

# Visuell geführte lokale Navigation mit Visuomotorischen Repräsentationen\*

Andrea Heinze und Dimitrij Surmeli  
Fachgebiet Neuroinformatik, Ilmenau Technische Universität  
andrea.heinze@informatik.tu-ilmenau.de

## Zusammenfassung

Die Grundidee unseres antizipationsbasierten Ansatzes zur Wahrnehmung ist die Integration von Wahrnehmung und Verhaltensgenerierung in einen einzigen neuronalen Prozeß. Basierend auf diesem Konzept wurde das biologisch motivierte Modell zur antizipationsbasierten corticalen Repräsentation (MACOR) entwickelt, mit dem sensomotorische Sequenzen intern simuliert und bewertet werden können, bevor sie zur Ausführung gelangen. Voraussetzungen dafür sind die Bildung einer geeigneten sensomotorischen Repräsentation der Umwelt und die Generierung von Aktionen entsprechend der Systemziele. Die Vorteile der Nutzung von Fuzzy ART Systemen (Adaptive Resonanz Theorie) zur Bildung stabiler sensorischer Repräsentationen werden anhand des lokalen Navigationsverhaltens des mobilen Roboters Khepera demonstriert und mit der Nutzung eines statistischen Clusterers verglichen.

## 1 Einführung

Basierend auf neuen Erkenntnissen zum sensomotorischen Charakter der Wahrnehmung [1, 6], wurde ein alternativer Ansatz zur Wahrnehmung entwickelt, der die Trennung von Wahrnehmung und Verhaltensgenerierung vermeidet und beide Aspekte in einen neuronalen Prozeß integriert [5, 3]. Dabei wird die Wahrnehmung von Raum und Form der Umwelt als ein Prozeß betrachtet, durch den in jeder Situation die sensorischen Konsequenzen der hypothetischen Ausführung einer Aktion vorhergesagt werden können.

Die Untersuchung dieses Wahrnehmungskonzepts kann nur mit sensomotorischen Systemen erfolgen, die ihre Umwelt wahrnehmen und auch aktiv auf sie einwirken können. Da die Bewertung der Wahrnehmungsleistung realer sensomotorischer Systeme nur mittels des von ihnen generierten und beobachtbaren Verhaltens erfolgen kann, wird das entwickelte Wahrnehmungskonzept anhand des lokalen Navigationsverhaltens eines mobilen Roboters untersucht.

Als Voraussetzung für eine erfolgreiche lokale Navigation (z.B. rechtzeitige Hindernis- und Sackgassenvermeidung, Realisierung eines Andockverhaltens) müssen reale Systeme ihre eigenen physikalischen und mechanischen Eigenschaften und Einschränkungen berücksichtigen (Trägheit, eingeschränkter Aktionsraum). Ein mobiles System, ein Roboter oder ein Tier, das nicht fähig ist, Wissen über seine Einschränkungen verbunden mit den sensomotorischen Konsequenzen zu erwerben und diese auch bei der Erfüllung seiner Systemziele zu berücksichtigen, kann kein erfolgreiches Navigationsverhalten realisieren.

Im folgenden werden schwerpunktmäßig die im entwickelten Modell zur antizipationsbasierten corticalen Repräsentation (MACOR) umgesetzten Aspekte der Wahrnehmung, die Bildung einer *sensomotorischen Repräsentation* der Umwelt sowie der Erwerb von Wissen über allgemeine *sensomotorische Zusammenhänge* der Umwelt (Aktionsbewertungen) vorgestellt. Dazu wird in Abschnitt 2 gezeigt, daß sich der Einsatz von Systemen der Adaptiven Resonanz Theorie (ART), insbesondere Fuzzy ART [2] zur schnellen Bildung einer stabilen Situationsrepräsentation im

---

\*gefördert durch DFG-Projekt Gr 1378/1-2 und Graduiertenkolleg GK-164

Kontext einer realen sensomotorischen Aufgabenstellung gegenüber dem Einsatz von statistischen Clusterern als effizient erweist. Diese Vorteile werden in Abschnitt 3 anhand des von einem mobilen System generierten, beobachtbaren lokalen Navigationsverhaltens verdeutlicht und diskutiert.

## 2 Modell zur Bildung visuomotorischer Sequenzen

Die Entwicklung von MACOR erfordert im Kontext einer realen sensomotorischen Aufgabenstellung die Beachtung verschiedener Anforderungen: schnelle Bildung stabiler Situationsrepräsentationen, Berücksichtigung seltener aber handlungsrelevanter Situationen und gleichzeitig dazu, d.h. ohne separates sensorisches Vortraining, die Adaptation sensomotorischer Übergänge. Die Möglichkeit zur Erfüllung dieser Anforderungen durch die Eigenschaften von ART Systemen ebenso wie die Integration eines ART Systems in MACOR wird nachfolgend demonstriert.

### 2.1 Fuzzy ART zur Bildung sensomotorischer Repräsentationen

In der folgenden Diskussion der Eigenschaften von Fuzzy ART bezüglich sensomotorischer Aufgabenstellungen und deren Vergleich mit statistischen Clusterern werden als statistische Clusterer Systeme bezeichnet, die eine Wahrscheinlichkeitsdichte von Inputdaten approximieren (z.B. Self-Organizing Feature Map, Neural Gas). Mit diesen Clusterern können nur statistisch häufig präsentierte Inputdaten sehr genau repräsentiert werden.

Im Unterschied dazu können ART Systeme, insbesondere Fuzzy ART im fast-learning-mode Inputdaten bereits nach einmaliger Präsentation, also unabhängig von deren Wahrscheinlichkeitsdichte, in den Gewichten ihrer Neuronen repräsentieren (Plastizität). Mit diesen Gewichten werden Unterräume im Datenraum gebildet, deren Größe von einem frei wählbaren Parameter, der Vigilance  $\rho \in [0, 1]$ , abhängig ist. Je größer die Vigilance, desto kleiner sind die gebildeten Unterräume, wodurch Inputs spezifischer abgebildet werden. Bei der Präsentation eines sensorischen Inputs erreicht Fuzzy ART einen Resonanzzustand, wenn der Input durch ein Neuron repräsentierbar ist. Ansonsten müssen ein neues Neuron eingefügt und dessen Initialgewichte auf den neuen Input adaptiert werden. Eine weitere wesentliche Eigenschaft von Fuzzy ART ist die Stabilität der erworbenen Repräsentation. Indem sich die Unterräume, begrenzt durch die Vigilance, nur vergrößern können, werden bereits gelernte Daten nicht mehr vergessen.

Bezogen auf reale sensomotorische Aufgabenstellungen sind die Stabilitäts-Plastizitätseigenschaft ebenso wie die Möglichkeit zur Repräsentation selten auftretender Situationen wesentliche Voraussetzungen für die Bildung einer stabilen sensomotorischen Repräsentation.

**Stabilität-Plastizität:** In MACOR kann das Lernen einer visuomotorischen Repräsentation und die Adaptation sensomotorischer Übergänge (Aktionsbewertungen) gleichzeitig oder sequentiell erfolgen. Obwohl nur mit dem sequentiellen Lernen der Einfluß der sensomotorischen Repräsentation separat untersucht werden kann, ist das gleichzeitige Lernen aufgrund weniger Lernschritte und der biologischen Plausibilität vorzuziehen.

Erfolgt ein gleichzeitiges Lernen bei Nutzung eines statistischen Clusterers, werden zu Beginn des Lernens Aktionsbewertungen mit Neuronen assoziiert, die ihre Repräsentationen während des Lernprozesses noch stark ändern können. Daher müssen die bislang gelernten Aktionsbewertungen im Verlauf des Trainings stets an die neuen Repräsentationen angepaßt werden. Diese notwendigen und häufigen Änderungen führen zu einer langsameren Konvergenz zum resultierenden Verhalten und auch zu Fehlern bei der Realisierung der Systemziele.

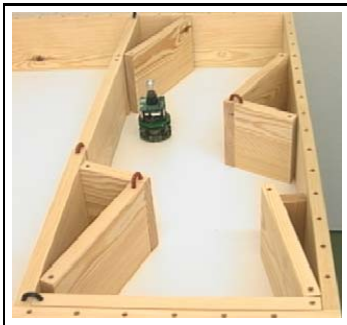
Da die Fuzzy ART Neuronen sensorische Inputs stabil repräsentieren und einmal mit Neuronen assoziierte Aktionsbewertungen nicht an veränderliche Repräsentationen angepaßt werden müssen, kann bei Nutzung eines Fuzzy ART auch ein gleichzeitiges Lernen erfolgen.

**Repräsentation seltener Situationen:** Neben dem Vorteil, daß Fuzzy ART zum Erlernen einer Repräsentation wesentlich weniger Datenpräsentationen benötigt als statistische Clusterer, kann es auch selten vorkommende, aber eventuell handlungsrelevante Situationen kodieren. Im Unterschied zum originalen Fuzzy ART Algorithmus, bei dem eine beliebige Anzahl an Neuronen zur Verfügung steht, sollte bei dem in MACOR modifizierten Fuzzy ART aufgrund der Annahme biologisch und technisch begrenzter Ressourcen die Anzahl der Neuronen auf eine Maximalzahl beschränkt werden. Kann ein aktuell präsentierter Input durch kein adaptiertes Neuron repräsentiert werden (kein Resonanzzustand) und stehen auch keine weiteren noch freien Neuronen zur Verfügung, wird aufgrund der hier vorgenommenen Modifikationen das Neuron mit dem geringsten Abstand zum Input als Best-Matching Neuron, allerdings ohne nachfolgende Gewichtsadaptation, genutzt.

## 2.2 Szenario, Plattform und sensorische Vorverarbeitung

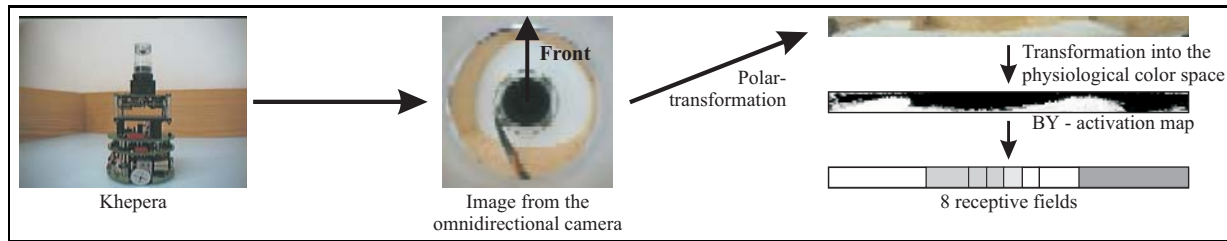
Die Untersuchung des MACOR-Konzepts erfolgt anhand des vom mobilen Roboter Khepera generierten lokalen Navigationsverhaltens. Zur sensorischen Wahrnehmung der Umwelt besitzt der Khepera eine omnidirektionale Kamera. Ein Vorteil der Nutzung der omnidirektionalen gegenüber einer frontal ausgerichteten Kamera mit begrenztem Öffnungswinkel, besteht in der Vereinfachung einer Antizipation von Hindernissen. Aufgrund des geringen Öffnungswinkels könnten Hindernisse, die sich außerhalb des Blickbereiches der Kamera befinden, schon bei geringen Bewegungen des Roboters ins Bild gelangen. Ausweichbewegungen vor einem sich an der Seite des Khepera befindenden Hindernisses, das durch den geringen Öffnungswinkel zu spät detektiert wird, könnten aufgrund der fehlenden Information keine Kollisionsvermeidung realisieren. Insofern fungiert die omnidirektionale Kamera als effiziente 360°-Repräsentation der aktuellen Umweltsituation.

Eine weitere Sensorik des Khepera sind die Infrarot Sensoren, die eine geringe Reichweite (ca. Radius des Khepera) besitzen und daher zur Kollisionsdetektion, aber nicht zur Kollisionsvermeidung genutzt werden können.



**Abbildung 1:** Experimentalszenario zur Untersuchung von MACOR. Da sich die Untersuchungen auf die Bildung einer visuomotorischen Repräsentation und die Adaptation von sensomotorischen Übergängen konzentrieren, wurde das Szenario einfach, aus hellem Untergrund und ausschließlich holzfarbenen Hindernissen gestaltet. Dadurch können Hindernisse im omnidirektionalen Kamerabild deutlich detektiert werden. Bei mehrfarbigen Hindernissen und Freiraum müßte der zu bildende sensorische Input andere Merkmale enthalten, die in MACOR integrierten grundsätzlichen Mechanismen blieben jedoch unverändert.

**Vorverarbeitung:** Zur Bildung eines sensorischen Inputs für MACOR wird das omnidirektionale Kamerabild zunächst polar- und anschließend in den physiologischen Farbraum [7] transformiert. Durch die letzte Transformation werden farb- und helligkeitsdekorrelierte Aktivitätskarten gebildet. Im Kontext des genutzten Szenarios (Abb. 1) können durch Auswertung der Blau-Gelb-Aktivitätskarte (BY) des physiologischen Farbraumes die hellen Böden einfach von den holzfarbenen Hindernissen unterschieden werden. Die Auswertung der BY-Karte erfolgt durch die Bildung von Aktivitätsmittelwerten in 8 rezeptiven Feldern, die unterschiedliche Größen besitzen, um eine effiziente Erfassung der handlungsrelevanten Hindernisse vor dem Roboter zu garantieren (Abb. 2). Hindernisse neben oder hinter dem Roboter müssen zwar noch erkannt, aber nicht mehr genau lokalisiert werden. Zur Repräsentation des Bereichs vor dem Roboter werden 4 kleine Felder mit einer hohen Auflösung genutzt. 2 etwas größere Felder mit einer geringeren Auflösung repräsentieren die Bereiche neben und 2 weitere Felder mit einer sehr geringen Auflösung den Bereich hinter dem Roboter.



**Abbildung 2:** Zur Bildung eines visuellen Inputs wird das omnidirektionale Kamerabild (zweites von links) zuerst polartransformiert (rechts oben). Die frontal wahrgenommenen Bildbereiche befinden sich dann in der Mitte und die hinten wahrgenommenen an den Seiten des polartransformierten Bildes. Nach der anschließenden Transformation in den physiologischen Farbraum [7] werden in der unteren Hälfte der BY-Aktivitätskarte (rechts mitte) die Aktivitätsmittelwerte für 8 rezeptive Felder ermittelt. Diese bilden den sensorischen Input für MACOR. In der Darstellung der BY-Aktivitätskarte und der rezeptiven Felder repräsentiert ein hoher Grauwert ein Hindernis, während ein geringer Freiraum kodiert.

**Motorkommandos:** Der Vorteil einer antizipationsbasierten Kontrolle resultiert aus einer internen Simulation der sensorischen Konsequenzen von hypothetisch ausgeführten Motorkommandos. In MACOR soll dieser Vorteil gegenüber einer reaktiven Kontrolle anhand eines frühzeitigen Ausweichens vor Hindernissen nachgewiesen werden. Zur Realisierung wird ein nichtholonomes Fahrverhalten, d.h. ein Fahren mit Schleppkurve angenommen, die durch Antizipation vorhergesehen und frühzeitig kompensiert werden soll. Zur Ansteuerung des Khepera werden Motorkommandos  $m$  bestehend aus einem Lenkwinkel  $\phi$  und einem zurückzulegenden Weg  $s$  gebildet. Der Weg muß so groß gewählt werden, daß sich die sensorische Situation nach der Ausführung eines Motorkommandos von der vorhergehenden unterscheidet, um eine Vorhersage von sich ändernden Folgesituationen zu ermöglichen. Ebenso wird durch die Vorgabe eines Mindestweges eine Drehung auf der Stelle verhindert und die o.g. Schleppkurve simuliert. Dadurch und durch die Wahl eines kleinen maximalen Lenkwinkels wird verhindert, daß das System durch eine einzelne Drehung vor einem Hindernis eine Kollisionsvermeidung realisiert, wodurch eine gewisse Vorausschau erzwungen wird.

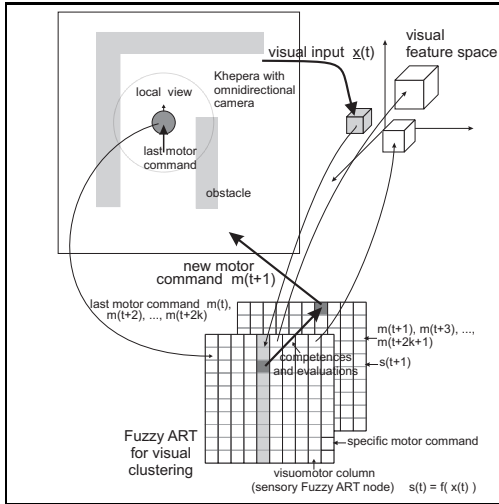
Deshalb wurde für den Lenkwinkel  $\phi$  das Wertebereich  $[-18^\circ, 18^\circ]$  und für den zurückzulegenden Weg  $s$  das Intervall  $[1.2, 3.0 \text{ cm}]$  gewählt. Prinzipiell können aus diesen Intervallen beliebige Motorkommandos gebildet werden. Erfolgt die Navigation aber basierend auf reaktiv oder antizipierend generierten Aktionsvorschlägen, können nur die in MACOR repräsentierten Motorkommandos (Abschnitt 2.3) ausgeführt werden.

## 2.3 Systemarchitektur

Das antizipationsbasierte Modell MACOR besteht aus funktionellen Teilstrukturen zur Repräsentation von sensorischen und motorischen Inputs. Als visuomotorische Information erhält MACOR (Abb. 3) einen aus dem omnidirektionalen Kamerabild gewonnenen visuellen Input zusammen mit dem letzten ausgeführten Motorkommando. Die visuellen Situationen werden durch ein Fuzzy ART repräsentiert, wobei jedes Neuron wiederum eine separate Struktur (visuomotorische Kolumne) zur Repräsentation der Motorkommandos enthält, mit denen das System in die jeweilige visuelle Situation gelangen kann. Dadurch erfolgt eine visuomotorische Beschreibung der Situation. Zwischen der jeweils aktuellen und der vorherigen visuomotorischen Repräsentation werden Verbindungen adaptiert, um Bewertungen und Kompetenzen, d.h. die Sicherheit der Existenzen und den Nutzen der Übergänge zu lernen (Abschnitt 2.5).

In den folgenden Untersuchungen werden fest vorgegebene Motorkommandos genutzt. Darauf aufbauend könnte die Repräsentation von Motorkommandos auch adaptiv durch weitere separate Fuzzy ART's erfolgen, die den Aktionsraum situationspezifisch clustern.

Mit dieser Architektur kann eine vollständig *parallele* Bildung von Sequenzen sensomotorischer Hypothesen realisiert werden. Im Kontext biologischer Erkenntnisse kann dies durch eine Aktivitätsausbreitung mittels corticocorticaler Verbindungen erklärt werden. Angewandt auf MACOR erlauben diese Verbindungen eine direkte Prädiktion visuomotorischer Folgezustände. Dazu werden in MACOR für jeden visuomotorischen Übergang eine Kompetenz ( $w^C$ , Gleichung 1) und eine Bewertung ( $w^T$ , Gleichung 2) adaptiert.



**Abbildung 3:** Überblick zum Gesamtinformationsfluß in und zur Systemarchitektur. Mit dem aktuellen visuomotorischen Input wird zunächst ein sensorisches Neuron des Fuzzy ART und dann ein spezifisches motorisches Neuron in der betreffenden Spalte aktiviert. Zwischen dieser aktuellen visuomotorischen Repräsentation und der zum vorherigen Zeitpunkt werden Verbindungen adaptiert, die eine Sicherheit des Überganges und eine Bewertung kodieren. Diese Architektur ermöglicht eine nachfolgende Antizipation mittels zyklischer interner Simulation ([3], [4]), realisiert durch eine Aktivitätsausbreitung zwischen den motorischen Neuronen über die adaptierten Kompetenz- und Bewertungsgewichte.

Da in diesem Artikel der Schwerpunkt auf der Bildung visuomotorischer Repräsentationen und der Adaptation entsprechender Übergänge liegt, wird für Details, die die Struktur der Architektur und die parallele Hypothesenbildung betreffen, auf [3] und [4] verwiesen.

## 2.4 Sensomotorische Clustering in der Systemarchitektur

Nach der Präsentation des visuomotorischen Inputs wird das Fuzzy ART Neuron bestimmt, welches den visuellen Input repräsentiert (Resonanzzustand). Kann kein Neuron den Input abbilden, wird ein neues Neuron eingefügt oder bei keinen weiteren freien Neuronen, das Neuron mit dem kleinsten Abstand zum Input als Best-Matching Neuron genutzt. Der Abstand wird dabei als kleinste Entfernung zwischen Input und Rand des vom jeweiligen Neuron aufgespannten Unterraumes ermittelt.

Da alle Neuronen außer dem Best-Matching Neuron nicht aktiviert sind, kann nur die dem Best-Matching Neuron zugeordnete visuomotorische Spalte aktiviert werden. In der visuomotorischen Spalte des Best-Matching Neurons wird dann das motorische Neuron aktiviert, dessen Gewichte den geringsten Abstand zum letzten ausgeführten Motorkommando besitzen. Diese Aktivierung resultiert in einer visuomotorischen Beschreibung der aktuellen Situation.

## 2.5 Adaptation der visuomotorischen Übergänge

Die Adaptation einer Verbindung zwischen zwei aufeinanderfolgenden visuomotorischen Repräsentationen beinhaltet das Lernen eines Kompetenz- und eines Bewertungsgewichtes, wobei die Gewichte nur für real ausgeführte Übergänge adaptiert werden. Der Wert des Kompetenzgewichtes wird aus der Häufigkeit der Ausführung eines Motorkommandos in dieser Situation und der Wert des Bewertungsgewichtes mittels erhaltener Reinforcement Signale ermittelt. Zur Adaptation der Verbindungen ist es wesentlich, daß in jeder sensorischen Situation möglichst viele Motorkommandos wiederholt ausgeführt werden, da nur so sinnvolle Gewichtswerte erzielt werden können. Dies kann beispielsweise durch eine zufällige Aktionsauswahl oder durch die zielgerichtete Exploration noch nicht adaptierter Übergänge erfolgen.

Die Adaptation eines afferenten Kompetenzgewichtes  $w_{ij}^C$  einer visuomotorischen Situation  $i$  erfolgt entsprechend der Häufigkeit  $n$  der Ausführung des von diesem Neuron kodierten Motorkommandos  $m_i$  in der Situation  $j$  (Gleichung 1). Nach Ausführung des Motorkommandos  $m_i$

werden alle Kompetenzgewichte zwischen dem Best-Matching Neuron  $j$  des vorherigen Zeitschrittes und den Neuronen, die das gleiche Motorkommando wie das Best-Matching Neuron  $i$  des aktuellen Zeitschrittes kodieren, adaptiert. Das Kompetenzgewicht des real ausgeführten Übergangs wird inkrementiert ( $x = 1$ ), alle anderen anteilig verringert ( $x = 0$ ). Aus Gleichung 1 folgt auch, daß die Summe aller efferenten Kompetenzgewichte eines visuomotorischen Neurons  $j$ , bei denen die postsynaptischen Neuronen  $i$  das gleiche Motorkommando  $m_i$  kodieren, auf 1.0 normiert ist. Somit entspricht ein Kompetenzgewicht der Wahrscheinlichkeit des Überganges in eine Folgesituation bei Ausführung eines spezifischen Motorkommandos.

$$w_{ij}^c(t+1) = \frac{w_{ij}^c(t) \cdot n + x}{n + 1} \quad (1)$$

Die Bewertungsgewichte  $w_{ij}^r$  werden mit der einfachsten Form eines Reinforcement Lernens adaptiert (Gleichung 2). In ihnen ist nur die für diesen Übergang zu erwartende Bewertung gespeichert, was zu einem reaktiven Verhalten führt. Ein Vorteil der reaktiven Bewertungsgewichte wird insbesondere bei zeitlich veränderlichen Szenarien oder Aufgabenstellungen deutlich, die veränderte sensomotorische Übergänge erfordern. Dabei müssen nur die entsprechenden geänderten visuomotorischen Übergänge neu adaptieren werden.

Die Anzahl  $z$  der Adaptationen eines betreffenden Gewichtes wurde als adaptive Lernrate genutzt. Die Reinforcement Signale  $r$  dienen der Bewertung des vom System generierten Verhaltens. Sie sind für unser Szenario so zu wählen, daß das erwünschte kollisionsfreie, möglichst geradlinige Navigationsverhalten des Khepera positiv bewertet wird.

$$w_{ij}^r(t+1) = w_{ij}^r(t) + \frac{1}{z_{ij}^r} \cdot (r - w_{ij}^r(t)) \quad (2)$$

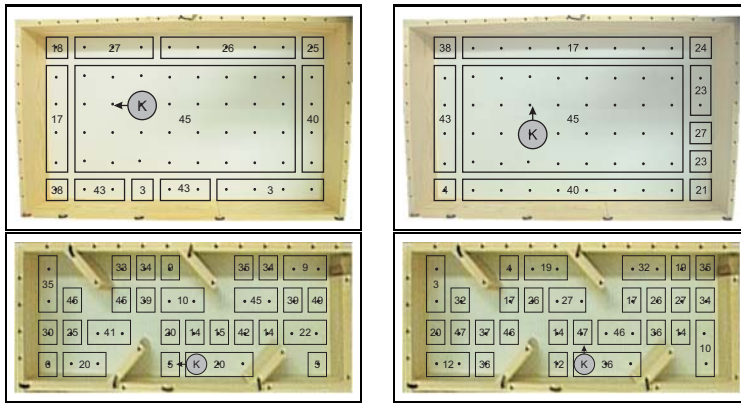
Zur Realisierung dieses Verhaltens werden die Reinforcement Signale abhängig vom ausgeführten Motorkommando bestimmt, so daß ein maximales Reinforcement  $r=1.0$  nur für eine kollisionsfreie geradlinige Bewegung mit  $\phi=0^\circ$  und einen großen zurückgelegten Weg  $s=3.0 \text{ cm}$  erreicht wird. Es fällt auf einen Minimalwert von  $r=0.3$  für größere Lenkbewegungen und auch geringere zurückgelegte Wege, Kollisionen werden immer mit  $r=0$  bestraft.

### 3 Ergebnisse zur Verhaltensgenerierung

Das Ziel der durchgeführten Untersuchungen besteht im Nachweis, daß sich die Nutzung von Fuzzy ART zur Bildung visuomotorischer Repräsentationen als Basis für die Adaptation visuomotorischer Übergänge gegenüber der eines statistischen Clusterers als effizienter erweist. Der Vergleich eines Fuzzy ART und eines Neural Gas (NG) basierten Systems umfaßt die Auswertung der notwendigen *Anzahl an Trainingsschritten* ebenso wie die des *resultierenden Verhaltens* und wird in Abschnitt 3.2 anhand des generierten Verhaltens geführt.

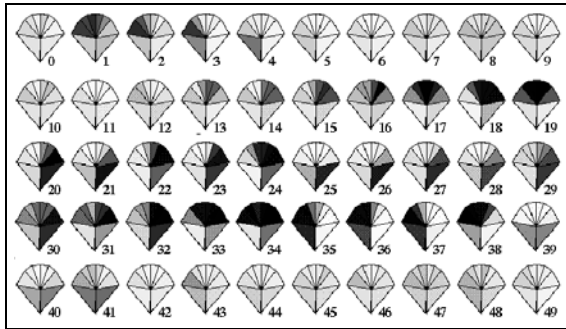
#### 3.1 Sensorische Clusterung mit Fuzzy ART

Durch die Auswertung der Clusterergebnisse für zwei, mit visuellen Daten aus exemplarische Szenarien, trainierte Fuzzy ART's wird nachfolgend die Möglichkeit einer sensorischen Clusterung demonstriert (Abb. 4). Jedes der Fuzzy ART's wurde mit 50 Neuronen und einer Vigilance von 0.85 trainiert. Die Auswertung der sensorischen Gewichte der Neuronen der Fuzzy ART's erfolgte nach 1000 Schritten der zufälligen Aktionsauswahl und -ausführung. Dazu wurde der orientierte Roboter an die in Abbildung 4 mit einem Punkt markierten, äquidistanten Plätze gestellt und das sensorische Best-Matching Neuron für diese Situation ermittelt. Die sensorischen Gewichte der Neuronen des Fuzzy ART, das mit visuellen Daten des oberen Szenarios trainiert wurde, sind in Abbildung 5 visualisiert.



**Abbildung 4:** Draufsicht auf zwei reale Szenarien unterschiedlicher Komplexität. Die Gewichte der Fuzzy ART Neuronen, trainiert mit Daten des oberen Szenarios, sind in Abb. 5 gezeigt. Es ist z.B. sichtbar, daß Neuron 17 (Abb. 5) eine Situation vor einer Wand und Neuron 40 eine Situation mit Freiraum vorn und Hindernis hinten repräsentiert. Vom gleichen Neuron geclusterte Gebiete wurden eingerahmt.

Außer der deutlich sichtbaren Clusterung benachbarter Regionen ist eine feinere Clusterung des frontalen Blickfeldes im Unterschied zum hinteren sichtbar. Weiterhin können im unteren Szenario aufgrund dessen höherer sensorischer Komplexität nur kleine Regionen zusammenhängend repräsentiert werden, wodurch mehr Neuronen zur Clusterung benötigt werden.



**Abbildung 5:** Sensorische Repräsentation eines Fuzzy ART, gebildet mit visuellen Inputs aus dem in Abb. 4 oben dargestellten Szenario. Die durch Neuronen repräsentierten visuellen Situationen werden jeweils durch ein Oktagon dargestellt, wobei die Größe eines Dreiecks der Größe des rezeptiven Feldes (Abschnitt 2.2) und der Grauwert dem Wert des Gewichts entspricht (weiß entspricht Freiraum, schwarz einem Hindernis).

In Abbildung 5 ist der Einfluß der sehr hoch gewählten Vigilance von 0.85 sichtbar. Diese Vigilance bewirkt, daß alle Neuronen des Fuzzy ART sensorische Inputs sehr spezifisch repräsentieren. Indem mit dieser Vigilance nur kleine Unterräume im Datenraum bildbar sind, werden ähnliche und aufeinanderfolgend präsentierte Datenpunkte durch mehrere ebenso ähnliche Neuronen abgebildet, deren Gewichte sich nur gering unterscheiden (z.B. Neuronen 44–49). Abgeleitet aus dieser Repräsentation wären die sensorischen Daten aus dem in Abbildung 4 oben dargestellten Szenario mit weniger Neuronen und einer geringeren Vigilance repräsentierbar.

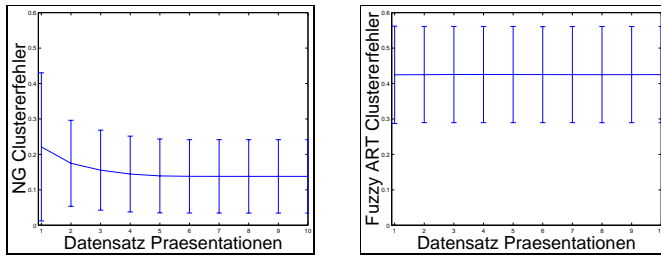
### 3.2 Lokale Navigation mit Neural Gas und Fuzzy ART

Der Nachweis der Vorteile eines Fuzzy ART basierten gegenüber einem statistischen Clusterer basierten Systems, hier exemplarisch das Neural Gas (NG), erfolgt anhand der Anforderungen an reale sensomotorische Systeme, die eine *online*-fähige Bildung sensomotorischer Repräsentationen und eine Generierung von den *Systemzielen entsprechenden Aktionen* umfassen.

Da eine gleichzeitige Bildung von sensomotorischer Repräsentation und Adaptation der Übergänge bei Verwendung eines statistischen Clusterers problematisch ist (vgl. Abschnitt 2.1), wurde in den nachfolgenden Untersuchungen für beide Systeme ein sequentielles Lernen realisiert. Beiden Systemen wurden 3 mögliche reaktiv oder antizipierend ausführbare Motorbefehle je visuomotorische Kolumne fest vorgegeben: Fahrt nach links vorn ( $\phi = -12^\circ$ ,  $s = 2.1 \text{ cm}$ ), Fahrt nach rechts vorn ( $\phi = 12^\circ$ ,  $s = 2.1 \text{ cm}$ ) und Fahrt gerade aus ( $\phi = 0^\circ$ ,  $s = 2.1 \text{ cm}$ ).

**Sensorische Repräsentation:** Zur Bildung einer sensomotorischen Repräsentation konnten beide Systeme 30 Neuronen nutzen. Die Vigilance des Fuzzy ART wurde basierend auf Ergebnissen einer Voruntersuchung mit 0.8 gewählt. Dafür wurden Fuzzy ART's mit unterschiedlichen Vigilancen trainiert und jeweils die Anzahl der Muster ermittelt, die durch ein Neuron

repräsentierbar waren. Ebenso wurde die Anzahl der Muster bestimmt, die durch mehr als ein Neuron, d.h. durch sich überlappende Unterräume, abgebildet wurden. Da der erste Aspekt maximiert und der zweite minimiert werden sollte, wurde letztlich eine Vigilance genutzt, die einen Kompromiß zwischen beiden Kriterien liefert. Beim NG wurden die Parameter Lernrate und Lernradius ebenso offline mit einem Datensatz durch eine Breitensuche bestimmt, wobei die Kombination mit dem kleinsten Clustererfehler genutzt wurde.



**Abbildung 6:** Clustererfehler von Fuzzy ART und NG. Nach jeder vollständigen Datensatzpräsentation (13100 visuelle Inputs) wurde der mittlere euklidische Clustererfehler (beim Fuzzy ART zum Mittelpunkt des jeweiligen Unterraums) ermittelt. Obwohl in den Lerngleichungen des Fuzzy ART das Fuzzy

AND zur Abstandsbestimmung zwischen Input und Gewichtsvektoren genutzt wird, erfolgt hier zur Vergleichbarkeit beider Systeme eine euklidische Abstandsbestimmung. Der Clustererfehler des Fuzzy ART ist zwar wesentlich höher als der des NG, der minimale wird aber bereits während der ersten Datensatzpräsentation erreicht. Ebenso ist die Streuung der Clustererfehler des Fuzzy ART höher als beim NG.

Aus Abbildung 6 ist sichtbar, daß eine NG basierte sensorische Clusterung erwartungsgemäß zu geringeren Clustererfehlern führt als eine Fuzzy ART basierte. Ebenso wird deutlich, daß der Clustererfehler des NG erst nach der fünften Datensatzpräsentation konvergiert, während er beim Fuzzy ART bereits nach der ersten Präsentation konvergierte. Der vergleichsweise hohe Clustererfehler des Fuzzy ART resultiert wesentlich aus der Methode zur Bestimmung des kleinsten euklidischen Abstandes, der als Abstand des Inputs zum Mittelpunkt des vom Neuron aufgespannten Unterraumes ermittelt wird. Da die gebildeten Unterräume im Unterschied zum NG häufig nicht in allen Dimensionen gleichmäßig, sondern meist in einer oder wenigen besonders ausgedehnt sind, kann ein Input, der durch das betreffende Neuron repräsentiert wird, dennoch einen hohen Clustererfehler liefern. In den nachfolgenden Untersuchungen wird gezeigt, daß trotz des vergleichsweise hohen Clustererfehlers des Fuzzy ART, dem Systemziel entsprechende sensomotorische Verbindungen adaptierbar sind (Abb. 7 und 8), wobei die Vorteile des schnellen Lernens und der Stabilität gegenüber der Genauigkeit überwiegen.

Dazu wurde in einer ersten Untersuchung ein entsprechend Abbildung 6 vollständig vortrainiertes NG basiertes mit einem Fuzzy ART basierten System verglichen (Abb. 7). Die Vorteile eines schnellen Lernens wurden anschließend durch Nutzung einer wesentlich geringeren Anzahl an Trainingsschritten nachgewiesen (Abb. 8).

In der ersten Untersuchung wurde das NG basierte System mit 5 Präsentationen des genutzten Datensatzes sensomotorisch adaptiert, wogegen beim Fuzzy ART nur die ersten 9000 Muster des Datensatzes genutzt wurden. Obwohl im Abschnitt 3.1 nachgewiesen wurde, daß beim Fuzzy ART bereits nach 1000 Trainingschritten eine sinnvolle sensorische Clusterung vorliegt, sollte mit der Nutzung der 9000 Schritte eine vollständige Ausbildung der durch die Neuronen aufgespannten Unterräume gewährleistet werden. Bereits die dafür notwendigen Trainingszeiten, die bei Nutzung des Khepera etwa 4.5 Stunden für das Fuzzy ART und 32.7 Stunden für 65500 Schritte (NG) entsprechen, zeigen, daß nur mit dem Fuzzy ART eine online fähige Bildung sensomotorischer Repräsentationen möglich ist.

**Adaptation sensomotorischer Sequenzen:** Nach der Bildung sensorischer Repräsentationen, wurden die Kompetenz- und Bewertungsgewichte mit Gleichungen 1 und 2 adaptiert.

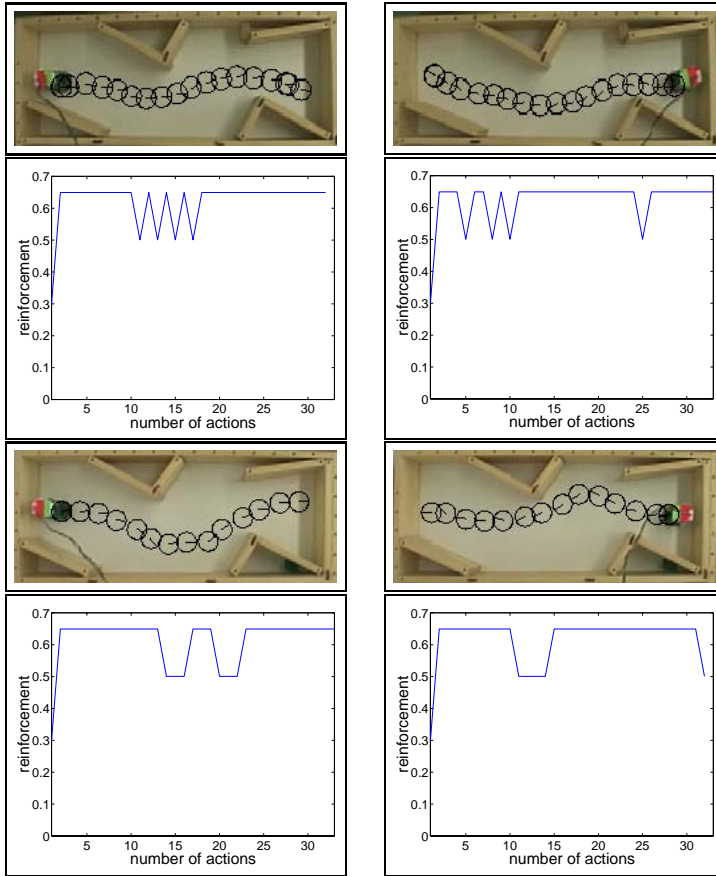
Zur Adaptation der Gewichte wurden etwa 11000 zufällige und 2000 reaktiv ermittelte Aktionen ausgeführt (entspricht etwa 6.5 Stunden Training). Reaktiv bedeutet, daß in einer sensomotorischen Situation das entsprechend der Systemziele beste Motorkommando ausgewählt wird. Dazu werden die jeweils zusammengehörigen efferenten Bewertungs- und Kompetenzgewichte multipliziert, wodurch bekannte und gut bewertete Übergänge eine höhere Aktivierung als



unbekannte oder schlecht bewertete Übergänge liefern. Zur Auswahl des auszuführenden Motorcommandos wird über alle 3 Motorkommandos getrennt aufsummiert. Das Motorkommando, welches den höchsten Wert erhält, wird in der Folge ausgeführt, da es das höchste zu erwartende Reinforcement Signal liefert (Gleichung 3).

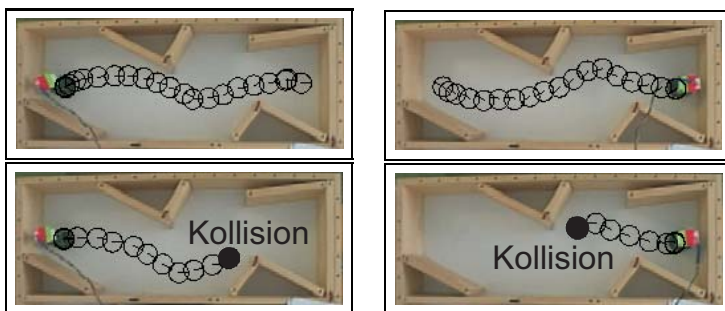
$$\max_{m_i} \sum_{i \in m_i} w_{ij}^C(t) \cdot w_{ij}^F(t) \implies m_k \quad (3)$$

Nach der Adaptation der Gewichte wurde das mit diesen Systemen generierte reaktive Verhalten ausgewertet und zusammen mit den Reinforcement Signalen in Abbildung 7 dargestellt.



**Abbildung 7:** Lokale Navigation mit einem Fuzzy ART (oben) bzw. einem NG (unten) basierten System mit 30 Neuronen und 3 Motorkommandos je Neuron. Die Kreise markieren die Positionen des Khepera während der Versuche. Die erhaltenen Reinforcement Signale sind unter dem entsprechenden Experiment dargestellt. Für eine Lenkbewegung erhielt das System ein geringeres Reinforcement Signal als für die Bewegung gerade aus. Kollisionen wurden immer mit dem Wert 0.0 bestraft. Die Versuche endeten entweder mit einer Kollision oder am jeweils anderen Ende des Szenarios. In der Darstellung oben links ist nach der Hälfte des zurückgelegten Weges trotz der Ausführung des Motorcommandos gerade aus (Reinforcement Signale), die Drift des Khepera nach rechts, bedingt durch Ungenauigkeiten der Antriebe des Khepera sichtbar. Die erfolgreiche Navigation zeigt, daß diese Drift mit in die Adaptation der sensomotorischen Sequenzen integriert werden konnte.

Anhand der Ergebnisse in Abbildung 7 ist das von beiden System generierte, kollisionsvermeidende Verhalten sichtbar, das sich aber bezüglich der ausgeführten Motorkommandos unterscheidet. Das mit dem Fuzzy ART generierte Verhalten ist durch früher begonnene Lenkbewegungen gekennzeichnet, die aus der gebildeten sensorischen Repräsentation resultieren.



**Abbildung 8:** Im Unterschied zu den Untersuchungen in Abb. 7 wurden beide Systeme nur über 1000 Schritte vortrainiert. Nur mit dem Fuzzy ART (oben) ist ein kollisionsvermeidendes Verhalten generierbar. Beim NG (unten) ist in 1000 Trainingsschritten keine geeignete sensorische Repräsentation als Basis für eine erfolgreiche Kollisionsvermeidung bildbar.

Der Vorteil des schnellen Lernens von Fuzzy ART und die Wirkung bezüglich des generierten Verhaltens ist in Abbildung 8 dargestellt. Im Unterschied zu den bisher durchgeführten Untersuchungen wurden beide Systeme mit nur 1000 Trainingsschritten sensorisch vortrainiert.

Beim NG wurden die Parameter Lernrate und Lernradius wiederum durch eine Breitensuche bestimmt und die Kombination mit dem kleinsten Clusterfehler genutzt. Alle weiteren Versuchsbedingungen sind analog zu den bereits dargelegten.

Diese Ergebnisse zeigen, daß Fuzzy ART zur Bildung sensomotorischer Repräsentation und der darauf aufbauenden Adaptation von Übergängen zur Aktionsbewertung effizient nutzbar ist, obwohl aus der Literatur kaum Anwendungen von ART Systemen für sensomotorische Fragestellungen bekannt sind. Im Unterschied zum NG und dessen hoher Anzahl an Trainingsschritten zur sensorischen Adaptation, ist mit dem Fuzzy ART basierten System, trotz hohem Clusterfehler, ein online-fähiges Lernen mit wesentlich weniger Trainingsschritten realisierbar.

## 4 Zusammenfassung und Ausblick

Das Ziel dieser Arbeit bestand im Nachweis der Vorteile von Fuzzy ART für reale sensomotorische Aufgabenstellungen. Mit den durchgeführten Untersuchungen konnte die Möglichkeit einer online fähigen Bildung sensomotorischer Repräsentationen unter Nutzung von Fuzzy ART gezeigt werden. Zusammen mit den in MACOR integrierten Methoden der Verhaltensgenerierung konnten die gestellten Systemziele Kollisionsvermeidung und geradlinige Fahrt erfüllt werden. Weiterführende, hier nicht präsentierte Untersuchungen zum gleichzeitigen Lernen von sensomotorischer Repräsentation und entsprechenden Aktionen basierend auf Fuzzy ART zeigten, daß mit diesem Lernregime ein vergleichbares Verhalten wie in Abbildung 7 oben generierbar ist. Damit kann die Anzahl der Trainingsschritte weiter gesenkt werden, da das sensorische Vortraining entfällt.

Aufgrund der dargelegten Vorteile werden Fuzzy ART basierte Systeme die Grundlage für nachfolgende Untersuchungen zur Antizipation von sensomotorischen Sequenzen im Vergleich zu bereits existierenden modellfreien Verfahren, wie dem Q-Lernen, bilden. Bei der weiteren Nutzung von Fuzzy ART sollen ebenso Möglichkeiten zu einer noch spezifischeren Repräsentation handlungsrelevanter und seltener Situationen untersucht werden. In einem ersten Ansatz soll das bei der Aktionsausführung generierte Reinforcement Signal genutzt werden, um das Einfügen neuer sensorischer oder auch motorischer Neuronen zu modulieren.

## Literatur

- [1] M.A. Arbib, P. Erdi, and J. Szentagothai. *Neural Organization: Structure, Function and Dynamics*. MIT Press, 1998.
- [2] G. Carpenter, S. Grossberg, N. Markuzon, J. Reynolds, and D. Rosen. Fuzzy ARTMAP: A Neur. Netw. Archit. for Incr. Superv. Learning of Analog Multidim. Maps. In *NN*, pages 698–719, 1992.
- [3] H.-M. Gross, A. Heinze, T. Seiler, and V. Stephan. Generative Character of Perception: A Neural Architecture for Sensorimotor Anticipation. *NN*, pages 1101–1129, 1999.
- [4] H.-M. Gross, A. Heinze, V. Stephan, and D. Surmeli. A cortical architecture for parallel anticipation of sensorimotor sequences. In *Proc. CNS*, page 29. Boston University Press, 1999.
- [5] R. Moeller and H.-M. Gross. Perception through Anticipation. In *Proc. of PerAc'94*, pages 408–411. IEEE Comp.Soc.Press, 1994.
- [6] R. Pfeifer and C. Scheier. From Percept. to Action: The Right Direction? In *Proc. of PerAc'94*, pages 1–11. IEEE Comp.Soc.Press, 1994.
- [7] T. Pomierski and H.-M. Gross. Biological Neural Architecture for Chromatic Adaptation Resulting in Constant Color Sensations. In *Proc. ICNN*, pages 734–739. IEEE Service Center, 1996.