprozesses.

Quellen des Lernens

Lernen von Verhaltensmustern, Prozeduren und Techniken anhand:

- Erfahrungen (d. h. den Systemdaten) der eingesetzten Systeme
- Beobachtung anderer Systeme
- Rückmeldungen aus der Mensch-Maschine-Interaktion (z. B. im Rahmen von Teleoperation oder variabler Autonomie)

Weitere:

- Diverse UUVs bei einzelnen Messfahrten und täglichen Bergungsprozessen
- ROV-Systeme oder Tauchende im Rahmen von Verifikationsmissionen
- Operateure und Kampfmittelfachleute bewerten gesammelte Bilddaten (Datenannotation)

Benötigte Daten

- Interaktionsdaten
- Systemdaten
- Daten aus vorhandenen Sensoren (z. B. SideScan Sonar, Synthetisches Apertur Sonar, MultiBeam Sonar, Magnetik-Sensoren) und neuartigen Sensoren (z. B. Sensoren für Seismik, transiente Elektromagnetik oder nitrose Gase)
- Strömungsdaten
- Synthetisch generierte Daten
- Daten zu Greifposen (z. B. bei ferngesteuertem Greifen von Objekten)

Methoden des Lernens

- Klassische maschinelle Lernalgorithmen (z. B. Support Vector Machines (SVM), Decision Trees) können für die Klassifizierung von Altlasten im Meer eingesetzt werden.
- Aus der Bildverarbeitung sind Techniken wie Convolutional Neural Networks (CNNs) anwendbar, um (Sonar-)Bilder von Unterwasserumgebungen zu analysieren sowie potenzielle Altlasten zu identifizieren und zu klassifizieren.
- Auf diese Daten können Deep-Learning-Methoden angewendet werden, um Muster zu erkennen, die z. B. auf Seeminen hindeuten.
- Multimodale generative KI kann beispielsweise lernen, fehlende oder unvollständige Daten zu ersetzen.
- Mehrere KI-Methoden können kombiniert werden, um so die Leistungsfähigkeit der Objekterkennung zu verbessern.
- In einigen Fällen können Unsupervised- oder Reinforcement-Learning-Methoden eingesetzt werden, um Muster in den Daten zu erkennen, die auf Altlasten hinweisen könnten, ohne dass eine explizite Markierung etwa von Munition in den Trainingsdaten erforderlich ist.

Qualitätssicherung

Zunächst würden die Systeme durch die Bewertung der Kampfmittelfachleute und Operateure optimiert werden. Die Missionsanalyse erfolgt nach einem abgeschlossenen Messzyklus und nach Bergung bzw. optischen Verifizierung/Auswertung von Verdachtspunkten. Erst danach steht die Bergung der Munitionsaltlasten an. Die Qualität der Ergebnisse wird durch den gesamten Bergeprozess nachgehalten. Die Systemverbesserung erfolgt durch anschließendes Training mit direktem Feedback aus der Bergung. Idealerweise ist im späteren Verlauf des Prozesses kein menschlicher Operateur bzw. keine Kampfmittelexpertin und kein Kampfmittelexperte mehr notwendig. Die Qualitätssicherung erfolgt dann durch die Bergungsplattform mit „direkten Feedbackloop“ an die unbemannten Unterwasserfahrzeuge.

Systemvoraussetzungen

Unter Wasser ist die Datenkommunikation, unter anderem aufgrund geringer Bandbreite, nur beschränkt möglich. Missionen sind daher weitgehend kommunikativ abgeschnitten und benötigen einen hohen Automatisierungsgrad. Für das maschinelle Lernen müssen aber Daten aus den Missionen aufgezeichnet und zur Verfügung gestellt werden. Da Daten aber nicht in Echtzeit übertragbar sind und die Rechenkapazität auf UUV begrenzt ist, werden vor allem daten- und rechenintensive Verfahren wie Deep Learning nur von Mission zu Mission realisierbar sein. Neben den Hauptaufgaben müssen UUV über Kapazitäten zur Speicherung von Lerndaten und zur Auswertung von Verdachtspunkten verfügen.

Weitere Voraussetzungen

- **Datenkooperation:** Unternehmen und Einrichtungen, die Missionen durchführen, sollten gesammelte Daten teilen, sodass genügend Trainingsdaten vorgehalten werden können und ein umfangreich annotierter Datensatz („Altlastenatlas“) entsteht, der mit jeder Mission präziser wird.
- **Recht und Regeln:** Es fehlt ein rechtlicher Rahmen für die hochautomatisierte Bergung von Altlasten. Speziell zur Operation in Verklappungsgebieten existiert ein hoher Formalismus, der aus Sicherheitsgründen gerechtfertigt ist. Bei einem hohen Automatisierungsgrad stellen sich besondere Fragen zu Sicherheit und Versicherungsrecht, da Teile der Altlasten noch zündfähig sein können.
- **Wirtschaftlichkeit:** Es ist noch unklar, wie ein tragfähiges Geschäftsmodell für derartige Bergeprozesse gestaltet sein könnte: Soll der Staat eine Delaborationsplattform durch Einmalzahlung finanzieren und dann betreiben? Oder: Soll die Plattform industriell betrieben werden, etwa durch Bezahlung pro Tonne geräumter Altlasten?

Realisierung und mögliche Hürden

Die Detektionsphase wäre in kurzer Zeit umsetzbar. Entsprechende lernende Systeme müssten mit den teilweise schon vorhandenen Daten entwickelt werden. Ein industrielles System könnte somit innerhalb der nächsten drei Jahre zum Einsatz kommen. Für die hochautomatisierte Delaborationsplattform existieren bereits fertige Konzepte, die in der Industrie erarbeitet wurden. Die größte Hürde ist hier die fehlende Wirtschaftlichkeit aufgrund fehlender (politischer) Rahmenparameter. Mit dem Bau einer solchen Plattform könnte unmittelbar begonnen werden und in etwa drei bis fünf Jahren würde diese Plattform zur Verfügung stehen und weiter optimiert werden.

Sonstiges

Für die Datenakquise und die Plattformkonzeptionierung wurden bereits Fördervorhaben initiiert. Es existiert ein Vorhaben zur „Industriellen Räumung zu Altlasten in Verklappungsgebieten“ ([IRAV](#)). Zudem gibt es Projekte zur Realisierung von Forschungsansätzen zur Bergung von Altlasten ([CleanSeas](#)). Allerdings fehlt bei diesen Ansätzen noch der Sprung in die Hochautomatisierung, da nach wie vor die konzeptionellen Grundlagen erarbeitet werden.

(Einschätzung | Stand 09/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Dr. Jeronimo Dzaack (ATLAS ELEKTRONIK GmbH), Prof. Dr. Jürgen Beyerer (Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung), Dr. Sirko Straube (Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz GmbH).

Quelle

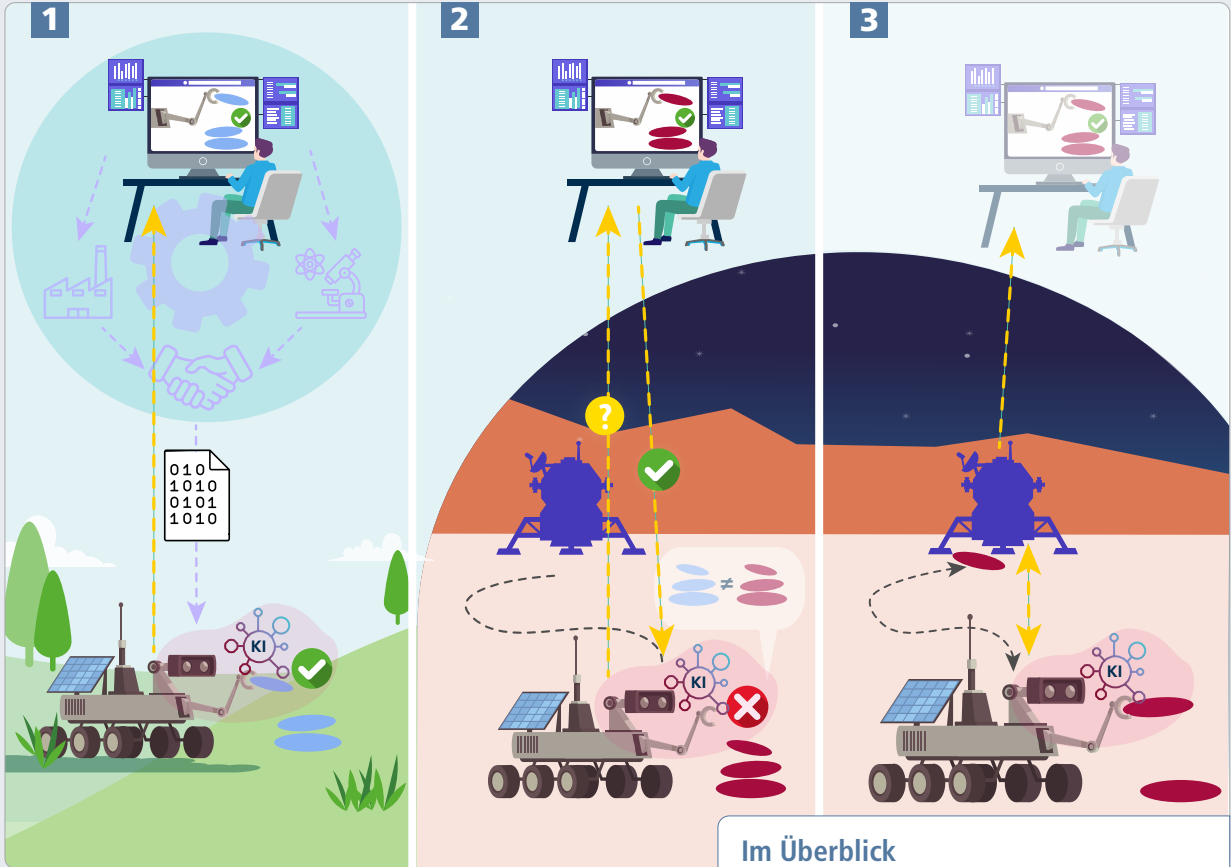
Jürgen Beyerer et al. (Hrsg.) (2021): Kompetent im Einsatz – Variable Autonomie Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.



USE CASE

LERNEN DURCH INTERAKTION

Erkunden, ergreifen, erforschen: Roboter für Einsätze auf anderen Planeten



Allgemeines

Weltraummissionen sind in hohem Maße von Robotern abhängig. Dies gilt insbesondere für die Erkundung von Planeten jenseits der Erde. Dabei sind häufig verschiedene Manipulationsaufgaben erforderlich, wie das Greifen bekannter (z. B. Werkzeuge, Messinstrumente) und unbekannter Objekte (z. B. Steine auf dem Mars) mit den Roboterarmen. Solche Arme können sowohl an mobilen Robotern (z. B. Rovern, Drohnen) als auch an stationären Systemen (z. B. Landefahrzeugen) angebracht sein.

Status quo

Roboter werden bei den meisten Weltraummissionen (z. B. Mars, Mond, ISS) heutzutage ferngesteuert: Bei Missionen mit kurzer Kommunikationsverzögerung (z. B. ISS) wird normalerweise ein Befehl gesendet und auf entsprechende Antwort gewartet. Ist die Verzögerung länger (z. B. Erde–Mars), wird

Im Überblick

Branche: Raumfahrt

Aufgabe: Greifen von (un-)bekannten Objekten bei Weltraummissionen

Methode: Grafische Methoden, Deep Learning, Normalizing Flow und weitere

eine Reihe von Befehlen gesendet, normalerweise für einen Tag. Für Aufgaben mit geringer Komplexität können derzeit in beiden Fällen begrenzt autonome Roboter eingesetzt werden, um zeitkritische Entscheidungen selbst zu treffen: beispielsweise zur Kollisionsvermeidung.

Das Greifen erfordert die Kombination von Handlungsabfolgen aus Aktorik und Sensorik bzw. Verfahren zur Objekterkennung. Für bekannte Objekte werden häufig vereinfachte Verfahren zur Lage- und Posenerkennung der Objekte verwendet: z. B. über Markierungen, Muster- und lernbasierte Ansätze. Lichtverhältnisse und Umgebungsbedingungen (z. B. Sensorrauschen etc.) stellen dabei größere Herausforderungen dar. Klassische Bilderkennungsverfahren, die auf Kantenerkennung, Schatten und/oder Tiefendaten basieren, stoßen unter den genannten Herausforderungen bei unbekanntem Objekten jedoch an ihre Grenzen. Bei unterschiedlichen Umgebungen und Lichtverhältnissen sind Lernverfahren daher gegenüber klassischen Verfahren im Vorteil. Sie werden mit einer Vielzahl von Daten trainiert, um Objekte in unterschiedlichen Umgebungen zu erkennen. Wichtig ist dabei die Relevanz der Trainingsdaten für die jeweiligen Objekte und Umgebungen (Stichwort: Out-of-Distribution Error).

Zukunftsperspektiven mit KI

Lernbasierte Algorithmen bieten gerade im Bereich der Wahrnehmung enorme Möglichkeiten. Wünschenswert sind kontinuierlich [Lernende Systeme](#), die auch mit unbekanntem Daten zu Objekten, Oberflächen, physikalischem Verhalten etc. umgehen können. Hier wird in ferner Zukunft die Selbstbeobachtung von KI-Systemen eine große Rolle spielen. Allerdings sind solche Systeme derzeit noch nicht so ausgereift, dass man den introspektiven Werten vertrauen kann. Lernen durch Interaktion kann daher mittelfristig helfen, mit unbekanntem Daten umzugehen, da durch Interaktion neue Lerndaten generiert werden: z. B. durch manuelle Datenannotation oder Teleoperation. Menschlicher Input, der beim Fernsteuern von Robotern entsteht, kann für das KI-Training genutzt werden, um beispielsweise Greifaktionen perspektivisch autonomer durchzuführen ([Beyerer et al., 2021](#)).

Quellen des Lernens

- Operatoren können eingehende Bilddaten unbekannter Objekte annotieren.
- Operatoren können das Robotiksystem via Teleoperation beim Greifen von Objekten fernsteuern.
- Das Robotiksystem kann autonom in Interaktion mit einem Objekt treten. Beispiel: ein unbekanntes Objekt, das als Stein erkannt wird, greifen und drehen, um so Bilder aus verschiedenen Blickwinkeln zu erstellen.
- Lernen durch Interaktion im Rahmen variabler Autonomie.

Benötigte Daten

- Daten aus dem Weltraum – die jedoch rar und knapp sind.
- Gründe dafür sind Einschränkungen bei der Signalübertragung und der Bandbreite, aber auch, dass nur einige wenige Missionen Daten vorgehalten haben.
- Zudem werden Daten aufgrund des hohen Formalismus im Weltraum oft nicht effizient zur Erde zurückgesendet, sondern über viele Relaispunkte (z. B. Satelliten, Empfangsstationen, Kontrollzentren etc.), wodurch die Nettodatenmenge nochmals stark reduziert wird.

- Die Leistungsfähigkeit Lernender Systeme hängt jedoch stark von gut annotierten und vielfältigen Trainingsdatensätzen ab. Neuere Forschungsansätze verwenden synthetisch generierte Daten, wobei hier nur Szenarien abgebildet werden können, die bekannt sind (Stichwort: simulation-to-reality-gap), was insbesondere bei anderen Himmelskörpern nicht der Fall sein muss.
- Daten aus der Mensch-Roboter-Interaktion können die Datenbasis erweitern (siehe Quellen des Lernens).

Methoden des Lernens

- **Klassische Methoden des maschinellen Lernens:** Grafische Modelle (z. B. Conditional Random Fields, CRF), Support Vector Machines (SVM), Gaussian Mixture Models (GMM), Clustering Ansätze oder Decision Trees.
- **Modernere Methoden des maschinellen Lernens:** Deep Learning, z. B. Multi-Layer Perceptrons (MLP), Convolutional Neural Networks (CNN) oder Transformer-Architekturen.
- **Generative Lernansätze:** Es ist wichtig, unbekannte Daten während der Missiondurchführung sicher erkennen zu können (Stichwort: zuverlässige Selbstbeobachtung). Hierbei sind generative Lernansätze (z. B. Normalizing Flow), die auch Daten außerhalb der Trainingsdatenverteilung als solche erkennen, diskriminativen Ansätzen, die Daten immer einem der bekannten Kategorien zuordnen, vorzuziehen.

Generell sollten vor allem Lernstrategien eingesetzt werden, die operative Daten für das Training nutzen können. Neben Reinforcement, Continuous und Active Learning sind hier auch generative und evolutionäre Verfahren zu nennen.

Qualitätssicherung

Qualitätssicherung ist gerade in der Raumfahrt von großer Bedeutung. Für einen sicheren und zuverlässigen Einsatz lernbasierter Systeme ist grundlegend:

- Ein starker Fokus auf zuverlässige Selbsteinschätzungswerte der Methoden ist nötig (z. B. Konfidenz- und Plausibilitätswerte), um gegebenenfalls Anpassungen vorzunehmen.
- Darüber hinaus sollten bei der Objekterkennung Techniken der klassischen Computer Vision genutzt werden, um die Plausibilität der Einschätzung zu prüfen.
- Zusätzlich müssen allerdings auch Kontrollsysteme rund um lernbasierte Methoden entwickelt werden, um die nötige Sicherheit und Zuverlässigkeit zu gewährleisten.

Systemvoraussetzungen

- Die Schnittmengen hinsichtlich erforderlicher Fähigkeiten und Anforderungen zur Lösung von Greifaufgaben im Weltraum und in der Industrie sind groß, wobei der Einsatz im Weltraum besonderen Voraussetzungen unterliegt. Obwohl die Umgebungen visuell sehr unterschiedlich sind, benötigen Robotersysteme in beiden Fällen Objekterkennung, Lage- und Greifschätzung, Bahnplanung des Roboterarms und eine robuste Ausführung der Operation.

- Daten aus Weltraummissionen und Interaktionen müssen aufgezeichnet und für maschinelle Lernverfahren zur Verfügung gestellt werden. Dazu müssen die Systeme neben den für ihre Hauptaufgabe vorgesehenen Rechen- und Leistungsmöglichkeiten über Ressourcen verfügen, um Daten für das Lernen aufzuzeichnen, explizit neu zu berechnen und in aufbereiteter Form zur Erde zu senden. Das Lernen mit diesen so gewonnenen Daten kann je nach Hardwareanforderung und Verfügbarkeit von Rechenkapazitäten direkt auf dem Roboter stattfinden oder in geeigneten Einrichtungen wie Landefähre oder Kontrollzentrum.
- Für den Einsatz von Lernverfahren direkt im Weltraum oder in der Nähe des Systems ist spezielle Hardware nötig (Stichwort: space-qualified GPU), die derzeit nicht verfügbar ist.
- Insbesondere das Lernen mit neuronalen Netzen wird aufgrund begrenzter Ressourcen (Kosten, Rechenkapazität usw.) wohl immer auf der Erde stattfinden. Daten müssen daher in einer Form zur Erde gesendet werden, die auf dem Weg möglichst wenig Ressourcen blockiert und dennoch die nötige Qualität für das Lernen aufweist.

Weitere Voraussetzungen

Die Akzeptanz und auch die Bereitschaft, moderne KI-Technologien einzusetzen, ist insbesondere seitens der Programmleitung für derartige Missionen unabdingbar. Denn mit jedem Technologieexperiment muss auch eine Risikoübernahme einhergehen.

- Der Weltraum ist Gegenstand des internationalen (politischen) Wettbewerbs. Aus technischer Sicht und aufgrund der Tatsache, dass nur sehr wenige reale Daten zur Verfügung stehen, ist internationale Zusammenarbeit hier jedoch von herausragender Bedeutung.
- Zudem bergen Synergien zwischen Industrie und Raumfahrt beim Thema Erkennen und Greifen von Objekten Potenziale.

Realisierung und mögliche Hürden

Experimente, bei denen einem Mars-Rover mehr Rechenleistung durch leistungsfähigere Computer auf einem Mars-Hubschrauber zur Verfügung steht, stimmen Forschende sehr zuversichtlich, ebenso wie die Chancen, die kommerzielle Standardhardware bereits bietet. Sind domänenadäquate und leistungsfähigere Rechnerarchitekturen erst einmal verfügbar, werden Lernverfahren vermehrt eingesetzt – auch beim Greifen. Im nächsten Jahrzehnt wird sich dies in vielen, auch kommerziellen, (Mond-)Missionen zeigen, ebenso wie weitere Schritte hin zum Lernen in Iterationen im Weltraum.

(Einschätzung | Stand 09/2024)

Entwickelt wurde dieser Use Case mit Expertise aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, insbesondere von Dr. Armin Wedler (Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt)

Quellen

Jürgen Beyerer et al. (Hrsg.) (2021): Kompetent im Einsatz – Variable Autonomie Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.

Literatur

- Ark Invest (2019): Average cost of industrial robots in selected years from 2005 to 2017 with a forecast for 2025 (in U.S. dollars). In Statista. Online unter: <https://www.statista.com/statistics/1120530/average-cost-of-industrial-robots>
- Asenkerschbaumer, S., Kagermann, H., Klüwer, T., Arras, K. O., Hartke, R., Kunack, A., Süssenguth, F. (2023): Innovationspotenziale KI-basierter Robotik (acatech IMPULS), München, https://doi.org/10.48669/aca_2023-15
- Behnke, S. (2024a): Der Mensch als Vorbild: Lernen aus wenigen Daten. Online unter: <https://www.plattform-lernende-systeme.de/robotik.html>
- Behnke, S. (2024b): University of Bonn is part of the new BMBF-funded Robotics Institute Germany (RIG) [LinkedIn]. Online unter: https://www.linkedin.com/posts/sven-behnke-a566492_university-of-bonn-is-part-of-the-new-bmbf-funded-activity-7209082660286070785-07Nv
- Beyerer, J., Deserno, T., Straube, S., Tchouchenkov, I., Wedler, A. (2021): Kompetent im Einsatz – Variable Autonomie Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG7_Whitepaper_Autonomiegrad.pdf
- Beyerer, J., Müller-Quade, J. et al. (2022): KI-Systeme schützen, Missbrauch verhindern – Maßnahmen und Szenarien in fünf Anwendungsgebieten. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. https://doi.org/10.48669/pls_2022-2
- Biggs, Geoffrey and Bruce, MacDonald (2003): „A survey of robot programming systems“. *Proceedings of the Australasian conference on robotics and automation*. Vol. 1.
- Brady, M. (1985): Artificial intelligence and robotics. *Artificial Intelligence*, 26(1), 79-121.
- Brunke, L., Greeff, M., Hall, A. W., Yuan, Z., Zhou, S., Panerati, J. & Schoellig, A. P. (2022): Safe learning in robotics: From learning-based control to safe reinforcement learning. *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*, 5(1), 411-444. <https://doi.org/10.1146/annurev-control-042920-020211>
- Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) (2024a): Aktionsplan Robotikforschung 1.1. Innovationspotenziale der KI-basierten Robotik erschließen. Online unter: <https://www.bmbf.de/bmbf/de/forschung/digitale-wirtschaft-und-gesellschaft/robotik/aktionsplan-robotik.html>
- Coleman, S., Göb, R., Manco, G., Pievatolo, A., Tort-Martorell, X. & Reis, M. S. (2016): How can SMEs benefit from big data? Challenges and a path forward. *Quality and Reliability Engineering International*, 32(6), 2151-2164.
- Dillmann, R. (2004): Teaching and learning of robot tasks via observation of human performance. *Robotics and Autonomous Systems*, 47(2-3), 109-116.
- Donath, A. (2024a): BMW setzt auf humanoide Roboter in der Automobilproduktion. Online unter: <https://www.golem.de/news/roboterarbeiter-im-anmarsch-bmw-setzt-auf-humanoide-roboter-in-der-automobilproduktion-2401-181384.html>
- Donath, A. (2024b): Bei Mercedes stehen bald humanoide Roboter am Band. Online unter: <https://www.golem.de/news/approntik-apollo-bei-mercedes-stehen-bald-humanoide-roboter-am-band-2403-183293.html>
- Ecker, W., Houdeau, D. et al. (2024): Edge AI: KI nahe am Endgerät. Technologie für mehr Datenschutz, Energieeffizienz und Anwendungen in Echtzeit. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. https://doi.org/10.48669/pls_2024-4
- EpochAI (2025): Notable AI Models. Online unter: <https://epoch.ai/data/notable-ai-models>
- Ethikrat (2020): Roboter für gute Pflege. Stellungnahme. Online unter: <https://www.ethikrat.org/publikationen/stellungnahmen/robotik-fuer-gute-pflege/>
- Ghobakhloo, M., Iranmanesh, M., Vilkas, M., Grybauskas, A. & Amran, A. (2022): Drivers and barriers of industry 4.0 technology adoption among manufacturing SMEs: a systematic review and transformation roadmap. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 33(6), 1029-1058.
- Goldman Sachs (2024): Artificial Intelligence. The global market for humanoid robots could reach \$38 billion by 2035. Online unter: <https://www.goldmansachs.com/insights/articles/the-global-market-for-robots-could-reach-38-billion-by-2035>
- Grote, C. (2023): Cobots: Wieder mehr Wachstum, Preise sinken weiter. Online unter: <https://www.elektronikpraxis.de/cobots-wieder-mehr-wachstum-preise-sinken-weiter-a-e731cbda662efd5f8b8397f11fbcfecd/>
- Hägele, M., Blümlein, N. & Kleine, O. (2011): EFFIROB-Studie – Wirtschaftlichkeitsanalysen neuartiger Servicerobotik-Anwendungen und ihre Bedeutung für die Robotik-Entwicklung. *Fraunhofer Studie*. Online unter: https://www.ipa.fraunhofer.de/content/dam/ipa/de/documents/Kompetenzen/Roboter--und-Assistenzsysteme/Studie_EFFIROB.pdf

- Huchler, N. et al. (Hrsg.) (2020): Kriterien für die menschengerechte Gestaltung der Mensch-Maschine-Interaktion bei Lernenden Systemen – Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG2_Whitepaper2_220620.pdf
- IfM Bonn (2024): Mittelstand im Überblick. Online unter: <https://www.ifm-bonn.org/statistiken/mittelstand-im-ueberblick/kennzahlen-der-kmu-nach-definition-des-ifm-bonn/kennzahlen-deutschland>
- Ikeuchi, K. (1995): Assembly plan from observation. In Proceedings of 1995 Japan International Electronic Manufacturing Technology Symposium (pp. 9-12). IEEE.
- International Federation of Robotics (IFR) (2024): World Robotics 2024 Report. Online unter: https://ifr.org/img/worldrobotics/Press_Conference_2024.pdf
- Iskandar, M., Albu-Schäffer, A. & Dietrich, A. (2024): Intrinsic sense of touch for intuitive physical human-robot interaction. *Science Robotics*, 9(93). <https://www.science.org/doi/10.1126/scirobotics.adn4008>
- Jacobs, T. (2011): Safety requirements for industrial and service robots. Online unter: <https://publica-rest.fraunhofer.de/server/api/core/bitstreams/09da52aa-48ec-44d2-b6c8-ae2c7fdc2dd9/content>
- Jennes, P. & Di Minin, A. (2023): „Cobots in SMEs: Implementation Processes, Challenges, and Success Factors“, 2023 *IEEE International Conference on Technology and Entrepreneurship (ICTE)*, Kaunas, Lithuania, S. 80-85, <https://ieeexplore.ieee.org/document/10488658>
- Kirchner, E. (2023): Von KI-Modellen & lernfähiger Robotik: Wohin geht die technologische Reise? [Paneldiskussion der Konferenz „Wegweisend – Zukunftsfähig mit künstlicher Intelligenz der Plattform Lernende Systeme, 14.06.2023]. Online unter: https://www.youtube.com/watch?v=qt4ES-c_Wdc
- Kirchner, E. (2024, Juni 18): Smarte Robotik im Kontext der technologischen Souveränität [Keynote]. Konferenz KI-basierte Robotik (KIRO), Berlin, Deutschland.
- Koert, Dorothea (2024): Wie Roboter lernen. Online unter: <https://www.plattform-lernende-systeme.de/ergebnisse/standpunkte/lernfaehige-robotik.html>
- Kopp, T., Baumgartner, M. & Kinkel, S. (2021): Success factors for introducing industrial human-robot interaction in practice: an empirically driven framework. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 112, 685–704 (2021). <https://doi.org/10.1007/s00170-020-06398-0>
- Kopp, T. (2022): Vertrauen in Roboter und dessen Beeinflussbarkeit durch sprachliches Framing: Eine empirische Untersuchung der Interaktion mit Cobots am Arbeitsplatz (p. 388). KIT Scientific Publishing.
- Löser, A., Tresp, V. et al. (2023): Große Sprachmodelle – Grundlagen, Potenziale und Herausforderungen für die Forschung. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. https://doi.org/10.48669/pls_2023-3
- Mishra, A. K., Kim, J., Baghdadi, H., Johnson, B. R., Hodge, K. T. & Shepherd, R. F. (2024): Sensorimotor control of robots mediated by electrophysiological measurements of fungal mycelia. *Science Robotics*, 9(93). <https://www.science.org/doi/10.1126/scirobotics.adk8019>
- Mitchell, T. M. (1997): *Machine Learning*. 1. Aufl. MacGrow-Hill Inc., New York.
- Mollard, Y., Munzer, T., Baisero, A., Toussaint, M. & Lopes, M. (2015): Robot programming from demonstration, feedback and transfer. In *2015 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)* (pp. 1825-1831). IEEE.
- Mou, S. (2023): Components in industrial robots market forecasting strong growth. Online unter: <https://www.controleng.com/articles/components-in-industrial-robots-market-forecasting-strong-growth/>
- Nature (2022): Growth in AI and robotics research accelerates. <https://doi.org/10.1038/d41586-022-03210-9>
- Nature (2024): Will generative AI transform robotics? *Nat Mach Intell* 6, 579. <https://doi.org/10.1038/s42256-024-00862-2>
- Padalkar, A. et al. (2023): Open X-Embodiment: Robotic Learning Datasets and RT-X Models. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.08864>
- Peters, J. (2023): Von KI-Modellen & lernfähiger Robotik: Wohin geht die technologische Reise? [Paneldiskussion der Konferenz „Wegweisend – Zukunftsfähig mit künstlicher Intelligenz der Plattform Lernende Systeme, 14.06.2023]. Online unter: https://www.youtube.com/watch?v=qt4ES-c_Wdc
- Plattform Lernende Systeme (2023): KI Kompakt: Hybride KI. Wissen und Daten kombiniert nutzen (Publikationsreihe). Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/KI_Kompakt/PLS_KI_Kompakt_Hybride_KI.pdf
- Plattform Lernende Systeme (2024): KI Kompakt. AI Act der Europäischen Union. Regeln für vertrauenswürdige KI. Online unter: https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/KI_Kompakt/KI_Kompakt_AI_Act_Plattform_Lernende_Systeme_2024.pdf

- Rat für technologische Souveränität (2023):** Positionspapier Smarte Robotik. Online unter: <https://projektraeger.dlr.de/sites/default/files/2023-09/documents/smart-robotik-rat4ts.pdf>
- Rat für technologische Souveränität (2024):** Adaptation von Technik an den Menschen zur Förderung der Technologieadoption und technologischer Souveränität. Bedeutung für eine moderne Volkswirtschaft am Beispiel der Robotik [Impulspapier]. Online unter: <https://projektraeger.dlr.de/sites/default/files/2023-09/documents/smart-robotik-rat4ts.pdf>
- Rat für technologische Souveränität (2025):** Positionspapier Materialforschung. Online unter: https://www.bmbf.de/SharedDocs/Downloads/DE/2024/positionspapier-materialforschung-rat4ts.pdf?__blob=publicationFile&v=2
- Riedl, M., Baumgartl, J. and Henrich, D. (2016):** „Editing and synchronizing multi-robot playback programs“, *Proceedings of ISR 2016: 47st International Symposium on Robotics*, Munich, Germany, pp. 1-8.
- Riedl, M., Orendt, E. M. & Henrich, D. (2017):** Sensor-based loops and branches for playback-programmed robot systems. In *International Conference on Robotics in Alpe-Adria Danube Region* (pp. 183-190). Cham: Springer International Publishing.
- Righi, R. et al. (2022):** AI Watch: AI for enhancing Robotics, The intersection of Robotics with the AI landscape, Publications Office of the European Union, Luxembourg, <https://data.europa.eu/doi/10.2760/314545>
- Romano, D., Porfiri, M., Zahadat, P. & Schmickl, T. (2024):** Animal-robot interaction. An emerging field at the intersection of biology and robotics. *Bioinspiration & Biomimetics*, 19(2), 020201.
- Schnell, M. & Holm, M. (2022):** Challenges for manufacturing SMEs in the introduction of collaborative robots. In *SPS2022* (pp. 173-183). IOS Press.
- Shaikh, D. A. A., Kumar, M. A., Syed, D. A. A. & Shaikh, M. Z. (2021):** A two-decade literature review on challenges faced by SMEs in technology adoption. *Academy of Marketing Studies Journal*, 25(3).
- Skerlj et al. (2023):** Data Recording for Responsible Robotics, *IEEE International Conference on Advanced Robotics and Its Social Impacts (ARSO)*, Berlin, Germany, 2023, S. 103-109, 10.1109/ARSO56563.2023.10187414.
- Statistisches Bundesamt (2023a):** IKT-Indikatoren für Unternehmen: Deutschland, Jahre, Wirtschaftszweige, Beschäftigten-größenklassen. Stand: 21.01.2025. Online unter: <https://www-genesis.destatis.de/datenbank/online/url/1140c174>
- Statistisches Bundesamt (2023b):** IKT-Indikatoren für Unternehmen: Deutschland, Jahre, Wirtschaftszweige, Beschäftigtengrößenklassen. Stand: 26.08.2024. Online unter: <https://www-genesis.destatis.de/datenbank/online/url/1deff2aa>
- Statistisches Bundesamt (2024):** IKT-Indikatoren für Unternehmen: Rechtliche Einheiten mit Nutzung von Technologien der künstlichen Intelligenz (KI) nach Beschäftigtengrößenklassen. Stand: 26.08.2024. Online unter: <https://www-genesis.destatis.de/datenbank/online/url/7e1d1041>
- Suchy et al. (Hrsg.) (2020):** Einführung von KI-Systemen in Unternehmen. Gestaltungsansätze für das Change-Management. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.
- TUM (2024):** BMBF fördert Robotik-Spitzenkonsortium in Deutschland. Robotics Institute Germany gegründet. Online unter: <https://www.tum.de/aktuelles/alle-meldungen/pressemitteilungen/details/robotics-institute-germany-gegruendet>
- Ude, A., Atkeson, C. G. & Riley, M. (2004):** Programming full-body movements for humanoid robots by observation. *Robotics and autonomous systems*, 47(2-3), 93-108.
- Urain, J., Mandlekar, A., Du, Y., Shafiullah, M., Xu, D., Fragkiadaki, K., ... & Peters, J. (2024):** Deep generative models in robotics: A survey on learning from multimodal demonstrations. *arXiv preprint arXiv:2408.04380*.
- Webb et al. (2024):** Co-Movement and Trust Development in Human-Robot Teams. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.20218>

Über dieses Whitepaper

Dieses Whitepaper wurde von einem Autorenkreis aus der Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ der Plattform Lernende Systeme, in intensiver Diskussion mit den Mitgliedern, erstellt. Das Whitepaper verfolgt einen fallbasierten Ansatz, für den die Arbeitsgruppe „Lernfähige Robotiksysteme“ ein einheitliches Kategoriensystem für sieben Anwendungsfälle definiert hat. Anschließend wurden für jeden Anwendungsfall fachlich relevante und zum Teil arbeitsgruppenübergreifende Teams gebildet, die die jeweiligen Fälle zunächst unabhängig voneinander erarbeiteten. Die erstellten Fallbeschreibungen wurden systematisch vergleichend inhaltsanalytisch ausgewertet und die Ergebnisse sowie die Anwendungsfälle in der Arbeitsgruppe fallübergreifend diskutiert, um Besonderheiten, Synergien und Fokusthemen zu identifizieren sowie Schlussfolgerungen für Gestaltungsoptionen zu ziehen.

Die Arbeitsgruppe widmet sich dem Nutzen und dem Potenzial von lernfähigen Robotiksystemen für Wirtschaft und Gesellschaft. Sie thematisiert Voraussetzungen, Herausforderungen und Kontrollmöglichkeiten solcher Systeme und skizziert mögliche Geschäftsmodelle. *Mitglieder der Arbeitsgruppe „Arbeit/Qualifikation, Mensch-Maschine-Interaktion“ und der Arbeitsgruppe „Gesundheit, Medizintechnik, Pflege“ waren unter anderem an der Erstellung von Anwendungsfällen beteiligt.*

Autorinnen und Autoren

Prof. Dr. Jürgen Beyerer, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB

Prof. Dr. Elsa Kirchner, Universität Duisburg-Essen, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI)

Prof. Dr. Elisabeth André, Universität Augsburg

Prof. Dr. Sven Behnke, Universität Bonn

Dipl.-Ing. Gunnar Bloss, werk5 GmbH

Dr.-Ing. Jeronimo Dzaack, ATLAS ELEKTRONIK GmbH

Dr. Thomas Egloffstein, ICP Ingenieurgesellschaft mbH

Prof. Dr. Hans W. Griepentrog, Universität Hohenheim

Dr. -Ing. Michael Gustmann, Kerntechnische Hilfsdienst GmbH

Prof. Dr. Verena V. Hafner, Humboldt-Universität zu Berlin

Dr. Dorothea Koert, Technische Universität Darmstadt

Prof. Dr. Andreas Nüchter, Universität Würzburg

Dr. Jan Seyler, Festo SE & Co. KG

Dr. Sirko Straube, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI)

Dr.-Ing. Igor Tchouchenkov, Fraunhofer-Institut für Optronik, Systemtechnik und Bildauswertung IOSB

Prof. Dr. Oskar von Stryk, Technische Universität Darmstadt

Dr. Armin Wedler, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR)

Prof. Dr. Karin Wolf-Ostermann, Universität Bremen

Martin Zimmermann, insimilarity GmbH

Redaktion

Dr. Maximilian Hösl, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Christine Wirth, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Impressum

Herausgeber

Lernende Systeme –
Die Plattform für Künstliche Intelligenz
Geschäftsstelle | c/o acatech
Karolinenplatz 4 | 80333 München
www.plattform-lernende-systeme.de

Gestaltung und Produktion

PRpetuum GmbH, München

Stand

März 2025

Bildnachweis

eigene Darstellung/freepik

Empfohlene Zitierweise

Beyerer, J., Kirchner, E. et al. (2025): KI in der Robotik.
Flexible und anpassbare Systeme durch interaktives Lernen.
DOI: https://doi.org/10.48669/pls_2025-1

Dieses Werk ist urheberrechtlich geschützt. Die dadurch begründeten Rechte, insbesondere die der Übersetzung, des Nachdrucks, der Entnahme von Abbildungen, der Wiedergabe auf fotomechanischem oder ähnlichem Wege und der Speicherung in Datenverarbeitungsanlagen, bleiben – auch bei nur auszugsweiser Verwendung – vorbehalten.

Bei Fragen oder Anmerkungen zu dieser Publikation kontaktieren Sie bitte Dr. Thomas Schmidt (Leiter der Geschäftsstelle):
info@plattform-lernende-systeme.de



Über die Plattform Lernende Systeme

Die Plattform Lernende Systeme ist ein Netzwerk von Expertinnen und Experten zum Thema Künstliche Intelligenz (KI). Sie bündelt vorhandenes Fachwissen und fördert als unabhängiger Makler den interdisziplinären Austausch und gesellschaftlichen Dialog. Die knapp 200 Mitglieder aus Wissenschaft, Wirtschaft und Gesellschaft entwickeln in Arbeitsgruppen Positionen zu Chancen und Herausforderungen von KI und benennen Handlungsoptionen für ihre verantwortliche Gestaltung. Damit unterstützen sie den Weg Deutschlands zu einem führenden Anbieter von vertrauenswürdiger KI sowie den Einsatz der Schlüsseltechnologie in Wirtschaft und Gesellschaft. Die Plattform Lernende Systeme wurde 2017 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) auf Anregung des Hightech-Forums und acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften gegründet und wird von einem Lenkungskreis gesteuert.