

Roboter für Menschen – Menschen für Roboter

Justus Piater und Emre Ugur

Abstract

Nach der PC-Revolution der 1990er und der Mobile-Revolution der 2010er Jahre wird vielfach damit gerechnet, dass in nicht allzu ferner Zukunft Roboter die Gesellschaft durchsetzen werden. Was für Bedürfnisse werden diese Entwicklung vorantreiben? Welches Potenzial besitzen Roboter, die Welt zu verbessern, im Privaten, in der Gesellschaft, in Medizin, Wirtschaft und Wissenschaft? Was müssen solche Roboter können; wie kommen sie zu ihrem Wissen? Wir müssen uns jedoch auch fragen: Welche Auswirkungen könnte eine massive Verbreitung von Robotern auf die Gesellschaft haben? Wie werden sich unsere Werte und Lebensweise verändern? Werden Roboter in unser soziales Gefüge integriert werden? Werden sie Kontrolle über uns ausüben?

Einführung

Umwälzende technische Neuerungen ziehen gesellschaftliche Veränderungen nach sich. Das jüngste und deutlichste Beispiel ist die Durchsättigung der Gesellschaft mit Smartphones und sozialen Medien innerhalb weniger Jahre. Die technischen Voraussetzungen hierfür wurden im Laufe mehrerer Jahrzehnte geschaffen. Den Startpunkt könnte man, etwas willkürlich, mit dem Aufkommen von Mikroprozessoren in den 1970er Jahren identifizieren. Etwa 10 Jahre später wurden elektronische Kommunikationsprotokolle entwickelt, die es erlaubten, lokale Computernetzwerke überregional miteinander zu verbinden (*inter-networking*). Die Basis bilden damals wie heute, in weitgehend unveränderter Form, das sogenannte *Internet Protocol* (IP) und das darauf aufbauende *Transmission Control Protocol* (TCP). Außerhalb von Fachkreisen populär wurde das Internet nach und nach seit der Entwicklung des auf TCP basierten *Hypertext Transfer Protocol* (HTTP) zusammen mit *Uniform Resource Locators* (URL) sowie der *Hypertext Markup Language* (HTML) Anfang der 1990er Jahre, die es ermöglichten, Texte, Bilder und andere Inhalte weltweit miteinander zu verlinken (*World Wide Web*). Seit Ende der 1990er Jahre wurden in großem Stil Inhalte und Dienste auf diesem Wege verfügbar gemacht. Nur wenig später setzte die breite Gesellschaft als selbstverständlich voraus, dass alles Denkbare online zur Verfügung steht. Unter den kommerziell erfolgreichen Online-Diensten entstanden seit Anfang der 2000er Jahre soziale Plattformen, die sich, im Laufe weniger Jahre und massiv gefördert durch das Aufkommen mobiler, Internet-fähiger Endgeräte, zu einem integralen Bestandteil unserer sozialen Interaktion entwickelt haben, der aus dem Alltag von buchstäblich Milliarden Menschen nicht mehr wegzudenken ist.

Viele Fachleute sind der Ansicht, dass die Robotik das Potenzial hat, eine ähnliche Revolution auszulösen. Wir befinden uns in einer Phase der technischen Entwicklung, die in Analogie zu sozialen Medien etwa der Einführung von TCP/IP entspricht: Funktionstüchtige Hardware

steht zur Verfügung (wobei es noch viele Probleme zu lösen gibt), und es werden gegenwärtig Grundlagen für komplexe Fähigkeiten gelegt, die in zunehmendem Maße praxistauglich sind, aber noch viele Probleme offen lassen. Eines Tages, etwa im Laufe weniger Jahrzehnte, werden diese Technologien möglicherweise zu Massenprodukten führen, die sich im Dienste von Menschen und der Menschheit nützlich machen, etwa in der Form von Haushalts- und Servicerobotern. Solche Roboter werden die Gesellschaft verändern, indem sie uns lästige oder gefährliche Arbeit abnehmen und unsere Lebensqualität erhöhen. Es ist anzunehmen, dass sie in gewissem Maße auch Teil unseres sozialen Gefüges sein werden.

Roboter für Menschen

Bereits heute gibt es Roboter, die unmittelbar im Dienst der Menschen stehen. Als Beispiel sei die Prothetik genannt. Die einfachsten Prothesen sind noch nicht einmal der Robotik zuzuordnen, da sie keine aktiv gesteuerten Teile enthalten. Trotzdem können sie extrem effektiv sein. Nehmen wir etwa den Leichtathleten Markus Rehm, dem nach einem Wakeboarding-Unfall das rechte Bein unterhalb des Knies amputiert werden musste. Er nahm 2014 als erster behinderter Teilnehmer bei den regulären deutschen Leichtathletik-Meisterschaften teil, und gewann, ausgestattet mit einer speziellen Unterschenkel/Fußprothese, im Weitsprung mit 8,24m. Allerdings verweigerte der Deutsche Leichtathletik-Verband seine Aufnahme in das deutsche Team für die Europäischen Meisterschaften. Ähnliches widerfuhr 2008 dem südafrikanischen, beidseitig Unterschenkel-amputierten Sprinter Oscar Pistorius, dem 2008 der Weltleichtathletikverband verbot, bei Wettkämpfen für Nichtbehinderte anzutreten.

Bei diesen Entscheidungen stand die Frage im Vordergrund, ob die Prothesen ihrem Träger einen Vorteil gegenüber Nichtbehinderten verschaffen, was bis heute umstritten ist. Diese Frage geht viel tiefer als die mögliche Diskriminierung individueller Sportler. Unseres Erachtens ist es letztlich unerheblich, ob Rehm oder Pistorius tatsächlich ihren Konkurrenten gegenüber ihm Vorteil waren. Die entscheidende Frage ist vielmehr, ob es eines Tages Prothesen gibt, die für bestimmte Sportarten tatsächlich besser geeignet sind als natürliche Gliedmaßen. Falls dies so ist und „Behinderte“ gegen „Gesunde“ antreten dürfen, muss man davon ausgehen, dass hinreichend ambitionierte Athleten ihre intakten, natürlichen Gliedmaßen gegen Prothesen eintauschen werden. Falls wir als Gesellschaft dies nicht gutheißen, müssen wir potenziell Vorteile verschaffende Prothesen von regulären sportlichen Wettkämpfen ausschließen.

Viele weitere Beispiele von Robotik im medizinischen Bereich ließen sich nennen, von Operationsrobotern, die die manuellen Bewegungen des Operationsarztes ferngesteuert und mit einer Präzision auf den Patienten übertragen, die in konventioneller Weise unerreichbar ist, bis zu Nanorobotern, die entwickelt werden, um eines Tages Medikamente durch die Blutgefäße direkt an den Bestimmungsort im menschlichen Körper zu transportieren oder gewisse Reparaturen vor Ort innerhalb des Körpers ohne äußeren Eingriff auszuführen. Das Beispiel der Prothetik führt jedoch bereits vor Augen, dass technologische Hilfsmittel im Dienste der Mensch-

heit sich unter gewissen Umständen gegen die Menschheit wenden können, worauf noch zurückzukommen sein wird.

Sprinter-Prothesen sind – wenngleich technologisch hochentwickelt – in ihrem Einsatzgebiet höchst spezialisiert und in ihrer Funktionalität sehr beschränkt. Wie sieht es am anderen Ende des Spektrums aus, bei vielfältig einsatzfähigen, komplexen, autonomen Haushaltsrobotern?

Menschen als Vorbild für Roboter

Der Weg zu alltagstauglichen Haushaltsrobotern ist noch weit; es gibt noch viele wissenschaftliche und technologische Herausforderungen zu bewältigen. Im Folgenden soll es um ein Kernproblem aus dem Bereich der Informatik gehen: Im Gegensatz zu Industrierobotern müssen Haushaltsroboter sich in einer für Menschen gemachten, vergleichsweise unstrukturierten Umgebung zurechtfinden und dort nützlich machen. Dies erfordert ein Verständnis für Zwecke, Eigenschaften und Handhabung von Gebrauchsgegenständen, für kulturelle Selbstverständlichkeiten, und vieles mehr, was Menschen im Laufe ihrer Kindheit an Erfahrung und Allgemeinbildung erwerben. Wie kommt ein Roboter zu solchem Verständnis? Ein naiver Ansatz bestünde darin, es mit den Mitteln der Informatik zu formalisieren und dem Roboter vorab einzuprogrammieren. Es hat sich jedoch bereits vor Jahrzehnten gezeigt, dass es nicht nur extrem aufwändig, sondern praktisch unmöglich ist, solches Wissen so vollständig und widerspruchsfrei zu formalisieren, dass ein Roboter daraus Handlungsweisen ableiten kann.

Ein Ansatz, den wir in unserer Arbeitsgruppe für Intelligente und Interaktive Systeme verfolgen, nimmt sich den Menschen zum Vorbild: Der Roboter soll *lernen*, und zwar durch selbstbestimmte, interaktive Exploration, durch Imitation und unter Anleitung.

Kinder spielen mit Bauklötzen. Hierbei lernen sie manuelle Geschicklichkeit, allgemeine Prinzipien, nach denen sich Objekte stapeln lassen, wie Form und Verhalten von Bausteinen miteinander zusammenhängen, über Stabilität ihrer Bauwerke, wie man über eine Sequenz einzelner Bauschritte zu einem gewünschten Ergebnis kommt und wie man solche Sequenzen plant, und vieles mehr. So erworbenes Wissen ist weit über den Bereich der Bauklötze hinaus von Nutzen; es legt Grundlagen für ein intuitives Verständnis von Alltagsphysik, das den Umgang mit bekannten und unbekanntem Gegenständen und Situationen leitet.

Robin, der spielende Roboter

In diesem Sinne lassen wir unseren Roboter Robin spielen – nicht mit Bauklötzen, sondern mit einer diversen Vielfalt etwa handgroßer Gegenstände, wie sie in Haushalten auftauchen (Abb. 1). Diese Studie verfolgt zwei Ziele, die essenzielle Meilensteine auf dem Weg zum automatischen Wissenserwerb durch Roboter darstellen:

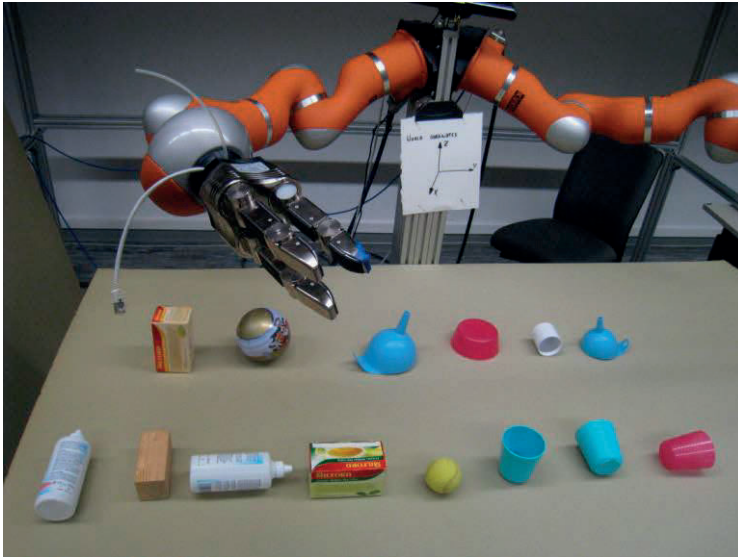


Abbildung 1: Robin und seine Gegenstände

Erstens ist es unnötig schwierig, komplexe Zusammenhänge auf einen Schlag zu lernen. Vielmehr lernt man einfache Konzepte zuerst, um darauf aufbauend komplexere Konzepte zu lernen. Gewissermaßen werden komplexe Konzepte, auf der Basis bereits gelernter Konzepte ausgedrückt, ihrerseits zu einfachen Konzepten. Für Robin ist es relativ schwierig, zu lernen, welche Gegenstände sich auf welche anderen Gegenstände stapeln lassen. Wenn er jedoch vorher gelernt hat, wie Form und Verhalten eines Objekts zusammenhängen – indem er einzelne Objekte mit dem Finger antippt und deren Reaktion beobachtet – dann wird das Stapelverhalten von Objektpaaren viel leichter lernbar.

Hier handelt es sich um assoziatives Wissen in der Form von Fakten und unmittelbaren Zusammenhängen zwischen Fakten. Auf dieser Basis allein lässt sich allerdings kaum komplexes Verhalten erreichen, und dies motiviert unser zweites Ziel: Die im Vergleich zu Tieren außerordentliche Intelligenz von Menschen beruht unter anderem darauf, dass Menschen zu symbolischer, ja syntaktischer Abstraktion imstande sind. Dies ermöglicht uns, beliebig komplexe Zusammenhänge in unendlich vielseitig verwendbarer Form auszudrücken. Ein einfaches Beispiel ist unser indisch-arabisches Zahlensystem. Es besteht aus lediglich 10 Ziffern, deren Reihenfolge und Bedeutung sich auf assoziative Weise erlernen lässt. Seine wahre Macht entfaltet es, wenn man die syntaktische Struktur von Dezimalzahlen versteht: Die ganz rechts stehende Ziffer repräsentiert einen Multiplikator von 10^0 , die Ziffer links daneben einen Multiplikator von 10^1 , und so weiter; deren Summe ergibt den Wert der Zahl. Somit lässt sich nicht nur jede beliebige natürliche Zahl darstellen, sondern darüber hinaus syntaktische Regeln für Addition, Multiplikation, Division, sowie – wiederum darauf aufbauend – beliebig komplexe

Arithmetik. Ein weiteres Beispiel ist unsere Sprache mit ihren Wörtern, die sich über Satzstrukturen, Konjugation und Deklination kombinieren lassen, um eine unendliche Vielfalt von Sachverhalten auszudrücken.

Robin soll nicht rechnen oder sprechen, sondern Aktionssequenzen planen, um Türme zu bauen. Hierzu benötigt er symbolische Fakten und Regeln sowie einen Planungsalgorithmus, der aus gegebenen Fakten und Regeln Pläne erstellen kann, die ein gewünschtes Ergebnis erreichen. Solche Symbolmanipulation ist genau das, was Computer am besten können, und Planungsalgorithmen sind in der Informatik seit Jahrzehnten gut untersucht. In unserem Fall, der typisch ist für die autonome Robotik, besteht die Hauptschwierigkeit hingegen darin, dass *handcodierte* Fakten und Regeln die Realität nicht adäquat widerspiegeln. Kein Mensch kann sagen, welchen Gegenstand Robin auf welchen anderen Gegenstand sicher zu stapeln vermag, mit seiner klobigen Hand, seiner begrenzten Wahrnehmungskraft und fehlendem Fingerspitzengefühl. Nur der Roboter selbst kann das in Erfahrung bringen – durch Ausprobieren und Lernen, wie im ersten Punkt oben beschrieben. Um ihn von dort zum Türme-Bauen zu bringen, besteht der Trick darin, das *gelernte* Wissen in symbolische Fakten und Regeln umzuwandeln und somit seinem eingebauten Planungsalgorithmus zugänglich zu machen.

Lernen, Türme zu bauen

Robin lernt also in drei Schritten, wie er aus den gegebenen Gegenständen Türme bauen kann. Im ersten Schritt tippt er einzelne Gegenstände wiederholt von drei Seiten an: von vorne, von der Seite, und von oben (Abb. 2). Dabei beobachtet er (mit seiner RGB-D Farb- und Tiefenbildkamera), wie sich der Gegenstand jeweils verhält. Untereinander ähnliche beobachtete Rohdaten fasst er zu einem qualitativen Verhalten zusammen, das schließlich in Symbolform repräsentiert wird. Die beobachteten Verhaltensweisen fallen, mit menschlichen Worten ausgedrückt, in vier Kategorien: (1) das Objekt rutscht mit dem Finger, (2) es rollt davon, (3) es bewegt sich überhaupt nicht, ohne dem Finger Widerstand entgegenzusetzen, oder (4) es bewegt sich nicht, widersteht aber dem Finger (nur beim Antippen von oben).

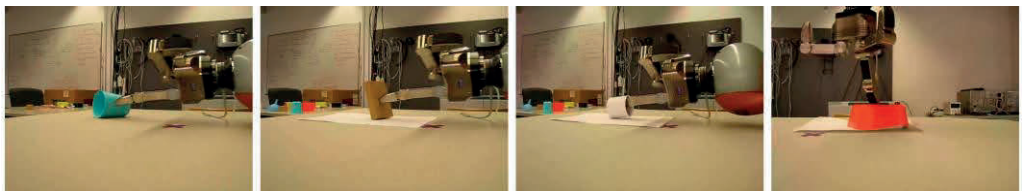


Abbildung 2: Robin tippt Gegenstände an, um zu lernen, wie ihr Verhalten mit ihrer Form zusammenhängt

Robin lernt dabei, anhand von Merkmalen der Form der Gegenstände, die er mit Hilfe seines RGB-D-Sensors extrahiert, die Reaktion der Gegenstände auf das Antippen vorherzusagen. Dies führt zu einer implizierten Charakterisierung der Gegenstände auf Basis relevanter Merkmale, die etwa den kulturellen Konzepten *kastenförmig*, *zylindrisch*, *kugelförmig*, *geschlossen*, *offen*, sowie *liegend* und *aufrecht* entsprechen.

Im zweiten Schritt lernt Robin, welche Gegenstände sich auf welche anderen Gegenstände sicher stapeln lassen, und wie hoch das resultierende Objektpaar ist. Hierzu greift er sich auf zufällige Weise jeweils zwei Gegenstände heraus, und lässt das eine dicht über dem anderen los. Die vorherzusagenden Ergebnisse lassen sich folgendermaßen beschreiben: (1) das obere Objekt rollt oder kippt herunter, (2) das obere Objekt versinkt im unteren oder umschließt das untere, oder (3) es bleibt oben liegen. Dieses Lernproblem ist viel schwieriger als das erste, da nun zwei Gegenstände gleichzeitig im Spiel sind. Wir konnten jedoch zeigen, dass das Stapelproblem viel einfacher zu lernen ist, wenn der Roboter zur Vorhersage des Stapelverhaltens nicht nur seinen RGB-D-Sensor zurate ziehen kann, sondern auch die im ersten Schritt gelernten Antippverhalten der beiden einzelnen Objekte (Ugur et al. 2014) – dies ist der erste der oben beschriebene Meilensteine.

Das gelernte Stapelverhalten wird wiederum automatisch in symbolische Regeln gefasst, darunter:

- Ist der untere Gegenstand offen und breiter als der obere, dann wird der obere Gegenstand im unteren versinken.
- Sind beide Gegenstände geschlossen, dann wird der obere auf dem unteren liegenbleiben.
- Ist der untere Gegenstand kugelförmig, dann wird der obere herunterpurzeln.

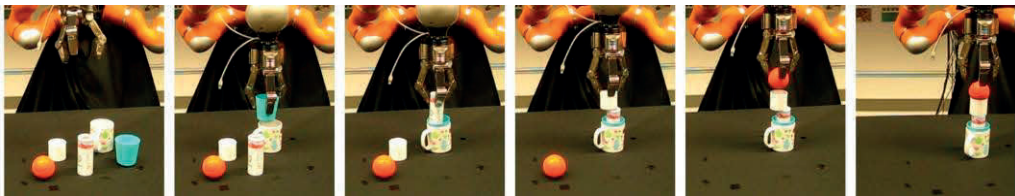


Abbildung 3: Robin baut einen Turm

Im dritten Schritt werden diese Regeln dem Planungsalgorithmus des Roboters zur Verfügung gestellt (Ugur & Piater 2015). Nun kann man ihm Aufgaben stellen, wie z.B. *Baue einen möglichst hohen Turm!* oder *Baue einen möglichst kompakten Stapel!* Robin ist nun in der Lage, solche unterschiedlichen Aufgaben zu erfüllen, unter Verwendung der Gegenstände, die er vor sich auf dem Tisch findet (Abb. 3). Dies wird auch mit Gegenständen funktionieren, die er noch nie zuvor gesehen hat, jedenfalls in dem Maße, wie die gelernten Assoziationen zwischen Form und Verhalten auch für diese gelten. Ferner wird der Roboter auf Basis des Gelernten, ohne weiteres Training, dank der symbolischen Abstraktion eine Vielzahl weiterer Aufgaben lösen können, die sich anhand derselben Regeln charakterisieren lassen – dies ist der zweite Meilenstein zum automatischen Wissenserwerb durch autonome Roboter.

Selbstständiges Lernen

Im beschriebenen Szenario wird Robin eng an die Hand genommen. Der Wissenschaftler gibt vor, welche Aktionen der Roboter ausführen soll, worauf er achten soll, und welche Aufgaben er in welcher Reihenfolge lernen soll. Auf Dauer ist es nicht praktikabel, Lernprobleme derartig von Hand durchzustrukturieren. Damit sich ein Roboter selbstständig weiterentwickeln kann, sollte er in der Lage sein, Neugierde zu entwickeln, aus eigenem Antrieb Dinge ausprobieren, und selbst entdecken, welche Probleme einfach zu lösen sind und als Basis für schwierigere Probleme dienen können.

Ein erster Schritt besteht darin, dass Robin selbst entscheiden kann, mit welchen Gegenständen er als nächstes experimentiert. Dieses so genannte *aktive Lernen* erlaubt es ihm, sich auf die schwierigsten Gegenstände zu konzentrieren; die einfachen Gegenstände werden ihm gewissermaßen langweilig. Insgesamt wird der Lernprozess auf diese Weise beschleunigt (Ugur et al. 2014).

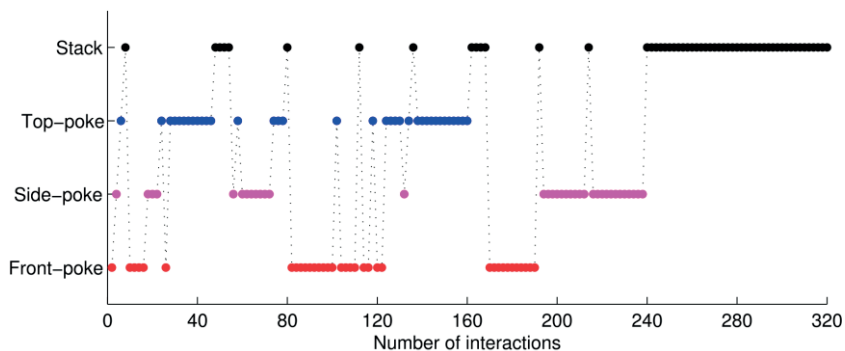


Abbildung 4: Robins Auswahl explorativer Aktionen: Zunächst konzentriert er sich auf einzelne Objekte, um sich am Schluss Objektpaaren (Stack) zuzuwenden

Im nächsten Schritt kann Robin auch selbst entscheiden, welchem Lernproblem er sich wann widmet (Ugur & Piater 2014). Während im oben beschriebenen Szenario vorgegeben war, dass die drei Antippverhalten (frontal, lateral, von oben) zuerst zu lernen sind und die Ergebnisse als Eingangsdaten zum Lernen der Stapelverhalten zu dienen haben, legen wir dem Roboter nun diese vier Lernprobleme gleichzeitig vor. Er versucht sich an allen, und entdeckt selbstständig, dass die Antippverhalten recht einfach zu lernen sind, und konzentriert sich zunächst auf diese (Abb. 4). Er findet dabei heraus, dass diese drei Lernprobleme voneinander weitgehend unabhängig sind. Hat er diese zufriedenstellend gelernt, kommt er auf das vierte zurück, das Stapelproblem. Da es sich eingangs als schwierig erwies, prüft er nun, ob die zwischenzeitlich gelernten Antippverhalten einzelner Objekte helfen, das Stapelverhalten von Objektpaaren vorherzusagen – und siehe da, dies ist tatsächlich der Fall; das Stapelproblem ist dank des bereits gelernten Vorwissens einfacher geworden.

Immer intelligentere Roboter

Der vorige Abschnitt beschrieb Prinzipien, die es Robotern erlauben, komplexe Zusammenhänge zu erlernen, indem sie diese auf vorher gelernten Zusammenhängen aufbauen. Damit dies in großem Stil praktikabel wird, müssen noch große Herausforderungen überwunden werden: Wie wählt der Roboter unter der Vielzahl möglicher Aktionen solche aus, die ein gewünschtes Lernziel erreichen? Wie kann er sich solche gewünschten Lernziele selbst erdenken? Wie kann er in der immensen sensorischen Datenflut Relevantes von Irrelevantem unterscheiden? Wie kann er am besten von menschlichen (oder künstlichen) Lehrern profitieren, z.B. durch gezieltes Stellen von Fragen?

Es ist anzunehmen, dass diese Fragen im Laufe der Zeit geklärt werden. Damit wird es möglich werden, Roboter quasi wie Kinder zu erziehen, und ihnen das beizubringen, was sie benötigen, um sich z.B. im Haushalt nützlich zu machen. Dabei bleiben sie elektromechanische Sklaven, die ihre Arbeit mit großer Zuverlässigkeit tun, ohne zu ermüden und ohne zu rebellieren. Roboter könnten ab Werk mit Grundwissen ausgeliefert werden; der Käufer muss ihn dann zu Hause lediglich in die lokalen Gegebenheiten einweisen.

Denken wir diese Geschichte einmal weiter. Nehmen wir an, wir konstruieren einen Roboter, der sein Verständnis für komplexe Zusammenhänge in der beschriebenen Form selbstständig erweitern kann. Er wird Merkmale von Intelligenz aufweisen: Er kann lernen, er kann sich in unvorhergesehenen Situationen angemessen verhalten, er kann verbal kommunizieren. Er besitzt *künstliche Intelligenz* (KI). Bisher habe ich diesen Begriff bewusst vermieden, da er sehr unterschiedlich verstanden wird. An dieser Stelle eingeführt, soll er nun für diesen Artikel die beschriebenen Eigenschaften bezeichnen.

Die Wissenschaft entwickelt sich ständig weiter. Eines Tages werden wir möglicherweise in der Lage sein, selbstgesteuerte Lernmethoden zu entwickeln, die künstliche Intelligenz befähigen, komplexere Zusammenhänge zu erfassen als ihre Konstrukteure: An diesem Punkt übertrifft künstliche Intelligenz natürliche Intelligenz.

Dies könnte ungeahnte Möglichkeiten eröffnen. Probleme der Menschheit, die wir nicht in den Griff bekommen, werden vielleicht von künstlicher Intelligenz gelöst: Krankheiten und Armut werden besiegt. Stabile politische und wirtschaftliche Vertragswerke werden geschmiedet, Krieg und Terror werden Vergangenheit. Energie- und Klimaprobleme werden nachhaltig gelöst. Künstliche Intelligenz führt zu dramatischer Beschleunigung der Wissenschaft. Hochwirksame und nebenwirkungsarme Medikamente werden in schneller Folge entwickelt. Die Funktionsweise des menschlichen Gehirns wird entschlüsselt. Der potenzielle Nutzen künstlicher Intelligenz für Mensch und Gesellschaft ist immens.

Andererseits birgt dieses spekulative Szenario auch Raum für unangenehme gesellschaftliche Konsequenzen. Menschen definieren ihre Lebensqualität weitgehend über ihre Tätigkeit. Wie lebt es sich in einer Welt, in der Roboter alles besser können als Menschen? Was gibt es noch für Menschen zu tun? Was bleibt übrig, wenn unsere Leistungsgesellschaft in sich zusammenfällt? Wofür und wovon werden wir leben? Was erhält den Lebensstandard auf breiter

Basis aufrecht, wenn menschliche Arbeitsleistung nichts mehr wert ist? Was folgt, wenn KIs für Menschen angenehmere Sozialpartner werden als Menschen? Sind auch dies Probleme, deren Lösung wir künstlicher Intelligenz anvertrauen werden?

Eine der Fähigkeiten, die übermenschliche künstliche Intelligenz besitzen wird, liegt darin, eine KI zu entwickeln, die sich auf noch höhere Intelligenzniveaus schrauben kann als ihr künstlicher Konstrukteur. Diese neue KI wird wiederum hierzu in der Lage sein, nur noch besser und schneller als ihr Vorgänger: eine Explosion von Intelligenz. Dieser hypothetische Effekt ist unter dem Begriff der (*technologischen*) *Singularität* bekannt. Einmal eingetreten, wird er binnen Kurzem dazu führen, dass Menschen die KI nicht mehr verstehen, geschweige denn kontrollieren können. Es ist buchstäblich nicht vorstellbar, welche Konsequenzen dies für unsere Welt haben wird.

Dies ist ein pessimistisches Szenario, das gemäß dieser Argumentationslinie fast unausweichlich erscheint. Aber ist es tatsächlich unausweichlich?

Die beschriebenen Szenarien setzen voraus, dass allgemeine Intelligenz (was immer das ist) weit über das menschliche Niveau hinaus oder sogar unbegrenzt gesteigert werden kann. Sie setzen voraus, dass für jedes relevante, prinzipiell lösbare Problem ein Intelligenzniveau erreichbar ist, das es tatsächlich lösen kann. Das optimistische Szenario setzt voraus, dass alle relevanten Probleme (der Technologie, der künstlichen Intelligenz, der Gesellschaft, der Menschheit) tatsächlich prinzipiell lösbar sind. Beides ist jedoch bei weitem nicht klar. Genau so wie es bewiesenermaßen unlösbare Probleme z.B. in der Mathematik und in der Informatik gibt, erscheint es plausibel, dass wir auch im realen Leben mit unlösbaren Fragen leben müssen. Ferner ist nicht bekannt, wie weit Intelligenz prinzipiell gesteigert werden kann. Es ist denkbar, dass z.B. informationstheoretische Gesetze existieren, die der erreichbaren Intelligenz Grenzen setzen.

Es lohnt sich auch ein Blick in die Vergangenheit. Diese warnt lautstark vor übersteigerten Erwartungen. Die KI war spätestens seit den 1950er Jahren eine treibende Motivation in der Entwicklung der Informatik als wissenschaftliches Fachgebiet, und die oben beschriebenen Überlegungen waren bereits damals nichts Neues. Seitdem hat das Gebiet der künstlichen Intelligenz jedoch die ursprünglichen Erwartungen bis heute kaum erfüllen können. Unter Fachleuten ist heftig umstritten, inwieweit diese Erwartungen überhaupt erfüllbar sind. Beispielsweise ist bis heute unklar, ob wir jemals selbstlernende Systeme konstruieren werden, die in der Lage sind, etwas Relevantes zu lernen, das von seinen Konstrukteuren nicht vorhergesehen wurde, geschweige denn menschlichen Intelligenz- oder Kreativitätsniveaus nahe zu kommen.

Künstliche Intelligenz heute

Auch wenn die KI bis heute weit hinter ihren ursprünglichen Versprechen (und den daraus folgenden Hoffnungen und Befürchtungen) zurückbleibt, hat sie außerordentlich erfolgreiche wissenschaftliche Fachgebiete hervorgebracht. Ein Beispiel ist die Bildverarbeitung, besser

charakterisiert durch den englischen Begriff *Computer Vision*. Als ersten massiven Durchbruch kann man die Beherrschung der visuellen Geometrie ansehen, die seit Ende der 1990er Jahre, quasi über Nacht, die Spielfilmindustrie revolutioniert hat: Die vollautomatische, gleichzeitige Ermittlung der Kamera-Parameter und der Geometrie der gefilmten Szene auf Basis der Bilder (*sparse structure from motion*, in der Filmindustrie als *Match Moving* bekannt) ermöglicht es, computeranimierte Wesen und Objekte automatisch und nahtlos in natürliche Szenen einzufügen, ohne manuelle Anpassung und auch bei bewegter Kamera. Seit 15 Jahren kommt kaum ein Film ohne diese Technik aus. Ein zweites Beispiel ist die automatische Gesichtserkennung, die seit einigen Jahren praxistauglich funktioniert. Jeder kennt die von Online-Diensten angebotene Funktionalität, bekannte Gesichter in Fotos automatisch Identitäten zuzuordnen.

Ein zweites Fachgebiet, das in der künstlichen Intelligenz ihren Ursprung hat, ist das maschinelle Lernen und das ihrerseits daraus hervorgegangene *Data Mining*, die in Wissenschaft und Wirtschaft von extrem großer Bedeutung sind; diese wird auf absehbare Zeit noch zunehmen. Sie beginnt damit, dass die Computer Vision seit den frühen 2000er Jahren weitreichend auf Methoden des maschinellen Lernens beruht; die automatische Gesichtserkennung ist nur ein Beispiel. Ganze Wirtschaftszweige beruhen auf Data Mining, inklusive die zielgerichtete Online-Werbung, auf der fast alle großen Online-Dienste beruhen, Kaufempfehlungssysteme im Online-Handel, oder Risikobewertung durch Banken und Versicherungen.

Nutzen und Gefahren sind bereits alltäglich

Diese Erfolgsgeschichten sind aus unserem Alltag nicht mehr wegzudenken; hier profitieren wir von den Ergebnissen der KI-Forschung bereits heute. Umgekehrt müssen wir auch nicht auf die Singularität warten, um mit den Gefahren der KI konfrontiert zu werden. Auch diese sind bereits Teil unseres Lebens, wenngleich die meisten Betroffenen sich ihrer bisher kaum bewusst sind. Eine grundsätzliche Gefahr besteht darin, dass aus Statistiken Prognosen über Individuen abgeleitet werden, obwohl dies, wie jeder Statistiker weiß, Fehleinschätzungen erwarten lässt, die beliebig absurd sein können. Dazu hier nur ein Beispiel, das Yvonne Hofstetter, Geschäftsführerin des Big-Data-Unternehmens Teramark Technologies GmbH, erwähnt (Hofstetter 2015): Telefoniert jemand häufig spätabends und lange mit ihrer Mutter, wird automatisch mit einer Wahrscheinlichkeit von 72% auf eine depressive Verfassung geschlossen. Solche Daten sind für Krankenversicherungen und Arbeitgeber höchst interessant, können aber für die betroffene Person katastrophale Folgen haben.

Data Mining kann den freien Online-Zugang zu Information ad absurdum führen. Googles *Personalized Search* selektiert Suchergebnisse nicht nur nach ihrer Relevanz bezüglich der Suchanfrage, sondern auch danach, welche Seiten der Nutzer nach vorherigen Suchanfragen besucht hat (Google 2009); die hierzu notwendigen Daten werden mittels der bekannten *Cookies* (Daten, die Online-Anbieter langfristig auf den Rechnern ihrer Nutzer speichern) gesammelt. Dies kann Nutzer, etwa politische oder religiöse Extremisten, in einen „Realitätstunnel der Selbstbestätigung“ hineinmanövrieren, „weil einem angeboten wird, was

ohnehin dem eigenen (von Google errechneten) Profil der eigenen Interessen entspricht“ (Pörksen 2015, nach Pariser 2011).

Sie präsentieren sich auf Facebook so, wie Sie gerne wahrgenommen werden möchten? Irrtum. Sie haben keine Macht über Ihre Daten. Sie sind überhaupt kein Kunde von Facebook. Die Kunden Facebooks sind die Geldgeber, also Werber und Aktionäre. Sie sind Facebooks *Produkt*, und als solches werden Sie profitorientiert optimiert und vermarktet. Nur zwei Beispiele von vielen, die ein äußerst bedenkliches Gesamtbild ergeben: Facebook verfolgt mittels Cookies fast alles, was Sie auf dem World Wide Web aufsuchen, ob Sie die *Like*-Buttons anklicken oder nicht (Roosendaal 2010), und assoziiert die besuchten Inhalte mit Ihrem Profil. Darüber hinaus empfiehlt Facebook Ihren Freunden, in Ihrem Namen und ungefragt, bestimmte Online-Inhalte, die auf Seiten verlinkt sind, die Sie *geliked* haben, unabhängig davon ob Sie diese Inhalte auch nur angesehen haben (Kosner 2013). Sie können diese automatischen Empfehlungsmeldungen nicht beeinflussen oder löschen – Sie haben sie ja nicht selbst erstellt! Damit haben Sie kaum Kontrolle über das öffentliche Bild, das Facebook von Ihnen verbreitet. Öffentlich? Sie haben doch Ihre Privatsphären-Einstellungen restriktiv gesetzt? Diese sind kaum mehr als Makulatur. Nichts auf Facebook ist privat, jedenfalls nicht dauerhaft. Lesen Sie einmal die Nutzungsbedingungen genau.

Eine typische Antwort, die Nutzer sozialer Netzwerke an dieser Stelle geben, lautet: Ich habe nichts zu verbergen! Oder, in ähnlicher Form: Ich bin nur einer unter vielen; solange alle gleich betroffen sind, ist keiner betroffen! Dies sind jedoch Mythen, die das Beispiel der automatisch generierten Facebook-Empfehlungen widerlegen sollte: Verlieren wir die Kontrolle über unsere Daten, entsteht bestenfalls ein Zerrbild unserer selbst. Selbst das Zurückhalten von Information kann interpretiert und gegen uns verwendet werden. Kürzlich wurde einem Unternehmensberater die umzugsbedingte Kündigung seines Internetanschlusses mit der Begründung verweigert, er lüge, da auf seinem Facebook-Profil keinerlei Hinweise auf einen Umzug zu finden seien (Hofstetter 2015).

Angesichts der weiten Verbreitung Facebooks und der zunehmenden Bedeutung von Facebook im Umgang mit Dritten ist zu befürchten, dass sich eines Tages auch bisherige Facebook-Abstinenzler genötigt sehen, sich ein Profil anzulegen, um einer Ausgrenzung entgegenzuwirken. Damit gibt man einem kommerziellen Unternehmen und seinen Kunden (s.o.) immense Macht über Privatpersonen, Politik und Gesellschaft in die Hand, die keiner demokratischen Kontrolle unterliegt. Auch für Geheimdienste in aller Welt sind diese Daten höchst interessant.

Technologie – Segen oder Fluch?

Bei beinahe jeder Technologie liegen Nutzen und Gefahren dicht beieinander. Roboter und künstliche Intelligenz besitzen enormes Potenzial, die Lebensqualität der Menschen zu erweitern. Gleichzeitig birgt die Entwicklung leistungsfähiger KI Gefahren. Diese liegen, vor allem, was die Robotik betrifft, noch in sicherer Zukunft.

Im Falle einzelner Anwendungen der KI-Forschung, allen voran des Data Mining, sieht die Lage anders aus. Hier hat uns die Zukunft bereits eingeholt: Wir haben kaum noch Kontrolle über unsere Daten, und ihre missbräuchliche Verwendung durch kommerzielle Interessenten ist mittlerweile alltäglich. Bisher wirken sich diese unerwünschten Auswüchse des Data Mining auf den Alltag der meisten Menschen kaum aus; sie nehmen die damit verbundenen Gefahren kaum wahr. Die Erfahrung zeigt allerdings, dass alles, was machbar ist, eines Tages auch gemacht wird. Bevor es zu spät ist, sind wir alle in zweierlei Weise gefragt: Wir müssen debattieren, wie die technologische Welt aussehen soll, in der wir leben wollen, und was die geeigneten Maßnahmen sind, um diese zu gestalten. Gleichzeitig muss jeder Einzelne ein Bewusstsein für den Umgang mit seinen persönlichen Daten und dessen Konsequenzen bilden, und Verantwortung dafür übernehmen.

Literatur

- Google (2009): *Personalized Search for everyone*. Abgerufen unter <http://googleblog.blogspot.co.at/2009/12/personalized-search-for-everyone.html> [Stand vom 28.06.2015].
- Hofstetter, Yvonne (2015): *WISSEN ohne Charakter*. ZEIT WISSEN Nr. 4, Juni/Juli, S. 42-43.
- Kosner, Anthony (2013): *Facebook Is Recycling Your Likes To Promote Stories You've Never Seen To All Your Friends*. Abgerufen unter <http://www.forbes.com/sites/anthonykosner/2013/01/21/facebook-is-recycling-your-likes-to-promote-stories-youve-never-seen-to-all-your-friends/> [Stand vom 28.06.2015].
- Pariser, Eli (2011): *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*. New York: Penguin Press.
- Pörksen, Bernhard (2015): *Pöbeleien im Netz ersticken Debatten. Wir brauchen endlich Regeln!* DIE ZEIT N° 26, 25. Juni, S. 11.
- Roosendaal, Arnold (2010): *Facebook Tracks and Traces Everyone: Like This!* Tilburg Law School Legal Studies Research Paper Series No. 03/2011, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1717563>.
- Ugur, Emre & Piater, Justus (2014): *Emergent Structuring of Interdependent Affordance Learning Tasks*. International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotics, S. 481-486.
- Ugur, Emre & Piater, Justus (2015): *Bottom-Up Learning of Object Categories, Action Effects and Logical Rules: From Continuous Manipulative Exploration to Symbolic Planning*. International Conference on Robotics and Automation, to appear.
- Ugur, Emre, Szedmak, Sandor, & Piater, Justus (2014): *Bootstrapping paired-object affordance learning with learned single-affordance features*. International Conference on Development and Learning and on Epigenetic Robotics, S. 468-473.