

AUTOMATEN

ROBOTER mit Entdeckerlust

Heutige Roboter kranken daran, dass sie nur das können, was ihnen explizit einprogrammiert wurde. Ihnen zu einem kreativen Eigenleben mit spontanem Neugierverhalten zu verhelfen, erfordert andere Paradigmen. Neue Entwicklungen in der Informationstheorie sind dabei wegweisend.

Roboter mit eigener Persönlichkeit gibt es in Romanen oder Filmen wie »I, Robot« von Isaac Asimov. Zwar sind solche Visionen noch weit von der Realität entfernt. Doch existieren inzwischen Ansätze zur Schaffung autonomer, selbstbestimmter Automaten, deren Verhalten sogar ihre Schöpfer überrascht.

A

Von Ralf Der und Nihat Ay

1 **L**ernfähige Roboter mit eigener Persön-
lichkeit sind uns aus Büchern
und Filmen wohl bekannt. Das
5 Sciencefiction-Genre wimmelt von
drolligen, pfiffigen und oft eigensinnigen
Fantasiewesen, denen wir gern menschliche
Eigenschaften wie Gefühle und eigenen Wil-
len zugestehen, wissen wir doch, dass sie nur
10 eine Projektion unserer selbst sind. Sogar
wenn Roboter als mordlüsterne Terminatoren
auftreten, fällt es uns leicht, Parallelen zu
menschlichem Verhalten zu entdecken.

Wie weit sind solche Visionen von der Re-
alität entfernt? Werden uns dereinst selbstbe-
15 stimmte künstliche Wesen auch in der wirkli-
chen Welt begegnen? Welcher Grad an Auto-
nomie lässt sich von ihnen erwarten? Werden
sie wie Organismen kreativ auf neuartige Le-
bensumstände reagieren können? Nehmen sie
20 vielleicht sogar wie Menschen eine eigenstän-
dige Entwicklung bis hin zu einer individu-
ellen Persönlichkeit?

Antworten auf diese Fragen sind kaum von
philosophischen Reflexionen zu erhoffen. Aus-
25 kunft geben letztlich nur praktische Experi-
mente mit realen Robotern. Diese offenbaren
schnell und oft gnadenlos, wie weit ein Ansatz
tatsächlich führt oder ob eine raffinierte Idee
an den allgegenwärtigen Misslichkeiten der
30 physikalischen Realität scheitert. Robotiker
beschreiben die Schwierigkeiten beim Umgang
mit verrauschten Daten und gestörten Motor-
aktionen nicht ohne Grund mit drastischen
Worten wie dem von der *dirty reality* (der ge-
35 meinen Wirklichkeit) oder beklagen die Tatsa-
che, dass sich mit jedem zusätzlichen Freiheits-
grad eines Roboters die Probleme verdoppeln,
als Fluch der Dimensionen.

Lebewesen meistern solche Widrigkeiten
40 spielend. So haben Forscher und Ingenieure
schon sehr früh die Natur als großen Lehrmei-
ster erkannt und versucht, dort Lösungen für
ihre Probleme zu finden. Doch auch das Ab-
kupfern eines natürlichen Vorbilds ist keines-
45 wegs einfach. Der Fortschritt kommt in Ra-
ten und als Ergebnis eines Wechselspiels: Die
technische Realisierung eines naturnahen Ver-
fahrens wirft im Experiment schnell neue Fra-
gen an die Natur auf, die dann zu verbesserten
50 oder ganz neuen Ansätzen führen. Daraus er-
wächst schließlich ein Verständnis von Lebe-
wesen auf immer tieferen und abstrakteren
Ebenen. So wird die Robotik auch zum Ide-
engeber für die biologische Forschung.

55 Schließlich sollte es auf diesem Weg gelin-
gen, aus den vielfältigen Erscheinungsformen

des Lebendigen Prinzipien zu abstrahieren, 1
die so elementar sind, dass die darwinsche
Evolution nur als Spezialfall davon erscheint.
Beispielsweise zeigt es sich immer wieder, dass
Sinnesorgane optimal für die Verarbeitung 5
bestimmter Informationen ausgelegt sind.
Demnach scheint die Effektivität der Infor-
mationsverarbeitung ein wesentliches Grund-
prinzip der Biologie darzustellen. Ein anderes
Beispiel ist *Occam's razor* (Ockhams Rasier- 10
messer), wonach in der Natur von etwa gleich
günstigen Lösungen eines Problems immer
die mit der geringsten Komplexität ausge-
wählt wird.

Die Biologie selbst taugt aber nur bedingt 15
als Prüfstein für die Allgemeingültigkeit sol-
cher Abstraktionen. In der Vielzahl von For-
men und Funktionen, welche die Evolution
hervorgebracht hat, kann fast jede Denk-
schule genug passende Einzelfälle finden. Die 20
Bedeutung eines Grundprinzips wird dann
schnell durch den Eifer seiner Verfechter be-
stimmt. Die Realisierung von künstlichen
Wesen bietet deshalb eine willkommene Ge-
legenheit, die Gültigkeit solcher Prinzipien 25
auch außerhalb der Biologie zu testen. Viel-
leicht lassen sich ja Existenzformen schaffen,
die ganz anders sind als alles, was die Natur
bietet. Oder wären Roboter bei vergleichbarer
Morphologie ihren biologischen Geschwistern 30
zwangsläufig ähnlich? Würde sich etwa ein
Wesen mit dem Körper eines Hundes auch
automatisch wie ein Hund bewegen?

Auf solche Fragen können künstliche Sys-
35 teme Antworten liefern – sofern wir nur ge-
schickt genug vorgehen. Vor allem dürfen wir
die Antwort nicht »aus Versehen« in einen
Entwurf mit hineinpacken. Eine wichtige
Rolle spielt, wie wir sehen werden, das Phä-
40 nomen der Emergenz: das spontane Entste-
hen höherer Funktionen, die in den Einzel-
heiten des Systems gar nicht angelegt sind.
Sobald wir die richtigen Prinzipien des Lebens
gefunden haben, sollten sich unsere künstli-
45 chen Systeme durch einen Grad an Autono-
mie, Kreativität, Flexibilität und Natürlichkeit
in ihren Bewegungsformen auszeichnen, wie
wir ihn von Lebewesen kennen.

Bei der Frage nach Gegenwart und Zu-
kunft der Roboter wandert der Blick oft nach 50
Japan, wo maschinellen Wesen eine fast kind-
liche Begeisterung entgegengebracht wird.
Hier sind die meisten von ihnen schon im
Einsatz. So steht in Japan knapp die Hälfte 55
aller Industrieroboter, die mit Schwung und
unbestechlicher Präzision nicht nur zentner-
schwere Autoteile zusammensetzen, sondern
auch winzigste Bauteile auf Leiterplatten lö-

In Kürze

B

► Heutige Roboter sind mit einem möglichst umfas-
senden **Satz von Verhaltens-**
regeln für jede Eventualität
ausgestattet. Das macht sie
unflexibel im Verhalten und
anfällig gegenüber unvor-
hergesehenen Situationen.

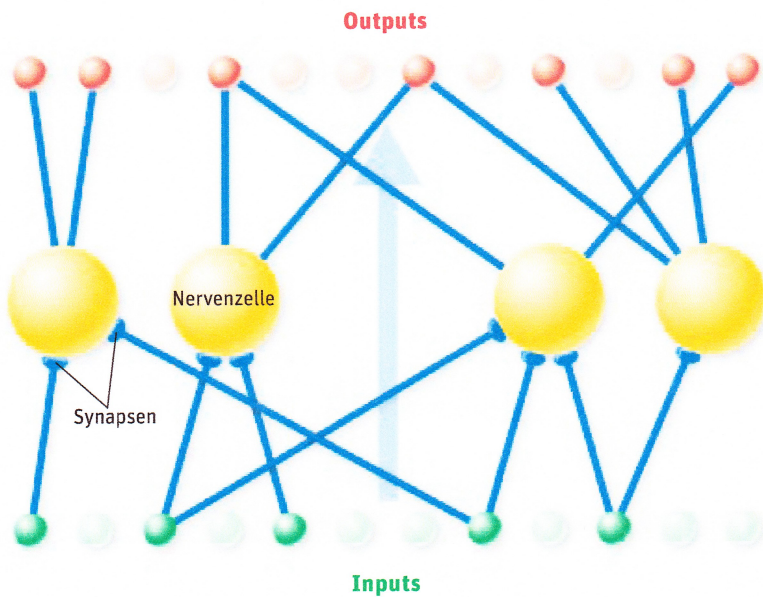
► Außerdem berechnen
derzeitige Roboter im Mil-
lisekundentakt jeden Para-
meter neu. Dadurch bewe-
gen sie sich meist **langsam**
und **eher unnatürlich**.

► Neue Bestrebungen
gehen dahin, Roboter so zu
konstruieren, dass die
Physik ihres Körpers ihre
Bewegungen zum großen
Teil kontrolliert, was den
Rechenaufwand stark
verringert und die Bewe-
gungen fließender macht.

► Mit einem **Selbstmodell**
in Form eines neuronalen
Netzes, das in einer zeitum-
gekehrten Welt angelernt
wird, können solche Roboter
die in der Mechanik ihres
Körpers schlummernden
Möglichkeiten auch selbst
entdecken und kreativ zur
Entfaltung bringen.



Die Grundlage des »Gehirns« selbst lernender Roboter bilden neuronale Netze. Das gezeigte einfache Beispiel besteht aus einer einzelnen Schicht von nur vier Nervenzellen (gelbe Kreise). Bei den Eingabepunkten ankommende Werte (Inputs) werden durch die Synapsen (blaue Kreise) in sämtliche Neuronen eingespeist und dabei mit der Effektivität der jeweiligen Synapse multipliziert. Jede Nervenzelle addiert alle so erhaltenen Werte, modifiziert die Summe nach einer vorgegebenen Regel und schickt das Ergebnis (Output) an einen oder mehrere Ausgabepunkte.



Grafiken dieser Doppelseite: Spektrum der Wissenschaft / Art for Science

1 ten. Solche Maschinen sind aber auch schon dabei, ins Alltagsleben vorzudringen – man denke nur an Sonys Roboterhund Aibo als Spielgefährten.
 5 Tatsächlich verlangt die vergreisende Gesellschaft nach Servicerobotern, die Alte und Kranke pflegen oder im Haushalt unterstützen können. Wie weit der Weg dahin aber noch ist, beweist allein die Tatsache, dass es selbst in Japan noch keinen kommerziell erfolgreichen Roboter für Normalverbraucher gegeben hat. Viele ehrgeizige Projekte wie Aibo oder der humanoide Roboter Qrio wurden inzwischen auch aus Kostengründen eingestellt. Dabei haben Roboter in Japan ein ausgesprochen positives Image – wohl nicht zuletzt auf Grund der Shinto-Religion, in der die Grenze zwischen dem Belebten und Leblosen zum Teil verschwimmt. Für Japaner ist die Vorstellung einer denkenden und fühlenden Maschine deshalb nicht so irritierend wie für viele Bewohner des Abendlands.

Grenzen der Roboter von heute

Hinter dem mangelnden Erfolg von Aibo und Co. steckt ein tiefer liegendes Problem. Roboter sind auch heute noch den ursprünglichen Ansätzen in der künstlichen Intelligenz verhaftet, die darin Maschinen zum Ausführen von Handlungen sah, welche auf einer abstrakten Ebene ausgedacht wurden. Der Programmierer stattet sie folglich mit einem möglichst umfassenden Satz von Verhaltensregeln aus, die schon im Vorfeld jede Eventualität berücksichtigen sollen. Das macht Roboter zwar – zumindest in der Theorie – äußerst verlässlich, aber letztlich auch unflexibel im Verhalten und verwundbar. Die Welt ist zu komplex, um sie in ein Regelwerk zu pressen,

und jede nicht von den Regeln erfasste Situation kann zur Katastrophe führen. Schon sicheres Gehen oder gar Rennen erfordert für heutige Roboter-Zweibeiner daher ein einigermaßen ebenes Terrain; plötzlich auftauchende Hindernisse führen schnell zum Sturz.

Die Überwindung dieses Missstands ist ein Nahziel der aktuellen Robotik, zusammengefasst in dem Begriff der *embodied artificial intelligence*. Hier stehen die mechanisch-physikalischen Eigenschaften des Roboters, sein Embodiment, im Mittelpunkt. Die Intelligenz – beispielsweise bei der Planung und Ausführung einer Bewegung – tritt nicht als abstraktes Produkt eines umfassenden Regelsatzes für alle möglichen Situationen auf. Vielmehr handelt es sich um eine Eigenschaft, die in gewisser Weise schon im Körper selbst steckt oder zumindest angelegt ist und sich nur in Einheit mit ihm ausprägen kann. Statt die Welt vollständig zu formalisieren, versucht die neue Richtung in der Robotik folglich, geschickt körperliche Gegebenheiten auszunutzen, um den rechnerischen Aufwand beim Generieren der Bewegung zu minimieren.

Das bekannteste Beispiel für ein System, dessen Verhalten vom Embodiment dominiert wird, ist der so genannte Passivläufer: eine schlichte Metallkonstruktion, die Hüften und Beine eines Menschen in schematischer Weise nachbildet. Auf eine schiefe Ebene gestellt, vollführt das mechanische Gestell von ganz allein eine elegante Gehbewegung, weil es durch die Schwerkraft nach vorn umfallen will, der Sturz aber durch das gerade belastete und dadurch nach vorn schwingende Bein abgefangen wird, was das andere Bein freimacht und so weiter. Die Konstruktion sorgt für das richtige Timing dieses periodisch wiederholten Vorgangs. Der so erzeugte Gang wirkt viel natürlicher und ist deutlich energieeffizienter als die Gehbewegungen aller bekannten Roboter, bei denen ein Computer im Millisekundentakt mit gewaltigem Aufwand jede Gelenkwinkeländerung berechnet. Diese Rechenoperationen werden hier automatisch von der Physik des Körpers selbst realisiert, weshalb man von *morphological computation* spricht.

Das Ziel der neuen Forschungsrichtung besteht nun darin, die in der Morphologie eines Körpers steckenden Potenziale durch zusätzliche Ansteuerungen so zu ergänzen und zur Entfaltung zu bringen, dass sich aktive Bewegungsformen mit kleinstem Aufwand und minimalem Energieeinsatz gestalten lassen. Nicht konkrete Regeln für jede Situation bestimmen das Verhalten eines solchen Roboters. Ausschlaggebend ist vielmehr seine Gestalt in Verbindung mit einer passenden An-

1 ordnung der Sensoren und einer sinnvollen
Verkoppelung mit der inneren Dynamik sei-
nes »Gehirns«, das die richtigen Impulse an
den Körper schickt und damit die *morphologi-*
5 *cal computation* in Gang setzt und unterhält.
Dieses Vorgehen tritt an die Stelle der klas-
sischen Programmierung des Roboters.

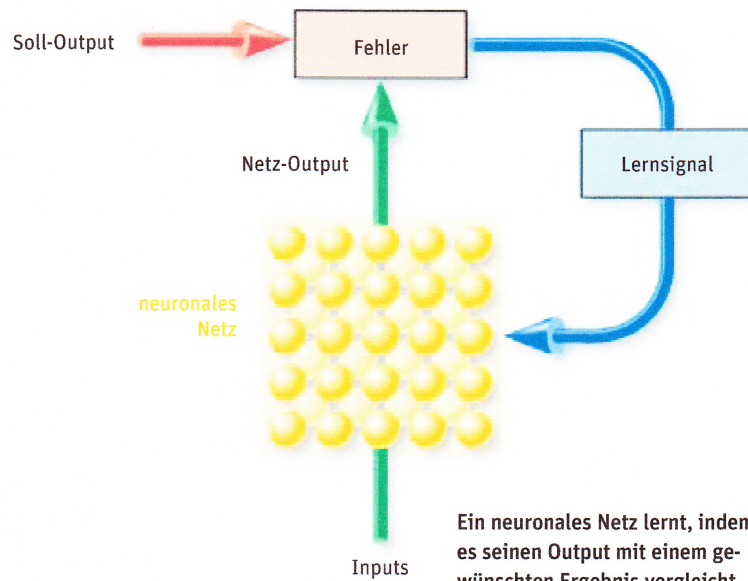
Das Prinzip wurde in vielen Beispielen
schon erfolgreich erprobt. So spaziert der Pas-
sivläufer, geeignet mit Motoren und einer
10 Steuerungseinheit ausgerüstet, auch auf einer
horizontalen Fläche elegant daher (Spektrum
der Wissenschaft 9/2006, S. 15). Desgleichen
können künstliche Hände komplexe Objekte
15 viel geschickter ergreifen, wenn sie statt star-
rer, präzise ansteuerbarer Fingerglieder wei-
che, flexible und damit menschenähnliche
Strukturen haben (Spektrum der Wissenschaft
5/2001, S. 60).

20 Das Prinzip der *morphological computation*
bringt die Roboter ihren biologischen Vorbil-
dern näher. Die resultierenden hoch speziali-
sierten Maschinen sind robuster gegen Stö-
rungen als bisherige Lösungen und erreichen
25 ihre Ziele mit erheblich geringerem Aufwand.
Ihre Entwicklung erfordert weniger den vor-
ausschauenden Programmierer als den krea-
tiven Designer, der sie auf den gewünschten
Zweck hin trimmt, so dass möglichst viel der
30 Rechenlast von der Physik des Körpers über-
nommen wird.

Einfühlung in den eigenen Körper

Uns beide interessiert allerdings eine noch
grundlegendere Frage. Lassen sich auch Robo-
35 ter realisieren, welche die in der Mechanik
ihres Körpers schlummernden Möglichkeiten
selbst entdecken und kreativ zur Entfaltung
bringen? Zunächst ist etwa eine Laufmaschine
ja nur eine Menge mechanischer Bauteile.
40 Diese sind verbunden durch Gelenke, die von
Motoren angetrieben werden. Außerdem gibt
es Sensoren, die körpereigene Kenngrößen
wie die aktuellen Gelenkwinkel zurückmelden
sowie Auskunft über die Umwelt geben. Bei
45 Energiezufuhr kann dieses aktive physikali-
sche System fast unendlich viele verschiedene
Bewegungen ausführen. Wir wollen ihm nun
eine Art Gehirn verpassen, das es befähigt,
sich in den vorgefundenen Körper einzufüh-
50 len. Indem es die *morphological computation*
startet, sorgt es dafür, dass der Roboter quasi
von selbst zu den ihm eigenen Bewegungs-
und Existenzformen findet.

In den Gehirnen von Lebewesen spielen
55 neuronale Netze eine entscheidende Rolle. Sie
bestehen aus Ensembles von Nervenzellen, die
jeweils über synaptische Kontaktstellen Sig-
nale von anderen Neuronen sowie Sensoren
empfangen, verarbeiten und weiterleiten. In



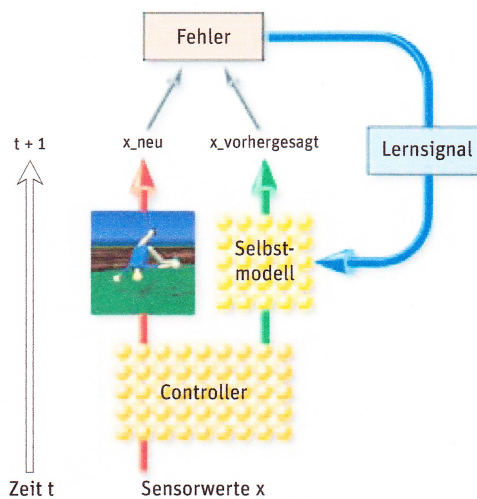
Ein neuronales Netz lernt, indem
es seinen Output mit einem ge-
wünschten Ergebnis vergleicht.
Die Abweichung zwischen bei-
den bildet den Fehler. Der Lern-
algorithmus passt die synapti-
schen Effektivitäten der Neuro-
nen in einer Weise an, dass der
5 Fehler minimiert wird. Dieser
Lernschritt wiederholt sich für
jeden neuen Input.

(D)

eine mathematische Sprache übersetzt, kann
man sich die einlaufenden Daten vereinfacht
als Spannungswerte vorstellen, die jeweils mit
einem Faktor – der Effektivität der beteiligten
Synapse – multipliziert und danach im Neu-
6 ron aufsummiert werden. Dieses leitet das Er-
gebnis, geeignet begrenzt, als Output an nach-
geschaltete Nervenzellen (oder die Muskeln
beziehungsweise Motoren) weiter.

Werden die derart modellierten Neurone 10
zu künstlichen Netzen verknüpft, lässt sich
damit jede Funktion realisieren, die zu einem
Input einen gewünschten Output liefert. Ent-
scheidend für praktische Anwendungen ist,
15 dass ein solches Netz diese Funktion anhand
von Beispielen erlernen kann. Dabei werden
seine Parameter, also die Effektivitäten der be-
teiligten Synapsen, nach einem bestimmten
Schema schrittweise angepasst. Für die Robo-
20 tik ist das ideal, weshalb künstliche neuronale
Netze seit vielen Jahren als lernfähige Ein-

Ein autonomer Roboter enthält
neben einem Controller, der
gemessene Sensorwerte in Be-
fehle an die Motoren umsetzt,
ein neuronales Netz, das anhand
der Steuerbefehle die nächsten
Sensorwerte vorhersagt und
mit denen vergleicht, die sich aus
den real beobachteten Motor-
aktionen ergeben. Die Abwei-
chung dient als Lernsignal für das
neuronale Netz, so dass seine
Vorhersage immer genauer wird.
Dieses Netz bildet somit ein
Selbstmodell, welches das Ver-
halten des Roboters zunehmend
besser beschreibt.

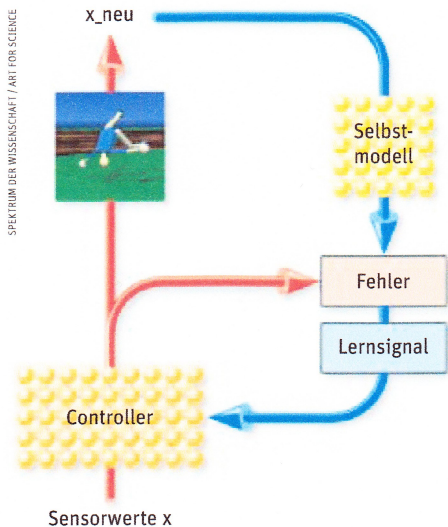


Ein autonomer Roboter enthält
neben einem Controller, der
gemessene Sensorwerte in Be-
fehle an die Motoren umsetzt,
ein neuronales Netz, das anhand
der Steuerbefehle die nächsten
Sensorwerte vorhersagt und
mit denen vergleicht, die sich aus
den real beobachteten Motor-
aktionen ergeben. Die Abwei-
chung dient als Lernsignal für das
neuronale Netz, so dass seine
Vorhersage immer genauer wird.
Dieses Netz bildet somit ein
Selbstmodell, welches das Ver-
halten des Roboters zunehmend
besser beschreibt.

(E)

F

Genauso wie das Selbstmodell das Verhalten des Roboters abzubilden lernt, kann man dem Roboter beibringen, sein Verhalten am Selbstmodell auszurichten. Dazu lässt man dieses nach Ausführung einer Motoraktion zu den neuen Sensorwerten passende Steuerbefehle ermitteln und vergleicht sie mit den tatsächlichen Befehlen des Controllers. Die Abweichung zwischen beiden dient nun als Lernsignal für den Controller, damit er Steuersignale erzeugt, die besser mit den Werten des Selbstmodells übereinstimmen.



1 heiten für die Steuerung und Modellierung dienen. Ein Roboter kann damit seine Fähigkeiten im Prinzip selbst erlernen und muss nicht erst aufwändig programmiert werden.

5 Für das »Gehirn« unserer Kunstwesen verwenden wir zwei neuronale Netze. Das eine fungiert als Steuerungseinheit (Controller), die aus den aktuellen Sensorwerten die neuen Signale für die Motoren berechnet. Das andere sagt voraus, welche Sensorwerte sich aus den neuen Motorsignalen ergeben werden. Damit dient es als Modell des Embodiments – also der mechanisch-physikalischen Eigenschaften – unseres Roboters. Sind nur »propriozeptive« Sensoren involviert, die körpereigene Kenngrößen liefern und nichts über die Umwelt aussagen, so kann man von einem Selbstmodell sprechen. Das Netz startet ohne jegliches Vorwissen, verbessert aber in jedem Zeitschritt seine Vorhersagefähigkeit durch Lernen.

20 Mit Hilfe des Modells lassen sich die Abläufe in der realen Welt »in Gedanken« durchspielen, was einer vorausschauenden Handlungsplanung dienen kann. Diese innere Repräsentation des realen Embodiments bezeichnet der Philosoph Thomas Metzinger von der Universität Mainz als Embodiment zweiter Ordnung. Sie spielt zweifellos eine wichtige Rolle in biologischen Systemen mit gewissen kognitiven Fähigkeiten.

30 Die Umsetzung von Sensorwerten in Motoraktionen durch das neuronale Netz der Steuerungseinheit ist ein erster Schritt, um das Verhalten des Roboters in kontrollierte Bahnen zu lenken. Stellen wir uns ein humanoides Kunstwesen vor, das 18 aktive Gelenke hat. Das Controller-Netzwerk bestehe dabei aus einer einzigen Schicht von Motorneuronen, die jeweils mit jedem Sensor synaptisch verknüpft sind. Daraus ergeben sich $18 \times 18 = 324$ anpassbare Parameter. Als Sensorwerte sollen

zunächst nur die aktuellen Gelenkwinkel in den Controller eingespeist werden. Dieser modifiziert sie gemäß seinen Parameterwerten und leitet das Ergebnis als Signale an die Motoren weiter. Der Roboter bewegt entsprechend seine Arme und Beine, was zu neuen Sensorwerten führt, die der Controller wiederum in Motorsignale umsetzt. Dieser Rückkopplungskreis, die so genannte sensomotorische Schleife, wird in der Praxis etwa 10- bis 50-mal pro Sekunde durchlaufen.

Die Steuerung mit neuronalen Netzen sorgt ganz automatisch für das Embodiment und damit die Verankerung des Verhaltens in den mechanisch-physikalischen Eigenschaften des Roboters; denn die Sensorwerte als Grundlage dieses Verhaltens stehen zwangsläufig in Einklang mit den physikalischen Gesetzen. Zum Beispiel können sich die Gelenkwinkel eines stark belasteten Arms nicht beliebig schnell verändern und nur unvollständig an die Sollwerte annähern. Das moderiert wiederum den Verlauf der Motorwerte, so dass die Bewegungen nicht roboterhaft eckig, sondern fließend aussehen.

Werde, was du bist

Doch es gibt noch ein anderes grundlegendes Problem. Wie sich im Experiment, aber auch bei der theoretischen Analyse herausstellte, führen fast alle Parameterkombinationen zu wenig sinnvollen Verhaltensweisen: Meist landen die Neurone in ihrem Sättigungsbereich. Unser humanoider Roboter erstarrt dann völlig verrenkt in extremen Gelenkwinkelpositionen. Die gesuchten »natürlichen« Bewegungsformen entsprechen eben nur winzigen Inseln in dem 324-dimensionalen Parameterraum.

Wie kann sich das Kunstwesen auf die Suche nach diesen Inseln begeben, ohne schon vorab über ein vollständiges Modell seines eigenen Verhaltens zu verfügen? Um herauszufinden, was seine Bewegungsformen sind, braucht es als notwendige, wenn auch keineswegs hinreichende Bedingung die Möglichkeit zur Selbstwahrnehmung. Dazu verhilft ihm das ständig mitlernende Selbstmodell. Damit kann er sich allmählich eine innere Vorstellung vom Verhalten seines Körpers in der Welt aufbauen und sie ständig verbessern. Wenn der Roboter eigenständig seine Fähigkeiten entwickeln soll, muss er zunächst einmal sein Verhalten mit den unbewussten Vorstellungen, die er (qua Selbstmodell) von sich hat, in Einklang bringen; in gewissem Sinn muss er also werden, was er (in seiner unbewussten Vorstellung von sich selbst) schon ist.

Das lässt sich in der Praxis relativ leicht realisieren. Der Controller muss dabei lernen, Verhaltensweisen zu generieren, die den Vor-

G

ZENTRALE BEGRIFFE

Embodiment: Gesamtheit der mechanisch-physikalischen Eigenschaften eines Roboters

embodied artificial intelligence: eine Form der künstlichen Intelligenz, welche die mechanisch-physikalischen Eigenschaften eines Roboters maximal ausnutzt

Embodiment zweiter Ordnung: innere, modellhafte Repräsentation des realen Embodiments

Emergenz: das spontane Entstehen von höheren Funktionen, die in den Einheiten des Systems nicht angelegt sind

morphological computation: Berechnungen, die ein Roboter auf Grund seines Embodiments gleichsam automatisch oder von selbst ausführt

FORTSETZUNG AUF S. 93

H

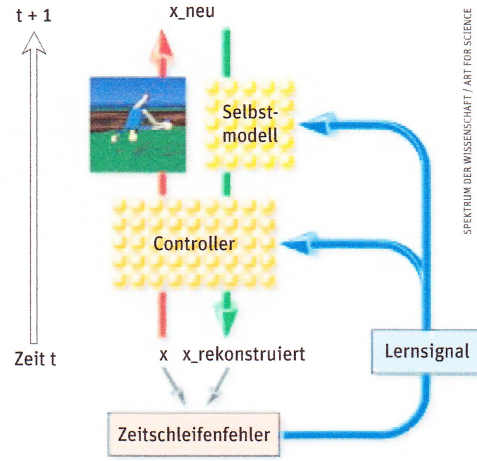
1 hersagen des Selbstmodells möglichst nahekommen. Zur Erläuterung wollen wir eines unserer gravitationsgetriebenen Vehikel betrachten. Obwohl das Gerät äußerlich wenig mit einem herkömmlichen Roboter zu tun hat, macht es die Rolle des Embodiments besonders klar. Es handelt sich um einen zylindrischen Körper mit zwei Kugeln im Innern, die sich von Servomotoren auf zwei senkrecht zueinander stehenden Achsen verschieben lassen. Dadurch verlagert sich der Schwerpunkt des Zylinders, und er fängt an zu rollen. Wegen seiner Masse reagiert er allerdings nur sehr träge. Das Gehirn muss sich darauf einstellen und das richtige »Taktgefühl« entwickeln, um die Walze gezielt zu bewegen.

Wenn wir ihm nun die Kontrolle übergeben, erleben wir zunächst eine Enttäuschung. Die Walze bleibt nämlich einfach liegen. Genau betrachtet überrascht das nicht; denn in diesem Fall sind die Sensorwerte konstant, was das Selbstmodell am besten darstellen kann. Versetzen wir der Walze jedoch einen Stoß, geschieht etwas Interessantes. Der Zylinder beginnt allmählich immer schneller zu rollen, bremsst nach Erreichen einer gewissen Höchstgeschwindigkeit ebenso zielstrebig bis zum Stillstand ab und wiederholt den gleichen Vorgang, nur in entgegengesetzter Richtung.

Wie eine genauere Analyse zeigt, resultiert dieses Verhalten aus dem Spannungsfeld zwischen realem und virtuellem Embodiment. Unser recht einfaches Selbstmodell braucht Zeit, um das Verhalten des Zylinders bei einer bestimmten Geschwindigkeit zu erlernen. Der ist inzwischen aber schon wieder schneller oder langsamer geworden. Wie sich herausstellt, regelt sich diese Beziehung allmählich ein, so dass sich nach längerer Zeit ein Zustand mit fester Geschwindigkeit – im allgemeinen ungleich null – herausbildet, der dann für immer erhalten bleibt.

Im übertragenen Sinn kann man sagen, dass der Roboter in dieser »Selbstfindungsphase« in mehr oder weniger definierter Weise seinen Bewegungsraum absucht. Er entwickelt also gleichsam von sich aus eine gewisse Neugier, die aber bald wieder erlischt. Auch Experimente mit komplexeren Robotern ergaben meist das Nichtstun oder stereotypes Handeln als vorherrschende Seinsweise – zumindest in einer statischen Welt. Das ist, wie gesagt, nicht wirklich überraschend, denn die (unmittelbaren) Folgen des Nichtstuns kann das Selbstmodell natürlich am besten vorhersagen.

Ganz allgemein zeigt ein Roboter, der dem Imperativ »Werde, was du bist« gehorcht, keinen eigenen Innovationsdrang und auch kein dauerhaftes Neugierverhalten. Jeder Versuch, Neues zu wagen, wird schnell unterdrückt,



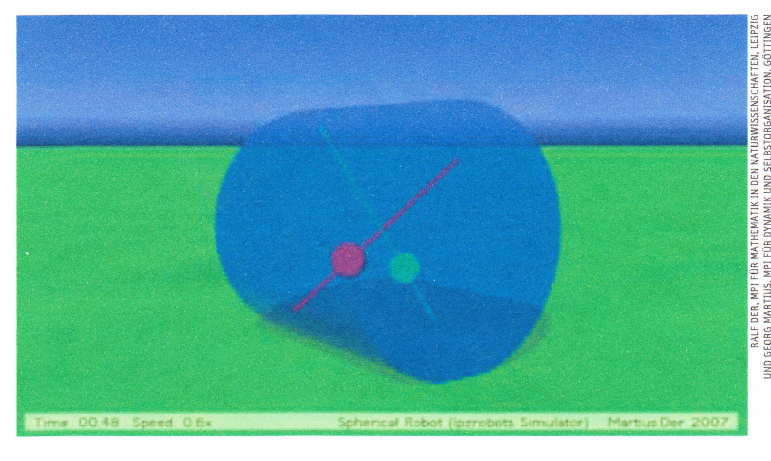
Bei gegenseitiger Anpassung von Controller und Selbstmodell gelangt ein Roboter nach dem Durchlaufen vieler möglicher Zustände letztlich in einen stabilen Endzustand. Das lässt sich vermeiden, wenn man den Lernvorgang rückwärts in der Zeit ablaufen lässt. Dafür muss das Selbstmodell, statt aus den alten Sensorwerten die neuen vorherzusagen, aus den neuen die alten rekonstruieren und mit den tatsächlichen vergleichen. Die Abweichung zwischen beiden wird nun durch Anpassung von Controller und Selbstmodell minimiert.

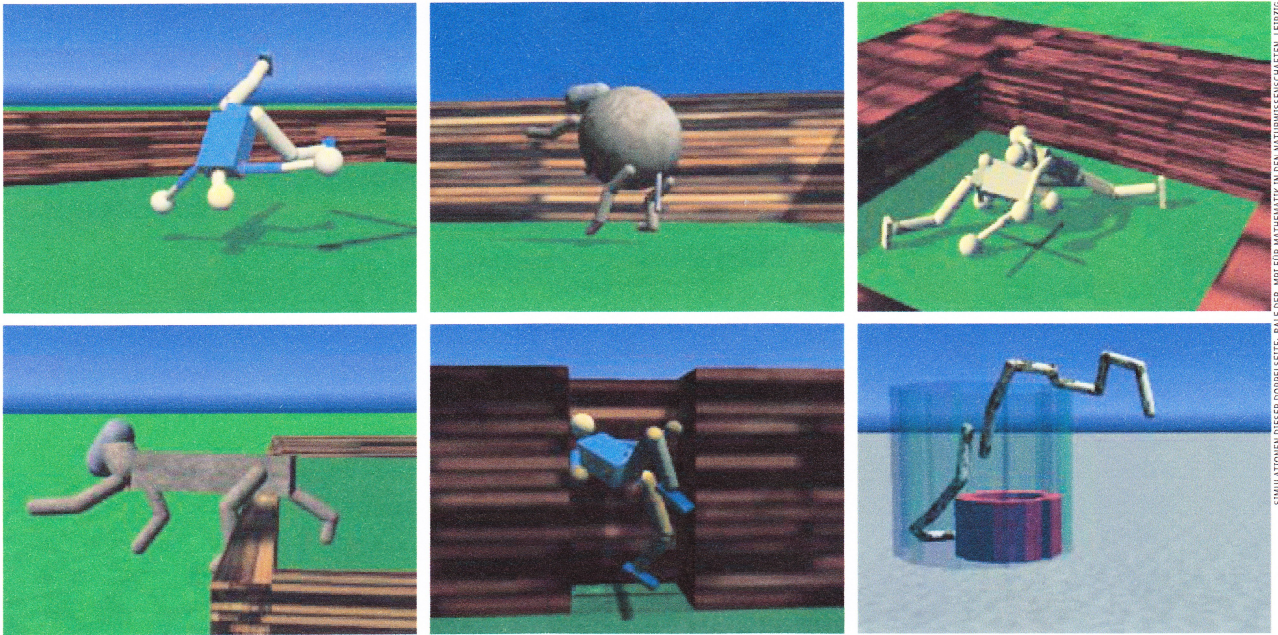
weil er Wissen über das Unbekannte voraussetzt. Trotzdem wurde ein Fortschritt gegenüber der früheren Situation erzielt, in der das Kunstwesen ohne diesen Imperativ ebenfalls in einem unveränderlichen Zustand erstarbt. Den Übergang ins Nichtstun realisiert der Roboter nun auf seine eigene – um nicht zu sagen: persönliche – Weise und je nach seinen Kenntnissen, die er bis dahin über sich und seinen Körper erworben und im Selbstmodell abgespeichert hat. Wäre Zur-Ruhe-Kommen das Ziel, könnte man sagen, dass er gelernt

EINE SELBST LERNENDE WALZE

I

Was passiert, wenn man einen Controller, der sein Verhalten am Selbstmodell des Roboters ausrichtet, mit einem Selbstmodell kombiniert, das sich dem Verhalten des Roboters kontinuierlich anzupassen versucht? Gut beobachten lässt sich das an einer Walze mit zwei Gewichten in ihrem Inneren, die von Servomotoren längs zweier Achsen verschoben werden können. Wenn man den Zylinder anstößt, beschleunigt er zunächst, bremsst dann, stoppt und beginnt sich in die andere Richtung zu bewegen. Dieser Vorgang wiederholt sich mehrfach, so dass die Walze hin- und herrollt, bis sie irgendwann bei einer gleichmäßigen Bewegung endet. Der Grund dafür ist, dass das Selbstmodell dem veränderlichen realen Verhalten des Zylinders hinterherhinkt und dieser mit seinen Anpassungen an das Selbstmodell ebenso wenig nachkommt.





SIMULATIONEN DIESER DOPPELSEITE: RALE DER. MPT FÜR MATHEMATIK IN DEN NATURWISSENSCHAFTEN, LEITZIG UND GEORG MARTIUS, MPT FÜR DYNAMIK UND SELBSTORGANISATION, GÖTTINGEN

J

Künstliche Wesen mit zeitumgekehrtem Lernen zeigen aus sich heraus einen Drang, das ganze Spektrum ihrer Bewegungs- und Verhaltensmöglichkeiten zu erkunden. Roboterhunde können so zum Beispiel wie aus purem Spieltrieb ohne Anleitung über einen Zaun klettern. Schlangenförmige Kunstwesen winden sich aus ihrem Behältnis. Humanoide Roboter probieren manchmal einen Salto oder verhalten sich, als wollten sie aus beengenden Situationen ausbrechen. Treffen zwei von ihnen aufeinander, vollführen sie eine Art Ringkampf.

1 hat, die speziellen mechanisch-physikalischen Gegebenheiten seines Körpers im Sinn einer *morphological computation* optimal zum Erreichen dieses Ziels einzusetzen.

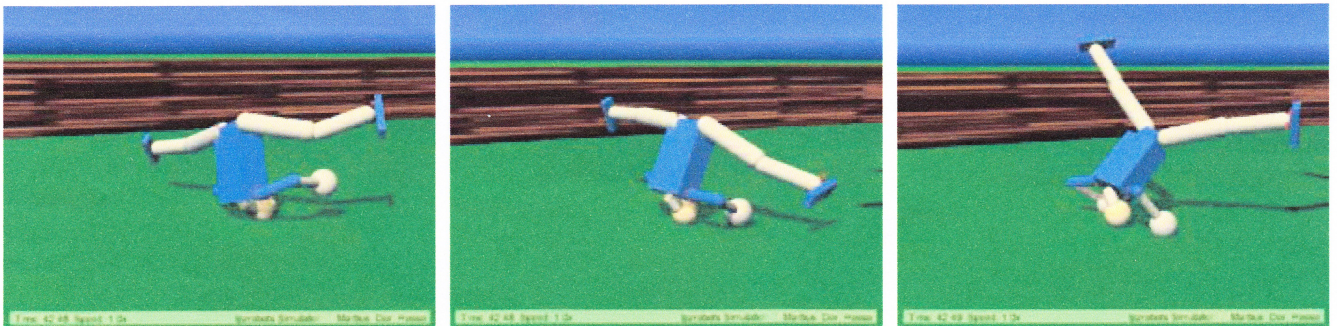
5 Der Versuch eines Ausgleichs zwischen innerer und äußerer Welt scheint mehr oder weniger zwangsläufig zur Stabilisierung des Verhaltens in fixen Zuständen zu führen. Das erinnert an den zweiten Hauptsatz der Thermodynamik, der das Schicksal jedes (hinreichend komplexen) abgeschlossenen Systems festlegt. Gnadenlos verheißt er den Zerfall jeglicher Ordnung in Raum und Zeit. Damit bestimmt er die Richtung des Zeitpfeils und sorgt dafür, dass sich die Zeit nicht zurückdrehen lässt.

Werde, was du sein kannst

20 Unser Roboter lebt damit eigentlich in der falschen Welt. Das ist schade, denn nach obigem Prinzip angelernt, könnte er in einem zeitumgekehrten Kosmos fantastische Dinge vollbringen. Wir brauchen uns dazu nur vorzustellen, einen Film seines Verhaltens in der »normalen« Welt rückwärts abzuspielen. Der

sonst aufs Nichtstun erpichte Roboter würde plötzlich von sich aus interessante, ihm gemäße Aktivitäten entfalten. Untätigkeit oder Verharren in Verhaltensstereotypen erschiene instabil und würde einer gesunden Neugier weichen.

5 Offenbar ist die Kombination von Leben und Lernen in Welten entgegengesetzter Zeitrichtung eine produktive Angelegenheit. Natürlich lässt sich in der physikalischen Realität, in der unser Roboter lebt, der Zeitpfeil nicht umkehren. Zum Lernen aber können wir ihn sehr wohl in eine zeitumgekehrte Welt schicken. Das ist sogar relativ einfach; denn mit dem Selbstmodell lässt sich die Dynamik nicht nur vorwärts, sondern fast genauso gut auch rückwärts in der Zeit modellieren. Wie vorher berechnet der Controller aus den Sensorwerten die neuen Motorwerte und schickt sie an den Roboter, der sich entsprechend verhält. Ergebnis sind neue Sensorwerte. Im Unterschied zu vorher sagt das Selbstmodell jedoch nicht sie voraus, sondern rekonstruiert aus ihnen die vorangegangenen Sensorwerte



» FORTSETZUNG VON S. 90

K

1 und vergleicht sie mit den tatsächlichen. Die Abweichung zwischen beiden ist nun die Größe, die es zu minimieren gilt. Da die Schrittfolge vom alten Sensorwert zum neuen und dann zurück zum (rekonstruierten) alten eine Zeitschleife darstellt, nennen wir die zu minimierende Größe den Zeitschleifenfehler.

10 Indem der Controller lernt, diesen Fehler zu verringern, und sich dabei in jedem Zeitschritt ein wenig verbessert, gestaltet er das von ihm gesteuerte Verhalten in der zeitumgekehrten Modellwelt stabiler. In der realen Welt dagegen wird das Verhalten mehr in Richtung Instabilität getrieben. Freilich geschieht das nicht irgendwie, sondern nach dem Wissen, das intern im Selbstmodell schon repräsentiert ist. Damit bleibt die Destabilisierung unter Kontrolle, und die Gefahr, dass das System ins Chaos abdriftet, wird vermieden.

20 Trotzdem bedeutet die Destabilisierung in der realen Welt auch immer einen Schritt ins Ungewisse. Auf diese Weise werden neue dynamische Aspekte des mechanisch-physikalischen Systems, also des Roboterkörpers, versuchsweise angeregt, was potenziell neue Verhaltensmuster hervorbringt. Dabei lernt das Selbstmodell immerzu mit und passt sich so ständig den neuen Bedingungen an. Insgesamt entwickelt der Roboter ganz aus sich heraus einen auf die Erkundung seiner Möglichkeiten gerichteten Drang zur Aktivität: Er bleibt nicht auf einer Entwicklungsstufe stehen, sondern probiert aus, was er alles sein kann.

35 Mathematische Untersuchungen zeigen, dass die Minimierung des Zeitschleifenfehlers den Roboter genau in den Bereich zwischen Ordnung und Chaos treibt, in dem nach Ansicht vieler Wissenschaftler auch lebende Systeme agieren. Das skizzierte, zunächst recht abenteuerlich wirkende Vorgehen konnte in den vergangenen Jahren in ein robustes Lernverfahren umgesetzt werden, das sich bei vielen Anwendungen sowohl mit realen Robotern als auch in realistisch simulierten virtuellen Welten bewährt hat.

45 Für den Nachweis der Allgemeingültigkeit unseres Prinzips haben wir uns eine Reihe von

1 recht stringenten Vorgaben ausgedacht. Zunächst einmal soll unser »Gehirn« nicht speziell auf den zugehörigen Körper zugeschnitten sein. Nur die Zahl der Motorneurone und die der sensorischen Inputs wird individuell angepasst; im Übrigen bleibt das neuronale Netzwerk für alle Roboter, an die esgeschlossen wird, strukturell gleich. Unser Lernverfahren sorgt dann dafür, dass (fast) jeder beliebige Roboter in seiner Umgebung mit der Zeit in spielerischer Weise Bewegungsformen entwickelt, die für sein jeweiliges Embodiment – also seine Gestalt sowie motorische und sensorische Ausstattung – als natürlich erscheinen.

Das Zeitschleifenprinzip in Aktion

Lassen wir das Gehirn unserer Walze nach dem neuen Prinzip lernen, dann spielt die Maschine wieder ihre verschiedenen Möglichkeiten durch. Allerdings beschleunigt sie jetzt auch aus der Ruhelage heraus scheinbar zielgerichtet – das Nichtstun ist erwartungsgemäß instabil geworden. Sie endet auch nicht in einem festen Zyklus wie zuvor, sondern bleibt immer innovativ. Analog verhalten sich 25 Kugelroboter mit drei zueinander senkrechten Achsen und unterschiedlicher Sensorik. Allerdings entwickeln sie noch wesentlich komplexere Bewegungsmuster, die auf unserer Videoseite im Internet (<http://robot.informatik.uni-leipzig.de/videos/>) zu sehen sind.

Dort finden sich auch noch viele weitere Beispiele. Der geneigte Betrachter mag in den Bewegungsformen eine gewisse eigenständige Lebendigkeit erkennen. In der Tat bewegt sich 35 eine hundeförmige Maschine nach einiger Zeit hundeeartig. Verpflanzt man ihr Gehirn in eine Schlange (mit entsprechender Anzahl von Sensoren und Motoren), so entwickelt dieses neue Wesen sehr bald ganz andere, ihm gemäße Bewegungsformen, die durchaus schlangenartig anmuten.

Oft haben uns unsere Roboter zum Staunen gebracht. So probieren die von uns entwickelten Humanoiden in der Simulation völlig aus sich heraus sogar Überschläge, Kopf-

Paradigma: Der erkenntnistheoretische Ausdruck beschreibt ein wissenschaftliches Denkmuster samt den zugehörigen Grundannahmen, Fragestellungen, experimentellen Vorgehensweisen und Deutungen von Versuchsergebnissen. Meist spiegelt ein Paradigma einen allgemein anerkannten Konsens wider.

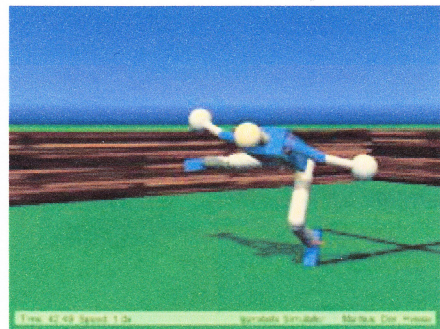
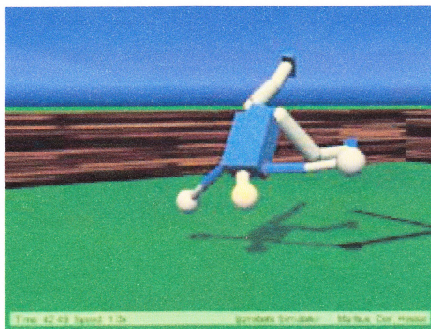
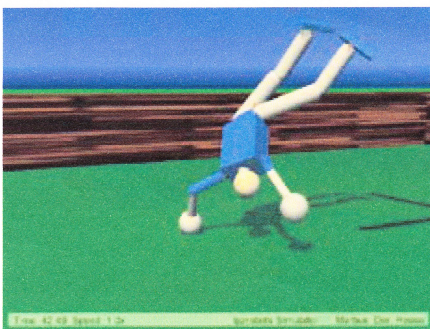
sensorische Schleife: Zyklus, in dem der Controller des Roboters auf der Basis von Sensorwerten Motoraktionen veranlasst, welche zu neuen Sensorwerten führen, die dann wieder Ausgangspunkt für neue Motoraktionen sind

Zeitschleife: Zyklus, bei dem aus neuen Sensorwerten, die aus einer Motoraktion folgen, die vorangegangenen Sensorwerte rekonstruiert und mit denen verglichen werden, auf denen die Motoraktion tatsächlich beruhte

Zeitschleifenfehler: Abweichung zwischen den aus den neuen Sensorwerten rekonstruierten und den tatsächlichen alten Sensorwerten; ihre Minimierung verhilft dem Roboter zu einem Verhalten, bei dem er seine Möglichkeiten von sich aus erprobt

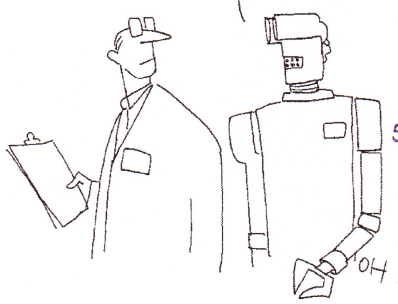
Ein humanoider Roboter macht spontan einen nie zuvor gelernten Rückwärtsüberschlag.

L



M

UND WER HAT IHNEN DEN FREIEN WILLEN EINPROGRAMMIERT?



Ralf Der (links) war Professor am Institut für Informatik der Universität Leipzig und gehört nach seiner Emeritierung dem Leipziger Max-Planck-Institut für Mathematik in den Naturwissenschaften an. Er beschäftigt sich mit der Theorie neuronaler Netze und ihrer Anwendung in der Robotik sowie mit Selbstorganisation und Informationstheorie. **Nihat Ay** leitet die Gruppe »Informationstheorie Kognitiver Systemen« am Max-Planck-Institut für Mathematik in den Naturwissenschaften und ist Privatdozent für Mathematik an der Universität Leipzig. Als externer Professor des Santa Fe Institute (New Mexico) wirkt er an der Theoriebildung zum Thema »Komplexität und Robustheit von Systemen mit.

Ay, N., Polani, D.: Information Flows in Causal Networks. In: *Advances in Complex Systems* 11, S. 17–41, 2008.
Der, R. et al.: Predictive Information and Emergent Cooperativity in a Chain of Mobile Robots. In: *Proceedings ALifeXI*, MIT Press, 2008.
Der, R. et al.: Rocking Stumper and Jumping Snake from a Dynamical System Approach to Artificial Life. In: *Journal of Adaptive Behavior* 14, S. 105–115, 2006.
Der, R.: Self-Organized Acquisition of Situated Behavior. In: *Theory in Biosciences* 120, S. 1–9, 2001.

Weblinks zum Thema finden Sie bei www.spektrum.de/artikel/1017411.

1 stand und elementare Kletterbewegungen. Solche emergenten Bewegungsformen sind offensichtlich durch das jeweilige Embodiment des Roboters bestimmt.

5 Wunder gibt es aber auch hier nicht. Natürlich würden wir uns wünschen, dass die Schlange zu kriechen und der Hund zu laufen oder gar zu rennen anfängt. Aber solche hochspezifischen Bewegungsformen sind unter einem extremen Selektionsdruck in Jahrtausenden der Evolution entstanden und bilden nur einen winzigen Ausschnitt aus dem Spektrum sämtlicher Bewegungsformen, die zu einem Wesen passen. Deshalb kann man nicht erwarten, dass unsere Roboter sie unter der Unzahl von Möglichkeiten bevorzugen. Es handelt sich eben »nur« um neugierige, verspielte Wesen. Obwohl sie uns immer wieder mit ausgefallenen Bewegungsmustern überraschen, deren Natürlichkeit und Eleganz mit klassischen Ansätzen kaum zu erreichen wäre, reproduzieren sie nichts davon gezielt für einen bestimmten Zweck – etwa um möglichst schnell voranzukommen.

25 Informationstheoretische Ansätze

Unser Verfahren hat auch interessante Bezüge zur modernen Komplexitätsforschung. In jüngster Zeit gab es hier neue Entwicklungen, die auf die Informationstheorie zurückgreifen und in der Informationsgeometrie eine elegante Formulierung gefunden haben.

Die aufeinander folgenden Sensorwerte eines Roboters lassen sich als Zeichenkette schreiben. Der US-Mathematiker Claude E. Shannon hat die in einer solchen Kette steckende Information mit der relativen Häufigkeit der einzelnen Zeichen verknüpft. Jedes von ihnen enthält demnach umso mehr Information, je seltener es vorkommt.

40 Die Shannon-Information erreicht ihr Maximum, wenn alle Zeichen, in unserem Fall also alle Sensorwerte, gleich häufig auftreten. Das aber bedeutet, dass sich der Roboter völlig chaotisch verhält. Für unseren Humanoiden ist deshalb eine andere Art von Information relevant, die in der Zeitstruktur seiner Sensorwerte steckt. Es handelt sich um diejenige, die man aus der Kenntnis der Vergangenheit nutzen kann, um den zukünftigen Verlauf der Zahlenfolge vorherzusagen.

50 Warum ist diese so genannte prädiktive Information bei einem komplexen Verhalten am höchsten? Um das zu verstehen, wollen wir zwei Extremfälle betrachten. Den einen ver-

körpert der völlig chaotische Roboter, der eine praktisch zufällige Abfolge von Sensorwerten produziert. Diese hat zwar eine sehr hohe Shannon-Information. Für die Vorhersage des zukünftigen Verlaufs, der wiederum allein vom Zufall bestimmt wird, ist sie aber praktisch wertlos. Den anderen Extremfall stellt der völlig untätige Roboter dar, dessen Sensorwerte sich überhaupt nicht ändern. Seine Zukunft lässt sich zwar zu 100 Prozent vorhersagen, aber dazu muss man kaum etwas wissen. Die prädiktive Information der vergangenen Sensorwerte ist deshalb ebenfalls praktisch gleich null.

Der Maximalwert der prädiktiven Information muss also bei einem Verhalten zwischen den beiden Extremen liegen – dort, wo Zufall und Gesetzmäßigkeit sich in etwa die Waage halten. Das aber entspricht genau dem Verhaltensbereich, der sich aus dem Zeitschleifenprinzip ergibt. Genaueren Untersuchungen zufolge sind die Maximierung der prädiktiven Information und die Minimierung des Zeitschleifenfehlers im Wesentlichen äquivalent.

25 Vielleicht sind wir damit einem allgemeinen Prinzip auf die Spur gekommen. Wie unsere Experimente zeigen, sollten künstliche Wesen besonders kreativ, autonom und entwicklungsfähig sein, wenn die prädiktive Information ihrer Sensorwerte maximal wird. Ähnliches könnte für natürliche Wesen gelten. Dann wäre die Maximierung der prädiktiven Information oder verwandter Informationsmaße auch ein Grundprinzip der Biologie.

35 Die von uns entwickelten Strategien verhehlen beliebigen, mit Sensoren und Motoren ausgestatteten Maschinen zu einer Art Eigenleben. Ein immer gleichartig konstruiertes und auf dieselbe Weise funktionierendes »Gehirn« entwickelt ein Gespür dafür, wie sich die natürlichen Bewegungsformen des jeweiligen Körpers zur Entfaltung bringen lassen. Das geschieht in spielerischer Weise ohne vorgegebenen Zweck oder von außen gesteckte Ziele. So entstehen und vergehen die Verhaltensformen in einer immer währenden, scheinbar zufälligen Abfolge. Unser Robotergehirn ist beliebig kreativ, aber genauso vergesslich.

Für eine Höherentwicklung müssen stabilere Bewegungsmuster in einem Langzeitgedächtnis abgespeichert werden. Mit ihnen als Bausteinen können dann auch zunehmend komplexere Verhaltensweisen entstehen. Außerdem bietet sich so die Möglichkeit, den selbstbestimmten Entwicklungsprozess von außen durch Lob und Tadel in gewünschte Bahnen zu lenken. Erste Ergebnisse haben wir gemeinsam mit Georg Martius vom Max-Planck-Institut für Dynamik und Selbstorganisation in Göttingen schon erzielt.