

Kompetent im Einsatz

Variable Autonomie Lernender Systeme
in lebensfeindlichen Umgebungen

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

 **acatech**
DEUTSCHE AKADEMIE DER
TECHNIKWISSENSCHAFTEN

WHITEPAPER

Jürgen Beyerer et al.
AG Lebensfeindliche
Umgebungen

Inhalt

Zusammenfassung	3
1 Autonomie für Lernende Systeme: Herausforderungen in lebensfeindlichen Umgebungen	5
2 Grundlagen zu Autonomie, Steuerung und Lernen bei robotischen Systemen.....	10
2.1 Grundlegende Steuerungsmodi für Roboter	10
2.2 Lernen für höhere Autonomiegrade.....	12
3 Autonomiegrade und lebensfeindliche Umgebungen.....	14
3.1 Bestehende Klassifizierungsansätze für Autonomiegrade	14
3.2 Unterschiede zwischen lebensfeindlichen Umgebungen und konventionellen Anwendungsdomänen	16
4 Architekturmodell für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen	18
4.1 Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen als Mensch-Maschine-Systeme	18
4.2 Variable Autonomie und ihre Aktivierung.....	24
5 Bestimmung des Autonomiegrads durch Kompetenzanalyse.....	28
5.1 Leitfragen zur Autonomiegradbestimmung.....	30
5.2 Kompetenzanalyse vor und während des Einsatzes	31
6 Gestaltungsoptionen: Forschung und Produktinnovationen stärken	33
Über dieses Whitepaper.....	35
Literatur.....	37

Zusammenfassung

Egal ob im Weltraum, in der Tiefsee oder in Katastrophengebieten – Einsätze in solchen lebensfeindlichen Umgebungen stellen für den Menschen eine große Herausforderung und erhebliche Risiken dar. Autonome, Lernende Systeme können hier helfen, Gefahren und Risiken für Menschen zu verringern oder solche Umgebungen überhaupt erst erschließen zu können. Die Missionskonfigurationen, der Grad der Autonomie eines selbstlernenden Systems sowie die Intensität der Interaktion mit Menschen können dabei enorm variieren. Entscheidend für das Gelingen der Zusammenarbeit zwischen Menschen und Lernenden Systemen ist eine gute Arbeitsteilung. Expertinnen und Experten der Arbeitsgruppe Lebensfeindliche Umgebungen der Plattform Lernende Systeme haben im vorliegenden Whitepaper Schlüsselvoraussetzungen für diese Arbeitsteilung zwischen Mensch und Lernendem System sowie für die Kompetenz des Lernenden Systems im jeweiligen situativen Anwendungskontext untersucht. Das Whitepaper zeigt, dass Lernende Systeme in einer lebensfeindlichen Umgebung im Vergleich zu Anwendungsdomänen wie Industrie und Verkehr sehr individuell ausgestaltet sind und derartige Einsätze zum gegenwärtigen Zeitpunkt nicht ohne den Menschen als Überwacher des Geschehens konzipiert werden können. Stattdessen geht es darum, den Menschen zu unterstützen und sein Gefahrenrisiko zu minimieren: So viel Autonomie wie möglich – nur so viel menschlicher Eingriff wie nötig. Das Whitepaper adressiert mit Bezug zu praxisorientierten Anwendungsfällen die Fragen, warum für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen eine variable Autonomie angestrebt werden sollte, welche Architekturkomponenten solche Systeme benötigen, welche Forschungsbedarfe existieren und welche Fragestellungen sich daraus für Anwendungen ergeben.

Für den Einsatz Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen werden zunächst spezifische Anforderungen für den Grad der Autonomie solcher Systeme definiert (Kapitel 1). Der Autonomiegrad ist demnach unter anderem abhängig von der Umgebung und der Art der Aufgabe, der Fähigkeit des Lernenden Systems sowie rechtlicher und ethischer Richtlinien für dessen Einsatz. Der Autonomiegrad des Lernenden Systems muss darüber hinaus so angepasst werden, dass Menschen nur dort eingreifen müssen, wo es nötig und sinnvoll ist. Zudem müssen die Systeme aufgrund der Dynamik von Einsätzen in lebensfeindlichen Umgebungen einerseits in der Lage sein, den Grad ihrer Autonomie an die jeweilige Situation selbst anzupassen, oder andererseits ggf. durch den Menschen angepasst werden; dies bedarf einer Erweiterung bisheriger Konzeptionen von Autonomiegraden um die Perspektive variierbarer Autonomie während der Einsatzzeit eines Lernenden Systems. Das Lernende System ist immer als Mensch-Maschine-System zu verstehen, das heißt, es gibt eine Interaktion mit dem Menschen, die sehr unmittelbar sein kann (z. B. durch Fernsteuerung) oder nur punktuell erfolgt (z. B. durch Anpassung von Missionen).

Im Anschluss daran werden im Papier wichtige Grundlagen zu Autonomie, Steuerung und Lernen bei robotischen Systemen vorgestellt, die beispielsweise grundlegende Steuerungsmodi für Roboter sowie Voraussetzungen für höhere Autonomiegrade robotischer

Systeme betreffen (Kapitel 2). Entscheidende Komponenten von Autonomie sind die Kenntnis der eigenen Fähigkeiten und die Bewertung der eigenen Handlung in Bezug zur Aufgabe, zur Umgebung und zur aktuellen Situation. Die größte Herausforderung für ein Lernendes System, welches vollkommen eigenständig agieren soll, besteht darin, all diese Parameter dynamisch über den Zeitraum des jeweiligen Einsatzes zu kennen und zusätzlich immer die Möglichkeit zu haben, auf neue Ereignisse zeitkritisch zu reagieren und das weitere Vorgehen darauf abzustimmen.

In Anknüpfung daran gibt das Papier einen Überblick über bereits existierende Stufenmodelle für Autonomiegrade von Lernenden Systemen, in die sich existierende oder neu entwickelte Systeme einsortieren lassen (Kapitel 3). Die Einteilung reicht hier meist von vollständig (fern)gesteuert (nicht-autonom) bis hin zu vollständig autonom. Lebensfeindliche Umgebungen sind aber sehr vielfältig und Einsätze haben eine hohe Variabilität, verbunden mit sehr unterschiedlichen Anforderungen an die Autonomie in der jeweiligen Situation. Daher wird eine Erweiterung zur bisher bestehenden Unterscheidung diskreter Autonomiestufen hin zu variabler Autonomie skizziert. Um diese Perspektive der kontinuierlichen Autonomiegrade zur Laufzeit aufzuzeigen, wird von den Autorinnen und Autoren ein Architekturmodell konzipiert, das Komponenten eines autonomen Systems definiert und verdeutlicht, wie verschiedene Autonomiegrade konkret aktiviert werden können (Kapitel 4). Grundsätzlich sollten Lernende Systeme mit Blick auf Kriterien – etwa Nachvollziehbarkeit, Sicherheit und der Vermeidung nicht-intendierter Folgewirkungen – ethisch vertrauenswürdig entwickelt werden. In lebensfeindlichen Umgebungen können Lernende Systeme während einer Mission auch auf ethisch oder rechtlich problematische Situationen treffen, die in der Folge auch die Kritikalität des Lernenden Systems in dessen Anwendungskontext in solchen Situationen steigern würde. Deshalb benötigen diese Systeme unter anderem Komponenten, die derartige Situationen erkennen und kommunizieren können.

Die Kompetenz eines Lernenden Systems kann sich im Laufe des Einsatzes verändern, etwa weil es mit unterschiedlichen Anforderungen konfrontiert wird. Daher haben die Expertinnen und Experten eine Kompetenzanalyse zur Laufzeit für die Architektur Lernender Systeme vorgeschlagen, um sinnvolle und situationsbedingt mögliche Autonomiegrade bestimmen zu können (Kapitel 5). Beim Zusammenspiel von Kompetenzanalyse und Autonomiegrad bedeutet fehlende Kompetenz immer einen erhöhten Eingriff durch den Menschen bis hin zu einer Teleoperation (= Fernsteuerung). Bis zur vollständigen Autonomie lassen sich verschiedene Zwischenstufen unterscheiden, bei denen der Mensch nach und nach die Kontrolle an das Lernende System abgibt. Grundsätzlich kann beispielsweise der Fall eintreten, dass ein System eine Aufgabe beherrscht (z. B. Erkundung eines unbekanntes Terrains), es aber festgefahren ist und sich selbst nicht mehr befreien kann. In diesem Fall wären dessen Handlungsoptionen so weit eingeschränkt, dass eine Steuerung aus der Ferne durch den Menschen notwendig wird.

Damit Lernende Systeme den Menschen künftig noch effektiver bei Einsätzen in lebensfeindlichen Umgebungen unterstützen können, benennen die Expertinnen und Experten abschließend Gestaltungsoptionen, die sich vor allem auf die Stärkung von Forschung und Produktinnovationen beziehen (Kapitel 6).

1 Autonomie für Lernende Systeme: Herausforderungen in lebensfeindlichen Umgebungen

Lebensfeindliche Umgebungen wie der Weltraum, die Tiefsee oder auch Katastrophengebiete stellen für Menschen eine besondere Herausforderung dar. Die Bedingungen in solchen Umgebungen sind für den Menschen häufig mit Gefahren für Leib und Leben verbunden oder stellen zumindest eine große Belastung dar (siehe Infobox S. 8). Der Einsatz Lernender Systeme bietet hier eine Möglichkeit, die Gefahren zu minimieren und gleichzeitig Missionen durchführen zu können. Dabei gibt es eine große Bandbreite von Missionskonfigurationen – von Menschen, die durch Softwaresysteme oder kleine Erkundungsroboter unterstützt werden, bis hin zu Missionen, die durch Roboter durchgeführt werden und von Menschen ausgewertet bzw. begleitet werden. Damit diese Zusammenarbeit Lernender System mit dem Menschen möglichst gut gelingen kann, muss eine gute Arbeitsteilung gewährleistet sein. Das vorliegende Whitepaper will zeigen, dass der Schlüssel für diese Arbeitsteilung in der Kompetenz des Lernenden Systems in dessen jeweiligem situativen Anwendungskontext liegt. Die Einschätzung über diese Kompetenz ist nicht leicht zu treffen. Sie hängt von sehr vielen Faktoren ab, die sich darüber hinaus im Laufe der Mission verändern können. Der Begriff der Kompetenz ist eng verknüpft mit dem Begriff der Autonomie: Warum für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen eine variable Autonomie angestrebt werden sollte, welche Architekturkomponenten solche Systeme benötigen, welche Forschungsbedarfe existieren und welche Fragestellungen sich für die Anwendung ergeben, sind die Kernfragen dieses Whitepapers.

Autonome oder auch teilautonome Systeme werden in der KI-Strategie der Bundesregierung thematisiert, auch hohe Autonomiegrade werden angesprochen (Bundesregierung 2018). Im Whitepaper zur Künstlichen Intelligenz (KI) der Europäischen Kommission aus dem Jahr 2020 ist ebenfalls von Autonomie und autonomem Verhalten die Rede (Europäische Kommission 2020). Autonomie und Autonomiegrade sind somit zentrale Begrifflichkeiten der gegenwärtigen nationalen und europäischen Strategien zur KI und dies spiegelt sich auch in angelegten Diskussionen um die Risikoeinschätzung, Zertifizierung und Regulierung von KI-Systemen.

Der Begriff der Autonomie und die Einteilung in Autonomiegrade bedürfen zunächst weiterer Erläuterungen.¹ Entscheidende Komponenten von Autonomie sind die Kenntnis der eigenen Fähigkeiten und die Bewertung der eigenen Handlung in Bezug zur Aufgabe, zur Umgebung und zur aktuellen Situation. Ein vollständig autonomes System müsste

1 Definition ISO 13482:2014 (en) „Ability to perform intended task based on current state and sensing, without human intervention“.

all diese Parameter dynamisch über den Zeitraum des jeweiligen Einsatzes kennen und zusätzlich immer die Möglichkeit haben, auf neue Ereignisse zu reagieren und das weitere Vorgehen darauf abzustimmen. Genau darin besteht die gewaltige Herausforderung für ein Lernendes System, welches vollkommen eigenständig in der Welt agieren soll.

Zur Klärung der beabsichtigten Autonomie wurden in verschiedenen Bereichen Autonomiegrade eingeführt, in die sich existierende oder neu entwickelte Systeme einsortieren lassen. Die Einteilung reicht hier meist von vollständig (fern)gesteuert, also nicht-autonom, bis hin zu vollständig autonom. Gerade diese letzte Klasse ist jedoch oft aufgrund der eingangs erwähnten Komplexität der Anforderungen und der Unsicherheit bei der technischen Realisierbarkeit oftmals in Wirklichkeit noch eine tatsächlich weiter zu spezifizierende Klasse, die viele weitere der genannten Variablen (z. B. die Umgebung) mit einbeziehen muss.

Für den Einsatz von Menschen in lebensfeindlichen Umgebungen (siehe Infobox S. 8) ist es klar nachvollziehbar, dass Lernende Systeme, ausgestattet mit dem passenden Autonomiegrad, helfen können, Risiken für den Menschen zu minimieren und vor direkter Gefährdung für Gesundheit oder gar Leben zu schützen. Lebensfeindliche Umgebungen sind dabei sehr vielfältig und Einsätze haben eine hohe Variabilität, verbunden mit sehr unterschiedlichen Anforderungen an die Autonomie in der jeweiligen Situation. Zur Illustration der Komplexität ziehen wir zwei sehr unterschiedliche Beispiele heran, die bereits als Anwendungsszenarien für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen beschrieben und thematisiert wurden, nämlich den Einsatz in Katastrophenszenarien und die Inspektion einer Unterwasser-Infrastruktur (Plattform Lernende Systeme 2019a, Plattform Lernende Systeme 2019b). In Katastrophengebieten umfasst das Aufgabenspektrum die Erkundung und Überwachung von Arealen, aber auch die Entschärfung von Explosivkörpern oder Bergungsaufgaben. In solchen Gebieten müssen die Lernenden Systeme in der Lage sein, sowohl mit den Rettungskräften als auch mit den Betroffenen zu interagieren, wie etwa mit Brandopfern oder von Bränden bedrohten Menschen. Schnelle Unterstützung des Menschen ist bei Rettungseinsätzen am wichtigsten: Das Lernende System muss in seinen Fähigkeiten hier weniger universell sein, es kann stattdessen sinnvoll sein, dass ein solches System lediglich klar definierte Teilaspekte des Rettungseinsatzes autonom unterstützt (Plattform Lernende Systeme 2019a). Ganz anders kann es im Fall einer Unterwasserinspektion aussehen: Auf dem Meeresgrund benötigt ein kabelloses robotisches System zwingend einen hohen Autonomiegrad und damit eher universellere Fähigkeiten, da es im Medium Wasser nicht oder nur sehr eingeschränkt kommunizieren kann (Plattform Lernende Systeme 2019b). Dieses System muss allein mit den Gegebenheiten vor Ort zurechtkommen und entsprechend seinen Fähigkeiten sowohl auf die Umgebung als auch auf unerwartete Ereignisse reagieren können.

Für den Einsatz Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen und der damit verbundenen Frage nach dem Grad der Autonomie ergeben sich vor diesem Hintergrund drei sehr spezifische Anforderungen:

1. Der notwendige Autonomiegrad ist von der Umgebung und der Art der Aufgabe abhängig – demgegenüber stehen die Fähigkeiten des Lernenden Systems sowie bestehende, etwa rechtliche und ethische, Richtlinien zu dessen Einsatz.
2. Im Kern geht es bei dem Einsatz in lebensfeindlichen Umgebungen immer um eine Unterstützung des Menschen, da die Systeme dort eingesetzt werden, wo Menschen gar nicht oder nur unter hohen Risiken hinkommen. Generell gilt, die Systeme sollen bestmögliche Unterstützung bieten – und daher muss der Grad der Autonomie so angepasst sein, dass Menschen nur dort eingreifen müssen, wo es nötig und sinnvoll ist.
3. Aufgrund der Dynamik von Einsätzen in lebensfeindlichen Umgebungen müssen die Systeme in der Lage sein, den Grad ihrer Autonomie zur Laufzeit an die jeweilige Situation anzupassen oder in dieser durch den Menschen angepasst werden. Dies macht die Erweiterung der bislang starren Autonomiegrad-Konzepte (bspw. ein Stufenmodell) notwendig, da es möglich sein muss, die Autonomie zur Laufzeit (also bspw. während einer Raumfahrt-Mission) zu verändern.

Das so beschriebene Lernende System ist immer als Mensch-Maschine-System zu verstehen, das heißt, es gibt eine Interaktion mit dem Menschen, die sehr unmittelbar sein kann (z. B. durch Fernsteuerung) oder nur punktuell erfolgt (z. B. durch Anpassung von Missionen).

Ziel dieses Whitepapers ist es, sich diesem Thema anzunehmen, indem es nicht nur einen Überblick über verschiedene Modelle und Einteilungen von Autonomiegraden bietet, sondern vor allem jenseits der bisherigen Taxonomien die Perspektive von kontinuierlichen Autonomiegraden einnimmt, die während des Einsatzes eines autonomen Systems veränderbar sind.

Das Papier zeigt, warum diese Perspektive gerade für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen von besonderer Bedeutung ist, und schlägt ein Architekturmodell vor, mit dem Lernende Systeme zur Laufzeit ihren Autonomiegrad anpassen können. Ein Kernelement ist hier die Kompetenzanalyse des Systems für die jeweilige Aufgabe. Die Befähigung eines Lernenden Systems zu solch einer Analyse ist ein wichtiges zukunftsweisendes Forschungsfeld und gleichzeitig ein potenzielles Alleinstellungsmerkmal zukünftiger europäischer Produkte, welche durch die genannten nationalen und europäischen Strategien auch gestützt werden.

Lernende Systeme

Lernende Systeme sind Maschinen, Roboter und Softwaresysteme, die Aufgaben auf Basis von Modellen und Daten, die ihnen als Lerngrundlage dienen, selbstständig erledigen, ohne dass jeder Schritt zwangsläufig spezifisch vom Menschen programmiert werden muss. Um ihre Aufgabe zu lösen, setzen sie durch Lernverfahren generierte Modelle ein. Mit Hilfe von Lernverfahren können solche Systeme im laufenden Betrieb weiterlernen: Sie verbessern die vorab trainierten Modelle und erweitern ihre Wissensbasis und ihre Fähigkeiten (Skills). Lernende Systeme basieren auf Methoden der Künstlichen Intelligenz (KI), insbesondere des Maschinellen Lernens, verknüpft mit wissens- bzw. modellbasierten Ansätzen. Vor allem durch die Fortschritte im Deep Learning entwickelten sich Lernende Systeme in den letzten Jahren zum dynamischsten Bereich der KI-Forschung und -Anwendung.

Autonome Systeme

Autonome Systeme sind Maschinen und Roboter, die ein vorgegebenes Ziel selbstständig und an die Situation angepasst erreichen. Sie haben die Fähigkeit, sich in der Umwelt zurechtzufinden, sich ihr anzupassen und gegebenenfalls mit anderen Systemen oder Menschen zu interagieren. Sie nehmen ihre Umgebung über Sensoren wahr (Sensorik), generieren proaktiv, situationsgerecht und in Echtzeit eine angemessene Aktion und führen diese über Aktoren aus (Aktorik). Autonome Systeme, bei denen die Lernfähigkeit für die Anpassung des Handlungsablaufs notwendig ist, sind zugleich Lernende Systeme. Allerdings sind nicht alle Lernenden Systeme vollständig autonom, sondern werden teilweise weiterhin bewusst von Menschen gesteuert (z. B. intelligente Prothesen).

Lebensfeindliche Umgebungen

Lebensfeindliche Umgebungen sind durch Bedingungen gekennzeichnet, die Menschen und Tiere besonders belasten oder gefährden und nicht ihren natürlichen Lebensräumen entsprechen. Entsprechend ihrer Gefährlichkeit für den Menschen werden drei Umgebungstypen unterschieden:

1. Umgebungen, in denen die Belastung und Gefährdung des Menschen mit wachsender Aufenthaltsdauer ansteigen (kontaminierte Umgebungen, Strahlung, große Höhen, unter Wasser bei geringeren Tiefen, Hitze/Kälte, Verschmutzung, extremer Lärm etc.)
2. Umgebungen, die Menschen nur mit spezieller Schutzausrüstung betreten können (Weltraum, große Wassertiefe, extreme Hitze, kontaminierte Umgebungen etc.)
3. Umgebungen, in denen ein Aufenthalt von Menschen mit unzumutbar hohen Risiken verbunden ist (Einsturz- oder Explosionsgefahr, Krisen- und Kriegsgebiete, polizeiliche Sondereinsätze etc.)

Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen

Mit Lernenden Systemen in lebensfeindlichen Umgebungen sind technische Systeme gemeint, die einerseits über gewisse Autonomieeigenschaften und maschinelle Intelligenz verfügen und andererseits adaptiv und lernfähig sind. Ihre Hardware ist an die extremen und herausfordernden Bedingungen angepasst, unter denen die Lernenden Systeme eingesetzt werden – etwa Verschmutzung, große Hitze oder Kälte, hoher Druck, radioaktive Strahlung, Einsturz- oder Lawinengefahr usw.²

² Der einfacheren Lesbarkeit halber sind in diesem Whitepaper stets solche Lernenden Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen gemeint, wenn verkürzt von Lernenden Systemen gesprochen wird.

2 Grundlagen zu Autonomie, Steuerung und Lernen bei robotischen Systemen

Die Realisierung einer Autonomie bei Lernenden Systemen ist nicht zuletzt zur Gefahrenminimierung für den Menschen bei Aufgaben in lebensfeindlichen Umgebungen ein erstrebenswertes Ziel, jedoch bestehen auf dem Weg noch immer viele technische, rechtliche und gesellschaftliche Herausforderungen. Daher stellen gegenwärtig die meisten Operationen von Robotern in lebensfeindlichen Umgebungen weitgehend die Fernbedienung eines entfernt operierenden Lernenden Systems dar, welches gegebenenfalls mit eigenständigen Assistenzfunktionen zur Unterstützung des Operators, also des Bedieners, operiert. Oft ist also eine Form der Teleoperation oder Überwachung des Systems realisiert, bei der der Operator sich nicht in derselben Umgebung wie das operierende System befindet. Diesem Operator soll dabei die maximale Freiheit ermöglicht werden, dadurch dass das entfernt operierende Lernende System einen möglichst hohen Grad an Autonomie aufweist. Dies erlaubt es dem Operator, sich stärker auf die Analyse der Ergebnisse zu fokussieren und weniger auf die technische Operation vor Ort. Solche Operationen nutzen die autonome Aufgabenerfüllung des Lernenden Systems, sodass der Operator lediglich über den Erkenntnisgewinn oder die Erfüllung einer Aufgabe informiert wird. Insbesondere in den hier im Fokus stehenden lebensfeindlichen Umgebungen gilt, dass diese häufig unstrukturiert, unbekannt oder auch gefährlich sind, und damit ein Operator zwingend notwendig ist, um die Operation zu beobachten und die Ergebnisse zu interpretieren.

2.1 Grundlegende Steuerungsmodi für Roboter

Roboter, die Aufgaben in Form von autark ablaufenden Regelschleifen von Wahrnehmung, Interpretation und Aktion abarbeiten können, zeugen von autonomem Verhalten. Hierbei ist dann auch keine direkte und kontinuierliche Kommunikation mit dem System nötig. Ist die Ausführung einer solchen Aufgabe jedoch nicht möglich, etwa weil die Fähigkeiten eines Systems nicht ausreichen, die Aufgabe und Umgebung zu komplex ist oder etwa Sicherheitsbedenken vorhanden sind, so können verschiedene kombinierte Steuerungsmethoden für Roboter eingesetzt werden (ISECG Technology Working Group, 2018, S. 21 ff.):

Telerobotische Operationen (Telerobotic Operations) – Die robotische Operation auf Distanz erfolgt meist durch das Kommandieren des Roboters über eine geeignete Kommunikationsverbindung, unabhängig von der Steuereingabemethode. Der menschliche Operator führt an einem entfernten Ort ein System aus, das vom Roboter isoliert ist.

Haptische Telepräsenz (Haptic Telepresence) – Ein telerobotischer Steuerungsmodus, der kontinuierliche Befehle/Telemetrie für den Kontakt verwendet. Ein menschlicher Operator trifft alle betrieblichen Entscheidungen und steuert einen Roboter direkt über eine Handsteuerung mit taktilem Feedback sowie hochauflösendem visuellen Feedback und/oder andere Telemetrie, die zu einer immersiven Erfahrung für den Operator beitragen.

Telemanipulation/Telebedienung (Telemanipulation/Teledriving) – Ein telerobotischer Steuerungsmodus, der kontinuierliche Befehle zur Bedienung der Roboter verwendet. Ein menschlicher Operator trifft alle betrieblichen Entscheidungen und befiehlt direkt eine Roboterbewegung unter Verwendung eines Handreglers mit Zugang zu Telemetrie-Feedback an der Überwachungsstation.

Scripted Control (Scripted Control) – Ein telerobotischer Kontrollmodus auf Skript-Ebene zur Bewegungs- und Kraftsteuerung. Ein menschlicher Operator trifft operative Entscheidungen auf hoher Ebene und befiehlt einen Roboter mit vorprogrammierten Bewegungen. Er hat Zugang zum Telemetrie-Feedback in der Überwachungsstation. Der ferngesteuerte Roboter soll die skriptierten, das heißt vordefinierten, Befehle unter Verwendung eines eigenen automatisierten Steuersystems auf Bewegungs- und Kraftebene ausführen.

Überwachungssteuerung (Supervisory Control) – Ein telerobotischer Steuerungsmodus auf Aufgabenebene. Ein menschlicher Operator steuert einen Roboter, indem er die erforderlichen Aufgaben spezifiziert. Er beobachtet die Ausführungsergebnisse per Telemetrie vom Roboter aus. Dieses erfordert, dass der ferngesteuerte Roboter die Fähigkeit besitzt, Aufgaben in Teilaufgaben zu unterteilen beziehungsweise zu zerlegen und diese Aufgaben auszuführen. Hierfür benötigt der Roboter ein eigenes automatisches Kontroll- und Ablaufsteuerungssystem.

Autonome Entscheidungsfindung (Autonomous Decision-Making) – Die Befehlseingabe für den Roboter besteht lediglich in der Vorgabe eines hochrangigen Ziels oder einer Reihe von Zielen. Es wird erwartet, dass der entfernte Roboter lokale Zielfunktionen hat und über die Fähigkeit verfügt, die Aufgabe in Teilaufgaben zu unterteilen. Weiterhin sollte er in der Lage sein, eigene Entscheidungen zu treffen und diese zu bewerten, um Anomalien bei der Planung und Ausführung von Aufgaben zu überwinden.

Geteilte Kontrolle (Shared Control) – Eine Kombination aus ferngesteuerter und autonomer Steuerung.

Die Einteilung und die dadurch entstehenden Kombinationsmöglichkeiten zeigen, dass es nicht immer nur um Fernbedienung geht, sondern dass hier unterschieden werden kann im Hinblick auf den Ort des Teleoperators (entfernt, virtuell vor Ort, tatsächlich vor Ort) und der Granularität der Steuerung (von direkten Steuersignalen bis hin zu hochrangigen Zielvorgaben bei autonomer Entscheidungsfindung).

2.2 Lernen für höhere Autonomiegrade

Ein wünschenswertes Ziel zahlreicher Forschungsansätze ist es, robotische Systeme zu entwickeln, die einen hohen Grad an Autonomie aufweisen und damit eine bestmögliche Entlastung oder Unterstützung des Menschen leisten können. Nur wenn Menschen einem System auch zutrauen, das Geforderte zu leisten, sind sie auch in der Lage, ihre Aufmerksamkeit sinnvoll auf andere Dinge richten zu können. Der Handlungsraum eines Lernenden Systems kann bei Einsatzszenarien in lebensfeindlichen Umgebungen sehr groß sein, daher sollte der primäre Ansatz verfolgt werden, aus vorangegangenen Missionen oder Übungen zu lernen und diese Erfahrungen in Folgeeinsätzen zu nutzen.

Lernansätze können primär in Online- und Offline-Lernen eingeteilt werden. Online-Lernen bedeutet, dass jeder Datensatz, bestehend aus einer großen Menge an vorhandenen oder in Echtzeit hinzugefügten Datensätzen, einzeln in das Training eines Algorithmus gegeben wird, um so eine umgehende Modellanpassung zu erreichen. Offline-Lernen meint dagegen, dass die Modellanpassung erst stattfindet, wenn die gesamte Menge an Datensätzen das Training durchlaufen hat.

Mit solchen Lernansätzen des Maschinellen Lernens kann schon heute eine Vielzahl von Datensätzen verarbeitet und daraus Vorwissen generiert werden. Auf der Grundlage von real aufgezeichneten Daten aus Einsätzen oder auch simulierten und nachgestellten Anwendungsszenarien können vielfältige Datensätze generiert werden. Letztlich wird in einem Algorithmus versucht, aus diesen Daten Muster zu lernen, um diese für die Ausführung zu nutzen. Hat ein Algorithmus etwa aus einem Bilddatensatz gelernt, Straßen und Wege zu erkennen, so kann das System daraus zukünftig diese Bildinformation nutzen, um zu navigieren. Im Offline-Lernen wäre diese Erkennungsleistung zur Laufzeit festgeschrieben, beim Online-Lernen könnte sie durch weitere Bilddaten direkt verbessert werden – jedoch immer auch mit der Möglichkeit, dass bereits Gelerntes wieder vergessen wird, weshalb häufig auf Offline-Methoden zurückgegriffen wird.

Die Verarbeitung im Lernalgorithmus kann beim Maschinellen Lernen entweder über explizite Regeln, Metriken und Programmier-Ansätze erfolgen, oder das Lernen erfolgt durch den impliziten Aufbau von Strukturen und Metriken auf Basis der Daten. Letzteres nutzt etwa die Methodik des Deep Learning, einer Teilmenge des Maschinellen Lernens.

Die grundsätzliche Problematik solcher Verfahren besteht darin, dass die Qualität der Ergebnisse stark von der verfügbaren Menge und Qualität der Daten abhängt. Die nötigen Daten für das Training der Algorithmen stehen jedoch oftmals nicht oder nicht in ausreichender Zahl und/oder Qualität zur Verfügung. Lernende Systeme sollen daher über möglichst hohe Resilienz verfügen, also der Fähigkeit, mit einer Robustheit aus Datensätzen zu lernen, um damit die autonome Aufgabe besser und weniger anfällig gegen Störeinflüsse zu bewältigen. Um die Resilienz eines Robotersystems zu erhöhen, ist es sehr sinnvoll, dass der Roboter zur Laufzeit ermitteln kann, inwieweit er zur Lösung der Aufgabe in der

Lage ist. Diese Konfidenz kann für die Ausführung der Aufgabe, für das Lernen oder auch für die Einschätzung der eigenen Kompetenz genutzt werden.

Grundsätzlich lässt sich festhalten: Um autonomes Verhalten von Robotern in lebensfeindlichen Umgebungen zu erreichen, muss der Roboter die Fähigkeit aufweisen, sich selbst, seine Aktion sowie die Umgebung so weit wie möglich digital abzubilden. Dies ermöglicht eine Vorausberechnung, um zu bestimmen, ob die geplante Aktion dazu beiträgt, sich der jeweiligen Zielsetzung anzunähern. In Kapitel 4 wird gezeigt, dass daraus auch die Ermittlung einer Kompetenz für die jeweilige Aufgabe durch das System selbst erwächst.

3 Autonomiegrade und lebensfeindliche Umgebungen

In unterschiedlichen Anwendungsdomänen und Disziplinen wurden bereits Stufenmodelle für Autonomiegrade von Lernenden Systemen entwickelt, daher wird im Folgenden zunächst ein Überblick über solche Modelle gegeben. Da sich jedoch lebensfeindliche Umgebungen in maßgeblichen Punkten von anderen Einsatzgebieten Lernender Systeme unterscheiden, stellen solche Umgebungen andere Anforderungen an die Systeme. Diese besonderen Merkmale lebensfeindlicher Umgebungen machen einen Perspektivenwechsel von diskreten Autonomiestufen zu variabler Autonomie notwendig, um auf dieser Grundlage Überlegungen anzustellen, wie der jeweils optimale Autonomiegrad eines Lernenden Systems in einer lebensfeindlichen Umgebung erreicht werden kann.

3.1 Bestehende Klassifizierungsansätze für Autonomiegrade

Autonomiegrade werden in der Forschung zu autonomen Systemen schon mindestens seit den 1970er Jahren diskutiert. Es existieren verschiedene Modelle und Einteilungen (vgl. exemplarisch Sheridan & Verplank, 1978; Endsley & Kaber, 1999; Huang, Pavek, Novak, Albus & Messina, 2005; Beer, Fisk & Rogers, 2014). Mit der zunehmenden Nutzung Lernender Systeme in diversen Anwendungsdomänen, wie der Industrie 4.0, dem autonomen Fahren, der Medizin oder der Raumfahrt, wurden ebenfalls spezifische Modelle zu Autonomiestufen für diese Domänen entworfen. Die folgenden Beispiele sind illustrativ und zeigen unterschiedliche Aspekte auf sowie die grundsätzliche Logik der Stufenmodelle.

Stufenmodelle in der Industrieproduktion und beim autonomen Fahren

Bekanntere Beispiele sind das autonome Fahren im Straßenverkehr und die moderne Industrieproduktion (siehe Industrie 4.0). In beiden Fällen wurden Stufenmodelle ausgearbeitet, in denen zwischen fünf Stufen unterschieden wird (SAE International, 2014; Plattform Industrie 4.0, 2019; Gamer et al., 2020). Auf Stufe null besitzt das System keine Autonomie, während auf Stufe fünf vollumfängliche Autonomie des autonomen Systems vorhanden ist (SAE International, 2014). Über die Stufen hinweg werden Aufgaben, wie das Fahren selbst und die Beobachtung der Umwelt und des Fahrsystems, immer stärker an das System übertragen. In den Stufen null bis zwei kontrolliert der Mensch das Fahren beziehungsweise die Anlage, das KI-System hat nur informierende oder assistierende Aufgaben. Ab Stufe drei übernimmt das autonome System mehr und mehr Aufgaben und der Mensch nimmt eher eine überwachende Rolle ein. Das Lernende System agiert in vordefinierten Teilbereichen autonom, informiert über die Notwendigkeit einer Intervention oder

schlägt bestimmte Lösungsoptionen vor, die bestätigt werden müssen. Auf dem höchsten Grad agiert das System voll autonom in allen Belangen und Bereichen.

Autonomiestufen in der Chirurgie-Robotik

Für Chirurgie-Roboter existieren ebenfalls bereits Konzepte für Autonomiestufen (Haidegger, 2019). In der Praxis sind diese bisher jedoch nur begrenzt umgesetzt. Das Da-Vinci-Operationssystem ist der bekannteste Chirurgie-Roboter. Er wurde bereits in den 80er Jahren entwickelt und wird heute weltweit eingesetzt. Der Chirurg sitzt an der Steuerkonsole. Die patientenseitige Robotik-Einheit hat vier Arme und eine dreidimensionale Kamera. Der Operator erhält ein zehnfach vergrößertes Bild des Operationsfeldes und steuert die Arme millimetergenau mit einer bis zu fünffachen Untersetzung. Unwillkürliche Bewegungen (z. B. Händezittern) werden ausgeglichen. Das Da-Vinci-System kann weder programmiert werden noch eigenständige Bewegungen ausführen. Die Klassifikation medizinischer Robotik-Systeme erfolgt daher über die technischen Eigenschaften (z. B. haptisches Feedback, Augmented Reality Komponenten, Kompensation von Atembewegungen) und weniger über Autonomiegrade. Höhere Autonomie gibt es derzeit nur für spezielle Anwendungen wie etwa das Verschließen des Operationszuganges (Nähen) oder spezielle, oft minimalinvasive Eingriffe. Hier werden die Systeme mit Untersuchungsdaten zur patientenindividuellen Anatomie konfiguriert, arbeiten dann aber feste Programme ab und sind somit nicht in der Lage, zu lernen.

Autonomiegrade in einer lebensfeindlichen Umgebung – das Beispiel Raumfahrt

Autonome Systeme, die in der Raumfahrt eingesetzt werden, sind mit dem besonderen Problem von Latenzzeiten in der Kommunikation zwischen Einsatzkontrollzentrum und System konfrontiert (ISECG Technology Working Group, 2018, S. 21). Daher werden für verschiedene Längen von Latenzzeiten und Kommunikationsbandbreiten verschiedene Modi von Autonomie eingesetzt. Ist die Latenzzeit im Millisekundenbereich, sind bei ausreichender Bandbreite sowohl der Modus einer vollen Autonomie des Systems möglich als auch Formen der überwachenden Kontrolle durch den Menschen oder die Fernsteuerung des Systems durch einen Operator sowie eine haptische Telepräsenz. Mit längerer Latenzzeit und niedrigerer Kommunikationsfrequenz und/oder Bandbreite nehmen auch die möglichen Modi der Autonomie ab. So ist zunächst noch eine Überwachung des autonomen Systems möglich. Wenn allerdings die Latenzzeit eine Länge von Stunden erreicht hat, ist nur noch ein voll autonomer Modus möglich. Die Autonomiegrade sind entsprechend von spezifischen Parametern der Raumfahrt-Mission abhängig.

Die Mission der beiden Mars Exploration Rovers (MER) ist repräsentativ für den Einsatz von Telerobotern zur Erforschung von Weltraumumgebungen, in die sich Menschen noch nicht begeben können. Im Gegensatz zu den Operationen auf der Internationalen Raumstation

ISS wird die Kommunikationsverzögerung zwischen der Bodenkontrolle und den MER-Robotern (von denen nur einer noch einsatzbereit ist) nicht in Sekunden, sondern in Dutzenden von Minuten gemessen. Diese Rahmenbedingungen sind entscheidende Entwurfstreiber für die Entwicklung solcher Systeme, womit sich ergibt, dass schon in der Entwicklungsphase auch bei Weltraumrobotern der letztendliche Einsatzort und die Bedienstrategie einen starken Faktor auf die Entwicklungsphilosophie und das Systemdesign haben.

Stufenmodell aus der Robotik-Forschung

In der Robotik-Forschung wurde ein zehnstufiges Modell für Autonomie in der Mensch-Maschine-Interaktion (engl. human-robot interaction, HRI) vorgeschlagen (Beer, Fisk & Rogers, 2014), das am Ende dieses Whitepapers wieder aufgegriffen wird. Autonomie kann in Teilaspekte gegliedert werden. So kann bei der Bewältigung einer Aufgabe die Autonomie eines Systems hinsichtlich der Wahrnehmung, der Planung und der Ausführung variieren. Die so verstandene Autonomie kann unterschiedliche Grade aufweisen. Auch hier ist auf Stufe null keine Autonomie vorhanden, das heißt, die Interaktion zwischen Roboter und Mensch beträgt 100 Prozent. Dies entspricht einer vollständigen manuellen Führung des Systems durch den Operator, der sowohl die Aufgabe der Wahrnehmung als auch der Planung und Ausführung übernimmt. Stufe eins ist die manuelle Fernbedienung durch einen Teleoperator und Stufe drei die assistierte Teleoperation, wie sie zum Beispiel bei chirurgischen Interventionen in der Medizin oft angewendet wird. In höheren Stufen findet häufig eine geteilte Kontrolle statt, bei der entweder der Mensch oder der Roboter die Initiative übernimmt. Stufe zehn entspricht wiederum der vollständigen Autonomie. Die Interaktion zwischen Mensch und Roboter liegt bei null Prozent. Der Roboter übernimmt die Wahrnehmung, Planung und Ausführung selbstständig. Welcher Autonomiegrad angemessen ist, hängt von der Komplexität der Aufgabe sowie der Schwierigkeit des Umgebungsterrains ab.

3.2 Unterschiede zwischen lebensfeindlichen Umgebungen und konventionellen Anwendungsdomänen

Wie das Beispiel der Raumfahrt zeigt, lassen sich Autonomiegrade auch auf Lernende Systeme übertragen. Allerdings konfrontieren lebensfeindliche Umgebungen autonome Systeme mit besonderen Anforderungen. Denn anders als etwa beim autonomen Fahren und in der Industrieproduktion sind Abläufe in lebensfeindlichen Umgebungen typischerweise sehr unregelmäßig und können zudem von einmaligen Extremereignissen oder extremen Umweltbedingungen geprägt sein. Während der Straßenverkehr überwiegend durch eine übersichtliche Reihe von Regeln und Regelmäßigkeiten geprägt ist – mit Unfallsituationen als Ausnahme – und die Umwelt in der Industrieproduktion oder im Operationssaal stark durch den Menschen kontrolliert werden kann, stellt sich dies in lebensfeindlichen Umgebungen oft anders dar (z. B. bei Naturkatastrophen). Da solche Umgebungen für den Menschen nicht ohne starke Belastung oder sogar Bedrohung des Lebens zugäng-

lich sind, ist auch der Eingriff in die Systeme vor Ort oft nicht oder nur mit hohem Aufwand möglich (z. B. Tiefsee, Weltraum etc.). Dies steht häufig in Zusammenhang mit niedriger Bandbreite und hohen Latenzzeiten bei der Kommunikation mit dem autonomen System. Allerdings zeichnen sich lebensfeindliche Umgebungen im Unterschied zum Straßenverkehr auch dadurch aus, dass andere „Verkehrsteilnehmer“ oft nicht im selben Maße oder gar nicht berücksichtigt werden müssen, da sehr viel weniger Objekte und deren Verhalten einbezogen werden müssen. Sie können jedoch beispielsweise bei Rettungseinsätzen in ethisch oder rechtlich schwierige Situationen geraten. Dies zeigt, dass für lebensfeindliche Umgebungen einerseits eine hohe Autonomie der Systeme erstrebenswert ist, die zu erreichen jedoch andererseits mit großen Herausforderungen verbunden ist.

Insbesondere stellen lebensfeindliche Umgebungen meistens eine unbekannte Umgebung dar, über welche nur sehr bedingt ein Vorwissen zur Verfügung steht. Vorwissen kann in Form von konsistenten und teilweise vollständigen Modellen (z. B. Industrie 4.0) dazu führen, dass Systeme autonom in bekannten Umgebungen mit bekannten Parametern agieren. Ohne Vorwissen muss die Umwelt simultan erfasst und interpretiert werden. Das Ableiten von zielführenden und gleichzeitig sicheren Aktionen setzt mindestens eine Interpretation der Situation voraus, also des Zustandes und der Position der Maschinen sowie der Umwelt und des Szenarios. Dies stellt sich bei Lernenden Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen wegen der oben genannten Gründe als besondere Herausforderung dar.

Variierbare Autonomiegrade statt diskrete Autonomiestufen

Um diese Herausforderungen durch die Anforderungen lebensfeindlicher Umgebungen an autonome Systeme zu meistern, ist es sinnvoll, variable und kontinuierlich veränderbare Autonomiegrade während der Laufzeit umzusetzen, also während des Einsatzes des autonomen Systems. Häufig werden jedoch in den Anwendungsdomänen wie der Industrieproduktion oder dem autonomen Fahren ein bestimmter Autonomiegrad oder zwei bis drei wechselbare Grade zur Designzeit festgelegt, das heißt, sie werden während der Entwicklung des autonomen Systems festgeschrieben. Aus dieser Perspektive ergeben sich zwei Folgen. Erstens: Sollen variierbare Autonomiegrade zur Laufzeit umgesetzt werden, ist es erforderlich, in graduellen, kontinuierlichen Autonomiegraden zu denken und nicht in diskreten Autonomiestufen, wie dies in den bisherigen Modellen der Fall ist. Die diskreten Stufen sind jedoch immer in den kontinuierlichen Autonomiegraden enthalten. Zweitens: Bei autonomen Systemen in lebensfeindlichen Umgebungen handelt es sich immer um Ensembles aus Menschen und autonomen Systemen, also um Mensch-Maschine-Interaktionssysteme. Im Folgenden wird diese skizzierte Perspektive der kontinuierlichen Autonomiegrade zur Laufzeit eingenommen und aufgezeigt, welche Architekturkomponenten ein autonomes System aufweisen muss, damit diese Perspektive umgesetzt werden kann, und wie verschiedene Autonomiegrade konkret aktiviert werden können.

4 Architekturmodell für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen

Ausgangspunkt für die Überlegungen zur variablen Autonomie von Lernenden Systemen in lebensfeindlichen Umgebungen ist die Perspektive auf solche Systeme als Mensch-Maschine-Interaktion. Aus dieser Perspektive heraus werden im Folgenden Architekturkomponenten für Lernende Systeme vorgestellt, um variable Autonomie zu ermöglichen.³ Darauf aufbauend werden Überlegungen dazu angestellt, wie eine variable Autonomie aktiviert werden kann beziehungsweise soll. Dies bezieht gerade auch Probleme mit ein, auf die ein Lernendes System stoßen kann, und wie es mit diesen umgeht, denn auf dieser Basis lassen sich Autonomiegrade des Systems ableiten.

4.1 Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen als Mensch-Maschine-Systeme

Beim Einsatz Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen geht es gerade darum, den Menschen nicht den umgebungsbedingten Gefahren und Belastungen auszusetzen, sondern stattdessen technische Systeme einzusetzen. Lernende Systeme operieren somit mehr oder weniger entfernt abgesetzt vom Menschen – der sich in einer geschützten, sicheren Umgebung befinden kann. Wie bereits erläutert, kann je nach Umgebung mit Lernenden Systemen zusätzlich nur sehr eingeschränkt oder gar nicht kommuniziert werden.

Hat man es mit komplexen Lagen in lebensfeindlichen Umgebungen zu tun, bei denen räumlich verteilt simultan mehrere Teilaufgaben zu lösen sind, etwa bei der Durchsuchung größerer einsturzgefährdeter Gebäude nach Verletzten, kann ein paralleler Einsatz mehrerer Lernender Systeme sinnvoll und rationell sein. Geht man gleichzeitig von einer beschränkten Verfügbarkeit von Operatoren (Bedienern, Nutzern) aus, die sich um solche Systeme kümmern können, wird die Zahl der einsetzbaren Systeme, die ein Mensch intensiv beaufsichtigen oder gar steuern kann, stark eingeschränkt.

³ Für eine allgemeine Referenzarchitektur für autonome Systeme siehe Fachforum Autonome Systeme im Hightech-Forum (2017) und Wahlster (2017).

Der Mensch kann somit am besten unterstützt werden, wenn ihm das Lernende System die Tätigkeiten, für die es eingesetzt wird, bestmöglich abnehmen kann. Gleichzeitig wird die Zuverlässigkeit des Ablaufs immer durch den Menschen sichergestellt sein, damit hier auch ein Vertrauen in die Zusammenarbeit mit dem Lernenden System entsteht. In diesem Sinne liegt es nahe, von Lernenden Systemen für den Einsatz in lebensfeindlichen Umgebungen Folgendes zu fordern:

So viel Autonomie wie möglich – nur so viel menschlicher Eingriff wie nötig

Voraussetzung für diese Betrachtung ist, dass nicht-technische Randbedingungen, etwa ethischer oder rechtlicher Natur, geklärt sind und damit auch in das „möglich“ und „nötig“ eingeflossen sind. In diesem Fall gilt: Je autonomer ein solches System in lebensfeindlichen Umgebungen sinnvoll agieren und ihm aufgetragene Aufgaben lösen kann, desto weniger besteht der Bedarf, den Menschen doch noch im Gefahrenbereich einsetzen zu müssen. Je selbstständiger ein solches System ist, desto weniger belastet es das Aufmerksamkeitsbudget des Nutzers und desto mehr solcher Systeme könnte ein Mensch gleichzeitig sinnvoll einsetzen. Idealerweise würden solche Systeme den Nutzer nur dann zeitweise involvieren, wenn sie auf Probleme treffen, die sie selbst nicht lösen können, und deshalb Hilfe, Teleoperation oder eine Entscheidung durch den Menschen anfordern. Damit wäre eine Skalierbarkeit erreicht, mit der die rare wertvolle Aufmerksamkeit eines Nutzers von Routine und einfachen Aufgaben entlastet würde und er/sie sich auf Wichtiges (und i. d. R. auch Schwieriges) konzentrieren könnte.

Mensch-Maschine-Systeme mit übergeordneter Instanz

Die Argumentation zeigt auch, dass Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen immer im Zusammenhang mit Nutzerinnen und Nutzern zu sehen sind, die die Systeme einsetzen, beauftragen, kontrollieren und eingreifen, wenn technische Systeme auf für sie unlösbare Probleme stoßen, oder auf Probleme, bei denen man nicht eine Maschine entscheiden lassen will. Mithin hat man es immer mit einem Mensch-Maschine-System zu tun, bei dem der Mensch die übergeordnete Instanz darstellt, die im Zweifelsfall immer die Letztentscheidung behält.

Eine übergeordnete Instanz definiert die Mission des Lernenden Systems, sie muss ausreichende Lösungsintelligenz und -fähigkeiten haben, braucht ethische (ggf. auch rechtliche) Kompetenz und trägt die Verantwortung für den Einsatz. Grundsätzlich könnte eine übergeordnete Instanz selbst ein technisches System mit leistungsstärkerer maschineller Intelligenz sein als das Lernende System vor Ort. Außerdem wären auch hierarchische Systeme denkbar, bei denen die Intelligenz zur Spitze der Hierarchie hin steigt, sodass schwierigere Entscheidungen nach oben eskaliert werden könnten.

Aus heutiger Sicht wird die übergeordnete Instanz an der Spitze des Systems aber immer ein Mensch sein müssen und nicht durch ein intelligentes technisches System ersetzt werden können oder sollen, da wir weder über ausreichend kompetente Systeme für diese Aufgabe verfügen, noch über einen ethischen und rechtlichen Rahmen, um Lernende Systeme derart einzusetzen.

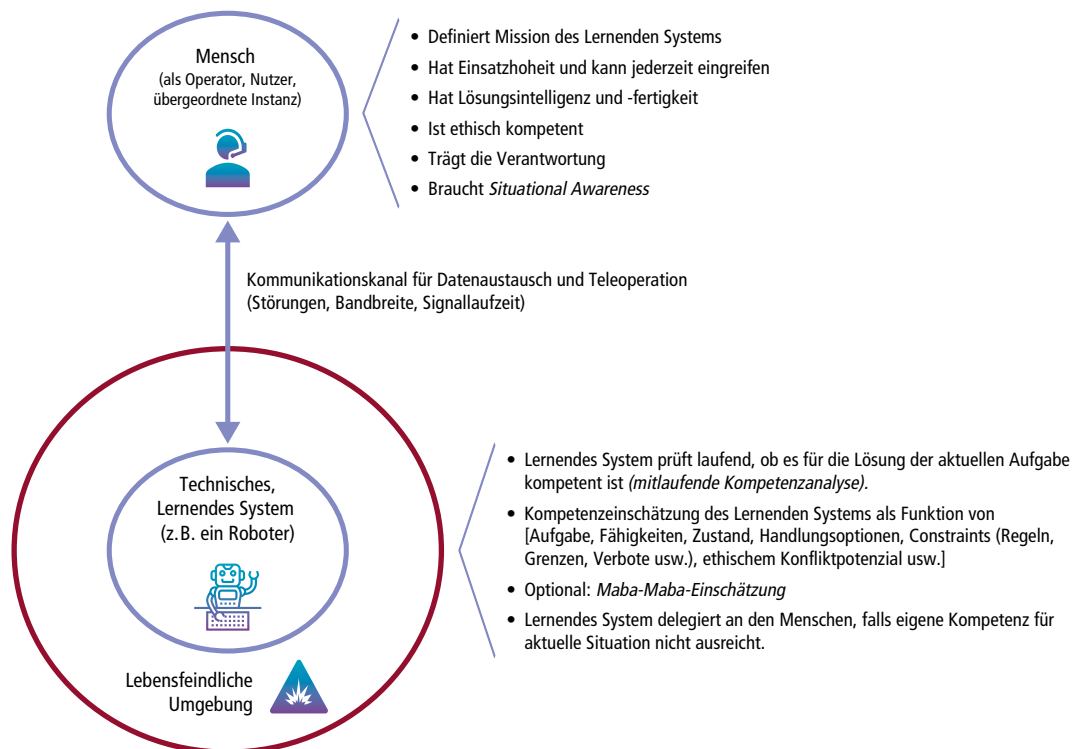
Wann ist welcher Autonomiegrad sinnvoll?

Solange Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen allein ihre Aufgaben zu lösen im Stande sind, ist eine weitgehende Autonomie sinnvoll. Je mehr das System aber an seine Grenzen gerät, desto mehr wird unterstützendes oder teleoperierendes Zutun des Menschen notwendig werden. Im Extremfall, zum Beispiel bei ethisch relevanten Situationen, wird die ganze Entscheidungsverantwortung und das Heft des Handelns an den Operator übertragen.

Das zeigt, dass bei Lernenden Systemen in lebensfeindlichen Umgebungen situationsabhängig eine graduelle Aufteilung zwischen der Autonomie des technischen Systems und dem steuernden Eingriff eines Operators zur Systemeinsatzzeit (Laufzeit) notwendig ist. In vielen Bereichen (z. B. Katastrophenschutz) ist in absehbarer Zeit davon auszugehen, dass kein autonomes System alle anfallenden Aufgaben ohne menschliche Unterstützung gut genug erledigen kann, und daher der Mensch solche Systeme ständig beobachten und bei Bedarf auch zeitnah eingreifen können muss. Ein gleitender Übergang zwischen verschiedenen Autonomiegraden erscheint daher essentiell, möchte man das ganze Potenzial Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen in durch den Menschen verantworteten Einsätzen voll ausschöpfen.

Abbildung 1 stellt schematisch ein Lernendes System in lebensfeindlichen Umgebungen im Zusammenspiel mit dem Menschen dar. Solche Systeme sind unter den Bedingungen dieser besonderen Umgebungen immer als Mensch-Maschine-Systeme zu sehen.

Abbildung 1: Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen als Mensch-Maschine-Systeme



Wie lernen die autonomen Systeme?

Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen sollen einerseits möglichst selbstständig aus den eigenen Erfahrungen in Einsätzen lernen können und sich so ständig verbessern. Andererseits bieten gerade teleoperierende Eingriffe eine besondere Chance für das Maschinelle Lernen. In Fällen der Teleoperation macht der Mensch dem technischen System die Lösung der aktuellen Aufgabe detailliert vor. Bewahrt man solche Daten auf, können sie unmittelbar für das Maschinelle Lernen genutzt werden.

Grundsätzlich sollten alle bei Einsätzen entstehenden Daten geloggt werden. Was davon dann dem Lernenden System als geeignete Trainingsdaten zugeführt wird, sollte vom Menschen im Nachhinein explizit entschieden werden, da zum Beispiel nicht alle teleoperativen Eingriffe automatisch als erfolgreich oder gut gelungen vorausgesetzt werden können.

Laufende Kompetenzanalyse Lernender Systeme

Um eine sinnvolle und zielgerichtete Steuerung des Autonomiegrads (Sliding Autonomy) zur Laufzeit zu ermöglichen, muss mitlaufend eine Einschätzung erfolgen, ob das Lernende System selbst in der Lage und berechtigt ist, das ihm aktuell vorliegende Problem alleine (autonom) zu lösen. Das bedeutet, es muss jederzeit klar sein, ob das Lernende System kompetent für aktuelle Aufgaben ist. Bei dieser Kompetenzeinschätzung müssen sowohl der Schwierigkeitsgrad der aktuellen Aufgabe, die Fähigkeiten und der Zustand des Lernenden Systems, die möglichen Handlungsoptionen als auch die Einhaltung von Regeln, Verboten und Policies beachtet werden.

Wenn diese Einschätzung der Mensch allein vornehmen müsste, wäre seine Aufmerksamkeit andauernd gebunden. Besser scheint es daher, eine Komponente im Lernenden System zu haben, mit der das System kontinuierlich einschätzt, ob es die aktuelle Aufgabe im Rahmen seiner eigenen Fähigkeiten und Befugnisse mit hinreichender Sicherheit lösen kann. Eine solche in der Architektur des Lernenden Systems vorzusehende Eigenkompetenzkomponente könnte etwa mitlaufend den Erwartungswert des Erfolgs für die selbstständige Lösung eines Problems berechnen, daraus den Bedarf an Unterstützung durch den Menschen ableiten und diese erforderlichenfalls beim Menschen anfordern.

Neben einer absoluten Eigenkompetenzanalyse könnte diese optional auch relativ erfolgen, indem laufend geprüft wird, ob der Mensch oder das Lernende System die größere Lösungskompetenz für eine aktuelle Aufgabe besitzt. Hier könnte auf Maba-Maba (Men are better at – Machines are better at)-Schemata zurückgegriffen werden (Fitts, 1951). Dabei handelt es sich um Schemata, die aufführen, welche Aufgaben und Tätigkeiten ein robotisches System besser ausführen kann als ein Mensch und andersherum. So sind Menschen beispielsweise besser im Schlussfolgern und Wahrnehmen, während Maschinen besser darin sind, schnell auf Signale zu reagieren und Berechnungen anzustellen.

Umgang mit ethisch und rechtlich problematischen Situationen

Allgemein sollten Lernende Systeme mit Blick auf Kriterien, wie beispielsweise Nachvollziehbarkeit, Sicherheit und der Vermeidung nicht-intendierter Folgewirkungen, ethisch vertrauenswürdig entwickelt werden (siehe Heesen, Müller-Quade, Wrobel et al., 2020, Heesen et al., 2020 für entsprechende Kriterienkataloge). In lebensfeindlichen Umgebungen können Lernende Systeme ebenfalls während ihrer Mission auf ethisch problematische Situationen stoßen, wenn in diesen Situationen das Potenzial zunimmt, Menschenleben und andere Rechtsgüter wie Persönlichkeitsrechte oder die Umwelt zu gefährden. Die Kritikalität des Lernenden Systems in dessen Anwendungskontext würde folglich in solchen Situationen steigen (siehe Heesen, Müller-Quade, Wrobel et al., 2020).

Ein Beispiel wäre, wenn ein Rettungsroboter in einer Gefahrenzone mehrere hilfsbedürftige Menschen vorfindet und eine Entscheidung treffen müsste, wen er als Erstes in Sicherheit bringen soll, weil seine Transportkapazität nicht für alle ausreicht. Hierfür muss

in der Architektur des Lernenden Systems eine Komponente vorgesehen werden, Situationen, in denen ethische Abwägungsentscheidungen getroffen werden müssen, automatisch zu erkennen. Stellt das System eine solche Situation fest, muss es unmittelbar die Einsatzleitung darüber informieren. Dieser muss es dann obliegen auf der Basis anerkannter und festgelegter Kriterien, über die weiteren Aktionen des Lernenden Systems zu entscheiden (siehe bspw. Empfehlungen im Rahmen der Katastrophenhilfe). Die automatische Erkennung solcher Situationen stellt eine Herausforderung dar und bedarf eingehender Forschung.

Auch rechtliche Probleme können auftreten – je nach Situation kann dies etwa Persönlichkeitsrechte, Eigentumsrechte sowie Verantwortungsfragen inklusive Versicherungs- und Haftungsfragen betreffen. Ist Derartiges in der Einsatzdomäne eines Lernenden Systems zu erwarten, muss eine weitere Komponente für eine entsprechende automatische Erkennung vorgesehen werden. Durch geeignete Zertifizierungsverfahren für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen könnten zugleich auch schon im Vorfeld beispielsweise Versicherungs- und Haftungsfragen, aber auch Verfahren zum ungefährdeten Abbruch geprüft werden.

Vorkehrungen für menschliche Intervention in das Lernende System

In den bisherigen Überlegungen lag die Initiative für eine eventuelle Reduktion der Autonomie beim Lernenden System selbst. Jederzeit kann aber der das System einsetzende Mensch selbst initiativ werden und eingreifen, wenn der Mensch beispielsweise zu dem Schluss kommt, dass ein Eingriff die Qualität und die Erfolgsaussichten des Einsatzes verbessern kann, oder weil der Mensch selbst eine ethische oder rechtliche Problematik entstehen sieht.

Die graduelle Reduktion von Autonomie zur Laufzeit und die entsprechende Inanspruchnahme des menschlichen Operators setzt aber voraus, dass er ständig auch in der Lage ist, die Kontrolle teilweise oder ganz übernehmen zu können (vgl. hierzu auch Wahlster, 2017). Dazu braucht er ein aktuelles Lagebewusstsein (Situational Awareness), um sinnvoll operativ eingreifen zu können. Daraus erwächst der Vorschlag für eine weitere Architekturkomponente des Gesamtsystems. Eine Situational Awareness Komponente muss gewährleisten, dass jederzeit dem Menschen die notwendige Information in geeigneter Form zeitgerecht bereitsteht, um sich schnell in die Situation vor Ort hineinversetzen zu können.

Bei jedweder Überlegung über die Wahl des aktuell besten Autonomiegrads muss immer auch der Kommunikationskanal zwischen dem Operator und dem Lernenden System betrachtet werden. Lässt dieser etwa aus Bandbreitengründen oder zu großen Verzögerungszeiten ein nützliches Eingreifen nicht zu, kann es situationsabhängig besser sein, die Autonomie des Systems trotz aktuell höherer Kompetenz des Menschen hochzuhalten, wenn dies die Leistung des Gesamtsystems aus dem Lernenden System und dem Menschen verbessert (siehe das Beispiel Raumfahrt in Kapitel 3).

Bedeutende Architekturkomponenten für autonome Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen

Unverzichtbare Komponenten in der Architektur eines Mensch-Maschine-Systems für einen effektiven, effizienten und verantwortungsvollen Einsatz von Lernenden Systemen in lebensfeindlichen Umgebungen sind:

- Mitlaufende Analyse, ob die Kompetenz des Lernenden Systems ausreicht, um eine aktuelle Aufgabe zu lösen.
- Mitlaufende Analyse, ob das Lernende System in eine ethisch problematische Situation gerät oder ethisch problematische Entscheidungen treffen müsste.
- Mitlaufende Analyse, ob das Lernende System in eine Situation gerät, die rechtliche Fragen aufwirft.
- Komponente für Sicherstellung von Situational Awareness für den Menschen als Voraussetzung für eine kurzfristige Kontrollübernahme.

Die hier vorgeschlagenen zusätzlichen Architekturkomponenten für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen entsprechen überwiegend noch nicht dem Stand von Forschung und Technik, sondern es besteht diesbezüglich noch ein erheblicher Forschungs- und Entwicklungsbedarf. Bisherige Systeme zeigen in bestimmten Szenarien gute technische Leistung, eine Art Selbst-Monitoring hinsichtlich der Kompetenz zu einer bestimmten Aufgabe ist derzeit noch nicht in die Systeme eingebaut. Wie hier mehrfach aufgeführt, muss diese Art der Kompetenzanalyse auch gleichzeitig mehrere Ebenen von Kompetenz mitbetrachten.

4.2 Variable Autonomie und ihre Aktivierung

Um eine möglichst kontinuierliche Funktion des Gesamtsystems bestehend aus einem oder mehreren Lernenden Systemen in lebensfeindlicher Umgebung sowie einem Operator auch bei Änderungen der Autonomiegrade zu gewährleisten, müssen nicht nur entsprechende (oben schon beschriebene) Module vorgesehen werden, sondern auch der passende Workflow dazu. Abhängig davon, in welcher Situation und Arbeitsphase das technische System sich befindet, können zeitliche Rahmen sowie die Art des menschlichen Eingriffs stark variieren. Nicht weniger wichtig sind auch die verfügbaren Kommunikationsmöglichkeiten sowie die Tatsache, wer primär die Notwendigkeit menschlicher Unterstützung erkennen sollte beziehungsweise erkannt hat – der Mensch selbst oder das technische System. Auch entsprechende Schnittstellen müssen zur Verfügung stehen, um sowohl das Situationsverständnis als auch effiziente Handlungsmöglichkeiten zu gewährleisten.

Abbildung 2: Vereinfachter Workflow eines autonomen Lernenden Systems mit variablen Autonomiegraden

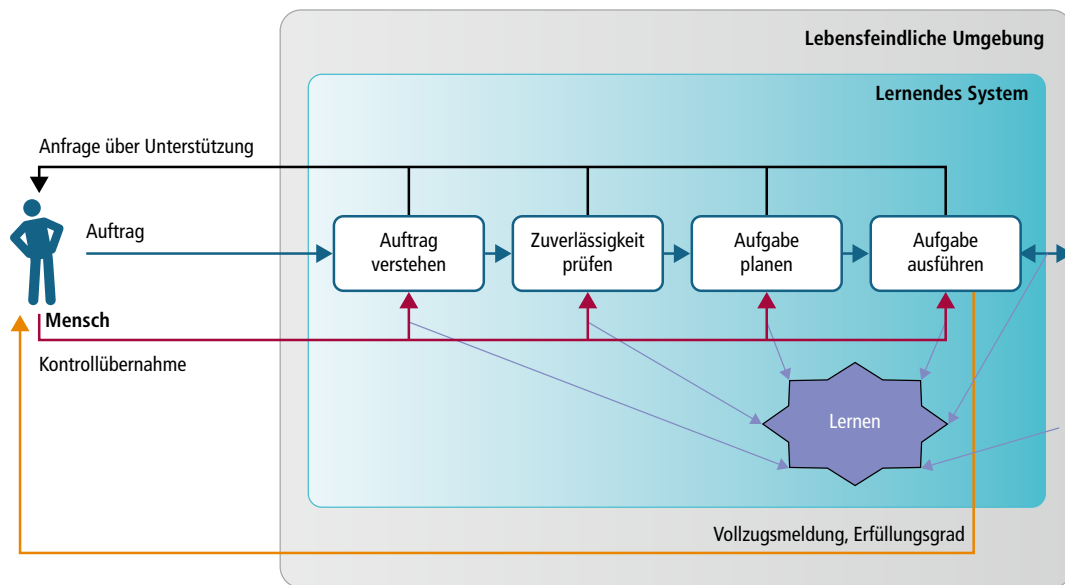


Abbildung 2 stellt einen möglichen Workflow eines Lernenden Systems mit variablen Autonomiegraden dar, der auch ein typisches Vorgehen eines entsprechend qualifizierten Menschen zur Aufgabenlösung berücksichtigt.

Das Lernende System bekommt vom Menschen eine Aufgabe und muss sie zuerst „verstehen“ – das heißt zu internen Modellen, Zielen, Situationsverständnis und Zustandsbeschreibungen einen Bezug herstellen. In manchen Situationen und bei einigen Aufgaben ist eine zusätzliche Prüfung notwendig, ob die Aufgabe von einer autorisierten (oder vertrauenswürdigen) Person gekommen ist. Als Nächstes wird geprüft, ob die übertragene Aufgabe überhaupt zulässig ist – dabei können übrigens auch Nachfragen beim Operator und gegebenenfalls weiteren Instanzen gestellt werden. Ist die Aufgabe zulässig, kann ihre Ausführung modellbasiert iterativ geplant werden. Bei der Planung sollte ständig geprüft werden, ob die geplante Ausführung der Aufgabe (bzw. aller ihrer Schritte) ohne menschliche Unterstützung grundsätzlich möglich ist. Bei der Ausführung des Planes wird ebenso kontinuierlich die Situation eingeschätzt und kontrolliert, ob die weitere selbstständige Ausführung zulässig und möglich ist. Gegebenenfalls wird entsprechende Unterstützung des Operators angefordert. In Abhängigkeit davon, welche Art von Unterstützung benötigt wird, wird ein situationsbedingt passender Autonomiegrad vom System vorgeschlagen und vom Menschen gewählt.

Es ist darauf hinzuweisen, dass die Modelle und Situationsbeschreibungen, die ein technisches System intern verwendet, sich stark von menschlichen Vorstellungen unterscheiden können. Deswegen sind auch situations- und aufgabenabhängige „Dolmetscher“-Module

notwendig, welche manche der menschlichen Befehle und Anfragen der Lernenden Systeme in eine für den Empfänger leicht verständliche Form übersetzen. Solche Module sollten auch entsprechende Lernfähigkeiten besitzen, müssen aber nicht unbedingt in lebensfeindlichen Umgebungen platziert werden.

Basierend auf diesem beispielhaften Workflow eines Lernenden Systems mit variabler Autonomie (Abbildung 2) kann die automatische Analyse eigener Kompetenzen, Fähigkeiten und Handlungen solcher Systeme angegangen werden, um einen Bedarf an Unterstützung durch einen Menschen feststellen zu können. Die Unterstützung kann dabei in unterschiedlichen Phasen der Ausführung einer Aufgabe beziehungsweise der Erreichung eines Ziels benötigt werden. In der nachfolgenden Tabelle sind die wichtigsten Situationen aufgelistet, in welchen ein Bedarf an externer Unterstützung entstehen kann, sowie einige Kompetenzen/Fähigkeiten, die ein Lernendes System haben muss, um eine solche Situation automatisch erkennen zu können. Die Tabelle 1 bezieht sich auf eine Aufgabe, die

Tabelle 1: Arbeitsschritte eines Lernenden Systems mit Unterstützungsbedarf durch Menschen

Etappe	Problem	Fähigkeiten zur Problemerkennung
1. Empfang der Aufgabe	Aufgabe konnte nicht verstanden werden	Verknüpfung der Aufgabe mit bekannten Handlungsmustern und Umgebungsmodellen
2. Analyse der Aufgabe	Aufgabe ist unzulässig Aufgabe ist nicht ausführbar	Vergleich mit Kriterien der Zulässigkeit Vergleich: benötigte/vorhandene Fähigkeiten
3. Planung der Ausführung	Ausführung kann/darf nicht geplant werden	Vergleich: geplanter Endzustand/Zielzustand
4. Prüfung des Plans	Plan enthält unausführbare/ unzulässige Schritte	Vergleich mit Kriterien der Ausführbarkeit/ Zuverlässigkeit
5. Prüfung der Voraussetzungen der Ausführungen (auch Teilaktionen)	Situation kann nicht verstanden werden Ausführung kann/darf nicht gestartet/ durchgeführt werden	Analyse von Umgebung und Eigenzustand Vergleich mit Voraussetzungen der Ausführbarkeit/Zuverlässigkeit
6. Ausführung einer Aktion/Handlung	Aktion konnte/durfte nicht durchgeführt werden	Analyse von Umgebung und Eigenzustand Vergleich: aktueller Zustand/geplanter Zielzustand Vergleich mit Kriterien der Zulässigkeit
7. Prüfung der Ergebnisse der Aktion/Handlung	Ergebnisse konnten nicht eingeschätzt werden Ergebnisse entsprechen nicht der Planung	Analyse von Umgebung und Eigenzustand Vergleich: aktueller Zustand/geplanter Zielzustand Berechnung: Erwartungswert für Erfolg der geplanten Aktionen

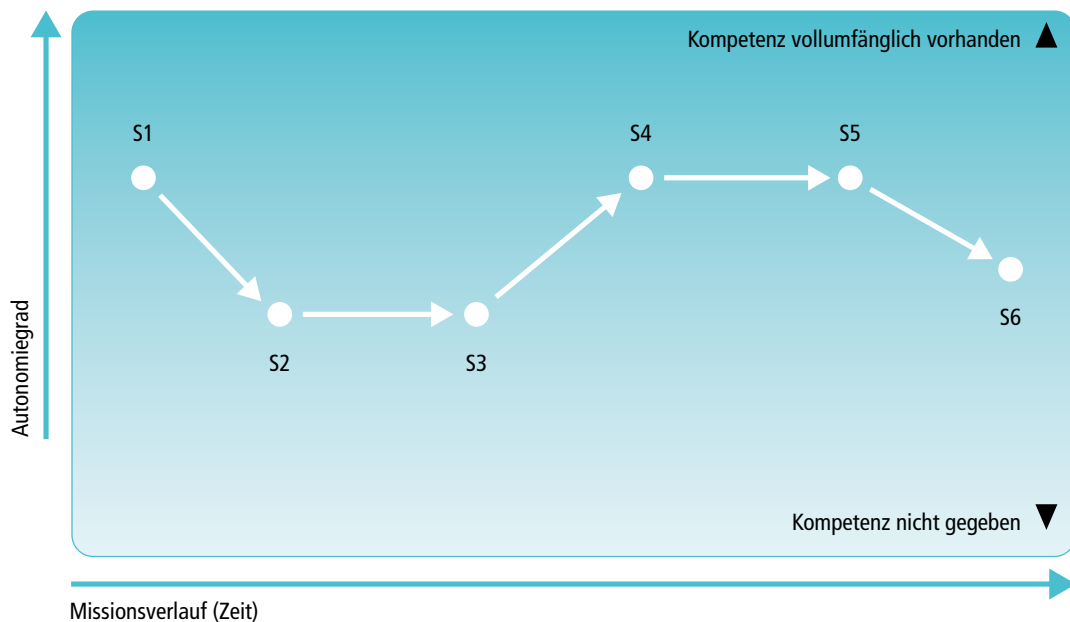
auch eine Teilaufgabe einer Mission sein kann, in der zur Erreichung eines gestellten Ziels mehrere Handlungen geplant und durchgeführt werden.

Basierend auf den oben aufgelisteten Problemen, bei welchen eine menschliche Unterstützung notwendig ist, kann nun auch die Form der Unterstützung sowie der entsprechende Autonomiegrad abgeleitet werden. Insbesondere bei der Ausführung geplanter Handlungen ist die geeignetste Form der Unterstützung nicht immer eindeutig, sodass für die Bestimmung der konkreten Unterstützung beziehungsweise des Autonomiegrads in der jeweiligen Situation verschiedene Fragen beantwortet und Kriterien erfüllt werden müssen. Zur Einordnung und Hilfestellung finden sich dazu entsprechende Leitfragen im anschließenden Kapitel.

5 Bestimmung des Autonomiegrads durch Kompetenzanalyse

Das vorliegende Whitepaper zeigt, dass der Einsatz eines Lernenden Systems in einer lebensfeindlichen Umgebung sehr individuell ausgestaltet ist und dass solche Einsätze zum gegenwärtigen Zeitpunkt niemals ohne den Menschen als Überwacher des Geschehens konzipiert werden können. Im Gegenteil, es geht im Kern darum, den Menschen zu unterstützen und ihn aus der Gefahrenzone zu nehmen. Das Lernende System soll möglichst das tun, wozu es anhand seiner Fähigkeiten und der ethischen und rechtlichen Rahmenbedingungen sowie nach Einschätzung der handelnden Personen auch die Kompetenz besitzt. Insofern ist der Einsatz in lebensfeindlichen Umgebungen nicht losgelöst vom Menschen zu betrachten. Hinzu kommt, dass sich Anforderungen an die Lernenden Systeme im Laufe eines Einsatzes verändern, weshalb es notwendig werden wird, den Grad an Autonomie anzupassen (siehe Abbildung 3). Um diese Herausforderung angehen zu können, integrieren wir hier eine Kompetenzanalyse zur Laufzeit in die Architektur eines Lernenden Systems. Gegenwärtig besitzen solche Systeme diese Grundfähigkeit noch nicht und die Einschätzung kann von außen durch den Menschen gegeben werden, nicht jedoch auf Basis intrinsischer technischer Parameter durch das System gestützt werden. Im Klartext: Menschen können durch Erfahrung und individuelle Einschätzung solche Systeme einsetzen; es gibt bisher jedoch wenig Möglichkeiten über standardisierte Wege und Kriterien (auch technischer Natur), diese Einschätzung der Kompetenz auch wirklich objektiviert durchzuführen.

Abbildung 3: Änderung des Autonomiegrads in Abhängigkeit der Kompetenz eines Systems im Missionsverlauf



Erläuterung zur Abbildung 3 am Beispiel der Lageerkundung in einer Rettungsmission: Während der Erkundungsroboter sich zunächst in einem planen, weitläufigen Gebiet befindet (S1), sich relativ frei bewegen und die Umgebung scannen kann, erkundet er darauffolgend eine Gegend mit verschütteten Gebäuden (S2). Hier ist der Roboter weniger kompetent und braucht mehr Unterstützung durch den Menschen. Der Autonomiegrad sinkt. Entsprechend können, wie in der Abbildung dargestellt, weitere Situationen folgen (S3 bis S4).

Um diese sehr komplexen Fragestellungen anzugehen, wollen wir nun im Folgenden Leitfragen benennen, die sowohl dem Menschen als Orientierung dienen können, als auch erste Anhaltspunkte liefern, um Kompetenzanalysen für Lernende Systeme zu implementieren. Der Zusammenhang zwischen Kompetenz und Autonomiegrad wird im Anschluss erläutert. Abschließend werden einige Kernthemen benannt, die in Forschung und Entwicklung höhere Aufmerksamkeit erfahren müssten, um Lernende Systeme wie hier vorgeschlagen zu befähigen sowie entsprechende (Produkt)Innovationen voranzutreiben und damit zukünftig fest als Begleiter des Menschen in lebensfeindlichen Umgebungen zu verankern. Es sei an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass die hier geschilderten Zusammenhänge sich zudem auch auf Szenarien aus Alltagsumgebungen übertragen lassen. Auch hier geht es im Kern im Zusammenspiel zwischen Mensch und Lernenden Systemen um Kompetenzen und Fähigkeiten.

5.1 Leitfragen zur Autonomiegradbestimmung

Fragen und Herangehensweisen zu Autonomiegraden und -einordnungen wurden bereits in der bestehenden Literatur diskutiert (siehe z. B. Beer, Fisk & Rogers, 2014). Über alle Anwendungsdomänen hinweg beziehen sich einige dieser Fragen auf die Besonderheiten der zu erfüllenden Aufgabe oder der Umgebung, andere betreffen Fähigkeiten des technischen Systems und bei einer weiteren Art von Fragestellungen geht es um Menschen beziehungsweise Mensch-Maschine-Schnittstellen. Darauf basierend lassen sich konkrete Situationen und Aufgabenstellungen analysieren, auch um sinnvolle oder situationsbedingt mögliche Autonomiegrade zu bestimmen. Um das Vorgehen auf die automatische Einschätzung des benötigten Autonomiegrads Lernender Systeme anwenden zu können, werden die bestehenden Fragen für Lernende Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen dergestalt angepasst, dass insbesondere ethische und rechtliche Aspekte verstärkt berücksichtigt werden:

1. Soll das Lernende System für die Aufgabe eingesetzt werden, weil der Einsatz durch den Menschen gefährlich, kritisch, nicht zu leisten oder zu aufwendig ist? Wie bleibt der Mensch eingebunden?
2. Welche Teilaufgaben (sensorische Erfassung, Planung, Aktion) schließt die Aufgabe ein?
3. Wie selbstständig darf die Aufgabe (bzw. einzelne Teilaufgaben) erfüllt werden unter ethischen, rechtlichen und versicherungstechnischen Aspekten?
4. Wie selbstständig kann die Aufgabe (bzw. jede einzelne Teilaufgabe) erfüllt werden (technisch möglicher Autonomiegrad)?
5. Welche Mensch-Maschine-Schnittstellen eignen sich für benötigte menschliche Unterstützung am besten (Situationsverständnis, Handlungen, Lernmöglichkeiten)?
6. Was kann beziehungsweise darf das technische System dabei lernen (Daten, Situationsverständnis, Handlungen)?

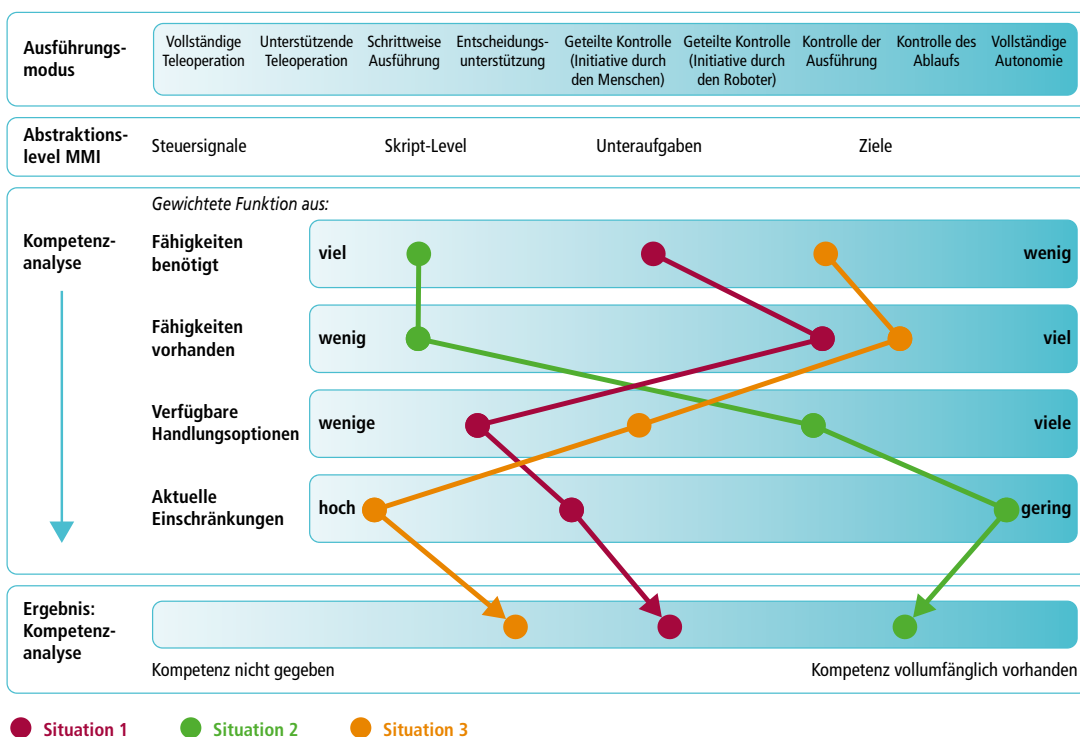
Die Fragen sind aus menschlicher Sicht gut verständlich und können für konkrete Situationen in der Regel eindeutig beantwortet werden. Es sei hier bemerkt, dass die automatische Analyse aller Umstände, die für die Beantwortung der Fragen relevant sind, äußerst anspruchsvoll ist. Mehrere dafür notwendige Komponenten, die oben diskutiert wurden, existieren heute nicht. Es bedarf hierfür noch gründlicher Forschung und Entwicklung.

5.2 Kompetenzanalyse vor und während des Einsatzes

Die Bestimmung der Kompetenzen für jeweilige Einsätze ist auch für Menschen bereits eine schwierige Aufgabe, denn viele Rahmenbedingungen bestimmen letztlich darüber, wer wann die entsprechende Kompetenz besitzt – oft werden diese Fragen auch über Hierarchien gelöst. In der hier beschriebenen Architekturkomponente einer mitlaufenden Analyse von Kompetenzen ist eine technische Lösung gemeint, die zur Laufzeit eines Lernenden Systems prüft, ob sich Rahmenbedingungen geändert haben und somit gegebenenfalls nicht mehr ausreichend Kompetenz des Systems zur Lösung der Aufgabe besteht. Es ist hierbei wichtig zu unterstreichen, dass letztlich der Mensch immer die Entscheidung trifft, ob die Aufgabe dann auch so vom Lernenden System durchgeführt werden kann beziehungsweise darf.

Das Zusammenspiel von Kompetenzanalyse und Autonomiegrad ist in Abbildung 4 dargestellt. Letztlich bedeutet fehlende Kompetenz immer einen erhöhten Eingriff durch den Menschen bis hin zu einer Teleoperation (= Fernsteuerung). Bis zur vollständigen Autonomie, die hier das andere Extrem darstellt, lassen sich verschiedene Zwischenstufen einfügen, bei denen der Mensch nach und nach Kontrolle an das Lernende System abgibt (vgl. hierzu auch die Einteilung durch Beer, Fisk & Rogers, 2014).

Abbildung 4: Autonomiegrad in Abhängigkeit der Kompetenzanalyse Lernender Systeme



Erläuterung: Übersicht über die verschiedenen Ausführungsmodi (adaptiert von Beer, Fisk & Rogers, 2014) im Zusammenhang mit der Autonomie Lernender Systeme in lebensfeindlichen Umgebungen sowie deren Abhängigkeit vom Ergebnis einer Kompetenzanalyse für die jeweilige Aufgabe. Farbgradienten von hell (geringe Autonomie) nach dunkel (hohe Autonomie) deuten an, wie sich die einzelnen Faktoren im Hinblick auf mögliche Autonomie verhalten. Die Kompetenzanalyse setzt sich insgesamt aus einer Funktion dieser Faktoren zusammen, sodass das Ergebnis nicht auf der Betrachtung des Einzelfaktors allein beruht. Zur Illustration sind beispielhaft drei Pfade abgebildet, die zeigen, wie die unterschiedliche Bewertung der Faktoren letztlich ein anderes Ergebnis der Kompetenzanalyse zeigt.

Die Abbildung zeigt auch, dass die Kompetenzanalyse an sich sehr komplex und vielschichtig ist. Zur Einschätzung der Kompetenz müssen, wie bereits in Kapitel 3 beschrieben, verschiedene Faktoren integriert werden. Zunächst einmal muss die Schwierigkeit der Aufgabe in Relation gesetzt werden zu den vorhandenen Fähigkeiten des Systems. Passen diese zusammen – sprich, kann das System die Aufgabe lösen –, dann muss auch noch die jeweilige Situation, also der Zustand des Systems, berücksichtigt werden. Grundsätzlich kann es sein, dass ein System eine Aufgabe beherrscht (z. B. Erkundung eines unbekanntes Terrains), es aber festgefahren ist und sich selbst nicht mehr befreien kann. In so einem Fall hätte es keine echten Handlungsoptionen und müsste teleoperiert werden. Neben diesen technischen Einschränkungen müssen für die Kompetenzeinschätzung zudem bestehende Richtlinien integriert werden, um zu ermitteln, ob das Lernende System überhaupt die Aufgabe durchführen darf. Aus all diesen bereits in der Einzelbetrachtung komplexen Fragestellungen kann dann eine Funktion gebildet werden, die zu einer Kompetenzeinschätzung führt.

6 Gestaltungsoptionen: Forschung und Produktinnovationen stärken

Damit Lernende Systeme den Menschen effektiv bei Einsätzen in lebensfeindlichen Umgebungen unterstützen können, benötigt man eine fundierte Einschätzung der Kompetenz dieser Systeme – nicht zuletzt, um auch einen angemessenen Grad an Autonomie für das System finden zu können.

Technisch gesehen fehlt auch den Lernenden Systemen selbst derzeit noch das Rüstzeug, um die eigenen Fähigkeiten mit den gestellten Aufgaben abzugleichen – dies gilt umso mehr, je komplexer und womöglich dynamischer die Aufgabe wird. Die Befähigung Lernender Systeme zu einer umfassenden Kompetenzanalyse wäre eine zentrale Aufgabe der Forschung. Die Erreichung dieses Ziels involviert mehrere Teilgebiete der Künstlichen Intelligenz (KI). Etliche wichtige Meilensteine müssten hier erreicht werden, damit die Systeme diese Fähigkeit robust erlangen. Übergeordnet wären hierbei zu nennen (hergeleitet aus Kapitel 4):

- Das Lernende System schafft den Abgleich zwischen Aufgabe und eigenen Fähigkeiten: bei komplexen Aufgaben kann dies weitere Analysen mit einbeziehen, die heutige Systeme so noch nicht übergreifend leisten, wie etwa Analyse der Umgebung, Erfassung und Berücksichtigung von Kontexten, Generalisierung eigener Fähigkeit auf neue Aufgaben, Zerlegung einer komplexen Aufgabe in sinnvolle lösbare Teilaufgaben, effiziente Verteilung der Teilaufgaben unter mehreren Lernenden Systemen.
- Definition eines technischen Rahmens, wie Lernende Systeme...
 - ...ethisch problematische Situationen erkennen und kommunizieren können.
 - ...rechtlich problematische Vorgänge erkennen können.
- Sicherstellung von Situationsbewusstsein („Situational Awareness“) für den Menschen als Voraussetzung für eine kurzfristige Kontrollübernahme.

Letztlich betreffen all diese übergeordneten Meilensteine angelegte Forschungsfragen, auch die von Transparenz und Erklärbarkeit von KI, die wichtige Säulen der nationalen und europäischen KI-Strategien sind.

Für die Anwendenden gilt es, einen rechtlichen Rahmen zu schaffen, der Orientierung für Innovationen und Produkte geben kann. Unter welchen Bedingungen können Lernende Systeme für Einsätze in lebensfeindlichen Umgebungen genutzt werden? Was dürfen sie?

Was dürfen sie nicht? Diese Art von Vorgaben hilft auch den Bereichen der Kompetenzanalyse der Systeme selbst, zum Beispiel um festzustellen, wann eine Kompetenzanalyse durch das System selbst überhaupt notwendig wird. Nicht jedes System wird diese Fähigkeit gleichermaßen benötigen. Diese Fragestellungen geben dann auch wiederum Impulse in die Forschung. Letztlich stützt auch die Zertifizierung von Lernenden Systemen hier die Anwendung, da auch sie die Möglichkeit bietet, mehr Transparenz im Markt zu schaffen und Standards zu setzen.

Über dieses Whitepaper

Dieses Whitepaper wurde von einem Autorenkreis aus der Arbeitsgruppe Lebensfeindliche Umgebungen der Plattform Lernende Systeme, in Diskussion mit den Mitgliedern der Arbeitsgruppe, erstellt. Herr Dr. Sirko Straube übernahm die Leitung des Publikationsprojektes. Als eine von insgesamt sieben Arbeitsgruppen der Plattform Lernende Systeme untersucht sie Einsatzmöglichkeiten und Anwendungsgebiete von Lernenden Systemen in schwer zugänglichen und gefährlichen Umgebungen. Dabei widmet sie sich den Potenzialen und Herausforderungen, erörtert Fragen der Ethik und der Transparenz solcher Systeme sowie denkbare Geschäftsmodelle. Sie betrachtet dabei ausschließlich zivile Szenarien.

Autoren (in alphabetischer Reihenfolge):

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

Prof. Dr. Thomas Deserno, Peter L. Reichertz Institut für Medizinische Informatik der TU Braunschweig und der Medizinischen Hochschule Hannover

Dr. Sirko Straube, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) GmbH, Robotics Innovation Center

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

Dr. Armin Wedler, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt, Institut für Robotik und Mechatronik

Die Arbeitsgruppe wird geleitet von:

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

Prof. Dr. Dr. Frank Kirchner, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) GmbH, Robotics Innovation Center; Universität Bremen

Mitglieder der Arbeitsgruppe sind:

Prof. Dr. Alin Albu-Schäffer, Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt e. V. (DLR); TU München

Prof. Dr. Tamim Asfour, Karlsruher Institut für Technologie (KIT)

Prof. Dr. Sven Behnke, Universität Bonn

Prof. Dr. Andreas Birk, Jacobs Universität Bremen

Prof. Dr. Wolfram Burgard, Universität Freiburg

Prof. Dr. Thomas Deserno, Peter L. Reichertz Institut für Medizinische Informatik der TU Braunschweig und der Medizinischen Hochschule Hannover

Dr.-Ing. Jeronimo Dzaack, ATLAS ELEKTRONIK GmbH

Dr. Thomas Egloffstein, ICP Ingenieurgesellschaft Prof. Czurda und Partner mbH

Dr.-Ing. Michael Gustmann, Kerntechnischer Hilfsdienst GmbH

Prof. Dr. Andreas Nüchter, Universität Würzburg

Dr.-Ing. Hauke Speth, Stadt Dortmund, Institut für Feuerwehr- und Rettungstechnologie

Dr. Sirko Straube, Deutsches Forschungszentrum für Künstliche Intelligenz (DFKI) GmbH,
Robotics Innovation Center

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

Martin Zimmermann, imsimity GmbH

Redaktion:

Maximilian Hösl, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Dr. Ursula Ohliger, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Christine Wirth, Geschäftsstelle der Plattform Lernende Systeme

Die Plattform Lernende Systeme

Lernende Systeme im Sinne der Gesellschaft zu gestalten – mit diesem Anspruch wurde die Plattform Lernende Systeme im Jahr 2017 vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) auf Anregung des Fachforums Autonome Systeme des Hightech-Forums und acatech – Deutsche Akademie der Technikwissenschaften initiiert. Die Plattform bündelt die vorhandene Expertise im Bereich Künstliche Intelligenz und unterstützt den weiteren Weg Deutschlands zu einem international führenden Technologieanbieter. Die rund 200 Mitglieder der Plattform sind in Arbeitsgruppen und einem Lenkungskreis organisiert. Sie zeigen den persönlichen, gesellschaftlichen und wirtschaftlichen Nutzen von Lernenden Systemen auf und benennen Herausforderungen und Gestaltungsoptionen.

Literatur

Beer, J., Fisk, A. & Rogers, W. (2014): Toward a Framework for Levels of Robot Autonomy in Human-Robot Interaction. *Journal of Human-Robot Interaction*, 3(2), S. 74-99.

Bundesregierung (2018): Strategie Künstliche Intelligenz der Bundesregierung. <https://www.bundesregierung.de/resource/blob/975226/1550276/3f7d3c41c6e05695741273e78b8039f2/2018-11-15-ki-strategie-data.pdf?download=1> (abgerufen am 23.07.2020).

Endsley, M. & Kaber, D. (1999): Level of automation effects on performance, situation awareness and workload in a dynamic control task. *Ergonomics*, 42(3), S. 462-492.

Europäische Kommission (2020): On Artificial Intelligence – A European approach to excellence and trust. https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/commission-white-paper-artificial-intelligence-feb2020_en.pdf (abgerufen am 23.07.2020).

Fachforum Autonome Systeme im Hightech-Forum (2017): Autonome Systeme – Chancen und Risiken für Wirtschaft, Wissenschaft und Gesellschaft. Langversion, Abschlussbericht, Berlin.

Fitts, P. (1951): Human engineering for an effective air-navigation and traffic-control system. <http://www.dtic.mil/get-tr-doc/pdf?AD=ADB815893> (abgerufen am 23.07.2020).

Gamer/Kloepper/Hoernicke (2019): The way toward autonomy in industry – taxonomy, process framework, enablers, and implications. In: *IECON 2019-45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 565-570. IEEE.

Haidegger, T. (2019): Autonomy for Surgical Robots: Concepts and Paradigms. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, 1(2), S. 65-76.

Heesen, J. et al. (Hrsg.) (2020): Ethik-Briefing. Leitfaden für eine verantwortungsvolle Entwicklung und Anwendung von KI-Systemen. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München. https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG3_Whitepaper_EB_200831.pdf (abgerufen am 01.10.2020).

Heesen, J., Müller-Quade, J., Wrobel, S. et al. (Hrsg.) (2020): Zertifizierung von KI-Systemen – Kompass für die Entwicklung und Anwendung vertrauenswürdiger KI-Systeme. Whitepaper aus der Plattform Lernende Systeme, München.

https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Publikationen/AG1_3_Whitepaper_Zertifizierung_KI_Systemen.pdf (abgerufen am 01.12.2020).

Huang, H.-M., Pavek, K., Novak, B., Albus, J. & Messina, E. (2005): A Framework For Autonomy Levels For Unmanned Systems. Proceedings of the AUVSI's Unmanned Systems, (S. 849-863). Baltimore.

ISECG Technology Working Group (2018): Telerobotic Control of Systems with Time Delay – Gap Assessment Report. <https://www.globalspaceexploration.org/wordpress/docs/Telerobotic%20Control%20of%20Systems%20with%20Time%20Delay%20Gap%20Assessment%20Report.pdf> (abgerufen am 23.07.2020).

Plattform Industrie 4.0 (2019): Technologieszenario „Künstliche Intelligenz in der Industrie 4.0“. https://www.plattform-i40.de/PI40/Redaktion/DE/Downloads/Publikation/KI-industrie-40.pdf?__blob=publicationFile&v=10 (abgerufen am 23.07.2020).

Plattform Lernende Systeme (2019a): Schnelle Hilfe beim Rettungseinsatz. Anwendungsszenario aus der Plattform Lernende Systeme, München.

https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Anwendungsszenarien/TwoPager_Rettung.pdf (abgerufen am 23.07.2020).

Plattform Lernende Systeme (2019b): Unter Wasser autonom unterwegs. Anwendungsszenario aus der Plattform Lernende Systeme, München.

https://www.plattform-lernende-systeme.de/files/Downloads/Anwendungsszenarien/TwoPager_Unterwasser.pdf (abgerufen am 23.07.2020).

SAE International (2014): Automated Driving. https://www.sae.org/binaries/content/assets/cm/content/news/press-releases/pathway-to-autonomy/automated_driving.pdf (abgerufen am 23.07.2020).

Sheridian, T. & Verplank, W. (1978): Human and Computer Control of Undersea Teleoperators. <https://apps.dtic.mil/dtic/tr/fulltext/u2/a057655.pdf> (abgerufen am 23.07.2020).

Wahlster, W. (2017): Künstliche Intelligenz als Grundlage autonomer Systeme. Informatik-Spektrum, 40, S. 409-441.

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

Januar 2021

Bildnachweis

designprojects/AdobeStock/Titel

Bei Fragen oder Anmerkungen zu dieser
Publikation kontaktieren Sie bitte Johannes Winter
(Leiter der Geschäftsstelle):
kontakt@plattform-lernende-systeme.de

Folgen Sie uns auf Twitter: @LernendeSysteme

Empfohlene Zitierweise

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

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 Daten-
verarbeitungsanlagen, bleiben – auch bei nur auszugs-
weiser Verwendung – vorbehalten.