

Thomas Christian Bächle; Peter Regier; Maren Bennewitz

Sensor und Sinnlichkeit. Humanoide Roboter als selbstlernende soziale Interfaces und die Oboloszenz des Impliziten

2017

<https://doi.org/10.25969/mediarep/1793>

Veröffentlichungsversion / published version

Zeitschriftenartikel / journal article

Empfohlene Zitierung / Suggested Citation:

Bächle, Thomas Christian; Regier, Peter; Bennewitz, Maren: Sensor und Sinnlichkeit. Humanoide Roboter als selbstlernende soziale Interfaces und die Oboloszenz des Impliziten. In: *Navigationen - Zeitschrift für Medien- und Kulturwissenschaften*, Jg. 17 (2017), Nr. 2, S. 67–86. DOI: <https://doi.org/10.25969/mediarep/1793>.

Erstmalig hier erschienen / Initial publication here:

<https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:hbz:467-12882>

Nutzungsbedingungen:

Dieser Text wird unter einer Deposit-Lizenz (Keine Weiterverbreitung - keine Bearbeitung) zur Verfügung gestellt. Gewährt wird ein nicht exklusives, nicht übertragbares, persönliches und beschränktes Recht auf Nutzung dieses Dokuments. Dieses Dokument ist ausschließlich für den persönlichen, nicht-kommerziellen Gebrauch bestimmt. Auf sämtlichen Kopien dieses Dokuments müssen alle Urheberrechtshinweise und sonstigen Hinweise auf gesetzlichen Schutz beibehalten werden. Sie dürfen dieses Dokument nicht in irgendeiner Weise abändern, noch dürfen Sie dieses Dokument für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, aufführen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Mit der Verwendung dieses Dokuments erkennen Sie die Nutzungsbedingungen an.

Terms of use:

This document is made available under a Deposit License (No Redistribution - no modifications). We grant a non-exclusive, non-transferable, individual, and limited right for using this document. This document is solely intended for your personal, non-commercial use. All copies of this documents must retain all copyright information and other information regarding legal protection. You are not allowed to alter this document in any way, to copy it for public or commercial purposes, to exhibit the document in public, to perform, distribute, or otherwise use the document in public.

By using this particular document, you accept the conditions of use stated above.

SENSOR UND SINNLICHKEIT

Humanoide Roboter als selbstlernende soziale Interfaces und die Obsoleszenz des Impliziten

VON THOMAS CHRISTIAN BÄCHLE, PETER REGIER
UND MAREN BENNEWITZ

I. EINLEITUNG

Computerisierbares Wissen ist notwendigerweise *explizit*: Die Eindeutigkeit algorithmischer Anordnungen von Operatoren und Zeichen lässt keinen Platz für Bedeutungen, die sich außerhalb der determinierten formalen Sprache – als eben *implizites* Wissen – befinden. Tatsächlich scheint sich die Notwendigkeit für eben jene Unterscheidung impliziten und expliziten Wissens auch durch die Verbreitung des Computers zu Beginn des 20. Jahrhunderts konsolidiert zu haben. Für die Bezeichnung desjenigen Wissens, das sich »der Möglichkeit der Repräsentation« und der »Vermittlung von Fähigkeiten« über strukturierte Abbilder entzog, benötigte man eine eigene Beschreibungskategorie: »Dieser Terminus hieß »implizites Wissen«¹. Akzeptiert man zunächst diese eng an die Computerisierung gebundene Unterscheidung, entsteht mit der Entwicklung von Computersystemen in humanoider körperlicher Gestalt eine besondere Beziehung zwischen diesem impliziten Wissen und Interfaces als Orten komplexer Vermittlungsleistungen zwischen Menschen, sozialer Realität und Technologie. Die Besonderheit rührt daher, dass diese Computersysteme mit einem mechanischen Körper ausgestattet und auf diese Weise dazu befähigt sind, ihre Umwelt nicht nur passiv zu erfassen oder mit Wissen über diese programmiert zu werden. Sie können vielmehr aktiv auf sie einwirken und mit Objekten, Menschen oder Tieren interagieren. Dies überantwortet das Computersystem der Sphäre des impliziten, praktischen Wissens, eines »stummen« Wissens,² das sich qua Definition nur schwer formalisieren lässt, sondern vielmehr körperlich eingeübt werden kann.

Neben dieser ganz wesentlichen kategorialen Verschiebung ergibt sich daraus auch ein zunächst unauflösbar erscheinender Widerspruch: Allen Handlungen oder Interaktionen eines Roboters in Menschengestalt muss notwendigerweise eine Vermittlung zwischen dem Computersystem und der es umgebenden Umwelt vorangehen. Ein nicht algorithmisch ausdefiniertes, implizites Wissen (wie soziale Normen oder kollektive Praktiken) muss mit anderen Worten stets in eine explizite Form überführt werden, was ganz grundsätzlich in Frage stellt, ob – der Roboter-Körperlichkeit zum Trotz – ein computerisierbarer Zugang zu diesem impliziten

1 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 95.

2 Polanyi: Implizites Wissen.

Wissen (z.B. als angemessen erachtete Skripte sozialen Verhaltens) überhaupt vorstellbar ist.

Vor diesem Hintergrund wird im vorliegenden Beitrag die These verfolgt, dass soziale, humanoide Roboter zusammen mit neuen Rechenverfahren der Künstliche Intelligenz-Forschung wie jüngeren Ausprägungen des maschinellen Lernens (*Deep Learning* oder *Deep Reinforcement Learning*) dazu in der Lage sind, auch mit den Dimensionen impliziten Wissens umzugehen. Nach einer einführenden Betrachtung des sensoriellen Weltbezugs (Kap. 2) werden in einem nächsten Schritt humanoide Roboter als soziale Interfaces betrachtet, die auch auf implizite Formen des Wissens zugreifen können (Kap. 3). Zwar ist die Körperlichkeit des humanoiden Roboters kategorial von einer menschlichen verschieden. Wie aber argumentiert werden soll, lässt sich eine *funktionale Äquivalenz* zu einem *embodied knowledge* feststellen (Kap. 4). Die mit einem Körper ausgestatteten humanoiden Roboter können sich mithilfe der Verfahren des maschinellen Lernens prinzipiell auch implizite Wissensformen autonom erschließen (Kap. 5). Lässt sich folglich ein implizites Wissen von einer expliziten Ausprägung überhaupt (noch) sinnvoll unterscheiden?³

2. ROBOTER UND IHR BEZUG ZUR WELT: SENSOREN, INTERFACES, UMWELT

Allgemeine Definitionen für Interfaces begreifen dieses üblicherweise als Grenzlinie zwischen zwei voneinander unabhängigen Systemen. In einem computertechnischen Sinn verläuft diese dabei entweder zwischen menschlicher Nutzerin und Betriebssystem (*user interface* als Tastatur, Maus oder *graphical user interface*, GUI), zwischen Software-Anwendungen oder Soft- und Hardware (*software interface* als Code) oder schließlich als Technik zwischen unterschiedlichen Geräten (*hardware interface* als Verbindungskabel, Stecksysteme etc.). *Human/robot interfaces* zwischen Mensch und Maschine sind selbstverständlich von besonderem Interesse bei der Entwicklung humanoider Roboter, da durch diese eine Interaktion erst möglich wird.

Über dieses Verständnis hinausgehend kann auch die *Grenzlinie zwischen Umwelt und Computersystem*, die mithilfe von Sensoren überwunden wird, als Interface gedeutet werden. Diese Perspektive ist in der Informatik nicht gängig: Physikalische Sensoren werden in der Regel in einem instrumentellen Sinn als Lieferanten neutraler Informationen verstanden, die ihrerseits in einer Abbildbeziehung zur Umwelt stehen. Doch versteht man den sensoriellen Input der Informationsverarbeitung in Analogie dazu als Wahrnehmung, dann stellen sowohl *user interfaces* als auch Sensoren funktionale Schnittstellen zur Umwelt dar, in der sich der Roboter orientieren kann.

3 Die VerfasserInnen des Beitrags danken Christoph Ernst für die hilfreichen Anmerkungen bei der Erstellung des Manuskripts.

Das Interface ist, in einer allgemeineren Lesart, ebenjene Form dieser funktionalen Beziehung zwischen der informationsverarbeitenden Einheit und ihrer Umwelt:

the interface is a form of relation that obtains between two or more distinct entities, conditions or states such that it only comes into being as these distinct entities enter into an active relation with one another [...]. [The] interface is that form of relation which is defined by the simultaneity and inseparability of its processes of separation and augmentation, of maintaining distinction while at the same time eliding it in the production of a mutualism that may be viewed as an entity in its own right, with its own characteristics and behaviors that cannot be reduced to those of its constituent elements.⁴

Das Interface als Form ist Resultat und gleichzeitig Ergebnis eines hochgradig dynamischen Prozesses des Trennens und Verbindens, der Beschränkung und Öffnung, der Disziplinierung und der Befähigung, der Exklusion und Inklusion.⁵ Deutlich wird in dieser Definition, dass das Interface kein neutraler Ort ist, sondern Öffnen und Verbinden, Beschränkung und Versagung jeweils von materiellen oder semiotischen Strukturen geprägt werden.

Dies betrifft selbstverständlich GUIs, indem diese bestimmte Handlungs- und Kommunikationsweisen zur Auswahl stellen, die dadurch die Interaktion von menschlichen Akteuren mit Robotern nachhaltig prägen.⁶ Für das hier verfolgte Argument entscheidender ist jedoch die Herstellung einer das Roboter-System umgebenden Welt als Resultat aus einer hochgradig selektiven Konstruktionsleistung. Sensoren stellen die erste wichtige Übersetzungsleistung von implizitem in explizites Wissens dar: In einem solchen »Sensor-Interface« werden aus elektrischer Spannung Daten konstruiert, die Grundlage für eine Interpretation der das System umgebenden Umwelt nach Maßgabe modellhafter Vorüberlegungen sind (z.B. wird ein fotoelektrischer Effekt in Farbwerte übersetzt). Daraus ergibt sich ein explizit definiertes Abbild der Umwelt. Eine zweite Übersetzungsleistung erfolgt dann innerhalb dieses Abbilds, indem Muster (z.B. Objektstrukturen) darin erkannt werden. Fundamental können in diesem Übersetzungsschritt auch anthropologische Grundannahmen explizit codiert sein, was insbesondere in performativen Prozessen zum Ausdruck kommt, indem etwa menschliche Mimik, Gesten und Bewegungen als Zeichen erkenn- und reproduzierbar werden (s. Kap. 3).⁷

4 Hookway: Interface, S. 4.

5 Hookway (ebd.) beschreibt das Interface als »coupling of the processes of holding apart and drawing together, of confining and opening up, of disciplining and enabling, of excluding and including«.

6 Besonders deutlich wird dieser Zusammenhang bei Technologien und Interfaces, die bestimmte gewünschte Bedienweisen und Entscheidungen durch ein entsprechendes Interface-Design durchsetzen. Zu diesen Formen des »Digital Nudging« siehe Mirsch u.a.: »Digital Nudging«.

7 Die anthropologischen Grundannahmen werden auch über die angestrebte Menschen-

Der humanoide Roboter ist ausgerüstet mit den menschlichen Sinnen nachempfundenen Sensoren. Neben der Erfassung akustischer Reize durch Mikrofone wird dies besonders deutlich mit der binokularen *Stereo Vision*⁸, bei der zwei Farbkameras eine räumliche Wahrnehmung ermöglichen. Heute ist dafür eine Kombination aus Farb- (RGB), Tiefensensor und Infrarot-Kamera⁹ gebräuchlich. Auch haptische Wahrnehmung wird als körperspezifischer Sinn in der Robotik simuliert, indem »taktile Sensoren« an einer anthropomorphen Hand¹⁰ Druckempfindungen messen – eine »künstliche Haut«, die insbesondere bei »sozial interaktiven Robotern« Anwendung findet.¹¹ Entwickelt werden auch Wege der Objekterkennung durch den olfaktorischen Sinn »riechender Roboter«¹².

Die spezifischen technischen, materiellen oder symbolischen Eigenschaften eines »Sensor-Interface« definieren und prägen dabei ganz zentral das Wissen über die dadurch konstruierte Welt. Allein die Erwägungen, welche Sensoren zum Einsatz kommen (ist eine visuelle Orientierung ausreichend oder bedarf es zusätzlich einer haptischen Ergänzung?) sowie deren Platzierung spielen eine wichtige Rolle. Hinzu kommen modellhafte Vorstellungen, die explizit aus einer informationsökonomischen Sicht gestaltet sind: Der Sensor und die durch ihn erhobenen Daten werden so definiert (beispielsweise die Struktur eines Objekts), dass sie der Erfüllung einer bestimmten Aufgabe dienlich sind (zum Beispiel der Lokalisation desselben). Ein Abbild der physischen Umgebung kann etwa konstruiert werden, indem die Reflektion eines ausgesandten Lichtpulses und seiner Laufzeit gemessen wird, woraus die Entfernung zu materiellen Strukturen berechnet werden kann. Innerhalb dieses Übersetzungsprozesses werden Daten zunächst *fabriziert*, um in einem zweiten Schritt nach Maßgabe der modellhaften Überlegungen interpretiert zu werden.¹³ Dargestellt werden kann dies mithilfe eines Tiefenbilds – einer Punktwolke, die elektrische Spannung visualisiert:

ähnlichkeit humanoider und sozialer Roboter manifest, indem beispielsweise ein »natürliches« Sozialverhalten explizit codiert wird, das Lern- oder Wahrnehmungsprozesse einschließt.

- 8 Murray/Little: »Using Real-Time Stereo Vision for Mobile Robot Navigation«.
- 9 Das RGB-D-Bild ist eine Repräsentation der Umwelt, die einerseits aus einem zweidimensionalen, additiven Farbraum der Grundfarben Rot, Grün und Blau besteht, die andererseits mit räumlichen Informationen einer dritten Dimension (»Tiefe«, depth, D) angereichert werden. Jedem Pixel als kleinster Einheit dieses Bildes wird die Distanz zum jeweils Dargestellten zugeordnet. Dies ist die Grundlage für die Repräsentation der Umwelt als einer sogenannten Punktwolke.
- 10 Jamone u.a.: »Highly Sensitive Soft Tactile Sensors for An Anthropomorphic Robotic Hand«.
- 11 Silvera-Tawil u.a.: »Artificial Skin and Tactile Sensing for Socially Interactive Robots«; Mitterdorfer u.a.: »Realizing Whole-Body Tactile Interactions with a Self-Organizing, Multi-Modal Artificial Skin on A Humanoid Robot«.
- 12 Loutfi u.a.: »Object Recognition«.
- 13 Latour: Die Hoffnung der Pandora.

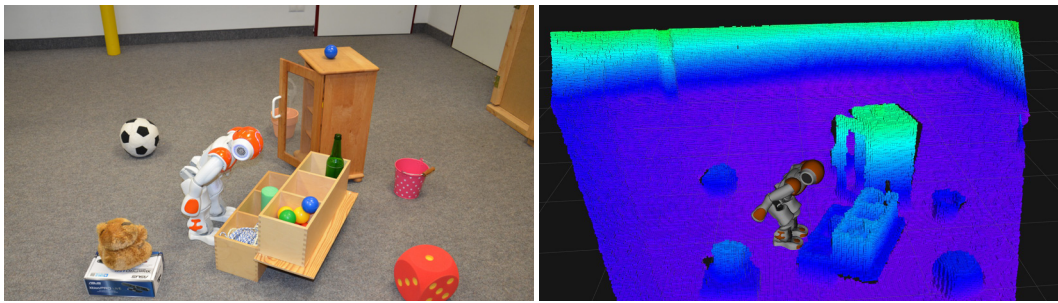


Abb. 1: Tiefenbild/Punktwolke – Visualisierung der Umwelt des Roboters (Humanoid Robots Lab, Universität Bonn).

Dass diese ›Wahrnehmung‹ der Umwelt eine geschlossene und durch die Modellierung der Daten determinierte Konstruktion ist, wird deutlich, wenn diese Perception gestört ist. Der Bezug zur Welt wird in den Sensoren nur als elektrische Spannungsänderung erfasst. Ein »Sensorfehler« ist damit kein primärer Fehler der Schnittstelle zur Welt, sondern auch hier einer der Modellierung von Welt als positiv ausformuliertem Referenzsystem. Bereits die Messgröße »Distanz« ist selbst schon eine Modellierung, eine Interpretation der durch Sensoren gewonnenen Daten, denn die Laufzeit des Lichtimpulses ist in unterschiedlichen Trägermedien (z.B. bei Smog) variabel. Der Sensorfehler ist ein Modellfehler.

Physikalische Sensoren und Welt-Modelle sind nicht nur geschlossene und *explizit ausdefinierte Referenzsysteme*, sondern in der Regel auch mit einer Zielorientierung gestaltet und damit nicht in einer Weise, die auch ›überschüssiges‹, implizites Wissen effektiv für das ganze Robotersystem verwendbar macht. Doch in den sozialen Fähigkeiten humanoider Roboter, so soll sich zeigen, kann sich diese Beschränkung lösen.

3. HUMANOIDE ROBOTER ALS SOZIALE INTERFACES UND IHR ZUGANG ZU IMPLIZITEM WISSEN

»We can't really talk about Artificial Intelligence with Nao« – die Webseite des Unternehmens *Softbank Robotics* ist bei der Beschreibung seines 58 cm großen humanoiden Roboters auf beinahe ernüchternde Weise deutlich.¹⁴ Umso erstaunlicher ist es, dass er serienmäßig mit der Funktion »Autonomous Life« ausgestattet ist, die bereits viel weniger bescheiden klingt: »Autonomous Life is the key element making NAO alive and responsive«.¹⁵ Das »autonome Leben« meint in den Basis-einstellungen – die nach Belieben an- oder ausgeschaltet werden können –, dass der humanoide Roboter seinen Kopf Menschen zuwendet und auf Stimuli wie Geräusche, Bewegungen oder Berührungen reagiert. Elaborierter erscheinen dann die verbalen oder non-verbalen Interaktionen, in denen (vordefinierte) Fragen beantwortet werden können und der Eindruck eines Dialogs entsteht. Diese ›spon-

¹⁴ SoftBank Robotics: »Find out more about Nao«.

¹⁵ Aldebaran Documentation: »Understanding Autonomous Life Settings«.

tanen« Aktionen werden simuliert durch einen Zufallsalgorithmus: Nao gibt nicht immer identische Antworten, sondern variiert beispielsweise aus drei programmierten Optionen. Dieses Theater, dem ein sehr abstraktes und vereinfachtes Modell menschlicher Interaktionsformen zugrunde liegt, wird nach kurzer Zeit als ein solches durchschaubar. Es handelt sich aber trotz seiner hochgradigen Formalisierung um eine sehr effektive Performance.

Schnell – und keinesfalls unberechtigt – wäre aus dieser etwas banalen Anwendung des humanoiden Roboters der Vorwurf eines »ontologischen Theaters«¹⁶ abzuleiten, eines Wissens, das aufgeführt wird, aber keines ist.¹⁷ Doch mit dem humanoiden, sozialen Roboter geschieht mehr als bloße Performance. Die kategoriale Trennung zwischen einer performativen und einer epistemologischen, auf Bedeutung und Verstehen basierten Kybernetik wird mit den Fähigkeiten sozialer Roboter aufgehoben, da es sich um ein Wissen handelt, dass eng an Körperlichkeit und Performance gebunden ist. Der Anschein einer »natürlichen« Interaktion wird nur dadurch möglich, dass auch implizites Wissen modellhaft erfasst werden kann.

Entscheidend sind hierfür die ästhetischen und funktionalen Eigenschaften eines humanoiden Roboters, die diesen zu einem sozialen Interface machen, das – zumindest prinzipiell – einen Zugang zu sozialen Normen oder Emotionen menschlicher Gesprächspartner aufbauen kann und dadurch in der Lage ist, neue Wissensformen zu erschließen. Dies basiert vor allem auf kommunikativen Fähigkeiten, die einen *social robot* nach funktionalen (durch die Möglichkeit eines sozialen Kommunikationsverhaltens in bestimmten Kontexten) und formalen (durch seine anthropomorphe Erscheinung) Kriterien möglichst eindeutig als potentiellen Interaktionspartner für Menschen codieren:

[...] it needs specific communicative capabilities to become a social robot. First, it implies the robot to behave (function) socially within a context and second, it implies the robot to have an appearance (form) that explicitly expresses to be social in a specific respect to any user. From this point of view, a social robot contains a robot and a social interface [...]. A social interface encloses all the designed features by which a user judges the robot as having social qualities. In principle, it is a metaphor for people to interact naturally with robots.¹⁸

Zu den sozialen Interaktionsformen des Roboters gehört neben der humanoiden Gestalt insbesondere ein Gesicht: »with a face the robot is able to send social signals, i.e. non-verbal signals like displays of emotion and the robot is able to be

16 Pickering (The Cybernetic Brain, S. 21) beschreibt damit die frühen Modelle einer auf Performativität gegründeten Kybernetik. Erwähnenswert sind in diesem Zusammenhang auch derzeit in der sozialen Robotik gängigen »Wizard of Oz«-Experimente, in denen der mit menschlichen ProbandInnen interagierende Roboter ferngesteuert wird. Die Interaktionspartner entwerfen dennoch eine Realität, in der sie dem Roboter soziale Kompetenzen und Autonomie zuschreiben.

17 Bächle: Mythos Algorithmus, S. 250ff.

18 Hegel u.a.: »Understanding Social Robots«, o.S.

attentive just by looking at something or someone«¹⁹. Die sozialen Funktionen umfassen etwa *artificial emotions*, die Simulation einer geteilten Aufmerksamkeit oder Spracherkennung und -produktion. Insbesondere der Etablierung einer non-verbalen Kommunikationsebene durch die Codifizierung von Emotionen wird in der Informatik eine stetig wachsende Aufmerksamkeit zuteil (*affective computing*).²⁰

Die funktionalen, formalen und kontextspezifischen Eigenschaften eröffnen der Technologie mit Menschen geteilte soziale Kommunikationsebenen und dadurch zugleich den Zugang zu vormals unsichtbaren Dimensionen des Weltbezugs. Dieses Unsichtbare ist ein implizites Wissen, das per Definition »nicht explizit gemacht werden kann«:

Die ganze Idee impliziten Wissens existiert nur, weil wir einiges Wissen explizit machen können und so ist die Idee impliziten Wissens immer schon eine Reflexion der Idee expliziten Wissens [...]. Ohne explizites Wissen kann es auch keine Vorstellung von einem impliziten Wissen geben.²¹

Collins hebt – wie einleitend bereits erwähnt – ausdrücklich die Rolle des Computers hervor, der die Notwendigkeit einer begrifflichen Bezeichnung für Wissensformen, die sich einer *computation* entziehen, augenscheinlich nötig machte. Diese Beobachtung setzt sich, allgemeiner gesprochen, in einer »medientheoretischen Implikation«²² fort, die insbesondere bei der (versuchten) Übersetzung des impliziten Wissens in andere mediale Formen relevant wird.

Auffällig ist, dass die Unterscheidung zwischen impliziten und expliziten Formen des Wissens in der KI-Forschung emphatisch genutzt wird, um ein Differenzkriterium zwischen einer menschlichen und einer artifiziellen Intelligenz zu unterstreichen. *What Computers Can't Do* lautet hier der bekannte Schlachtruf von Dreyfus,²³ der mit dem Begriffspaar *knowledge/skills* symbolisch formalisierbares und abstrakt erlernbares Wissen von kontext- und praxisbezogenem (Handlungs-) Wissen unterscheidet. Was Computer nicht können ist auch hier: implizit.

Was ändert sich mit sozialen Robotern? In den oben ausgeführten Eigenschaften kann er als ein umfassendes *soziales Interface* gelten²⁴, das prinzipiell zu verbalen, non-verbalen und paraverbalen Kommunikationssystemen einen Zugang hat und damit funktional offen für die Überschüsse impliziten Wissens ist. Dies wird möglich, indem im Allgemeinen von menschlichen Interaktionspartnern ein durch diese erlerntes Modell des Sozialen auf die »anthropomorphisierte« und »sozialisierte« Entität projiziert wird:

19 Ebd.

20 Picard: »The Promise of Affective Computing«.

21 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 95 (Herv. im Orig.).

22 Vgl. den Beitrag von Christoph Ernst im vorliegenden Heft.

23 Dreyfus: *What Computers Can't Do*.

24 Ishiguro: »Interactive Humanoids and Androids as Ideal Interfaces for Humans«.

If the robot's observable behavior adheres to a person's social model for it during unconstrained interactions in the full complexity of the human environment, then we argue that the robot is socially intelligent in a genuine sense. Basically, the person can engage the robot as one would another socially responsive creature, and the robot does the same. At the pinnacle of performance, *this would rival human-human interaction*.²⁵

Je nach Komplexität des Roboterdesigns erlaubt dieses unterschiedliche Grade, sich den sozialen Modellen menschlicher Interaktionen und sozialen Umwelten zu nähern. Zu den komplexesten Formen zählt die Empfänglichkeit für soziale Markierungen:

socially receptive robots also benefit from interactions with people. Such examples often involve robots that learn from interacting with people through human demonstration (following a training model), such as acquiring motor skills [...] or a proto-language [...]. Interactions with people affect the robot's internal structure at deeper levels, such as organizing the motor system to perform new gestures, or associating symbolic labels to incoming perceptions. People can shape the robot's behavior through other social cues, such as using gaze direction or head pose to direct the robot's attention to a shared reference.²⁶

Die Wahrnehmung von *social cues*, die Nachahmung menschlicher Verhaltensweisen oder die Internalisierung motorischer Routinen, befähigen den Roboter zu einer sozialen Adaptionsleistung, die explizit sprachlich codierte Wissensformen weit übersteigen. Er wird dadurch zu einem Interface zwischen explizitem und (vormals) implizitem Wissen, da die Beziehung seines materiellen (Roboter-)Körpers zu seiner Umwelt, ein erlerntes »angemessenes« Verhalten oder gruppenspezifische Interaktionspraktiken zum Teil seiner Adaptionsfähigkeit werden. Noch deutlicher wird dieser Bezug bei der höchsten Stufe – »sociable« –, einer maschinellen »Geselligkeit«, bei der der Roboter nicht länger sozial passiv ist, sondern innere Zielsetzungen erfüllt:

Sociable robots are socially participative ›creatures‹ with their own internal goals and motivations. They pro-actively engage people in a social manner not only to benefit the person (e.g., to help perform a task, to facilitate interaction with the robot, etc.), but also to benefit itself (e.g., to promote its survival, to improve its own performance, to learn from the human, etc.) [...]. Hence, social interactions with people are valued not just at the interface, but at a pragmatic and functional

25 Breazeal: »Toward Sociable Robots«, S. 168 (Herv. T.C.B. u.a.).

26 Ebd., S.169.

level as well. Such robots not only perceive human social cues, but at a deep level also model people in social and cognitive terms in order to interact with them. The design of the robot maps the human's social model for it to underlying computational entities. Hence the robot's social behavior is a product of its computational social ›psychology‹.²⁷

Es wird in diesen Ausführungen zugleich deutlich, dass die Beschreibung der »sozial« genannten Technologie aus einem Entwicklungszusammenhang selbst einen anthropomorphisierenden Beitrag zu deren Wahrnehmung leistet.²⁸ Treffend erscheint daher eine Einschränkung: »A social robot is an autonomous or semi-autonomous robot that interacts and communicates with humans by following the behavioral norms expected by the people with whom the robot is intended to interact«.²⁹ Soziale Roboter müssen selbstverständlich immer zugleich als technologische Artefakte mit definierter sozialer Rolle angesehen werden, in denen Vorannahmen über anthropologische Bedingungen und soziale Ordnungen eingeschrieben sind und reartikuliert werden. Auch die Rolle des Körpers – und des Körperwissens – bedarf einer kritischeren Einordnung (Kap. 4). Dennoch ist die Besonderheit dieser sozialen Interfaces, dass nicht nur die expliziten Wissensstrukturen in der Technik fortgesetzt werden. »Sozialisation« nennt Collins bezeichnenderweise auch denjenigen »Prozess, durch den implizites Wissen verbreitet wird.«³⁰ Der *sociable robot* ist hierfür ein ideales Interface und da er lernfähig ist, werden auch implizite Wissens-, Normen- und Wertesysteme zum Teil der Technologie (Kap. 5).

4. EMBODIED ROBOT KNOWLEDGE? KÖRPERLICHKEIT ALS MATHEMATISCHE FUNKTION

Wie also nimmt der Roboter-Körper sich selbst wahr? In der Unterscheidung von *Set-Up* (einer konkreten materiellen Realumgebung) und *Simulation*, ihrer modellhaften physikalischen Abbildung, die bei der experimentellen Entwicklung humanoider Roboter üblich ist (z.B. Perzeption und Lokalisierung von Objekten), wird die Rolle eines Weltbezugs als Übersetzungsleistung besonders deutlich. In der simulierten – visuellen – Welt können beispielsweise Bewegungsabläufe erprobt werden, die ›realer‹ Bewegungen des Körper-Interface zunächst überhaupt nicht bedürfen: Körperlichkeit und körperlicher Weltbezug des Roboters sind selbst lediglich Teil der Simulation und auch seine Umwelt wird nur sehr selektiv in Katego-

27 Ebd.

28 In einer anderen Definition sozialer Roboter heißt es etwa, bei ihnen handele es sich um »embodied agents [as] part of a heterogenous group [...]. They are able to recognize each other and engage in social interactions, they possess histories (perceive and interpret the world in terms of their own experience), and they explicitly communicate with and learn from each other« (Fong u.a.: »A Survey of Socially Interactive Robots«, S. 144).

29 Bartneck/Forlizzi: »A Design-Centred Framework for Social Human-Robot Interaction«, S. 592.

30 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 92.

rien erfasst. Ausprägungen eines impliziten Wissens – Perzeption von materiellen Objekten und realen sozialen Akteuren oder gar die Interaktionsmuster mit diesen – bleiben vollständig unsichtbar. Die simulierte Umwelt ist ausschließlich das Resultat einer ex ante-Definition: Aus den darin differenzierten Parametern wird anhand der ebenfalls auf der Simulation basierenden Sensordaten die Realumgebung als Repräsentation einer in-vitro-Welt generiert, eines positiv – explizit – ausformuliertem Referenzsystem. Es stellt die Voraussetzung für eine sensorielle Erschließung der realen Welt dar. Mit anderen Worten bleibt auf dieser Grundlage auch die reale Welt, wird sie durch die Körperlichkeit des humanoiden Roboters erschlossen, eine sekundäre, der Simulation nachrangige Repräsentation.

Dies hat zwei wichtige Konsequenzen: Erstens liegt im Übersetzungsprozess zwischen Realumgebung und Simulation ein quasi-zirkulärer, rein semiotischer Loop vor. Von der modellierten Umgebung ausgehend, werden Sensordaten – wie etwa Objekte, Akteure und deren physikalische Eigenschaften – simuliert. Diese Simulation ist letztlich wiederum die Grundlage für die Modelle der Realumgebung. Die explizite in silico-Welt ist eine erweiterte Simulation, deren Annahmen scheitern, sich aber nicht selbst korrigieren können.³¹ Es gibt in der Simulation kein implizites Wissen.

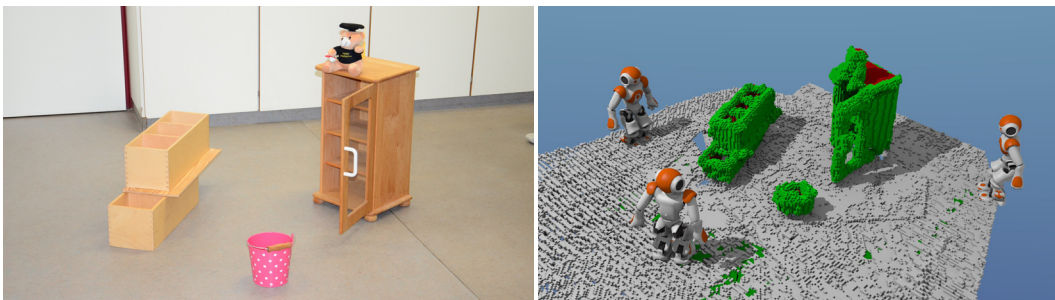


Abb. 2: Realweltliche Umgebung (links) und ihre Abbildung in einer Simulation, die auf Grundlage von Sensordaten der umgebenden Umwelt erstellt wurde. Ziel dieser Arbeit ist es, diejenigen Positionen zu bestimmen, von denen aus der Sensor die meisten verwertbaren Informationen über seine Umwelt generieren kann, zum Beispiel um die Suche nach einem Objekt möglichst effektiv zu gestalten. Dargestellt sind drei Ganzkörperposen, die der Roboterkörper erreichen kann, um einen Raum möglichst vollständig beobachten zu können. Die Körperlichkeit spielt dabei auch hier eine entscheidende Rolle, da berechnet werden muss, welche Positionen für die integrierte Kamera überhaupt erreichbar sind (Quelle: Humanoid Robots Lab, Universität Bonn).

31 Gramelsberger: Computerexperimente.

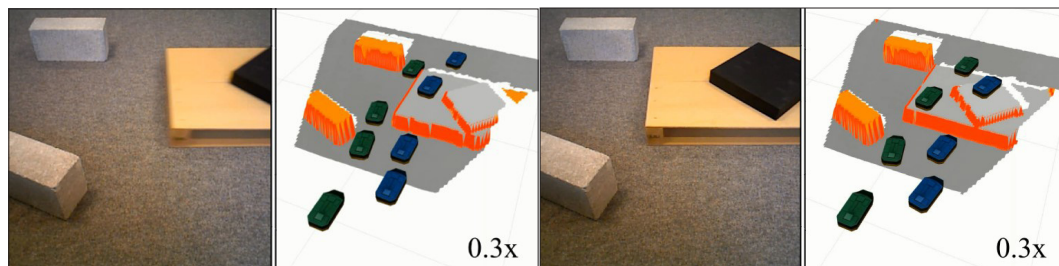


Abb. 3: dynamische Simulation der Schrittfolge eines humanoiden Roboters bei beweglichem Hindernis (jeweils links: on-board Kamera, jeweils rechts: Visualisierung der Objekte in der Umwelt und der Simulation möglicher Schritte) (Karkowski u.a.: «Real-Time Footstep Planning in 3D Environments», S. 74).

Die Visualisierung der Simulation (Abbildungen 2 und 3) scheint die Wahrnehmung des Roboters zu zeigen und wird in Bezug auf die abgebildete Realität selbst zu einem entscheidenden Werkzeug bei der Entwicklung der Weltmodelle. Die explizite ›Welt-Definition‹ wird dabei noch zusätzlich durch ästhetische und visuelle Ordnungen geprägt.³²

Zweitens determiniert dies auch den Bezug zur Körperlichkeit des Roboters. Der Körper ist hier nur eine Repräsentation in Form einer mathematischen Funktion. Sie braucht keinen tatsächlichen Bezug zur Welt, die mathematische Sprache genügt sich selbst. Zwar verspricht der humanoide Roboter als soziales Interface einen Zugang zu impliziten Formen des Wissens. Wie sich allein am Beispiel der *Computer Vision* zeigt, würden auch diese aber als mathematische Funktion wieder explizit – und damit kategorial verschieden von menschlichem Körper und Körperwissen, die in jüngeren kognitionswissenschaftlichen Ansätzen als wichtige Voraussetzung für Erkenntnis, Erkenntnisfähigkeit und Informationsverarbeitung betrachtet werden, was zugleich eine Absage an exklusiv repräsentationale Ansätze darstellt.³³

32 Dazu zählen etwa die Vorstellung eines verlustfreien wechselseitigen Austauschs zwischen Simulation und physischer Welt in der Augmented Reality-Ästhetik, Point-of-View Shots oder anthropomorphe Elemente.

33 Kognition ist »nicht auf repräsentationale Berechnungsprozesse beschränkt«, sondern entsteht »auch und vor allem im Rahmen der reziproken Echtzeitinteraktion eines körperlich auf bestimmte Weise verfassten Systems mit seiner Umwelt« (Walter: »Situierete Kognition«, S. 28). Vielmehr ist Kognition situieret, indem sie an »körperliche Verfasstheit gebunden« (embodied), »situativ eingebettet« (embedded), durch externe Faktoren erweitert (extended), auf andere Akteure oder Ressourcen verteilt (distributed) oder überhaupt erst in der Interaktion mit der Umwelt entsteht (enacted) (ebd., S. 30f.).

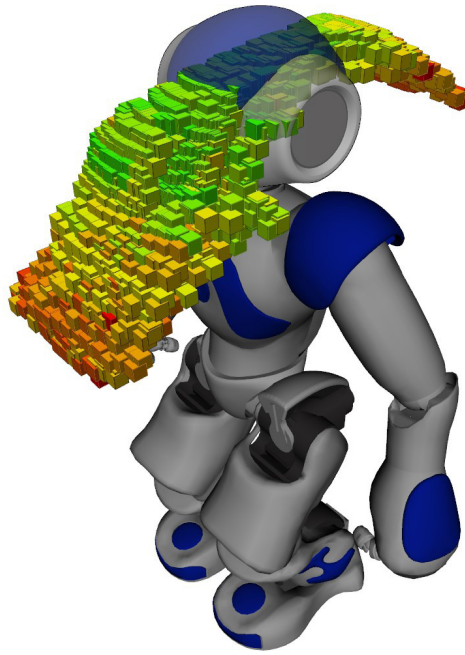


Abb. 4: Simulation aller möglichen Positionen der in den Roboter-Körper integrierten Kamera (und damit indirekt auch des Kopfes) bei unveränderter Fußposition im in Abb. 1 dargestellten Kontext. Der Körper als Repräsentation in Aktions- und Zustandsraum ist Zeichen zwischen Aktualität und Virtualität (den in der Möglichkeit vorhandenen Positionen), die beide Teil der Körper-Simulation sind (Quelle: Humanoid Robots Lab, Universität Bonn).

Lindemann und Matsuzaki betonen ausdrücklich (und zurecht), dass sich das »selbstbewusste« Wissen menschlicher (sozialer) Akteure fundamental von den rekursiven Rechenoperationen des mit einer Sensor/Effektor-Dynamik ausgestatteten Roboters unterscheiden. Während beim Menschen ein implizites Wissen in Relation zu seiner Körperlichkeit entworfen wird (ein präreflexives *embodied knowledge* als Leib-Sein), muss es für die Körperlichkeit des Roboters – etwa in der komplexen autonomen Navigation im Raum – ausdrücklich definiert sein.³⁴ Voraussetzung und Referenzgröße in dieser Argumentation ist jedoch ein (menschliches) Selbst, das als Doppelaspekt Körper/Leib, Intention oder Bewusstsein selbstverständlich bei humanoiden Robotern nicht vorliegt. Die Bewertung des Roboter-Wissens erfolgt dabei selbst nicht ohne einen erheblichen Anthropozentrismus.

Doch bedeutet ein funktional verschiedener Zugang zu Welt, der über kein menschliches leibliches Wissen verfügt, auch notwendigerweise den vollständigen Ausschluss impliziter Ausprägungen des Wissens? Die »Grenze der Explizierbarkeit des Wissens«, betont Collins, »ist keine epistemologische, sondern eine unserer eingeschränkten wissenschaftlichen Fähigkeiten.«³⁵ Implizite Wissensüberschüsse

34 Lindemann/Matsuzaki: »Constructing the Robot's Position in Time and Space«, S. 85ff.

35 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 104.

und -performanzen lassen sich durchaus in unterschiedlichen Kontexten immer auch als normative Skripte angemessenen Verhaltens beschreiben.³⁶ Dass sie nicht als positives Regelsystem vorliegen bedeutet keinesfalls, dass sie nicht effektiv als Regelsystem wirken. Beispiele finden sich etwa als habituelle Formen³⁷, körper-³⁸ oder sprechaktbasiert-performative³⁹ Inszenierung von Subjektivität oder regelgeleiteten Körperpraktiken⁴⁰. Es handelt sich um *präreflexive Codes*, die jedoch in ihrer Regelhaftigkeit – beispielsweise durch Trial-and-Error – abstrahiert werden können. Auch menschliche Interaktionen, die sich auf implizites Wissen stützen, sind hochgradig formalisiert. In der Interaktion zwischen Mensch und humanoide Roboter werden darüber hinaus eigene soziale oder kollektiv geteilte Regeln etabliert – soziale Roboter und Menschen lernen wechselseitig voneinander. Zwar besteht ein *kategorialer*, aber nicht notwendigerweise auch ein *funktionaler* Unterschied beim Management impliziter Wissensformen. Funktional betrachtet verfügt auch der humanoide Roboter über ein leibliches Wissen, indem Informationen über Positionen, Bewegungen oder den Schwerpunkt des Körpers eine Form von »Selbst-Bewusstsein« konstituieren. Die Lokalisierung und Beweglichkeit von Gelenken etwa lässt Rückschlüsse über die Beschaffenheit der Welt (z.B. Hindernisse oder Bewegungsräume) zu.⁴¹ Das Halten der Körperbalance, die effektive Positionierung eines Fußes oder der Prozess des Gehens sind Aktivitäten, die beim Menschen als ein präreflexives und damit implizites Körperwissen gelten, dessen Muster sich jedoch klar differenzieren lassen. *Der funktionale Zugang zu impliziten Formen des Wissens und die Fähigkeit zur Reproduktion dieser sind also prinzipiell für soziale Roboter gegeben.*

Es bleibt schließlich die Frage, ob sich diese auch grundsätzlich durch das System erlernen lassen, ohne in einer expliziten Ausprägung als Regeln vorgegeben zu werden. Neuere Verfahren des maschinellen Lernens, die Computersysteme zu einer eigenständige(re)n Abstraktion und Kategorisierung großer Datenmengen befähigen und verstärkt auch in der Robotik zum Einsatz kommen, legen dies zumindest nahe.

5. MASCHINELLES LERNEN UND DAS IM-/EXPLIZITE WISSEN DES ROBOTERS

Wie die Diskussion bisher gezeigt hat, erlaubt der humanoide Roboter mit seiner Körperlichkeit einen eigenständigen Bezug des Computersystems zur Welt durch

36 Bächle: Mythos Algorithmus.

37 Bourdieu: Sozialer Sinn.

38 Goffman: The Presentation of the Self in Everyday Life.

39 Butler: Gender Trouble.

40 Fischer-Lichte: Ästhetik des Performativen.

41 Eine besondere Form des Körperwissens entsteht etwa durch einen Drucksensor am Fuß, wodurch – in Analogie zum menschlichen Gehprozess – Körperwissen zur Repräsentation der Welt beiträgt (Neigungswinkel der Gehfläche); siehe Suwanratchatamane u.a.: »Haptic Sensing Foot System for Humanoid Robot and Ground Recognition With One-Leg Balance«.

Interaktion mit dieser, was verbale und non-verbale Kommunikationsebenen einschließt. Als soziales Interface scheint auch ein prinzipieller Zugang zu den Formen des impliziten Wissens möglich, die Künstliche Intelligenz-Systemen üblicherweise als verwehrt gelten. Collins zufolge gibt es »drei Arten von Gründen, warum implizites Wissen nicht expliziert werden kann und entsprechend drei Formen impliziten Wissens.«⁴² Zu diesen zählt er

- 1 das relationale implizite Wissen, das »allein über sozialen Kontakt vermittelt werden kann«, aber »jeder Bestandteil relationalen impliziten Wissens explizit gemacht werden könnte«;
- 2 das somatische implizite Wissen, das »verkörpert« ist (»Fertigkeiten«, *skills*), das aber nur »aufgrund der begrenzten Kapazitäten menschlicher Gehirne und Körper implizit bleibt«; und
- 3 ein kollektives implizites Wissen, das erworben wird, indem man sich eine gewisse Zeit in einer Gemeinschaft aufhält und deren spezifische Praktiken aneignet (z.B. Sprechweisen). Letzteres entzieht sich Collins zufolge als einziges einer Abstraktion von Regeln, da es sich orts- und zeitspezifisch immer innerhalb einer bestimmten Gemeinschaft erst konstituiert.⁴³

Folgt man nun der oben entwickelten These, so haben humanoide Roboter als soziale Interfaces einen kommunikativen Zugang zu den für die impliziten Wissensformen grundlegenden sozialen Wege ihrer Tradierung. Das maschinelle Erlernen und die Adaption zumindest näherungsweise formalisierbarer sozialer Regelsysteme in allen drei Dimensionen des impliziten Wissens (Körperlichkeit, Relationalität und Kollektivität) lassen sich in einer *funktionalen Analogie* (funktional, da ohne ein Bewusstsein, eine Intention, ein Selbst) zu menschlichen Lernprozessen⁴⁴ begreifen – »from implicit skills to explicit knowledge«⁴⁵. Damit würde folglich neben der eigenständig erlernten Wahrnehmung und Erkennung nicht explizit definierter Objekte⁴⁶ auch das implizite Wissen um soziale Interaktionsmuster – Umarmungen, Händeschütteln, Skripte angemessenen Verhaltens etc. – durch komplexe Modelle eigenständig und ohne Supervision erschließbar.⁴⁷

Die gängigsten Rechenarchitekturen, die das Computersystem und damit auch den Roboter zu einer eigenständigen Problemlösungskompetenz und Abstraktion von Handlungs- und Wahrnehmungsmustern befähigen, sind *reinforcement learning* respektive *künstliche neuronale Netzwerke*. Der Begriff *reinforcement learning* (RL)

42 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 95f.; Ders: Tacit and Explicit Knowledge.

43 Collins: »Drei Arten impliziten Wissens«, S. 100-106.

44 So wie sie etwa als Zusammenspiel zwischen Motorium und Sensorium in konstruktivistischen oder kybernetischen Ansätzen begriffen wird (»Feedback-Loops«).

45 Sun u.a.: »From Implicit Skills to Explicit Knowledge«.

46 Dazu zählen auch Problemlösungsverfahren im Kontext von Wahrnehmungen (z.B. die Evaluation von Sensordaten oder so genannter »Sensorfehler«, s. Kap. 2) oder Erkenntnishandlungen wie das »Begreifen« unbekannter Objekte.

47 Die Fähigkeit eines eigenständigen »Lernens« könnte in Analogie zu menschlichen Fähigkeiten somit als die prinzipielle Voraussetzung für die Autonomie eines KI-Systems gelten; siehe Bächle u.a.: »Selbstlernende autonome Systeme?«.

fasst eine Menge von Algorithmen zusammen, die zur Lösung ganz unterschiedlicher Problemstellungen in der Robotik genutzt werden. Sie können den Aufwand der Ingenieurleistung und Entwicklungsdauer besonders im Bereich komplexer Aufgaben erheblich verringern, da die einzelnen Schritte zur Lösung eines Problems nicht explizit beschrieben und definiert werden müssen. RL bietet den Entwicklerinnen die Möglichkeit, das System selbst die optimale Handlung durch Interaktion mit seiner Umwelt erlernen zu lassen (»Trial-and-Error«). Die Problemstellung wird dann reduziert auf die Vorgabe einer Belohnungs- oder auch Zielfunktion, die die Handlung des Roboters beurteilt. Anschaulich wird dies bei der Betrachtung der Anforderungen, die sich an einen »Tischtennisroboter« stellen. Sein Ziel ist, den Ball erfolgreich über das Netz zurückzuschlagen. Die Informationen, die dem Agenten zur Verfügung stehen, werden einerseits durch sensorielle Perzeption der Umwelt generiert, wie etwa die Position oder die Geschwindigkeit des ankommenden Balls. Andererseits wird auch aus den internen Zuständen und Zustandsveränderungen des Agenten, wie etwa die Konfiguration der Gelenke des Roboters zueinander, Wissen gewonnen. Der Aktionsraum wird definiert durch die Beschleunigung oder das Drehmoment der Motorgelenke. Die Aufgabe des Roboters besteht darin, eine Funktion zu finden, die für jeden Zustand im Zustandsraum (ankommender Ball und aktuelle Konfiguration des Roboters) eine näherungsweise optimale Aktion im Aktionsraum auswählt, wodurch die Langzeitbelohnung (den Tennisball erfolgreich auf die andere Seite zu bringen) maximiert wird.⁴⁸

Ein *künstliches neuronales Netzwerk* (KNN) beschreibt eine Rechenarchitektur, die derzeit etwa beim maschinellen Erlernen visueller Repräsentationen Anwendung findet. Die Netzwerke bestehen aus vielen miteinander verbundenen Prozessoren, die in diesem Zusammenhang als »künstliche Neuronen« (KN) bezeichnet werden. Ein KN am Eingang eines neuronalen Netzwerks wird typischerweise von Daten aus einem perzeptiven Sensor aktiviert. Durch die probabilistisch gewichteten Verbindungen zwischen einzelnen Neuronen werden abhängig von der Gewichtung Folgeuronen innerhalb des Netzwerks aktiviert – oder auch nicht. Lernen bezeichnet hierbei das Auffinden der richtigen Kombination der Gewichtungen, um ein gewünschtes Verhalten zu erzielen. Verschiedene Handlungen eines Systems können dann durch unterschiedliche KN am Ausgang des Netzwerks ausgelöst werden. Das gewünschte Verhalten des Systems muss dabei, anders als bei RL, vorher bekannt sein. Es handelt sich nicht um ein bestärkendes, sondern ein überwachtes Lernen. Mit anderen Worten müssen Daten der verschiedenen Eingangsmuster und des dazugehörigen gewünschten Ausgangsmusters vorliegen, zuvor also explizit gekennzeichnet werden. Ein *mehrschichtiges KNN* ist dann gegeben, wenn sehr viele strukturell verschiedene Ebenen zwischen der Eingangs- und der Ausgangsebene der KNN vorliegen. Bei KNN mit einer sehr umfangreichen Binnenstruktur aus zahlreichen Zwischenschichten, die in der Lage sind, auch sehr

48 Mülling u.a.: »Learning to Select and Generalize Striking Movements in Robot Table Tennis«.

komplexe Repräsentationsmuster zu verarbeiten und zu erlernen, spricht man von *Deep Learning*.⁴⁹

In der aktuellen Robotik-Forschung wird zum Beispiel das Auffinden einer passenden Greifpose einer Roboterhand durch zweischichtige KNN umgesetzt.⁵⁰ Dem Eingangslevel eines KNNs wird ein RGB-D-Bild zugeführt, das nicht nur Farb-information eines typischen Fotos, sondern auch die Entfernung des Sensors zum jeweiligen, in Pixel segmentierten und repräsentierten Ausschnitt der Umwelt enthält. Die Greifpose wird als ein Viereck im Bild dargestellt, wobei zwei Kanten des Vierecks die Position der Greifplatten des Roboterarms darstellen. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Viereck zur erfolgreichen Greifpose führt, wird durch ein separates KNN gelernt. Die Menge der Vierecke aus dem ersten KNN, wird dann der Eingangsebene eines zweiten KNNs übergeben, das dann das beste Viereck auswählt. Zwar könnte auch RL prinzipiell dazu genutzt werden, Greifvorgänge selbstständig zu lernen. Der dazugehörige Zustandsraum⁵¹ und der Aktionsraum, der von der Komplexität des Roboters abhängt⁵², würden eine Anwendung aufgrund der erheblichen Datenmenge (derzeit) unmöglich machen.

Wenn Systeme mit enorm großen Zustands- und Aktionsräumen entwickelt werden sollen, ohne dabei Vorkenntnisse über den richtigen Ausgang oder die Lösung einer Aufgabe zu haben oder diese zuvor explizit zu definieren, werden beide Verfahren kombiniert. Hierbei werden die Komponenten eines RL-Verfahrens durch KNN repräsentiert, was dazu dient, die Komplexität zu reduzieren. Dieses *deep reinforcement learning* (DRL) erlaubt Anwendung von RL auf hochkomplexe Probleme wie das so genannte »autonome Fahren« oder das strategische Spielen von »Go«⁵³. Mithilfe dieser neuen Verfahren kann auch bei komplexen und dynamischen Aufgaben eine Performance auf menschlichem Niveau erreichen werden.⁵⁴ Ein DRL-System kann beispielsweise auch »Gehen lernen«: Dabei wird die Fähigkeit zur Bewegung in einem dreidimensionalen Raum von einem simulierten zweibeinigen Roboter autonom erworben. Er beherrscht es auch, aus einer liegenden Position heraus aufzustehen. Entscheidend ist, dass der dafür genutzte Algorithmus völlig ohne Modelle auskommt (»fully model-free«).⁵⁵ Gehen – ein praktisches Können und oft zitiertes Beispiel für ein implizites Wissen bei Menschen – kann somit

49 LeCun u.a.: »Deep Learning«, S. 436.

50 Lenz u.a.: »Deep Learning for Detecting Robotic Grasps«.

51 Der Vektor aller möglichen Zustände der Umgebung. Im Beispiel des Tischtennisroboters wären dies alle möglichen Positionen und Geschwindigkeiten des Tischtennisballs. Für ein RGB-D-Bild sind es alle möglichen Bilder im Farb- und Tiefenraum.

52 Der Vektor aller möglichen diskretisierten Aktionen des Roboters.

53 Silver u.a.: »Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search«.

54 Für eine Übersicht der mithilfe von DRL-Verfahren erworbenen Fähigkeiten – darunter Gehen und Autofahren – siehe Lillicrap u.a.: »Continuous Control with Deep Reinforcement Learning«. Gezeigt werden konnte dies auch an den komplexen Aufgaben, die sich beim Spielen von Computerspielen an ein selbstlernendes System stellen, siehe Mnih u.a.: »Playing Atari with Deep Reinforcement Learning«; Mnih u.a.: »Human-Level Control through Deep Reinforcement Learning«.

55 Schulman u.a.: »High-Dimensional Continuous Control Using Generalized Advantage Estimation«.

autonom erlernt werden, ein implizites Körperwissen wird explizierbar. Zwar wird in diesem Beispiel der Körper als Entität vollständig simuliert, wie oben gesehen (Kap. 3) ist die Übertragbarkeit auf einen materiellen Roboterkörper und eine Interaktion mit einer realen Umwelt aber ohne weiteres denkbar. KNN werden als Modell der Umwelt gesehen, die mit RL-Verfahren trainiert werden. Die Anforderung explizit gekennzeichnete und definierter Daten wird damit umgangen. Sie erlauben ein körperliches Können, das einer expliziten Form nicht bedarf. Es ist zusammen mit den funktionalen Eigenschaften eines sozialen Interface Voraussetzung und Möglichkeitsbedingung auch für Aspekte des relationalen und kollektiven Wissens, die beide in sozialer Interaktion erworben werden.

6. FAZIT

Mit Hilfe dieser neuen Formen des maschinellen Lernens sind humanoide Roboter als soziale Interfaces prinzipiell befähigt, auch implizite Wissensformen eigenständig zu erkennen und zu reproduzieren – abseits explizit definierter Zielvorgaben. Zwar wäre es auch hier ein Leichtes die Absenz von Intentionalität und Bewusstsein zu monieren, die in fast schon selbstvergewissernder Manier gern als anthropozentrische Differenzmarker hinzugezogen werden, um die Unterscheidung zwischen Mensch und Maschine aufrechtzuerhalten. Betrachtet man die effektiven Rechenverfahren hingegen als funktionale Äquivalente zu menschlichem Lernen, verschwimmen diese Demarkationslinien. Soziale Interaktionen werden als implizite Regel-, Norm- und Wertesysteme erlernt – durch Trial-and-Error, soziale Sanktionierung, Belohnung, Bewertung, Erziehung, Mimikry oder kontextspezifische Verbote. Bei sozialen Robotern ist dies nicht anders. Auch das am komplexesten geltende implizite Wissen kollektiver Prägung lässt sich als Einschreibung einer sozialen Ordnung verstehen, die durch menschliche Akteure üblicherweise nicht reflektiert wird. Dem sozialen Roboter sind diese präreflexiven Strukturen zugänglich, ihre Regelsysteme lassen sich abstrahieren und machen auch diese Form impliziten Wissens zumindest prinzipiell explizierbar.⁵⁶ Sozialisierung und Habitualisierung sind komplexe, aber durch Adaptionfähigkeit, Datenreichtum und Autonomie lösbare Aufgaben des Roboters. Die Vorstellung von implizitem Wissen in Kollektiven – Voraussetzung und Effekt einer sozialen Realität – erscheint dadurch regelhafter als bisher angenommen und in autonomen Lernsystemen berechenbar.

Mit Computern war die Differenzierung zwischen impliziten und expliziten Formen des Wissens eine recht eindeutige. Doch gibt es immer noch Gründe für die Annahme einer prinzipiell unmöglichen Explizierbarkeit? Die Prämisse für die Kategorie eines impliziten Wissens scheint genommen und dadurch obsolet.

What computers can't do, robots can.

56 Dies wird von Collins (»Drei Arten impliziten Wissens«, S. 107) (ebenfalls prinzipiell) ausgeschlossen.

LITERATURVERZEICHNIS

- Aldebaran Documentation: »Understanding Autonomous Life Settings«, http://doc.aldebaran.com/2-1/nao/nao_life.html, 15.07.2017.
- Bächle, Thomas Christian: Mythos Algorithmus. Die Fabrikation des computerisierbaren Menschen, Wiesbaden 2014.
- Bächle, Thomas Christian u.a.: »Selbstlernende autonome Systeme? – Medientechnologische und medientheoretische Bedingungen am Beispiel von Alphabets »Differentiable Neural Computer (DNC)«, in: Engemann, Christoph/Sudmann, Andreas (Hrsg.): Machine Learning – Medien, Infrastrukturen und Technologien der Künstlichen Intelligenz, (voraussichtlich) Bielefeld 2017.
- Bartneck, Christoph/Forlizzi, Jodi: »A Design-Centred Framework for Social Human-Robot Interaction«, in: RO-MAN 2004. 13th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, Kurashiki 2004, S. 591-594.
- Bourdieu, Pierre: Sozialer Sinn. Kritik der theoretischen Vernunft, übers. v. Günter Seib, Frankfurt a.M. 1987.
- Breazeal, Cynthia (2003): »Toward Sociable Robots«, in: Robotics and Autonomous Systems, Jg. 42, Nr. 3, 2003, S. 167-175.
- Butler, Judith: Gender Trouble, London 1990.
- Collins, Harry: »Drei Arten impliziten Wissens«, in: Loenhoff, Jens (Hrsg.): Implizites Wissen. Epistemologische und handlungstheoretische Perspektiven, Weilerswist 2012, S. 91-107.
- Collins, Harry: Tacit and Explicit Knowledge, Chicago 2010.
- Dreyfus, Hubert L.: What Computers Can't Do. A Critique of Artificial Reason, New York 1972.
- Fischer-Lichte, Erika: Ästhetik des Performativen, Frankfurt a.M. 2004.
- Fong, Terrence u.a. (2003). »A Survey of Socially Interactive Robots«, in: Robotics and Autonomous Systems, Jg. 42, Nr. 3, 143-166.
- Galloway, Alexander R.: The Interface Effect. Cambridge, UK 2012.
- Goffman, Erving: The Presentation of the Self in Everyday Life, London 1990 [1959].
- Gramelsberger, Gabriele: Computerexperimente. Zum Wandel der Wissenschaft im Zeitalter des Computers, Bielefeld 2010.
- Hegel, Frank u.a.: »Understanding Social Robots«, in: The Second International Conference on Advances in Computer-Human Interactions (ACHI), Cancun 2009, S. 169-174.
- Hookway, Branden: Interface. Cambridge, MA/London 2014.

- Ishiguro, Hiroshi (2006): »Interactive Humanoids and Androids as Ideal Interfaces for Humans«, in: IUI '06 Proceedings of the 11th international conference on Intelligent User Interfaces, Sydney 2006, S. 2-9.
- Jamone, Lorenzo u.a.: »Highly Sensitive Soft Tactile Sensors for An Anthropomorphic Robotic Hand«, in: IEEE Sensors Journal, Jg. 15, Nr. 8, 2015, S. 4226-4233.
- Karkowski, Philipp u.a. (2016): »Real-Time Footstep Planning in 3D Environments«, in: 2016 IEEE-RAS 16th International Conference on Humanoid Robots (Humanoids). 15-17 Nov. 2016, Cancun 2016, S. 69-74.
- Latour, Bruno: Die Hoffnung der Pandora. Untersuchungen zur Wirklichkeit der Wissenschaft, Frankfurt a.M. 2002.
- LeCun, Yann u.a.: »Deep Learning«, in: Nature, Jg. 521, Nr. 7553, 2015, S. 436-444. DOI:10.1038/nature14539.
- Lenz, Ian u.a.: »Deep Learning for Detecting Robotic Grasps«, in: The International Journal of Robotics, Jg. 34, Nr. 4-5, 2015, S. 705-724.
- Lillicrap Timothy P. u.a. (2016): »Continuous Control with Deep Reinforcement Learning«, Conference Paper at ICLR 2016, 2016, <https://arxiv.org/pdf/1509.02971.pdf>, 01.07.2017.
- Lindemann, Gesa/Matsuzaki, Hironori (2014): »Constructing the Robot's Position in Time and Space. The Spatio-Temporal Preconditions of Artificial Social Agency«, in: Science, Technology & Innovation Studies, Jg. 10, Nr. 1, 2014, S. 85-106.
- Loutfi, Amy u.a.: »Object Recognition: A New Application for Smelling Robots, in: Robotics and Autonomous Systems, Jg. 54, Nr. 4, 2005, S. 272-289.
- Mirsch, Tobias u.a.: »Digital Nudging: Altering User Behavior in Digital Environments«, in: Leimeister, Jan Marco/Brenner, Walter (Hrsg.): Proceedings der 13. Internationalen Tagung Wirtschaftsinformatik (WI 2017), St. Gallen 2017, S. 634-648.
- Mittendorfer Philipp u.a.: »Realizing Whole-Body Tactile Interactions with a Self-Organizing, Multi-Modal Artificial Skin on A Humanoid Robot«, in: Advanced Robotics, Jg. 29, Nr. 1, 2015, S. 51-67.
- Mnih, Volodymyr u.a. (2015): »Human-Level Control through Deep Reinforcement Learning«, in: Nature, Jg. 518, Nr. 7540, 2015, S. 529-541.
- Mnih Volodymyr u.a.: »Playing Atari with Deep Reinforcement Learning«, in: Deep Learning Workshop NIPS 2013, Lake Tahoe 2013, <https://arxiv.org/pdf/1312.5602.pdf>, 01.07.2018.
- Mülling, Katharina u.a. : »Learning to Select and Generalize Striking Movements in Robot Table Tennis«, in: The International Journal of Robotics Research, Jg. 32, H. 3, 2013, S. 263-279.

THOMAS CHRISTIAN BÄCHLE / PETER REGIER / MAREN BENNEWITZ

- Murray, Don/Little, James J.: »Using Real-Time Stereo Vision for Mobile Robot Navigation«, in: *Autonomous Robots*, Jg. 8, Nr. 2, 2000, S. 161-171.
- Picard, Rosalind W.: »The Promise of Affective Computing«, in: Calvo, Rafael A. u.a. (Hrsg.): *The Oxford Handbook of Affective Computing*, Oxford 2015, S. 11-20.
- Pickering, Andrew: *The Cybernetic Brain. Sketches of Another Future*, Chicago/London 2010.
- Polanyi, Michael: *Implizites Wissen*, Frankfurt a.M. 1985 [1966].
- Schulman, John u.a.: »High-Dimensional Continuous Control Using Generalized Advantage Estimation«, Conference Paper at ICLR 2016, 2016, <https://arxiv.org/pdf/1506.02438.pdf>, 01.07.2017.
- Silver, David u.a.: »Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search«, in: *Nature*, Jg. 529, Nr. 7587, 2016, S. 484-503.
- Silvera-Tawil, David u.a.: »Artificial Skin and Tactile Sensing for Socially Interactive Robots: A Review«, in: *Robotics and Autonomous Systems*, Jg. 63, 2015, S. 230-243.
- SoftBank Robotics: »Find out more about Nao«, <https://www.ald.softbankrobotics.com/en/cool-robots/nao/find-out-more-about-nao>, 15.07.2017.
- Sun, Ron u.a.: »From Implicit Skills to Explicit Knowledge: A Bottom-Up Model of Skill Learning«, in: *Cognitive Science*, Jg. 25, H. 2, 2001, S. 203-244.
- Suwanratchatamane, Kittu u.a. (2011): »Haptic Sensing Foot System for Humanoid Robot and Ground Recognition With One-Leg Balance«, in: *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Jg. 58, H. 8, 2011, S. 3174-3186.
- Walter, Sven: »Situierete Kognition«, in: *Information Philosophie*, Jg. 4, H. 2, 2014, S. 28-32.