

Modellbildung zu Sensomotorischen Antizipationsprozessen

Andrea Scheidig
Fachgebiet Neuroinformatik und Kognitive Robotik
Technische Universität Ilmenau
Andrea.Scheidig@tu-ilmenau.de

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird die Wahrnehmung als die aktive Vorhersage bzw. „interne Simulation“ der sensorischen Konsequenzen eigener Handlungen verstanden. Dazu wird eine Modellarchitektur vorgestellt und auf eine Problemstellung aus dem Bereich der sensomotorischen Koordination angewandt. Durch die mit dieser Modellarchitektur erreichten Verhaltensleistungen kann dann der Vorteil antizipations-basierter gegenüber reaktiven Systemen verdeutlicht werden, die keine längerfristige Vorhersage der Konsequenzen eigener Handlungen ermöglichen.

1 Einleitung

Basierend auf [6] wird nachfolgend ein handlungsorientierter Ansatz zur Wahrnehmung vorgestellt und seine praktische Anwendbarkeit durch einen experimentellen Nachweis für eine Problemstellung aus dem Bereich der sensomotorischen Koordination eines mobilen Systems gezeigt. Dieser handlungsorientierte Ansatz konzentriert sich bezüglich der zu modellierenden Wahrnehmungsleistungen ausschließlich auf die frühe Ebene eines einfachen Raum- und Formverständnisses eines selbständig agierenden mobilen Systems. Höhere kognitive Wahrnehmungs- und Planungsprozesse werden bewußt nicht betrachtet.

Die durch den Modellansatz generierten Verhaltensleistungen sind jedoch nur dann bewertbar, wenn die vom Modell generierten Handlungen auch real ausgeführt werden und die Erfüllung der Systemaufgabe damit beobachtbar ist. Für experimentelle Untersuchungen resultiert diese Forderung in der Nutzung eines realen bzw. simulierten sensomotorischen Systems, z.B. ein mobiler Roboter, der seine Umwelt sensorisch erfassen und aktiv auf sie einwirken kann [1]. Im Abschnitt 2 wird eine solche spezifische Experimentalumgebung diskutiert, die einen Vergleich der Verhaltensleistungen bei einer antizipations-basierten Handlungsauswahl und bei einer reaktiven zuläßt.

Es ist zu beachten, daß für die Bildung eines einfachen Raum- und Formverständnisses nur Wissen über allgemeine sensomotorische Zusammenhänge betrachtet wird, daß an jeder Position in der Umwelt und damit auch in den Experimentalszenarien vorhanden sein kann. Die Auswahl geeigneter motorischer Handlungen erfolgt damit unabhängig von der konkreten Position des sensomotorischen Systems in der Umwelt, woraus eine lokale Navigation resultiert.

Typische lokale Navigationsaufgaben aus dem Bereich der mobilen Robotik sind z.B. eine rechtzeitige Hindernis- bzw. Sackgassenvermeidung oder die Realisierung eines Andockmanövers. Unabhängig von der jeweils spezifischen Aufgabe ist die Voraussetzung für eine erfolgreiche lokale

Navigation, daß das reale System seine eigenen physischen und mechanischen Eigenschaften und Einschränkungen, wie seine Trägheit oder seinen eventuell eingeschränkten Handlungsraum, berücksichtigt. Ein mobiles System, das nicht fähig ist, Wissen über seine Einschränkungen, verbunden mit den sensorischen Konsequenzen, zu erwerben und diese auch bei der Erfüllung seiner Systemziele zu beachten, kann kein erfolgreiches Navigationsverhalten realisieren. Zur Veranschaulichung dieser Problematik sind in Abbildung 1 zwei lokale Navigationsaufgaben dargestellt.

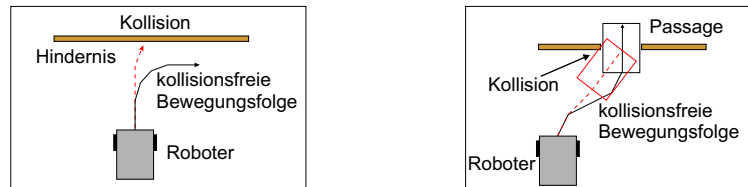


Abbildung 1. Wirkung einer möglichen mechanischen Systemeigenschaft auf lokale Navigationsprobleme. In diesen Beispielen wurde ein System mit einem eingeschränkten Handlungsspektrum genutzt. Diese Einschränkung bewirkt, daß das System keine Drehungen auf der Stelle ausführen kann, was bei der Handlungsauswahl für eine systemaufgabenspezifische Interaktion mit der Umwelt jedoch zu berücksichtigen ist. **Links:** Das eingeschränkte Handlungsspektrum ist durch das System z.B. dann zu beachten, wenn das Systemziel in der Realisierung einer kollisionsvermeidenden, möglichst geradlinigen und schnellen Fahrt besteht. **Rechts:** Gleiches gilt auch für die Bewegung durch eine enge Passage, die nur aus einem geeigneten Anfahrtswinkel möglich ist.

Zur Realisierung des Wahrnehmungsansatzes wird im Abschnitt 3 eine Modellarchitektur vorgestellt, die eine aktive Vorhersage der sensomotorischen Konsequenzen eigener Systemhandlungen ermöglicht und somit eine Umsetzung des generativen Wahrnehmungskonzeptes ist. Eine wesentliche Eigenschaft dieser Modellarchitektur ist dabei die antizipations-basierte Handlungsauswahl, realisiert mittels *paralleler Planungsmechanismen*. Ausgehend von einer sensorisch erfaßten realen Umweltsituation können dabei alternative sensomotorische Hypothesensequenzen parallel vorhergesagt und bewertet werden. Außerdem ermöglicht die dabei genutzte Aktivierungsdynamik der Neuronen ein *any-time* Verhalten des Systems, wodurch in der noch voranschreitenden Planungsphase jederzeit eine Handlungsauswahl möglich ist. Zudem erfüllen alle in der Modellarchitektur genutzten Lernmechanismen den Anspruch der *on-line* Fähigkeit.

Im Abschnitt 4 werden anschließend die in der vorgestellten Experimentalumgebung mit der Modellarchitektur erreichten Verhaltensleistungen vorgestellt und diskutiert. Abschließend erfolgt in Abschnitt 5 eine Zusammenfassung.

2 Experimentalumgebung

Als reales sensomotorisches System wurde der mobile Miniaturroboter KHEPERA genutzt. Der KHEPERA ist eine Experimentalplattform, die, im besonderen durch die integrierten und erweiterbaren Sensoriken aber auch aufgrund ihrer geringen Größe, flexibel einsetzbar ist und daher häufig als Plattform für experimentelle Untersuchungen in einfachen Laborumwelten dient.

Zur sensorischen Erfassung der Umwelt besitzt der KHEPERA unterschiedliche Sensoriken. Die für uns wesentliche Sensorik ist dabei der visuellen Art (omnidirektionale Farbbildkamera). Eine weitere Sensorik des KHEPERA sind die Infrarot-Sensoren, die in dieser Arbeit jedoch nur zur Kollisionsdetektion genutzt werden.

Die motorische Ansteuerung des KHEPERA erfolgt über zwei getrennt ansteuerbare Schrittmotoren, durch die bei einer Navigation auch Drehungen des Roboters auf der Stelle prinzipiell möglich

sind. Für die Problemstellungen dieser Arbeit wurde der KHEPERA jedoch bewußt durch eine softwaretechnische Einschränkung der ausführbaren Motorkommandos als ein *nicht-holonomes* System realisiert. Damit wird analog zu den in Abbildung 1 dargestellten schematischen Beispielen eine zu einfache Kollisionsvermeidung durch ein einfaches Drehen des Roboters auf der Stelle künstlich verhindert. Ausweichbewegungen vor Hindernissen müssen daher für eine erfolgreiche Kollisionsvermeidung *rechtzeitig* begonnen werden. Somit wird durch die Nutzung eines nicht-holonomen Verhaltens ein recht einfacher Vergleich antizipations-basierter Systeme gegenüber rein reaktiven, die keine aktive Vorhersage der Konsequenzen eigener Handlungen erlauben, möglich.

Zur Ansteuerung der Schrittmotoren des KHEPERA wurden spezifische Motorkommandos a_i definiert, die aus einem Lenkwinkel ϕ und einem zurückzulegenden Weg d bestehen. Die Einschränkung des Handlungsspektrums erfolgt dabei durch die Vorgabe eines Mindestweges d , der bei jeder Handlung auszuführen ist und somit die prinzipiell mögliche Drehung des KHEPERA auf der Stelle verhindert. Weiterhin wird durch die Wahl eines kleinen maximalen Lenkwinkels auch verhindert, daß das System durch eine einzelne Drehung vor einem Hindernis eine Kollisionsvermeidung realisiert, wodurch wiederum eine gewisse Vorausschau erzwungen wird. Abgeleitet aus diesen Betrachtungen wurde zur praktischen Realisierung der motorischen Handlungen ein diskretes Spektrum mit drei Handlungen genutzt; „Drehung nach links“ ($\phi = -22.5^\circ, d = 2 \text{ cm}$), eine „Drehung nach rechts“ ($\phi = 22.5^\circ, d = 2 \text{ cm}$) und eine „geradlinige Fahrt“ ($\phi = 0^\circ, d = 2 \text{ cm}$).

Szenario und Systemaufgabe: Zum Nachweis der Vorteile antizipations-basierter Systeme kann bereits ein sehr einfaches Experimentalszenario ohne zusätzliche Hindernisse genutzt werden. Die Systemaufgabe ist die kollisionsvermeidende und möglichst geradlinige Navigation, wobei das mobile System bei einem solchen Experimentalszenario nur an den Szenariobegrenzungen eine kollisionsvermeidende Navigation realisieren muß. Die Draufsicht auf eine entsprechende Laborumwelt ist in der Abbildung 2 links dargestellt. Obwohl diese Laborumwelt eine sehr geringe Komplexität besitzt, kann eine erfolgreiche kollisionsvermeidende Navigation unter Beachtung des eingeschränkten Handlungsspektrums des KHEPERA nur durch gewisses antizipations-basiertes Verfahren realisiert werden (siehe Abbildung 2 rechts).

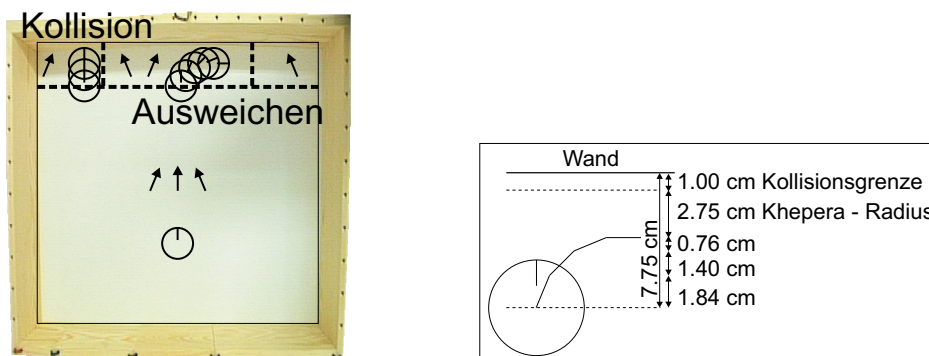


Abbildung 2. Links: Draufsicht auf die Laborumwelt, die zum Nachweis der Antizipationsfähigkeit der Modellarchitektur genutzt wird. Zur Realisierung einer kollisionsvermeidenden geradlinigen Fahrt, muß der KHEPERA lernen, eine der in einem jeweils durch unterbrochene Linien abgegrenzten Szenariobereich angegebenen Handlungen ausführen. Rechts: Aufgrund des eingeschränkten Handlungsspektrums muß der KHEPERA zur Realisierung einer kollisionsvermeidenden Navigation spätestens 7.75 cm frontal vor einer Wand mit Ausweichbewegungen beginnen und benötigt aufgrund des Betrags des maximal möglichen Lenkwinkels von $|\phi| = 22.5^\circ$ mindestens vier Lenkbewegungen. Die resultierende Bewegungstrajektorie bezogen auf die Abmessungen des KHEPERA ist ebenso dargestellt.

Versuchsbedingungen: Zur Vergleichbarkeit der experimentellen Untersuchungen erfolgten alle Lernprozesse bzw. die Auswertung des generierten Verhaltens unter Nutzung von vorab gespeicherten Datensätzen. Der Trainingsdatensatz wurde während einer durch einen Zufallsprozeß gesteuerten Handlungsauswahl des KHEPERA über 10052 Handlungen aufgezeichnet. Dieser Datensatz umfaßt also typische erlebte sensorisch erfaßten Situationen zusammen mit der jeweils ausgeführten Handlung und dem realen Reinforcement-Signal.

Außerdem wurden zwei Testdatensätze genutzt, die der Auswertung des erworbenen Verhaltenswissens dienen. Zur Bildung dieser Datensätze erfolgte an den in Abbildung 3 dargestellten, äquidistant verteilten Szenariopositionen die Aufnahme von Kamerabildern in den für den entsprechenden Datensatz angegebenen unterschiedlichen Ausrichtungen des KHEPERA. Aufgrund von Kameraräuschen und Beleuchtungsschwankungen wurde zur statistischen Absicherung an jeder Szenarioposition und in jeder Roboterausrichtung das Kamerabild jeweils zehn- (Abbildung 3 links) bzw. fünfmal (Abbildung 3 rechts) wiederholt aufgenommen.

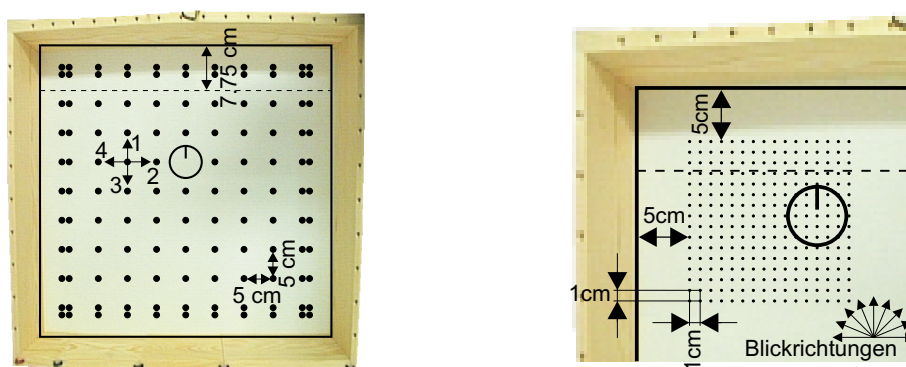


Abbildung 3. Die Szenariopositionen, an denen die in den Testdatensätzen enthaltenen sensorischen Situationen aufgenommen wurden, sind in der jeweiligen Darstellung mit einem Punkt markiert, wobei die exemplarisch dargestellten Pfeile die jeweiligen Ausrichtungen des KHEPERA kennzeichnen. Außerdem verdeutlicht die unterbrochene Linie die Szenarioposition, an der Ausweichbewegungen spätestens zu beginnen sind, wenn sich der KHEPERA auf die oben dargestellte Wand hin bewegt. **Links:** Zur groben Abtastung des Szenarios wurde an 11×11 Positionen in jeweils 4 Ausrichtungen (aller 90°) ein Kamerabild aufgenommen. **Rechts:** Zur verfeinerten Auswertung der Verhaltensergebnisse erfolgte in einer Ecke des Szenarios an 16×16 Positionen in den jeweils 9 dargestellten Ausrichtungen (alle 22.5°) die Aufnahme eines jeweiligen sensorischen Eindrucks.

3 Modellarchitektur

3.1 Situationsrepräsentationen im Kontext von Stabilität und Plastizität

Für die Modellierung sensomotorischer Problemstellungen ist es wesentlich, daß bereits erlebte sensorische Beobachtungen stabil repräsentiert und nicht vergessen werden. Nur dann kann auch mit diesen Eindrücken verbundenes Verhaltenswissen erhalten bleiben. Ebenso muß eine Erweiterung oder Modifikation einer gebildeten Repräsentation um neue, noch nicht erlebte Eindrücke möglich sein, wiederum ohne bereits repräsentierte zu vergessen. Diese beiden Forderungen resultieren im sogenannten *Stabilitäts-Plastizitäts-Dilemma*.

Praktisch häufig genutzte Realisierungen zur Repräsentation sensorischer Eindrücke sind die neuronalen Vektorquantisierer, wie die Self-Organizing Feature Maps (SOFM) [4] und das Neural Gas

(NG) [5]. Da solche Systeme die Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung der Inputdaten approximieren, sind statistisch häufig präsentierte Inputdaten sehr genau repräsentierbar. Selten präsentierte Inputdaten werden dagegen nicht oder nur ungenau repräsentiert. Daher wird die *Stabilität* selten präsentierte Daten zugunsten der häufig präsentierte vernachlässigt. Werden einer stabilen Repräsentation noch nicht erlebte Daten vielleicht sogar häufig präsentiert, kann auch die *Plastizitätseigenschaft* nur eingeschränkt und abhängig von den genutzten Systemparametern gewährleistet werden.

Alternative Realisierungen neuronaler Karten, durch deren Nutzung das *Stabilitäts-Plastizitäts-Dilemma* entschärft werden kann, sind die Systeme der Adaptiven Resonanz-Theorie (ART) [3]. Durch die Gewichte der ART-Neuronen werden Unterräume im Eingangssignalraum aufgespannt, die sich während des Lernprozesses nur vergrößern können. Einmal repräsentierte Eingangssignale werden daher nicht mehr vergessen. Außerdem nutzen ART-Systeme den sogenannten *fast-learning-mode*, wodurch Inputdaten bereits nach einer einmaligen Präsentation in den Neuronengewichten repräsentiert werden. Dadurch bilden die ART-Systeme eine von der Wahrscheinlichkeitsdichte der Inputdaten unabhängige, jedoch von der Präsentationsreihenfolge (*erfahrungs-*)abhängige Repräsentation der Eingangssignale. Im Ergebnis benötigt ein ART-Netz zum Erlernen einer Repräsentation wesentlich weniger Datenpräsentationen als statistische Clusterer und kann auch selten vorkommende Inputdaten repräsentieren.

3.2 Grundstruktur

Die Grundstruktur der entwickelten Modellarchitektur (siehe Abbildung 4) ist eine aus *sensorischen Assemblies* bestehende *neuronale Karte*. Alle Neuronen eines *Assemblies* kodieren einen gleichen sensorischen Zustand und spezifizieren außerdem einen jeweils eigenen motorischen Kontext. Obwohl in der Modellarchitektur prinzipiell mehrere Systemaufgaben repräsentiert werden können, wird hier nur eine durch die Modellarchitektur zu lösende Systemaufgabe genutzt.

Zur praktischen Realisierung dieser Grundstruktur wurde ein *ART-basiertes System* [2, 3] genutzt und derart erweitert, daß jeweils mehrere ART-Neuronen zur Repräsentation eines gleichen sensorischen Zustandes existieren und somit sensorische *Assemblies* bilden. In diesem erweiterten ART-System repräsentiert dann jedes sensomotorische Neuron eine spezifische Handlung, mit der das reale System in den durch das *Assembly* repräsentierten Zustand gelangen kann.

In der Modellarchitektur werden außerdem *sensomotorische Übergangsgewichte* genutzt, die prinzipiell zwischen allen sensomotorischen ART-Neuronen des Modells existieren und spezifische raumzeitliche Zusammenhänge repräsentieren. Die Auswertung dieser Übergangsgewichte ermöglicht die Auswahl einer systemzielspezifischen Handlung.

Somit erfordert eine Verhaltensgenerierung mittels der Modellarchitektur einen Informationsfluß von der sensorischen Erfassung einer aktuellen Umweltsituation über die Aktivierung spezifischer sensomotorischer Neuronen bis zur Auswertung der gespeicherten raumzeitlichen Zusammenhänge. Die nachfolgende Ausführung der ermittelten Handlung durch das reale System bewirkt dann einen Übergang in eine neue, wiederum sensorisch erfaßbare Umweltsituation, wodurch der Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklus geschlossen wird.

Zur sensorischen Erfassung der aktuellen Umweltsituation erhält die Modellarchitektur als visuomotorische Information einen aus dem omnidirektionalen Kamerabild generierten und vorverarbeiteten visuellen Input zusammen mit dem letzten ausgeführten Motorkommando. Der visuelle Teil des visuomotorischen Inputs wird dabei durch entsprechende sensorische *Assemblies* des ART-Systems repräsentiert. Erfolgt dabei die Nutzung nur einer Starthypothese, wird nur ein visuomotorisches Neuron in einem spezifischen sensorischen *Assembly* aktiviert. Zwischen dem jeweils aktuellen und dem vorherigen visuomotorischen Zustand werden dann sensomotorische Übergangsgewichte zur Repräsentation spezifischer raumzeitlicher Zusammenhänge gelernt. Entsprechende Kompetenzgewichte kodieren dabei die „Sicherheit“ der Existenz eines sensomotorischen Übergangs und die

Bewertungsgewichte die Güte des Übergangs bezüglich der Erfüllung einer spezifischen Systemaufgabe. Ausgehend von dem durch die aktuelle Umweltsituation aktivierten visuomotorischen ART-Neuron kann dann durch die integrierten Mechanismen zur Handlungsauswahl eine parallele Bildung von Sequenzen sensomotorischer Hypothesen realisiert werden. Die erste Handlung der im Ergebnis dieser parallelen Hypothesenbildung generierten, best-bewerteten Sequenz wird durch das System dann schließlich real ausgeführt und die neue Umweltsituation wiederum sensomotorisch erfaßt. Die Mechanismen zur Realisierung einer solchen parallelen Hypothesengenerierung werden nachfolgend diskutiert.

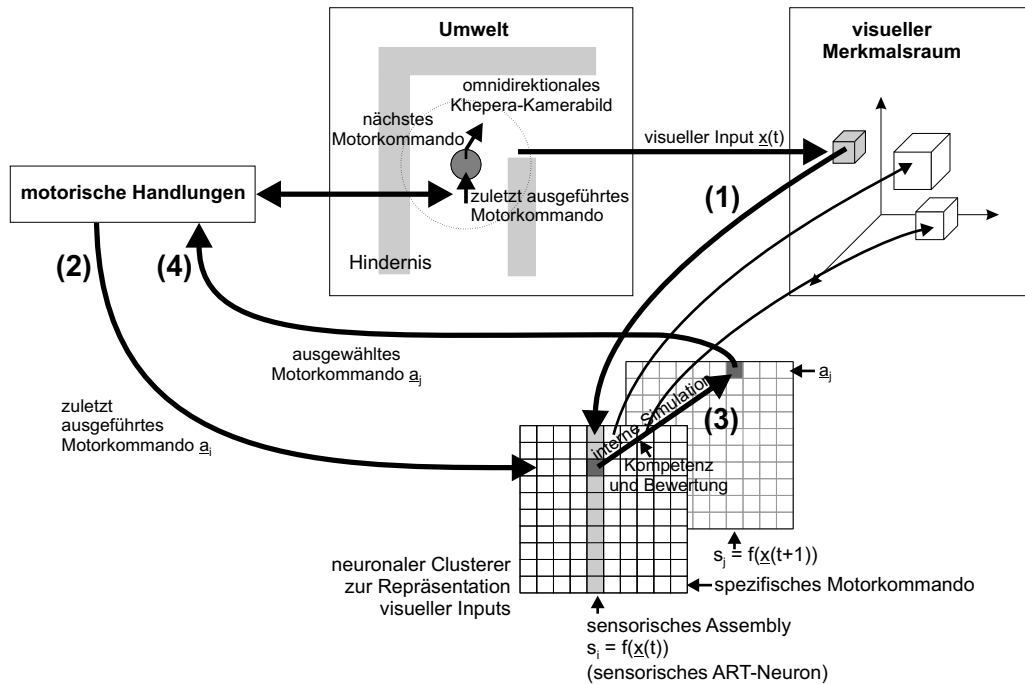


Abbildung 4. Überblick zum Gesamtinformationsfluß in und zur Systemarchitektur. Aus dem aktuellen Kamerabild wird zunächst ein visuomotorischer Input $\underline{x}(t)$ gewonnen, mit dem ein sensorisches ART-Neuron und damit ein sensorisches Assembly s_i aktiviert wird (1). Durch den motorischen Kontext \underline{a}_i kann dann ein visuomotorisches Neuron in dem betreffenden Assembly spezifiziert werden (2). Zwischen dem aktuellen visuomotorischen Neuron und dem vorherigen werden Verbindungen adaptiert, die die Sicherheit des Übergangs und die Güte für die Erfüllung der Systemaufgabe kodieren. Außerdem ermöglicht diese Architektur, basierend auf einer Aktivitätsausbreitung zwischen den visuomotorischen Neuronen die Antizipation nachfolgender Zustände mittels interner Simulation (3). Aus den bei der internen Simulation aktivierten sensomotorischen Folgezuständen wird dann entsprechend der Systemaufgabe ein spezifischer ausgewählt und der motorische Kontext dieses Zustandes als nächste real auszuführende Handlung genutzt (4).

3.3 Bildung sensomotorischer Hypothesensequenzen

Ausgehend von der jeweils aktuellen, realen Umweltsituation sollen die sensorischen Konsequenzen alternativer hypothetischer Handlungen parallel vorhergesagt und dadurch bewertete sensomotorische Hypothesensequenzen gebildet werden. Sensomotorische Sequenzen mit gut bewerteten und bekannten Übergängen sollen dabei höhere Sequenzbewertungen liefern als Sequenzen mit unsicheren oder schlecht bewerteten Übergängen.

Eine entsprechende sensomotorische Hypothesenbildung wird durch die Nutzung der unterschiedlichen Übergangsgewichte erreicht (siehe Abbildung 5). Ausgehend von dem Neuron, das die reale Umweltsituation repräsentiert, kann eine Sequenzbildung durch eine Vorwärtsaktivitätsausbreitung unter den Neuronen über die Kompetenzgewichte realisiert werden. Erfolgt dann außerdem noch zeitlich parallel zur Ausbildung der Hypothesensequenzen eine Rückwärtsaktivitätsausbreitung der aus den Bewertungsgewichten bestimmten Sequenz-Teilbewertungen, können zu jedem Zeitpunkt in der Hypothesenbildung die bislang gebildeten Sequenz-Gesamtbewertungen ermittelt werden.

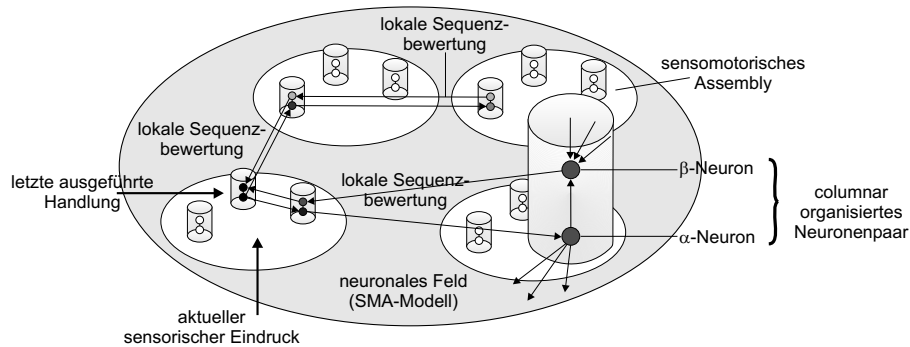


Abbildung 5. Die Repräsentation der aktuellen, sensorisch erfaßten Umweltsituation erfolgt durch ein bzw. mehrere visuomotorische Neuronen. Ausgehend von diesen Neuronen erfolgt dann die Bildung sensomotorischer Hypothesensequenzen durch eine Aktivitätsausbreitung im Modell. Für die praktische Umsetzung in der Modellarchitektur wird dabei anstelle einzelner sensomotorischer Neuronen ein jeweils zusammengehöriges columnar organisiertes Paar eines α - und β -Neurons genutzt. Die Bildung von Sequenzen erfolgt dann durch eine Vorwärtsaktivitätsausbreitung zwischen den α -Neuronen über die Kompetenzgewichte. Die Bildung von Sequenz-Gesamtbewertungen erfolgt dagegen durch ein zeitlich paralleles Rückpropagieren der lokalen Sequenzbewertungen über die β -Neuronen auf das visuomotorische β -Startneuron.

Zur Sequenzbildung wird zunächst mit der aktuellen sensorischen Beobachtung ein visuomotorisches α -Neuron (unter der Annahme nur einer lokalen Starthypothese) aktiviert. Dieses α -Neuron propagiert seine dadurch erlangte Aktivität y_i^α über seine Kompetenzgewichte w_{ji}^c an alle anderen α -Neuronen $j \in [0, S \cdot A - 1]^1$. Die dabei aktivierten α -Neuronen können wiederum ihre Aktivität an weitere α -Neuronen propagieren, wodurch ein Mechanismus der internen Simulation entsteht und gesamte Sequenzen sensomotorischer Hypothesen gebildet werden.

Um ein Neuron einer spezifischen Sequenz zuordnen zu können, muß das Neuron zumindest implizit Wissen über seinen Vorgänger und mögliche Nachfolger besitzen. Für eine entsprechende Realisierung ist daher durch jedes Neuron eine 1-aus-n Auswahl der Eingangsaktivierungen notwendig. Eine solche Aktivierung ist in der Gleichung 1 dargestellt. Indem dabei ein α -Neuron j ausschließlich durch die maximale Inputaktivität aktiviert wird, kann es nur in diejenige sensomotorische Hypothesensequenz mit den bislang höchsten Kompetenzgewichten eingebunden werden. Damit ist es dann möglich, Sequenzüberschneidungen zu vermeiden und ein Neuron eindeutig einer spezifischen Sequenz zuzuordnen. Nachteilig ist jedoch, daß unter Nutzung einer 1-aus-n Auswahl nur eine Untermenge aller möglichen Sequenzen gebildet werden kann.

Aufgrund des in Gleichung 1 dargestellten Mechanismus zur Hypothesenbildung können lange Hypothesensequenzen prinzipiell hoch bewertet und dadurch gegenüber nur geringfügig kürzeren Sequenzen bevorzugt ausgewählt werden. Die Länge einer Hypothesensequenz sollte zwar ein wichtiges

¹ S ist dabei die Anzahl der sensorischen Assemblies und A die Anzahl der sensomotorischen Neuronen in einem Assembly (ohne Unterscheidung in α - und β -Neuronen).

Maß für deren Güte bilden, jedoch nicht das entscheidende Kriterium für die Bestimmung der bestbewerteten Sequenz sein. Daher wird in Gleichung 1 ein zusätzlicher Planungshorizont $\gamma \in [0, 1)$ mit genutzt, der bewirkt, daß eine Hypothesensequenz mit zunehmender Länge verstärkt unsicher wird. Außerdem wird eine Aktivierungsschwelle $\Theta \in [0, 1)$ für die Neuronen eingeführt, so daß Neuronen bei einer Aktivitätsausbreitung nur dann aktiviert werden können, wenn die jeweilige Eingangsaktivität einen höheren Wert als die Aktivierungsschwelle besitzt. Wird z.B. ein zusätzlicher Planungshorizont mit $\gamma = 0.8$ und eine Aktivierungsschwelle $\Theta = 0.1$ genutzt, können mögliche Hypothesensequenzen maximal 10 Folgeuronen besitzen.

$$y_j^\alpha(t+1) = \begin{cases} \gamma \cdot \max_{i \in S \cdot A} w_{ji}^c(t) \cdot y_i^\alpha(t) & : \max_{i \in S \cdot A} w_{ji}^c(t) \cdot y_i^\alpha(t) > \Theta \\ 0 & : \max_{i \in S \cdot A} w_{ji}^c(t) \cdot y_i^\alpha(t) \leq \Theta \end{cases} \quad (1)$$

Im Ergebnis dieser Vorwärtsaktivitätsausbreitung über die Kompetenzgewichte entstehen also Sequenzen mit „bekanntem“ Übergängen. Wird außerdem durch die genutzten Lerngleichungen eine Begrenzung der Werte der Kompetenzgewichte auf das Intervall $[0, 1)$ festgelegt, ist die Aktivität eines α -Neurons immer geringer als die seines Sequenzvorgängers. Dadurch werden nach einer bestimmten Anzahl interner Simulationsschritte keine weiteren α -Neuronen mehr aktiviert und eine Stabilität in der Aktivitätsausbreitung erreicht.

Die Nutzung der Aktivierungsgleichung 1, verbunden mit der Einschränkung der Kompetenzgewichte auf das Intervall $[0, 1)$, resultiert außerdem in der Vermeidung einer Schleifen- bzw. Eigenschleifen-Bildung innerhalb einer Sequenz. Ein Neuron kann also per Modelldefinition weder sich selbst, noch einen seiner Sequenzvorgänger aktivieren. Die Vermeidung einer Schleifenbildung ist dabei notwendig, um ein stetiges Ansteigen der Werte der Sequenzbewertungen (siehe Abschnitt 3.4) zu vermeiden. Ein weiterer Nachteil von Eigenschleifen besteht außerdem darin, daß das System erst den Übergang in einen gut bewerteten Zustand und dann das Verbleiben in diesem Zustand durch eine Eigenschleife plant. Somit könnte z.B. eine frühzeitige Kollisionsvermeidung erschwert werden, da das System nicht gezwungen wird, andere sensorische Konsequenzen als die beim Verbleiben in dem jeweils aktuellen Zustand zu berücksichtigen. Aufgrund dieser Probleme wird eine Schleifen- bzw. Eigenschleifenbildung bewußt nicht erlaubt, obwohl dies u.U. durch die Integration zusätzlicher Mechanismen möglich gewesen wäre.

3.4 Bewertung sensomotorischer Hypothesensequenzen

Jede gebildete Sequenz erhält außerdem eine Gesamtbewertung, die ein Maß für die Güte dieser Sequenz bezüglich der Erfüllung der aktuellen Systemaufgabe ist. Für jede Hypothesensequenz und die darin enthaltenen sensomotorischen Übergänge erfolgt dazu die Verrechnung der jeweiligen lokalen Sequenz-Teilbewertungen. Diese lokalen Sequenz-Teilbewertungen werden dadurch bestimmt, daß jedes α -Neuron j sein korrespondierendes β -Neuron j durch seine eigene Aktivität aktiviert, die wiederum mit dem gemittelten Bewertungsgewicht \hat{w}_{ji}^r verrechnet wird (Gleichung 2). Zur Bildung der gemittelten Bewertungsgewichte \hat{w}_{ji}^r werden dabei bezüglich der Handlung a_j alle efferenten Übergangsgewichte des Neurons i ausgewertet, wobei Neuron i dasjenige Neuron ist, daß Neuron j entsprechend der Gleichung 1 aktiviert hat und a_j diejenige Handlung ist, die zum Erreichen des Zustandes j führt². Eine entsprechend der Gleichung 3 ermittelte lokale Sequenzbewertung (\hat{w}_{ji}^r) wird dann für alle diejenigen Folgeuronen j genutzt, die ausgehend vom Neuron i aktiviert wurden

²Voraussetzung hierfür ist, daß das Folgeuron j eines entsprechenden Übergangs auch durch das jeweils betrachtete Neuron i aktiviert wurde ($j = next(i)$).

und außerdem eine gleiche Handlung \underline{a}_i repräsentieren. Die Nutzung gemittelter Gewichte dient insbesondere der Erhöhung der Störunanfälligkeit gegenüber einzelnen sensomotorischen Übergängen und damit auch der Verbesserung der Verhaltensleistungen.

Außerdem erfolgt über die Verbindungen zwischen den β -Neuronen eine zur Sequenzbildung umgekehrte Rückwärtsaktivitätsausbreitung (siehe max-Operator in Gleichung 2), wodurch sich die lokalen Sequenz-Bewertungen verteilen (siehe auch Abbildung 5). Zur Rückwärtsaktivitätsausbreitung projiziert jedes β -Neuron k seine eigene Aktivität auf dasjenige β -Neuron j , durch dessen α -Neuron j sein eigenes korrespondierendes α -Neuron k maximal aktiviert wurde (daher gilt $k = next(j)$). Die Aktivität der β -Neuronen wird also zusätzlich durch die jeweils maximale Inputaktivierung³ von den anderen zurückprojizierenden β -Neuronen des Modells bestimmt.

$$y_j^\beta(t+1) = \hat{w}_{ji}^r \cdot y_j^\alpha(t+1) + \max_{(k \in S \cdot A) \wedge (k=next(j))} y_k^\beta(t) \quad (2)$$

$$\hat{w}_{ji}^r = \frac{\sum_{j \in M} w_{ji}^r \cdot w_{ji}^c}{|M|} \quad (3)$$

$$\text{mit } M = \{j | j \in S \cdot A, \underline{a}_j = \underline{a}_i, j = next(i)\} \quad (4)$$

Somit repräsentiert die Aktivität eines β -Neurons eine lokale Sequenz-Bewertung, die bei einem gut bewerteten sensomotorischen Übergang in einer bisher sicheren Sequenz mit hohen Kompetenzwerten höher ist als bei einem ebenso bewerteten Übergang in einer unsicheren Sequenz mit niedrigeren Kompetenzwerten. Die Aktivität eines β -Neurons repräsentiert demzufolge die Nützlichkeit des jeweils letzten sensomotorischen Übergangs im Kontext der Sicherheit einer bisher vorhergesagten Sequenz.

Die Rückwärtsaktivitätsausbreitung unter den β -Neuronen erfolgt zeitlich parallel zur Vorwärtsausbreitung und beginnt, sobald ein α -Neuron innerhalb einer Sequenz Aktivität besitzt, wodurch auch das β -Startneuron sofort zu Beginn der Hypothesenbildung aktiviert wird. Die Aktivität des β -Startneurons repräsentiert daher die zum jeweiligen Zeitschritt höchste rückgeführte Sequenz-Gesamtbewertung und damit die auszuführende Sequenz. Dadurch ist zu jedem Zeitschritt eine Handlungsauswahl möglich, die mit Fortschreiten des Hypothesenbildungsprozesses zunehmend präziser wird (*any-time* Verhalten).

Im Ergebnis dieses Antizipationsansatzes werden also Sequenzen mit bekannten und gut bewerteten Übergängen höher bewertet als Sequenzen mit unbekanntem und schlecht bewerteten Übergängen. Die aus diesem Antizipationsansatz resultierenden Verhaltensleistungen werden dann im nachfolgenden Abschnitt für vergleichende Untersuchungen mit einer reaktiven Handlungsauswahl genutzt. Ergebnisse vergleichender Untersuchungen mit anderen antizipations-basierten Verfahren, wie z.B. dem Q-Lernen oder einem sequentiell (vollständig) planenden Ansatz, können aufgrund der Beschränkungen des Artikels nicht vorgestellt werden, und es sei auf [6] verwiesen.

4 Experimentelle Ergebnisse

Der Vorteil antizipations-basierter Systeme soll dadurch demonstriert werden, daß bei bewußt eingeschränktem Handlungsspektrums bereits frühzeitig Ausweichbewegungen zur Realisierung einer Kollisionsvermeidung eingeleitet werden müssen (siehe Abbildung 2 rechts).

³Durch die Verwendung der maximalen Inputaktivierung kann auch hier eine Superposition, d.h. Sequenzüberschneidung mehrerer rückgeleiteter lokaler Sequenz-Bewertungen, an einem β -Neuron verhindert werden.

Unter Nutzung des Trainingsdatensatzes wurde zunächst eine ART-basierte Repräsentation mit 56 Neuronen gelernt [6]. Dabei ist zu beachten, daß zur Vergleichbarkeit alle Systeme in einem zweigeteilten Lernprozeß trainiert wurden. Daher wird erst eine jeweilige sensomotorische Repräsentation gebildet. Basierend auf dieser gelernten Repräsentation erfolgt dann das Lernen der sensomotorischen Übergangsgewichte der Modellarchitektur. Die Bewertungsgewichte der Modellarchitektur konvergierten dabei bereits nach einer Datensatzpräsentation. Dagegen benötigten die Kompetenzgewichte aufgrund der genutzten häufigkeits-basierten Adaptationsmechanismen mehrerer Datensatzpräsentationen (typischerweise sechs).

Anschließend wurden unter Nutzung der in Abbildung 3 dargestellten Testdatensätze die sensomotorischen Übergangsgewichte der Modellarchitektur zur Bildung reaktiver und antizipations-basierter Handlungsvorschläge ausgewertet (siehe Gleichungen 1-3). Bei der reaktiven Handlungsauswahl erfolgte dabei ausgehend von dem Neuron, das den aktuellen sensorischen Eindruck repräsentiert, entsprechend der Gleichung 1 nur die Auswertung der ausschließlich nächsten sensomotorischen Übergänge. Die daraus resultierenden Verhaltensleistungen ergaben, daß mit einer reaktiven Handlungsauswahl die Systemaufgabe nicht gelöst wird. Vielmehr wird fast an jeder untersuchten Szenarioposition eine geradlinige Bewegung ausgeführt, was frontal vor Wänden zu Kollisionen führt.

Die antizipations-basiert gebildeten Handlungsvorschläge sind in Abbildung 6 dargestellt. Unterschiede zwischen den antizipations-basierten und den reaktiven Verhaltensleistungen existieren insofern, daß das antizipations-basierte System Ausweichbewegungen vor der Wand bereits frühzeitig, ca. 15 cm vor der Wand eingeleitet. Außerdem erfolgen zusätzliche Ausweichbewegungen im rechten Szenariobereich (bezüglich der Blickrichtung des KHEPERA nach oben). Entsprechende Ausweichbewegungen wären bei einer rauschfreien sensorischen Erfassung einer Umweltsituation und einer genauen Handlungsausführung z.B. ohne Drift des KHEPERA beim Anfahren prinzipiell nicht notwendig, unter Nutzung eines realen Systems mit der Systemaufgabe der Kollisionsvermeidung jedoch unerlässlich.

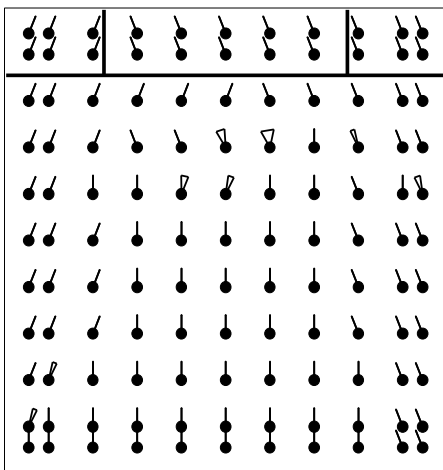


Abbildung 6. Verhaltensleistungen basierend auf einer ART-basierten Repräsentation und antizipations-basiert gebildeten Handlungsvorschlägen. Die Einsatzpunkte des KHEPERA im Szenario sind durch einen Punkt verdeutlicht, wobei die Orientierung des KHEPERA jeweils nach oben gerichtet ist. Die jeweilige Handlungsauswahl ist dabei durch einen einzelnen Bewegungsvektor bzw. ein Kreissegment dargestellt und verdeutlicht den mittleren Lenkwinkel und dessen Standardabweichung. Es wird daher deutlich, daß an jeder Position, im Unterschied zu einer reaktiven Handlungsauswahl, eine Handlung zur Erfüllung der Systemaufgabe der kollisionsvermeidenden Navigation ausgewählt wird.

In einer ergänzenden Betrachtung zum expliziten Antizipationsansatz ist in Abbildung 7 eine beispielhafte Hypothesensequenz, ausgehend von einem Neuron veranschaulicht, das Situationen frontal vor der Szenariobegrenzung repräsentiert. Anhand dieser Abbildung wird nochmals das generelle Prinzip einer antizipations-basierten Handlungsauswahl verdeutlicht. So ist erkennbar, daß durch die räumliche und zeitliche Integration lokaler Sequenzbewertungen zunächst geringer bewertete (und daher nur suboptimale) Ausweichbewegungen geplant werden, um anschließend die höher bewerteten geradlinigen Bewegungen auszuführen zu können.

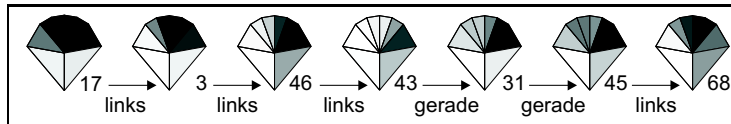


Abbildung 7. Best-bewertete sensomotorische Hypothesensequenz, die im Ergebnis einer Hypothesenbildung, ausgehend von einem spezifischen sensomotorischen Neuron gebildet wurde. Die sensorischen Gewichte der gezeigten Assemblies, die durch hohe Grauwerte (weiß dargestellt) visualisiert werden, kodieren dabei Freiraum und die durch geringe Grauwerte visualisierten (schwarz dargestellt) Hindernisse. Somit repräsentiert das dargestellte Start-Neuron eine kollisionsgefährdete Situation mit einem frontal erfaßten Hindernis und Freiraum hinter dem System. In diesem Beispiel erfolgt daher zur Realisierung einer Kollisionsvermeidung zunächst die wiederholte Planung einer zwar niedrig bewerteten Ausweichbewegung, bevor dann wiederum eine höher bewertete geradlinige Bewegungsplanung erfolgt. Eine reaktive (kurzsichtige) Handlungsauswahl würde dagegen die sofortige Ausführung der höher bewerteten geradlinigen Bewegung wählen, was damit zu einer nicht mehr vermeidbaren Kollision führen würde.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Artikel wurde ein handlungsorientierter Ansatz zur Wahrnehmung vorgestellt und der experimentellen Nachweis seiner Anwendbarkeit für eine Problemstellung aus dem Bereich der sensomotorischen Koordination eines mobilen Systems erbracht.

Dabei wurde zunächst die genutzte Experimentalumgebung als Grundlage für die Untersuchungen der zu modellierenden Wahrnehmungsleistungen vorgestellt. Der KHEPERA wurde als ein Bewegungssystem mit Schleppkurve genutzt, so daß eine einfache Kollisionsvermeidung durch ein Drehen auf der Stelle nicht realisierbar war. Ausweichbewegungen vor detektierten Hindernissen mußten daher für eine erfolgreiche Kollisionsvermeidung rechtzeitig vorhergesehen und begonnen werden.

Außerdem konnte mit den entsprechenden experimentellen Untersuchungen gezeigt werden, daß eine antizipations-basierte Handlungsauswahl Vorteile gegenüber einer reaktiven besitzt, sobald das agierende System zu einem vorausschauenden Verhalten gezwungen wird, wie dies z.B. ein stark eingeschränktes Handlungsspektrum erfordert.

Weitere wesentlichen Eigenschaften des in dieser Arbeit entwickelten Ansatzes, die hier nicht vorgestellt werden konnten, umfassen z.B. die on-line Lernfähigkeit und die Flexibilität bezüglich veränderlicher Systemziele und Umweltbedingungen [6].

Literatur

- [1] Alain Berthoz. *The Brain's Sense of Movement*. Harvard University Press, Cambridge, Massachusetts; London England, 2000.
- [2] Gail A. Carpenter, Stephen Grossberg, and David B. Rosen. Fuzzy ART: Fast Stable Learning and Categorization of Analog Patterns by an Adaptive Resonance System. *Neural Networks*, 4:759–771, 1991.
- [3] S. Grossberg. Adaptive Pattern Classification and Universal Recoding, II: Feedback, Expectation, Olfaction, Illusion. *Biological Cybernetics*, 3:187–202, 1976.
- [4] Teuvo Kohonen. Self-organized formation of topological correct feature maps. *Biological Cybernetics*, 43:59–59, 1982.
- [5] T. Martinetz and K. J. Schulten. A „Neural-Gas“ Network Learns Topologies. In T. Kohonen, K. Mäkisara, O. Simula, and J. Kangas, editors, *Artificial Neural Networks*, pages 397–402, 1991.
- [6] Andrea Scheidig. *Sensomotorische Antizipation - ein neuer Zugang zur Verhaltensgenerierung*. Phd, Technische Universität Ilmenau, November 2003.