

B. Grundsatzfragen

Adaptive Robotik und Verantwortung

Prof. Dr. Michael Decker, Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe

A. Einführung

Roboter gehören zweifelsohne zu den faszinierendsten technischen Artefakten. Sie bewegen sich von selbst und führen eigenständig in der Welt Veränderung herbei. Besonders die menschenähnlich gestalteten Roboter, die sogenannten Humanoiden, die nicht nur Arme und Beine und einen Kopf haben, sondern auch natürliche Sprache verstehen und häufig auch sprechen können, tragen zu dieser Faszination bei, sicherlich auch deswegen, weil wir uns als Menschen in diesen Robotern wiederfinden bzw. diese Robotersysteme unser Menschenbild herausfordern. Gleichzeitig werden Roboter entwickelt, um den Mensch bei seiner Arbeit zu entlasten, wie *Ichbiah* formuliert, stellen Roboter einen Meilenstein in der progressiven menschlichen Bestrebung dar, Maschinen zu kreieren, die den Menschen zu mehr Leistung befähigen, ihn entlasten und unterstützen, ihm letztlich untätig und anspruchslos dienen.¹ Der Begriff Roboter geht auf den Schriftsteller Karel Capek zurück, in dessen tschechischer Muttersprache „robota“ einen Diener oder unterwürfigen Arbeiter bezeichnet. In diesem Sinne ist der Dienstleistungsaspekt bereits mit dem Begriff Roboter verbunden. In der technischen Definition in der VDI-Richtlinie 2860 (Montage- und Handhabungstechnik; Handhabungsfunktionen, Handhabungseinrichtungen; Begriffe, Definitionen, Symbole) findet man keinen Verweis auf diese Dienstleistung:

„Ein Roboter ist ein frei und wieder programmierbarer, multifunktionaler Manipulator mit mindestens drei unabhängigen Achsen, um Material, Teile, Werkzeuge oder spezielle Geräte auf programmierten, variablen Bahnen zu bewegen zur Erfüllung der verschiedensten Aufgaben.“²

1 D. *Ichbiah*, Roboter: Geschichte Technik Entwicklung. Knesebeck, 2005, S. 9 ff. und insbes. S. 26 ff.

2 Zitiert nach T. Christaller et al (Hrsg.), Robotik. Perspektiven für menschliches Handeln in der zukünftigen Gesellschaft, Berlin Heidelberg 2001, S. 18.

In der folgenden Definition wird die Erweiterung der menschlichen Handlungsfähigkeit angesprochen:

„Roboter sind sensumotorische Maschinen zur Erweiterung der menschlichen Handlungsfähigkeit. Sie bestehen aus mechatronischen Komponenten, Sensoren und rechnerbasierten Kontroll- und Steuerungsfunktionen. Die Komplexität eines Roboters unterscheidet sich deutlich von anderen Maschinen durch größere Anzahl an Freiheitsgraden und die Vielfalt und den Umfang seiner Verhaltensformen.“³

In dieser Definition werden Roboter von einfachen Automaten unterschieden, indem auf eine größere Anzahl von Freiheitsgraden sowie die Vielfalt und den Umfang ihrer Verhaltensformen hingewiesen wird. Ein automatischer Türöffner oder ein Backautomat verfügen über mechatronische Komponenten, Sensoren und eine Steuerung, sie wären aber nach obiger Definition zu wenig komplex. Ein modernes Flugzeug oder Automobil verfügt ebenfalls über die in der Definition genannten technischen Elemente und ist deutlich komplexer. Sie würden nach obiger Definition den Robotern zuzuordnen sein. Ähnliches gilt für Ambient Assisted Living Geräte (AAL-Geräte) und/oder verschiedene Anwendungen des ubiquitous computing. Auch sie könnten nach obiger Definition den Robotern zugeordnet werden, auch wenn sie gemeinhin nicht unter diesem Oberbegriff firmieren.

I. Roboter als Mittel zum Zweck

Die Rede von einer Maschine und der Hinweis, dass es um eine Erweiterung der menschlichen Handlungsfähigkeit geht, erinnern daran, dass Roboter letztendlich auch „nur“ technische Mittel zum Erreichen von Handlungszwecken sind.⁴ Sie haben einen instrumentellen Charakter und stehen in einer Konkurrenz zu anderen technischen und nicht technischen Mitteln, mit denen man denselben Handlungszweck ebenfalls erreichen könnte. Die angesprochene Komplexität der Maschinen hat offensichtlich auch eine historische Komponente, die im Wesentlichen auf den technischen Status Quo Bezug nimmt. Während die erste Waschmaschine in ihrer Zeit durchaus zu Recht als herausragende technische Errungenschaft

3 Christaller (Fn. 2), S. 19.

4 M. Decker, *Roboterethik*, in: J. Heesen (Hrsg.): *Handbuch Medien- und Informationsethik* Stuttgart Metzler, 2016, S. 351-356.

im Sinne von High-Tech bewertet wurde, wäre sie heute eher in der Kategorie oben genannter Türöffner oder Brotback-Automaten einzuordnen. Heutige Waschmaschinen dagegen sind durch Sensoren in die Lage versetzt, eigenständig die Menge, den Verschmutzungsgrad, die Art der zu waschenden Kleidungsstücke, etc. zu bestimmen und auf dieser Basis die Wassermenge, die Waschtemperatur und die Dosierung des Waschmittels usw. zu ermitteln und dann das entsprechende Waschprogramm auszuführen. Damit entspricht sie dem Komplexitätsgrad eines Roboters, wie er in obiger Definition angesprochen ist.

Mit der Möglichkeit zwischen verschiedenen Mitteln auswählen zu können, um einen bestimmten Handlungszweck zu erreichen, ist auch die Aufgabe verbunden, für einen bestimmten Handlungszusammenhang das am besten passende Mittel oder Instrument auszuwählen. Man kann mit einer Nagelfeile ein Balkongeländer entrostet und man kann mit einem Aufsitz-Rasenmäher den Rasen in einem kleinen Vorgarten mähen. In beiden Fällen wird man jedoch das Werkzeug nicht als adäquat passend zur Erreichung des Handlungszweckes ansehen. Die Kriterien, die man für diese Beurteilung der Adäquatheit heranzieht, sind beispielsweise die Dauer der Handlung, der Kraftaufwand, die Energiekosten, die Entsorgung der Reststoffe usw., letztendlich die „Folgen“ der Erreichung des Handlungszweckes mit diesem ausgewählten Mittel. Damit ist die Aufgabe der Technikfolgenabschätzung umrissen, nämlich ausgehend von einer Bewertung der Handlungszwecke unterschiedlicher Handlungsoptionen und die damit verbundenen technischen Prozesse zu bewerten und auf ihre Adäquatheit hin zu beurteilen.⁵ Der Beurteilungsrahmen wird dabei weit gefasst, d.h. es werden technische, ökonomische, ökologische, rechtliche, ethische, soziale usw. Aspekte der Handlungen in den Blick genommen, um eine umfassende Beurteilung erreichen zu können.

Umgekehrt heißt das aber auch, dass für die Beurteilung eines technischen Mittels immer der gesamte Handlungskontext in den Blick genommen werden muss. Denn nach dem oben Gesagten kann es gut sein, dass ein technisches Mittel in einem Handlungszusammenhang als adäquat beurteilt wird, während es in einem anderen Handlungszusammenhang beispielsweise als überdimensioniert im Sinne eines „mit Kanonen auf Spatzen schießen“ bewertet wird.

5 M. Decker, Technikfolgen, in: A. Grunwald (Hrsg.), *Handbuch Technikethik*, Stuttgart, Weimar 2013, S. 33-38.

II. Adaptive Service-Robotik

Die technischen Mittel, die in diesem Beitrag betrachtet werden sollen, sind moderne technische Lernverfahren. Sie werden als ein Schlüssel zum Erfolg in der sogenannten Service Robotik betrachtet, wobei „Service-Robotik“ als komplementärer Begriff zu „Industrie-Robotik“ verwendet wird.⁶ Diese Unterscheidung ist zwar in einzelnen Handlungszusammenhängen manchmal schwer nachzuvollziehen, so könnte man beispielsweise das Anreichen eines Reserverades zur Montage im Kofferraum als eine Dienstleistung betrachten, obwohl es im Zusammenhang der Automobilproduktion stattfindet, und einen Melkroboter für Kühe als Produktionsroboter in der Milchproduktion beschreiben, der typischerweise den Dienstleistungsrobotern zugerechnet wird. Aber die Unterscheidung kann dahingehend hilfreich sein, als man in der Produktionsrobotik davon ausgehen kann, dass sich die Produktion auf den Einsatz von Robotern einrichten lässt. Ganze Montagehallen werden für den Einsatz von Produktionsrobotern konzipiert und damit die gesamte Umgebung der Roboter auf diese angepasst. Das trifft letztendlich auch auf einen Stall zu, in dem ein Melkroboter-„Karussell“ in Betrieb genommen wird. Gleichzeitig ist damit auch verbunden, dass der Einsatzbereich der Roboter abgegrenzt ist. Ein Zutritt in die Produktionsstätte ist normaler Weise nicht für jedermann möglich. Personal, das in der Produktionsstätte arbeitet, kann für den Umgang mit Robotern geschult werden, usw.

Der Dienstleistungsbereich stellt sich anders dar. Hier geht es gerade darum, Robotersysteme auch außerhalb von Produktionshallen einsetzen zu können. D.h. umgekehrt, dass die Umgebung nicht für den Einsatz eines Roboters optimiert bzw. nicht ausschließlich für den Einsatz eines Roboters hergerichtet werden kann, denn in derselben Umgebung müssen auch noch andere Tätigkeiten verrichtet werden können. Man kann zwar den Bodenbelag eines Bahnhofes so auswählen, dass ein Putzroboter diesen möglichst gut reinigen kann, allerdings geht das nur in dem Maße, dass die anderen Zwecke, die mit dem Bodenbelag verbunden sind, wie zum Beispiel das Gehen ohne auszurutschen, dadurch nicht beeinträchtigt werden. Auch die Gestaltung des Bahnhofes an sich orientiert sich eben an

6 R. D. Schraft et al., Fraunhofer IPA: Service Robots: The Appropriate Level of Automation and the Role of Users/Operators in the Task Execution, in: Proceedings of International Conference on Systems Engineering in the Service of Humans. Systems, Man and Cybernetics, Vol. 4, 1993, S. 163 – 169.

den Zwecken eines Bahnhofes, das heißt, es gibt Gleise, Bahnsteigkanten, Treppenabgänge, Aufzüge, Stützen für das Bahnhofsdach, etc. und nicht zuletzt auch sich bewegende Reisende, die das Reinigen für den Roboter erschweren, die aber im Wesentlichen nicht veränderbar sind. Der Dienstleistungsbereich ist gerade dadurch gekennzeichnet, dass er an Orten stattfindet, wo auch andere Menschen sind bzw. sogar dadurch, dass unmittelbar am Menschen Leistung erbracht wird, wie zum Beispiel beim Haarewaschen. Damit ist offensichtlich verbunden, dass man die Robotersysteme so gestalten muss, dass sie auch in diesen Handlungsbereichen ihre Aufgaben verrichten können. Sehr allgemein gesprochen – weil häufig Kombinationen der beiden Wege umgesetzt werden – kann man hierfür zwei Wege einschlagen, entweder man richtet das Robotersystem individuell für einen Einsatzbereich ein. D.h. es ist ein vergleichsweise aufwendiger Installationsprozess vorzusehen, indem man zum Beispiel den Bauplan eines Bahnhofs in die Robotersteuerung integriert, die Fahrpläne der Züge oder auch Laufwege der Reisenden. Oder man gestaltet das Robotersystem adaptiv, d.h. es wird in die Lage versetzt, sich eigenständig an einen Einsatzbereich anzupassen, indem es sich beispielsweise selbst eine Karte von dem Einsatzbereich anfertigt und die Laufwege der Reisenden „lernt“. Führt man sich die Mannigfaltigkeit der möglichen Einsatzbereiche vor Augen, so ist es offensichtlich, dass adaptive, selbst lernende Systeme eine notwendige Voraussetzung für eine weitreichende Nutzung von Servicerobotern sind, denn es ist schwerlich vorstellbar, dass sich aufwendige Erstinstallationen durch Robotikexpertinnen und Experten kostenseitig darstellen lassen, zumal es sich bei den meisten Fällen um sich verändernde Handlungsbereiche handelt, die also häufige Nachjustierungen der Systeme nötig machen würden.

In diesem Beitrag sollen adaptive Systeme in den Blick genommen werden, in denen moderne selbstlernende Verfahren eingesetzt werden. Hierfür werden zunächst exemplarisch verschiedene Handlungskontexte der Robotik vorgestellt, um eine Grundlage für die Adäquatheitsbeurteilung zu haben. Dann werden diese Lernverfahren kurz vorgestellt, bevor in der sich anschließenden Diskussion erste Überlegungen angestellt werden, wie man in Zukunft mit diesen lernenden Systemen umgehen sollte.

B. Adaptive Robotersysteme – Fallbeispiele

Oben angesprochene Humanoide Roboter finden – auch wenn sie in der öffentlichen Wahrnehmung eine vergleichsweise prominente Rolle spielen – aktuell nur wenige Anwendungsbereiche, wobei man sich in der Rolle eines Museumsführers durchaus auch ein humanoides Robotersystem vorstellen könnte. Auch zum Fallbeispiel Prothetik lassen sich inhaltliche Bezüge herstellen, denn der Arm und die Hand eines humanoiden Roboters werden entlang ähnlicher Forschungsfragen weiterentwickelt, wie eine Arm-Hand-Prothese. Die im Folgenden vorgestellten Fallbeispiele sind so ausgewählt, dass unterschiedliche sozio-technische Aspekte des maschinellen Lernens ausgeführt werden können.

I. Museumsführer

Vor dem Hintergrund der Entwicklung von autonomen Robotersystemen im Allgemeinen können robotische Museumsführer als eine vergleichsweise alte Anwendung gelten. Bereits Ende der 1990er Jahre wurden erste Versuche in Museen unternommen, wobei die Herausforderungen seitens der Robotik diejenigen waren, die auch heute noch als sehr relevant für die Dienstleistungsrobotik angesehen werden.⁷ Die Roboter müssen eine Karte ihrer Umgebung aufnehmen können, sie müssen sich selbst immer wieder lokalisieren, Bewegungspfade planen und dabei Kollisionen vermeiden. Logisches Schließen, wahrscheinlichkeitsbezogenes Begründen („probabalistic reasoning“) und maschinelles Lernen waren die konzeptionellen Herausforderungen neben der Ausgestaltung der Mensch-Maschine-Interaktion,⁸ wobei die Autoren als ein Ergebnis ihrer Forschung die

7 K. Sano/K. Murata/R. Suzuki/Y. Kuno/D. Itagaki/Y. Kobayashi, Museum Guide Robot by Considering Static and Dynamic Gaze Expressions to Communicate with Visitors, in: Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts, 2015, S. 125-126, ACM; M.G. Rashed/R. Suzuki/A. Lam/Y. Kobayashi/Y. Kuno, Toward museum guide robots proactively initiating interaction with humans. In Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction Extended Abstracts, 2015, S. 1-2, ACM.

8 W. Burgard et al., Experiences with an interactive museum tour-guide robot, Artificial intelligence, 114(1), 1999, S. 3-55.

oben skizzierte Notwendigkeit adaptiver Systeme hervorheben:⁹ „We found that adaptive mechanisms are essential for operating robots in highly dynamic and unpredictable environments, as without the capability to revise its maps and its plans, the robot would often have been stuck.“ Gleichzeitig weisen die Autoren darauf hin, dass der Anwendungsbereich dem Entertainment zuzuordnen ist. Das ist sicherlich ein Grund, warum dieser Bereich auch heute noch aktuell ist, wenn es um die Erforschung der Interaktionen mit Personen und Personengruppen geht. Hier ist es von Interesse, was sich der Museumsbesucher wohl ansehen möchte, wofür beispielsweise Laufwege beim Betreten des Ausstellungsbereichs oder auch Blickrichtungen seitens des Robotersystems analysiert werden.¹⁰ Da der Roboter gerade in Technikmuseen dabei gleichzeitig Führer und Ausstellungsstück ist, kann man hier von einer Art win-win-Situation in Bezug auf die Testumgebung ausgehen.

II. Autonomes Fahren

Beim autonomen Fahren sind die konzeptionellen Herausforderungen zunächst denen eines Museumsroboters ähnlich. Auch hier müssen Kollisionen vermieden werden, die Wegstrecke ist zu planen, andere Verkehrsteilnehmer sind zu berücksichtigen, das System muss jeweils wissen, wo es sich selbst befindet, usw. Die Herausforderungen der Mensch Maschine Interaktion beziehen sich zum einen auf die Fahrerin oder den Fahrer des eigenen Fahrzeugs. Das gilt insbesondere für das sogenannte semi-autonome Fahren, in dem der Fahrer verschiedene Eingriffsmöglichkeiten in das technische System hat.¹¹ Ansonsten würde man eher von einem Passagier reden, der sich von einem voll autonomen Fahrzeug fahren lässt und an den sich das autonome Fahrzeug lediglich in Bezug auf Fragen des Fahrkomforts, bevorzugter Fahrrouten, etc. anpassen müsste. Bei der Anpassung an eine Fahrerin oder einen Fahrer haben wir bereits heute Assistenz-

⁹ Burgard (Fn. 7), S. 48.

¹⁰ R. Gehle et al., Trouble-based group dynamics in real-world HRI—reactions on unexpected next moves of a museum guide robot. In Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), 2015, 24th IEEE International Symposium on IEEE, S. 407-412.

¹¹ C. Stiller, Intelligente Fahrzeuge. In: Autonome Mobile Systeme, Heidelberg 2007, S. 163-170.

systeme, die sich unterschiedlichen Ausprägungen des Autofahrens anpassen, wenn wir beispielsweise an Bremsassistenten oder unterschiedliche Beschleunigungsverhalten denken.¹² Zum anderen muss das semi-autonome Fahrzeug auch mit Menschen außerhalb des eigenen Fahrzeugs interagieren. Dazu gehören sowohl andere Autofahrer in deren Fahrzeugen, wobei möglicherweise auch eine Kommunikation zwischen den Fahrzeugen direkt vorgesehen werden kann, als auch andere Verkehrsteilnehmer wie Fahrradfahrer und Fußgänger, die unter Umständen nicht oder auf andere Art und Weise – beispielsweise über ein Smart-Phone – technisch detektiert oder „angesprochen“ werden können. Der Betrieb außerhalb geschlossener Räume stellt eine weitere Herausforderung im Vergleich zum Museumsroboter dar, weil beispielsweise Witterungseinflüsse wie Regen, Nebel, Schnee oder auch Sonnenstrahlen die Leistungsfähigkeit von Detektoren stark beeinflussen können. Zu der bildverarbeitenden Herausforderung bspw. ein Verkehrszeichen bei idealen Bedingungen inhaltlich z. B. als ein Stopp-Zeichen zu erkennen,¹³ kommt dann noch verstärkt die Aufgabe hinzu, das bei schlechten Lichtverhältnissen, bei Regentropfen vor dem Sensor usw. wahrnehmen zu können. Dabei ist unbenommen, dass sich diese Witterungseinflüsse auch negativ auf die menschliche Wahrnehmungsfähigkeit auswirken und der Roboter durch die Kombination von Sensoren u. U. sogar bessere Wahrnehmungsmöglichkeiten haben kann.

Der Handlungskontext im Allgemeinen unterscheidet sich dahingehend grundlegend, als es sich nicht mehr um ein Entertainment handelt, sondern man begibt sich als FahrerIn oder Fahrer selbst in ein Robotersystem, das sich dann eigenständig mit durchaus beträchtlicher Geschwindigkeit bewegt. Die Folgen, die es dabei in den Blick zu nehmen gilt, zielen zum einen auf die Aushandlung der Verantwortungsbereiche zwischen autonomem Fahrzeug und dem Fahrer oder der FahrerIn¹⁴. Wenn stark vereinfacht gesagt, die Verantwortung ausschließlich beim Fahrer bleibt, muss das Fahrzeug entsprechende Eingriffsmöglichkeiten bereithalten, ansonsten müsste ein Teil der Verantwortung dem Produzenten des Fahrzeugs zugeschrieben werden. Zum anderen kann es auch zu Konflikten zwischen

12 H. Winner et al. (Hrsg.), Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Wiesbaden 2012.

13 J. Stallkamp et al., Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition, Neural networks, 32, 2012, S. 323-332.

14 M. Maurer et al. (Hrsg.), Autonomes Fahren, Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Berlin Heidelberg 2015.

einer individuellen Perspektive der Fahrerin oder des Fahrers kommen und der gesamtgesellschaftlichen Perspektive eines sicheren Individualverkehrs. Aus der Sicht des letzteren kann man sich Maßnahmen vorstellen wie Fahrzeuge, die nicht schneller als die erlaubte Höchstgeschwindigkeit fahren, die Sicherheitsabstände nicht unterschreiten, usw. Handelt es sich hier bei Nichteinhaltung genau genommen um Übertretungen der Straßenverkehrsordnung, für die eine Ahndung ohnehin bereits heute vorgesehen ist, so könnte man darüber hinaus zum Beispiel auch eine ökologisch sinnvolle Fahrweise als gesellschaftlich wünschenswert betrachten. Dann würde das Fahrzeug übertriebene Beschleunigung bei sportlicher Fahrweise begrenzen und damit sicherlich nicht mehr im Sinne aller Autofahrerinnen und Autofahrer agieren. Schließlich tritt neben die Kollisionsvermeidung noch die „Gestaltung“ von physikalisch nicht vermeidbaren Unfällen, um deren Schadensausmaß gering zu halten. Diese Gestaltung wird erst durch die technische Ertüchtigung der Fahrzeuge durch Robotiktechnologie möglich, sie führt aber auch zu dilemmatischen Situationen bei der Auswahl möglicher Unfallausgänge und damit an eine mögliche Grenze technischen Entscheidens, bei deren Beurteilung auch ethische Betrachtungen eine besondere Rolle spielen.¹⁵

III. Prothetik

Robotik-Anwendungen in der Prothetik stellen einen weiteren Anwendungsbereich lernender Systeme dar. Sie werden darauf trainiert, in best-möglicher Weise die Handlungsintention des Trägers oder der Trägerin umzusetzen. Reden wir beispielsweise über eine Armprothese mit einer künstlichen Hand, dann gibt es unterschiedliche invasive und nicht invasive Möglichkeiten, diese mit dem Körper zu verbinden. Signale können auf der Haut über anderen Muskeln aufgenommen werden, so dass man mit der Bewegung dieser Muskeln die Prothese steuern kann. Invasiv können motorische Signale von „überhalb“ der Prothese detektiert werden, idealer Weise von den motorischen Nerven, die vormalig für die Motorik des Gliedmaßes eingesetzt waren. Andere Verfahren setzen darauf, Signale

15 M. Decker, Autonome Systeme und ethische Reflexion. Handeln mit und handeln durch Roboter, in: T. Bächle/C. Thimm (Hrsg.), *Die Maschine: Freund oder Feind?* Heidelberg 2016, in Druck; P. Lin, Why ethics matters for autonomous cars. In *Autonomous Driving*, Berlin Heidelberg 2016, S. 69-85).

unmittelbar im Gehirn zu detektieren, um die Prothese zu steuern. Hier ebenfalls entweder nicht invasiv, dann werden Elektroden auf der Kopfhaut platziert, oder invasiv, mit Elektroden direkt auf oder im Gehirn und einer entsprechenden Signalkabelverbindung nach außen. Das ist Gegenstand aktueller Forschung. So wird beispielsweise im BrainLinks – Brain-Tools Projekt der Universität Freiburg folgendes Ziel angestrebt:¹⁶ „Prosthetic Limbs with Neural Control (LiNC) will read out a user’s conscious action goal and autonomously execute it through external actuators, for example a robotic arm. LiNCs will read out a user’s conscious action goal and autonomously execute it through external actuators, for example a robotic arm.” Darüber hinaus soll neben diesen, die Prothese ansteuernenden, Signalen auch der umgekehrte Pfad beschritten werden, dass Sensor-signale von der Prothese in das Nervensystem des Trägers rückgekoppelt werden. Das ist insofern der Königsweg, als beispielsweise für eine Greifbewegung immer auch Nervensignale der Fingerkuppen ausgewertet werden, um Erkenntnisse über Oberflächenstruktur, -temperatur, Festigkeit, etc. des zu greifenden Gegenstandes zu gewinnen. Letztendlich wird somit für einen idealen Anschluss einer Prothese auch diese einschreibende Rückkopplung von Daten benötigt.¹⁷

Da sowohl Muskelbewegungen als auch Nervensignale höchst individuell sind, geht mit der Anpassung einer Prothese immer ein aufwändiges und auch zeitintensives Trainingsprogramm einher, in dem die Prothese auf die individuellen (Nerven-)Signale des Menschen hin trainiert wird. Hierfür werden entsprechende Lernverfahren angewendet.¹⁸

In Bezug auf moralische Aspekte der Handlung, die die prothetische Hand ausführt, lassen sich zwei interessante Aspekte unterscheiden. Zum einen könnte es vorkommen, dass der Mensch eine moralisch fragwürdige Handlung ausführen möchte. Beispielsweise das mutwillige Zerstören einer Glasscheibe an einer Bushaltestelle. Die Prothese beurteilt die Bushaltestelle als ein aus gesellschaftlicher Sicht schützenswertes Gut. Der

16 <<http://www.brainlinks-braintools.uni-freiburg.de/research>> (aufgerufen 12.07.2016).

17 D. K. Cullen, Elektrischer Anschluss ans Nervensystem, <<http://www.spektrum.de/news/elektrischer-anschluss-ans-nervensystem/1186735>>, 2013.

18 U. Fiedeler, Stand der Technik neuronaler Implantate (Vol. 7387), FZKA, 2008; C. Schärer, Mikroprozessorsteuerung für eine Armprothese mit trainierbarer Befehlserkennung (Doctoral dissertation, Diss. Techn. Wiss. ETH Zürich, Nr. 10158, 1993. Ref.: G. Schweitzer; Korref.: E. Stüssi).

Mensch, der die Prothese trägt, beurteilt dies anders. Die Prothese könnte sich dem Ausführen der Handlung verweigern, das wäre ein analoger Fall zur technischen Einhaltung des Sicherheitsabstands, auch wenn der Fahrer diesen unterbieten wollte. In einem anderen Fall könnte es nötig sein, die Scheibe eines Busses zu zerschlagen, um sie als Fluchtweg aus dem Bus heraus nutzen zu können. Das System beurteilt in diesem Falle die Situation wiederum so, dass es die Scheibe des Busses als ein aus gesellschaftlicher Sicht wünschenswertes Objekt einschätzt und verweigert die Handlung. Ohne in die Tiefe gehen zu können ist die erste Handlung als moralisch verwerflich anzusehen, während die zweite moralisch akzeptiert, ja erwünscht ist. Der Handlungskontext wurde von den technischen Systemen im ersten Fall richtig und im zweiten Fall nicht korrekt beurteilt. Für den Menschen als Träger der Prothese stellt sich die Frage, ob er eine solche Prothese, die ihn im Zweifelsfalle auch überstimmt, für akzeptabel hält.

C. Lernende Systeme

Die Adaptivität der technischen Systeme kann also als eine zentrale technische Komponente der Service-Robotik im Allgemeinen angesehen werden, weil – wie oben kurz ausgeführt – die Anwendungsumgebungen und allgemeiner, die Anwendungskontexte deutlich „offener“ sind als in der traditionellen Industrierobotik, so dass es schwer vorstellbar ist, dass die Systeme immer individuell „von Hand“ an die Einsatzgebiete angepasst werden, zumal sich diese auch schnell verändern könnten, so dass eine entsprechende Neuanpassung erfolgen müsste. Realistischer Weise müssen die Systeme diese Anpassung also selbst leisten und das sowohl an die Umgebung als auch an die entsprechenden Nutzer. Die Beispiele in Absatz B haben das entsprechend expliziert.

I. Maschinelles Lernen

Maschinelles Lernen steht aktuell auf der Forschungsagenda hoch im Kurs, was sicherlich zum einen mit sehr großen internationalen Forschungsprojekten wie dem Human Brain Projekt zu tun hat, die eine entsprechende Medienresonanz erreichen, wie auch mit einzelnen Erfolgsmeldungen, wie dem Gewinn der Maschine gegen den weltbesten Go-

Spieler, womit der Menschheit nach Schach (durch DeepBlue) und Jeopardy! (durch Watson) sozusagen eine dritte Kränkung durch AlphaGo widerfuhr. Die dabei angewendeten Verfahren – meist handelt es sich um eine Kombination solcher Verfahren¹⁹ – lassen sich von ihrer Grundidee teilweise bis in die Anfänge der Künstlichen Intelligenz Forschung verfolgen, wobei die künstlichen neuronalen Netze (KNN), die sich in ihrer Ausgestaltung an natürlichen neuronalen Netzen und damit letztlich am Gehirn orientieren, sicherlich am bekanntesten sind.²⁰ Vereinfacht ausgedrückt bestehen KNN aus Knoten, die in Anlehnung an das Gehirn Neuronen genannt werden, und aus Verbindungen zwischen diesen. Zwischen den Knoten werden elektrische Signale ausgetauscht, die die einzelnen Knoten je spezifisch verändern können. Das heißt, wenn ein Knoten durch ein Eingangssignal angeregt wird, dann gibt er ein nach seiner Gewichtung verändertes Signal an die Knoten ab, die von ihm Signale empfangen. Dabei gibt es entsprechende Eingangssignale in das neuronale Netz, diese könnten z. B. von Sensoren eines Roboters, einer Prothese, eines selbstfahrenden Autos kommen, und es gibt von den in der Signalreihenfolge letzten Neuronen ein Ausgangssignal, welches man beispielsweise dafür verwenden kann, eine Handprothese zu steuern, das Getriebe eines Fahrzeugs zu regeln, o. ä. Wenn man davon spricht, dass das neuronale Netz lernt, dann werden bestimmte Eingangssignale verwendet, um ein gewünschtes Ausgangssignal, beispielsweise das Schließen der Roboterhand, zu erreichen. Dafür müssen in einem Training gute von schlechten Ausgangssignalen unterschieden und an das System vermittelt werden (supervised learning). Dann ist das KNN in der Lage, sich selbst in Bezug auf das gewünschte output signal zu verändern, in dem sich die Gewichtungen in den einzelnen Knoten entsprechend verändern. Beim non supervised learning lernt das KNN für sich, ohne externe Rückbestätigungen und damit eigenverantwortlich: “learning becomes the algorithm's responsibility.”²¹

Entscheidend für die weiteren Überlegungen ist, dass das KNN letztendlich als eine Signal-Input-Signal-Output-Black Box zu betrachten ist.

19 Z. Z. Bien/H. E. Lee, Effective learning system techniques for human-robot interaction in service environment. Knowledge-Based Systems, 20(5), 2007, S. 439-456.

20 J. Schmidhuber, Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks, 61, 2015, S. 85-117.

21 A. Rutkin, Anything you can do. New Scientist, 229(3065), 2016, S. 20-21.

Denn wenn man sich beispielsweise fragt, warum eine Roboterhand zugegriffen hat, dann lässt sich das auch von einem Sachverständigen der KI nicht durch einen Blick in das KNN bestimmen. Man „sieht“ letztendlich nur die durch das Training im Endeffekt erreichte Gewichtungskonfiguration in den einzelnen Knoten.

“For example, popular convolutional neural-network learning procedures (commonly referred to as “deep learning”) automatically induce rich, multilayered representations that their developers themselves may not understand with clarity. Although high level descriptions of procedures and representations might be provided, even an accomplished programmer with access to the source code would be unable to describe the precise operation of such a system or predict the output of a given set of inputs.”²²

Umgekehrt würde man bei einer Roboterhand, die klassisch wenn-dann programmiert ist, im Programm-Code sehen können, dass beispielsweise sowohl der Sensor im Zeigefinger als auch im Daumen „Kontakt“ meldete, und dieses „wenn“ das damit verbundene „dann“ ausführte, nämlich die Hand zu schließen.

II. Fallbeispiel AlphaGo

AlphaGo verwendet eine Kombination von DeepLearning in KNN und MonteCarlo-Methoden („taktische Suche“).²³ Dafür wurde es mit einer großen Zahl von Spielpartien „gefüttert“, die zwischen Menschen gespielt wurden. Für dieses Training wurden 30 Millionen Spielzüge eingegeben und das System konnte am Ende des Trainings zu 57% den menschlichen Spielzug vorhersagen. Darüber hinaus, um auch eigenständige Spielzüge zu generieren, spielte AlphaGo tausende Spiele gegen sich selbst, die nach trail-and-error bewertet wurden („reinforcement learning“).²⁴ „Dabei ist

22 E. Horvitz/D. Mulligan, Data, privacy, and the greater good. Science, 349(6245), 2015, S. 253-255.

23 Genauer ist die Kombination in Cazenave (2016) beschrieben, wo auch weiterführende Literatur angegeben ist: T. Cazenave, Combining tactical search and deep learning in the game of Go, 2016. [http://www.cc.gatech.edu/~alanwags/DLAI2016/8.%20\(Cazenave\)%20Combining%20tactical%20search%20and%20deep%20learning%20in%20the%20game%20of%20Go.pdf](http://www.cc.gatech.edu/~alanwags/DLAI2016/8.%20(Cazenave)%20Combining%20tactical%20search%20and%20deep%20learning%20in%20the%20game%20of%20Go.pdf).

24 <https://googleblog.blogspot.de/2016/01/alphago-machine-learning-game-go.html> (aufgerufen am 09.09.2016).

offenbar eine neue Spielweise entstanden, die die Go-Elite der Welt diese Woche nachhaltig verstört hat. AlphaGo machte Züge, die menschliche Profis zunächst für Fehler hielten. Tatsächlich hatte die Maschine aber einen Weg gefunden, das Spiel siegreich zu spielen, auf den Menschen in tausenden Jahren Go-Geschichte nicht gekommen sind“ berichtet Christian Stöcker auf SPIEGEL-Online²⁵ von dem Spiel zwischen AlphaGo und einem der weltbesten Go-Spieler, Lee Sedol. Die Profi-Spielerin Young Sun Yoon wird zitiert, dass AlphaGo Züge mache, die ein Mensch nie machen würde²⁶ gleichzeitig sieht der deutsche Top-Spieler Christoph Gerlach keinen Unterschied zwischen den beiden Spielweisen. Gefragt, ob ein Experte, der nur die Züge der Partie zwischen Sedol und AlphaGo nachliest, erkennen könnte, wer Mensch und wer Maschine ist, antwortete er: „Ich habe keinen Unterschied entdeckt. Und ich glaube, andere auch nicht.“ Und in der anschließenden Spielanalyse beschrieb er die Spielweise auch mit menschlichen Attributen: „AlphaGo ist anders. Es handelt auch intuitiv, es spielt wie ein Mensch und daher so gut. [...] Sie (gemeint ist AlphaGo) musste alles geben und hat aggressiv dageengehalten. Sie ging ans Maximum. Das musste sie auch, sie gewann knapp, hatte einen Vorsprung von drei bis fünf Punkten, als Sedol aufgab.“²⁷ Der Mitbegründer der britischen Firma DeepMind, die AlphaGo entwickelt und die Google vor gut zwei Jahren gekauft hat, Demis Hassabis, schrieb bei Twitter, „der zweite Sieg sei für ihn selbst schwer zu fassen. AlphaGo hat in diesem Spiel einige wunderschöne kreative Züge gespielt.“ Und auch andere Experten sprachen von einem Meilenstein in der Entwicklung maschinellen Lernens.²⁸

Zusammenfassend kann man festhalten, dass sowohl die Software-Entwickler überraschend kreative Spielzüge identifiziert haben, als auch insbesondere die Go-Spieler-Community. Die „Überraschung“ letzterer bezog sich nicht nur auf einzelne Züge, die nach den Regeln der heutigen Spielkunst als falsch beurteilt worden wären, sondern auch auf die Beur-

25 <http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/alphago-sieg-wendepunkt-der-menschheitsgeschichte-a-1082001.html> (aufgerufen am 09.09.2016).

26 <http://www.spiegel.de/netzwelt/gadgets/alphago-besiegt-lee-sedol-mit-4-zu-1-a-1082388.html> (aufgerufen am 28.09.2016).

27 <http://www.zeit.de/sport/2016-03/go-alphago-lee-sedol-google-kuenstliche-intelligenz> (aufgerufen am 28.09.2016).

28 <http://pdf.zeit.de/sport/2016-03/go-kuenstliche-intelligenz-sieg-alphago-google-lee-sedol.pdf> (aufgerufen 09.09.2016).

teilung der Gesamtleistung, in der durchaus „menschliche Spielformen“ wahrgenommen wurden. Der Profi-Spieler Michael Redmond kommentierte nach den Spielen: „AlphaGo hat alle komplizierten Kämpfe bestanden und auch keine Angst vor komplizierten Ko-Gefechten gehabt – es hat Lee Sedol mit seinen eigenen Mitteln geschlagen. Wer weiß, vielleicht kommt jetzt mit dem Computer-Go eine dritte große Erneuerung der Go-Eröffnungstheorie auf uns zu.“ Darauf angesprochen relativierte Lee Sedol: „Obwohl es ein starkes Programm ist, würde ich es nicht als perfekt bezeichnen. Im Vergleich zu Menschen waren seine Züge anders und oft überlegen. Ich denke aber noch nicht, dass jetzt schon der Zeitpunkt ist, wo Computer das Go übernehmen. Heute habe ich, Lee Sedol, verloren, nicht die Menschheit.“²⁹

D. Diskussion

Beschreibt man die Wahrnehmungen der Akteure im Handlungszusammenhang Go-Spielen allgemeiner, dann lernte das System aus den Handlungen der Menschen, die diese Handlungen am besten können und damit den „State of the Art“ dieser Handlungen widerspiegeln bzw. definieren. Die Community selbst entwickelt Bewertungskriterien, nach denen sie ihre besten Akteure identifiziert und diese besten Akteure werden auch bevorzugt als Expertinnen und Experten aus dieser Community herangezogen, wenn die Community selbst vertreten werden soll. Darüber hinaus lernt das System durch Probehandeln mit bzw. gegen sich selbst und entwickelt dabei neue Handlungsformen. Diese Handlungsformen werden seitens der Experten, die die „Regeln der Kunst“ der Handlungen definieren, als überraschend oder – bezogen auf eben diesen „State of the Art“ – sogar als falsch beurteilt.

Nun kann man davon ausgehen, dass das Go-Spielen eine Handlungsdomäne ist, in der man überraschende Handlungen akzeptiert bzw. sogar zu schätzen weiß, wie in vermutlich vielen spielerischen Handlungszusammenhängen. In anderen Handlungskontexten beurteilt man das möglicherweise anders. Exemplarisch wird das kurz für die drei Fallbeispiele betrachtet.

29 <http://www.heise.de/newsticker/meldung/Mensch-gegen-Maschine-Google-KI-AlphaGo-schlaegt-Lee-Sedol-3-0-3133401.html> (aufgerufen am 09.09.2016).

I. Lernende Systeme in verschiedenen Anwendungskontexten

1. Museumsführer

Mit Blick auf einen Museumsführer-Roboter könnte man sich überraschende Handlungen vorstellen. Vielleicht sind diese sogar erwünscht, wenn man sich vor Augen führt, dass man gelegentlich einem menschlichen Führer seine Routine sehr anmerkt. Ein für die Gruppe aller Museumsführer in diesem Museum – sie sind hier die Experten – überraschender Pfad durch die Ausstellung kann für Museumsbesucher dennoch interessant sein. Die Toleranz gegenüber Überraschungen wird sich in diesem Handlungskontext noch erhöhen, wenn es sich um ein Technikmuseum handelt und somit der Roboter selbst Teil der Ausstellung ist. Dennoch muss man vielleicht auch in diesem Handlungskontext Einschränkungen machen, denn es hat sich beispielsweise gezeigt, dass Roboter in Einkaufszentren, und das kann in Technikmuseen, zu deren Konzept es gehört, Kinder zum Experimentieren und Ausprobieren anzuregen, noch stärker der Fall sein, ein schweres „Leben“ haben. Die Neue Zürcher Zeitung berichtete im September 2015 von Robotern, die von Kindern drangsaliert wurden. Der Roboter hatte in einem japanischen Einkaufszentrum die Aufgabe, Kunden Auskunft zu geben. Die Kinder stellten sich dem Roboter in den Weg und nahmen auch physisch „Kontakt“ auf, in dem sie den Roboter stoßen, treten oder ihm den Arm verbiegen. *Nomura et al.*³⁰ haben dieses Verhalten durch semi-strukturierte Interviews mit Kindern untersucht und kommen zu dem Ergebnis, dass es noch nicht geklärt ist, ob ein stärker oder ein weniger starkes menschenähnliches Aussehen die Funktion des Roboters besser unterstützt. Jedenfalls war der Roboter in diesem Falle nicht mehr in der Lage, seine Aufgabe zu erfüllen und auch die in der NZZ berichtete erste Maßnahme, um Abhilfe zu schaffen, nämlich „vor unbeaufsichtigten Kindergruppen davonzulaufen und die Nähe von Menschen mit über 1,40m Körpergröße aufzusuchen“, ist in Bezug auf die eigentliche Funktion nicht zweckdienlich im engeren Sinne. Aber zum Selbstschutz des Roboters ist sie erfolgreich, denn Kinder zeigen dieses Verhalten nicht, wenn Erwachsene in der Nähe sind. Wenn man sich nun vorstellt, dass der Roboter durch Probehandlungen mit sich selbst

30 *T. Nomura et al.*, Why do Children Abuse Robots? HRI'15 Extended abstracts. May 2015, Portland, OR, USA.

lernt und als Lernziel das Erfüllen seiner eigentlichen Aufgabe verfolgt, dann könnte auch ein „Zurückstoßen“ von Kindern gelernt werden, das heißt eine auch in diesem Handlungskontext nicht akzeptable Handlung. Somit ist auch für den Entertainmentbereich festzuhalten, dass man Handlungsdomänen, in denen Überraschungen akzeptabel, ja vielleicht sogar wünschenswert sind, von solchen unterscheiden können muss, in denen keine Überraschungen vorkommen sollten.

2. Autonomes Fahren

Beim autonomen Fahren ist der Handlungskontext deutlich komplexer. Das Fahrzeug sollte sich sowohl an seinen Fahrer als auch an den Straßenverkehr anpassen. Das Fahrzeug wird mit vielen Daten von Autofahrern „gefüttert“ und adaptiert sich auf dieser Basis an „seinen“ Autofahrer. Zusätzlich hat es über die Verbindung zum Automobilhersteller die Möglichkeit, seinen Lernerfolg mit anderen Fahrzeugen abzugleichen. Wenn das Fahrzeug stillsteht, trainiert es sich durch Probehandeln selbst. Analog bedeutet das für die Anpassungen im Straßenverkehr, dass das Fahrzeug die Verkehrsregeln der Straßenverkehrsordnung kennt und deren Einhaltung über das Einprogrammieren von korrekten Fahrmanövern lernt. Auf dieser Basis kann es aus seinen Sensordaten aus dem realen Straßenverkehr lernen und wiederum durch den Abgleich mit anderen Fahrzeugen desselben Typs eine größere Lernbasis generieren. Überlegt man sich das beispielsweise für das Fahren auf einer geschlossenen Schneedecke, dann könnte sich der Fall einstellen, dass Fahrzeuge, die bevorzugt in schneereichen Gegenden eingesetzt werden, weltweit den besten Fahrstil auf Schnee realisieren können. Ob dieser Fahrstil im Sinne der Straßenverkehrsordnung als „angepasst“ auch in südlichen Ländern gilt, darf angezweifelt werden. Vermutlich würde sich ein Fahrer in Spanien unwohl fühlen, wenn sein Fahrzeug so schnell auf Schnee unterwegs ist, wie ein geübter Fahrer in Skandinavien. Darüber hinaus stellt sich die Frage, ob man jeden Morgen ein Fahrzeug mit leicht veränderten Eigenschaften vorfinden möchte. Schließlich begibt man sich selbst in dieses Fahrzeug, das sich mit durchaus beträchtlicher Geschwindigkeit bewegt. Weitere Aspekte des Handlungskontextes, wie die Berücksichtigung von Fußgängern, etc. und das Lernen aus deren Verhalten sind ebenfalls nicht für Überraschungen geeignet.

3. Prothetik

Bei der Prothese wird das KNN mit einer Vielzahl von Nervensignaldaten trainiert, um die Aktivitätsmuster zu lernen, nach denen dann Aktionen der Prothese ausgelöst werden können. Hier ist das Feedback im Lernverfahren wichtig, da ein eigenständiges unbeaufsichtigtes Lernen auch dazu führen könnte, dass manche Aktionen durch das entsprechende Nervensignal nicht mehr initiiert werden. Lernen in KNN kann auch das Verlernen bereits gelernter Aktionen mit sich bringen. Geht man davon aus, dass moderne Handprothesen beispielsweise bestimmte Grifftechniken schon vorprogrammiert absolvieren können, sodass der Mensch die Nervenimpulse für das Greifen einer Tasse an deren Henkel nicht bis ins Detail üben muss, so könnte hier das Lernen von Grifftechniken für unterschiedliche Gegenstände durchaus von anderen Prothesen gelernt werden. Prothesen könnten sich dann darüber austauschen, wie man einen bestimmten Gegenstand greift, ohne diesen durch einen zu festen Griff zu beschädigen und ohne ihn durch einen zu lockeren Griff fallen zu lassen. Auch Kontextwissen über Gegenstände könnte ausgetauscht werden, wie beispielsweise, dass bereits geöffnete Getränkedosen so zu tragen sind, dass keine Flüssigkeit unerwünscht austritt. Bei Prothesen, die nicht nur motorische Nervensignale verwenden, sondern im Gehirn auch weitere Bereiche für die Signalgewinnung heranziehen, kommt erschwerend hinzu, dass der Mensch diese Signale nicht so kontrolliert beeinflussen kann, wie die motorischen Nerven. Es bliebe also unklar, wo die überraschende Prothesenaktion ihren Ursprung hat: Eine neue gelernte Variante des technischen Systems, oder eine neue Signalkonstellation im Gehirn?

Diese Beispiele werfen lediglich ein Blitzlicht auf die Handlungskontexte und könnten noch deutlich besser ausgearbeitet werden und auch die hypothetischen Anteile in den Beschreibungen werden vielleicht nicht von jedermann geteilt. Es sollte an dieser Stelle jedoch lediglich veranschaulicht werden, dass überraschende Lernergebnisse in diesen Handlungskontexten letztendlich nicht sinnvoll sind, oder nur in engen Teilbereichen des Handlungskontextes. Umgekehrt wurde eingangs erörtert – und das sollten die Fallbeispiele verdeutlichen – dass Robotersysteme im Service-Bereich, also außerhalb von wohl definierten Umgebungen, ein gewisses Maß an Anpassung an wechselnde Umgebungen und Nutzerinnen und Nutzer leisten können müssen.

II. Schlussfolgerungen für die Technikgestaltung

Damit ist die Herausforderung für die Technikgestaltung skizziert: Die Systeme müssen selbst lernen können, um sich an spezifische Aspekte des Handlungskontextes anpassen zu können, und gleichzeitig muss vermieden werden, dass überraschende Handlungen unmittelbar ausgeführt werden, denn die Beurteilung der Handlungen kann erst nach deren Ausführung durch die Experten aus dem Handlungskontext beurteilt werden und damit als wünschenswert oder falsch klassifiziert werden. Das Lernen und das sofortige Umsetzen des Gelernten ohne eine entsprechende Prüfung sind kaum realisierbar. Es muss also darum gehen, geeignete Prüfverfahren zu entwickeln, um einerseits das Lernen des Roboters zu ermöglichen, gleichzeitig aber mit hinreichender Sicherheit davon ausgehen zu können, dass der Roboter in seinem Handlungskontext adäquat agiert. Offensichtlich ist das die Gretchenfrage für die Service-Robotik, wenn sie entsprechende Marktsegmente in verschiedenen Handlungsdomänen „erobern möchte“. Ebenso offensichtlich ist das eine Frage, deren Beantwortung umfassende Forschung und Beurteilung benötigt, die in Zukunft zu leisten sein wird. An dieser Stelle können nur einige Fragen skizziert werden.

1. Überprüfen des Lernerfolgs

Lässt sich ein Lernen „im Hintergrund“ umsetzen? Geht man nach dem oben Gesagten davon aus, dass das sofortige Umsetzen von Gelerntem zu Überraschungen in Handlungskontexten führt, die nicht akzeptabel sind, gleichzeitig das Lernen und die Anpassung aber erwünscht sind, dann kann das Robotersystem im Hintergrund lernen und erst zu einem bestimmten Zeitpunkt, beispielsweise bei einer turnusmäßigen Wartung, wird das Gelernte ausgelesen, geprüft und dann ggf. in die Steuerung des Systems übernommen. Die besondere Herausforderung bei diesem Vorgehen ist, dass die Adäquatheit der gelernten Handlung durch die Expertinnen und Experten der Handlungsdomäne beurteilt werden müssen. Die mit der „normalen“ Wartung befassten Techniker können das nicht beurteilen. Es sind also vergleichsweise aufwendige Prozesse vorzusehen, mit denen zunächst beurteilt wird, ob das neu Gelernte übernommen werden soll. Wenn man diese Frage bejaht, muss darüber hinaus geprüft werden, ob das Robotersystem nichts verlernt hat, was für die Erreichung des Handlungszweckes relevant ist. Das neu Gelernte muss eine sinnvolle Ergänzung des

Handlungsspektrums sein und das bisher vorhandene und erwünschte Handlungsrepertoire muss zusätzlich geprüft werden, denn es könnte verändert sein. Hier müssen entsprechende Prüfprozeduren entwickelt werden, in denen die besondere Art des Lernens in künstlichen neuronalen Netzen berücksichtigt wird. Je nach Handlungskontext kann diese Prüfung auf unterschiedlichen Abstraktionsniveaus erfolgen. Die Fahreigenschaften auf Schnee können auf einer entsprechenden Teststrecke verifiziert werden. Für die individuelle Anpassung einer Prothese und auch die Erprobung eines Museumsroboters muss die Prüfung vor Ort und unter Einbeziehung der Nutzerinnen und Nutzer erfolgen. Die Prüfprozesse sind also aufwändiger.

2. *Eigenständiges Lernen*

Aus der Tatsache, dass es akzeptabel sein könnte, dass der Roboter in Teilhandlungen eigenständig lernt und das Erlernte ungeprüft anwendet, das Beispiel war hier das Entwerfen von unterschiedlichen Pfaden durch eine Ausstellung, kann man ableiten, dass es dann erstens möglich sein muss, diese Domäne der Teilhandlung im Handlungskontext so gut abzugrenzen, dass das freie Anpassen nicht in andere, kritischere Handlungsdomänen hinein wirkt und zweitens muss man überlegen, wie man diese Domäne dann überwacht bzw. kontrolliert. Eine Black Box, die die Handlungen des Roboters aufzeichnet, wurde bereits von verschiedenen Autoren – auch im politischen Kontext – vorgeschlagen.³¹ Sie würde es zumindest nachvollziehbar machen, welche Gewichte im KNN verändert wurden und welche Handlungen der Roboter ausgeführt hat. Darüber hinaus wäre auch das Aufzeichnen des Feedbacks eines Menschen im Handlungskontext wertvoll. Beispielsweise gäbe ein Museumsbesucher das Feedback, dass für ihn die Ausstellungsführung interessant war, dass er sich umfassend informiert fühlte etc.

Etwas anders gelagert ist der Fall, wenn identische Robotersysteme gemeinsam lernen. Baugleiche Fahrzeuge beim autonomen Fahren, oder gleiche Roboterhände in der Prothetik. Hier kann man sich entsprechende Car-to-System Kommunikation vorstellen, in denen die Systeme Gelerntes

31 *Christaller*, (Fn. 2); *BMWi* (Hrsg.) *Autonomik*. Band 2, Recht und funktionale Sicherheit in der Autonomik. Leitfaden für Hersteller und Anwender, Berlin 2013.

in einer Datenbank ablegen, dann in regelmäßigen Abständen diese einzelnen Lernerfolge analysiert und aggregiert und schließlich diese Lernerfolge in die einzelnen Systeme implementiert werden. Diese Art des Lernens ist prozedural anders ausgelegt, denn die KNN in den Fahrzeugen wären dann nicht individuell, sondern würde seitens des Fahrzeugherstellers turnusmäßig in alle Fahrzeuge dieses Typs implementiert. Beim Fallbeispiel der Prothese würde das bedeuten, dass die Roboterhand, beispielsweise eine neue Griffart, gemeinsam mit allen anderen Roboterhänden dieses Typs lernt. Das in jedem Falle individuelle Ansteuern der Prothese durch den Mensch muss davon entkoppelt sein, wobei die Schnittstelle so ausgelegt sein muss, dass das individuelle Signal den gewünschten Griff nach wie vor auslösen kann.

3. Resümierender Ausblick

Die Vorgehensweise, dass das Robotersystem im Hintergrund lernt, aber das Gelernte noch nicht eigenständig in Taten umsetzt, klingt aus der Perspektive der Forschung zu maschinellen Lernen absurd. Denn letztendlich wird damit der eigentliche Vorteil, das schrittweise und schnelle Anpassen an eine Person oder ein Umfeld durch eine aufwändige Prozedur konterkariert. Gleichzeitig ist es schwer vorstellbar, in ernsthaften Handlungskontexten überraschende Handlungen des Roboters akzeptieren zu können, denn man muss sich jederzeit auf den Roboter verlassen können, ohne dass damit ein deutlich erhöhter Überwachungsaufwand für die Menschen im Handlungskontext entsteht. Darüber hinaus bleibt die Problematik, dass die Experten für die Erprobung des Lernalgorithmus aus der Informatik und der künstlichen Intelligenzforschung stammen und somit die Adäquatheit der Handlung im Handlungskontext nicht beurteilen können, und umgekehrt die Tragweite des Gelernten im Sinne der Veränderung des künstlichen neuronalen Netzes seitens der Nutzerinnen und Nutzer nicht bewertet werden kann.

Neben den Robotersystemen wird also zunächst auch die Gesellschaft lernen müssen, in welcher Art und Weise wir die Vorteile adaptiver Systeme nutzen können, ohne dabei in den jeweiligen Handlungskontexten unverhältnismäßige Risiken einzugehen. Offensichtlich ist mit den hier nur skizzierten Vorgehensweisen auch die Zuschreibung von Verantwortung verbunden. Besonders offensichtlich ist das beim gemeinsamen Lernen aller technischen Geräte eines Typs. Hier wurde das Lernen in den Wir-

kungsbereich der Hersteller und in die jeweiligen Wartungsaufgaben abgebildet. Damit müssten auch seitens der Hersteller entsprechende Prüf-Prozeduren entwickelt werden, die exemplarisch auch die Expertinnen und Experten vor Ort einbinden. Denn die Adäquatheit der neu gelernten Handlung ist auch von ihnen zu beurteilen. Die individuelle Anpassung an Personen und Umgebungen stellt eine weitere Herausforderung dar, denn letztendlich müssen Prozeduren gefunden werden, die die Nutzerinnen und Nutzer so einbinden, dass sie die Lernerfolge der Technik möglichst leicht nutzen können. Gleichzeitig müssen hier Expertinnen und Experten der KI-Forschung eingebunden sein, da ja jeweils das gesamte Handlungsrepertoire überprüft werden muss. Die Frage, wie dann die Verantwortung für das jeweilige Lernen in diesen Zusammenhängen zugeschrieben wird, ist eigens zu klären, ebenso wie für den letzten Fall, in dem wir das freie Lernen möglicher Weise erlauben. Anwendungen im Entertainmentbereich und dort insbesondere das Spielen sind Felder, in denen in Zukunft eigenständiges Lernen der Systeme möglich sein könnte. Hier ist bei robotischen Systemen, die auch physikalische Veränderungen in ihrer Umgebung auslösen können darauf zu achten, dass die Lernbereiche hinreichend gut getrennt sind. Damit sollten einerseits böse Überraschungen vermieden werden, die in ernsthaften Anwendungskontexten auch ernsthafte Probleme mit sich bringen können, andererseits sind dann solche interessanten Überraschungen wie beim Go-Spielen möglich, die beim Spielen und in anderen Handlungskontexten, die das freie Lernen erlauben, einen ganz besonderen Reiz ausmachen können.