

# Weiterentwicklung eines Graphen-basierten Ansatzes als Rahmensystem für eine lokale Navigation\*

Holger Täubig und Andrea Heinze  
Fachgebiet Neuroinformatik, Technische Universität Ilmenau  
Andrea.Heinze@informatik.tu-ilmenau.de

## Zusammenfassung

Basierend auf der View-basierten globalen Navigation nach MALLOT wird hier ein System zur Integration von globaler und lokaler Navigation in einem Experimentalszenario mit Gängen und Räumen vorgestellt. Der originale View-basierte Ansatz wurde modifiziert, so daß eine lokale Navigation zur Hindernisvermeidung eingebunden werden konnte. Bei der Entwicklung des Gesamtsystems wurde berücksichtigt, daß auch alternative Methoden der lokalen Navigation integrierbar sind, was bei der Nutzung andersartig gestalteter Szenarien vorteilig ist.

## 1 Einführung

Den konzeptionellen Rahmen für diese Arbeit bildet der in [4, 5] vorgestellte Ansatz zum sensomotorischen Charakter der Wahrnehmung, dessen prinzipielle Tragfähigkeit anhand des lokalen Navigationsverhaltens eines mobilen Roboters Khepera untersucht wurde. Das Systemziel bestand dabei in einer kollisionsvermeidenden, geradlinigen und schnellen Fahrt. Da aber eine lokale Navigation nur mit Handlungsantrieben im Rahmen einer globalen Systemaufgabe sinnvoll ist, bestand die Notwendigkeit der Entwicklung eines geeigneten Rahmenszenarios. Die entsprechende globale Systemaufgabe wurde hierbei als das zielgerichtete Explorieren einer initial unbekanntem Umwelt definiert.

Die Entwicklung eines Systems zur Bildung globaler Handlungsentscheidungen als Handlungsantriebe für eine lokale Navigation bildet den Schwerpunkt dieser Arbeit. Dazu wird neben der Untersuchung von Methoden zur Bildung einer globalen Karte der Umwelt (Abschn. 2 und 3.2) eine Architektur zur Integration von lokalen und globalen Handlungsentscheidungen vorgestellt (Abschn. 3.1). Die sich ergebenden Wechselwirkungen zwischen lokaler und globaler Navigation werden in Abschnitt 3.3 diskutiert. Weiterhin wurde bei der Entwicklung des Systems auf die Möglichkeit der variablen Integration der lokalen Ebene in das Gesamtsystem geachtet. Dadurch kann hier ein einfacher Ansatz zur lokalen Navigation genutzt werden, der nachfolgend gegen das in [5] vorgestellte, antizipationsbasierte Modell austauschbar ist. Die Umsetzung der diskutierten Mechanismen in einem Szenario (Abschn. 4) werden in Abschnitt 5 gezeigt.

## 2 View-basierte globale Navigation

Zur Realisierung einer globalen Navigation muß das System Wissen über die spezifischen sensorischen Zusammenhänge der Umwelt erwerben, welche eine Selbstlokalisierung, die Anfahrt vorgegebener und nicht sichtbarer Ziele oder auch die Exploration noch nicht bekannter Gebiete der Umwelt ermöglicht. Die Bildung entsprechender globaler Handlungsentscheidungen erfolgt durch die Auswertung einer globalen Karte der Umwelt. Zur Bildung globaler Karten sind aus der Literatur verschiedene Ansätze bekannt, die in die Bildung von Grid-basierten Karten, Graphen-basierte Ansätze und semantische Umweltmodelle unterschieden werden können.

---

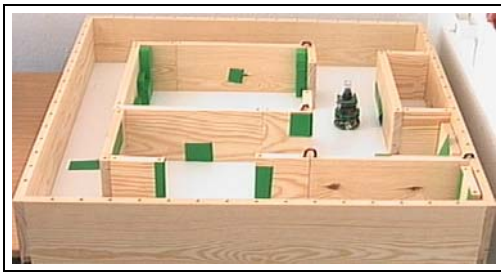
\*gefördert durch DFG-Projekt Gr 1378/1-2 und Graduiertenkolleg GK-164

In dem hier vorgestellten Ansatz werden die View-basierte Modelle, als spezielle Form Graphen-basierter Repräsentationen, wegen ihrer Portierbarkeit auf den genutzten Miniaturroboter Khepera, hinsichtlich dessen nutzbarer Sensorik und auch aufgrund einer konsistenten Integration in das Wahrnehmungskonzept [4, 5] genutzt. Ein wesentlicher Vorteil des Ansatzes nach MALLOT und FRANZ [1, 2, 3] gegenüber alternativen Ansätzen zur Graphen-basierten Navigation besteht in der Möglichkeit der Identifikation spezifischer Gebiete der Umwelt anhand des gesamten wahrgenommenen sensorischen Eindrucks, ohne diesen nach explizit vorgegebenen Landmarken zu analysieren. Anhand räumlicher Relationen zwischen spezifischen wahrgenommenen Situationen werden dann kognitive Karten der Umwelt gebildet.

### 3 Realisierung des Verhaltensszenarios

Zur Untersuchung der Mechanismen der lokalen und globalen Navigation, muß eine sensomotorische Systemaufgabe definiert werden, die ein aktives Einwirken des Systems auf seine Umwelt ermöglicht. Das damit verbundene Verhaltensszenario wird wie folgt charakterisiert:

*Ein mobiles System soll seine Umwelt (Abb. 1), die durch typische Situationen wie Gänge, Kreuzungssituationen oder auch Freiraum in Räumen gekennzeichnet ist, sensorisch wahrnehmen können. Während das mobile System in Gängen möglichst schnell, geradlinig, kollisionsvermeidend und ohne Wendungen fahren soll, hat es in Kreuzungssituationen und auch in Räumen die Aufgabe, eine Bewegungsrichtung zu wählen, die es in bislang noch unexplorierte Gebiete führt. Dabei sind Bewegungsrichtungen, die in bereits bekannte Sackgassen führen, zu vermeiden.*



**Abbildung 1:** *Experimentalfeld zur lokalen und globalen Navigation, bestehend aus mehreren Gängen, verschiedenen Kreuzungssituationen und auch Räumen. Da der Schwerpunkt auf der Realisierung und Integration unterschiedlicher Verhaltensweisen liegt, wurde das Szenario aus visuell einfach wahrnehmbaren Elementen aufgebaut.*

Aus diesem Verhaltensszenario lassen sich zwei *Verhaltens- bzw. Modellierungsebenen* ableiten:

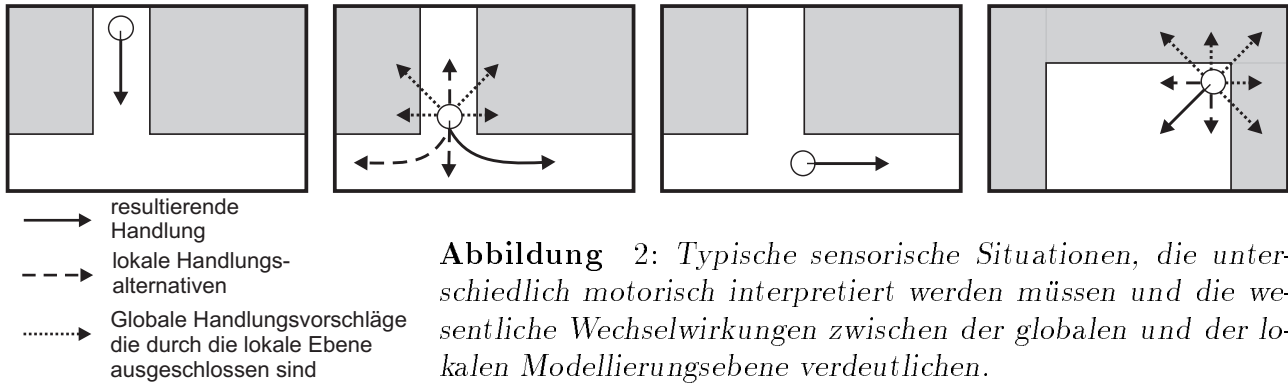
1. Mit der *lokalen Ebene* erfolgt durch den Erwerb von Wissen über allgemeine sensomotorische Zusammenhänge, die überall in der Umwelt vorhanden sein können, die Auswahl geeigneter motorischer Aktionen unabhängig von der konkreten Position in der Umwelt. Ziel dieser Ebene ist die Realisierung einer kollisionsvermeidenden, möglichst geradlinigen und schnellen Fahrt. Die Ausführung eines Handlungsvorschlags dieser Ebene erfolgt immer dann, wenn von ihr nur eine Bewegungsrichtung ohne Alternativen detektiert wird.
2. Die *globale Ebene* dient der effektiven Exploration der Umwelt, um beispielsweise mit nachfolgenden Systemen ein Finden sensorisch bekannter Objekte zu realisieren. Dabei wird eine View-basierte Explorationskarte selbstorganisierend aufgebaut, ohne bereits "besuchte" Gebiete der Umwelt oder Sackgassen wiederholt anzufahren. Mit diesem Wissen über die Umwelt sollen bereits explorierte Gebiete gezielt anzufahren sein.

#### 3.1 Wechselwirkungen zwischen lokaler und globaler Navigation

Das entwickelte Verhaltensszenario umfaßt typische sensorische Situationen, die im Handlungskontext unterschiedlich motorisch zu interpretieren sind. Typische Wechselwirkungen zwischen den Modellierungsebenen werden nachfolgend diskutiert und in Abbildung 2 verdeutlicht.

Im folgenden werden als Entscheidungssituationen solche Situationen charakterisiert, in denen von der lokalen Modellierungsebene mehrere alternative Aktionen vorgeschlagen werden. Durch

den Einfluß der globalen Ebene wird dann aus der Menge der lokal generierten alternativen Handlungsvorschläge schließlich ein resultierender präferiert und ausgewählt.



**Abbildung 2:** *Typische sensorische Situationen, die unterschiedlich motorisch interpretiert werden müssen und die wesentliche Wechselwirkungen zwischen der globalen und der lokalen Modellierungsebene verdeutlichen.*

In Abbildung 2 können folgende charakteristische Situationen unterschieden werden.

1. *Situationen, in denen sich das System auf einem Gang befindet und keine Abzweigung im Sinn einer Entscheidungssituation wahrnimmt (Abb. 2, links):*  
 Durch die lokale Navigationsebene ergibt sich aufgrund bereits erworbener sensomotorischer Zusammenhänge nur eine mögliche Aktionssequenz. Da keine Entscheidungssituation vorliegt, muß das System nur auf den lokalen Kriterien basierend eine Aktion auswählen.
2. *Situationen, in denen sich das System auf einem Gang befindet und eine Entscheidungssituation, z.B. eine Abzweigung sensorisch erfaßt (Abb. 2, zweite von links):*  
 In dieser Situation werden durch die lokale Ebene vier alternative, gleichwertige Bewegungstrajektorien ermittelt. Mit einer globalen Strategie, die eine zielgerichtete Exploration verfolgen soll, wird eine Alternative bevorzugt und eine der bislang unexplorierten Richtungen ausgewählt. Befindet sich das System nach der Ausführung der Aktion wieder in einen Gang und erfaßt keine weitere Entscheidungssituation (Abb. 2, zweite von rechts), erfolgt die Navigation wieder ausschließlich auf lokalen Kriterien.
3. *Situationen in denen das System Freiraum wahrnimmt (Abb. 2, rechts):*  
 Analog zur zweiten Situation wird durch die lokale Navigation eine Entscheidungssituation, hier in einem Raum, detektiert. Da die Handlungsalternativen der globalen Ebene durchaus auch Aktionssequenzen zu Hindernissen (Wand) umfassen können, werden die möglichen Handlungen der globalen Ebene durch den mit der lokalen Ebene detektierten Freiraum eingeschränkt. Aus den verbleibenden Handlungen wird eine resultierende ausgewählt.

## 3.2 Realisierung der Modellierungsebenen mit bekannten Ansätzen

Die Eigenschaften der genutzten Ansätze [2] und [7] zur View-basierten Navigation werden nachfolgend bezüglich ihrer Anwendbarkeit für das definierte Verhaltensszenario diskutiert.

### 3.2.1 Globale Modellierungsebene basierend auf MALLOT

Zur Bildung eines View-Graphen nach MALLOT und FRANZ wird in [2] ein Szenario, bestehend aus mehreren verteilt angeordneten Einzelhindernissen genutzt. Eine eindeutige Situationsbeschreibung erfolgt mit einem visuellen Input, dessen Grauwertverteilung Hintergrund und Hindernisse repräsentiert. Im Unterschied dazu, besteht das hier genutzte Szenario (Abb. 1), aus vielen Hindernissen, die Wände für Gänge und Räume bilden, wodurch keine eindeutige Situationsbeschreibung durch die Verteilung der Hindernisse erfolgen kann. Statt dessen besitzen

die Wände farbige Markierungen, die den bei MALLOT genutzten Hindernissen entsprechen, so daß die gleichen prinzipiellen Mechanismen zur View-basierten Navigation nutzbar sind.

Die visuell wahrgenommenen Situationen der Umwelt werden wie bei MALLOT im View-Graphen als *Snapshots* gespeichert. Die Snapshots sind die Knotenpunkte im Graphen und entsprechen sensorischen Situationen an spezifischen Positionen der Umwelt. Die gespeicherten Snapshots kodieren dabei keine metrischen Informationen wie z.B. globale Koordinaten, sondern nur lokale aber möglichst *eindeutige Ansichten*.

Die Kodierung *räumlicher Beziehungen* in der Umwelt erfolgt durch die Verbindung entsprechender Snapshots mit einer Homing-Kante. Eine solche Kante wird eingefügt, wenn von einem Snapshot die Bewegungsrichtung zu einem anderen durch einen Homing-Algorithmus [3] ermittelbar ist und dieser dann erreicht werden kann.

Befindet sich das System an der, einem Snapshot zugehörigen Position, muß zur effizienten Exploration noch unbekannter Gebiete eine *neue Bewegungsrichtung* gewählt werden. Dazu wird ausgehend vom aktuellen Snapshot im Graphen der größte unexplorierte Bereich ermittelt und die Mitte dieses Bereiches als neue Explorationsrichtung festgelegt.

Eine Eigenschaft des Originalansatzes ist, daß keine Snapshots in der Nähe von Hindernissen gebildet werden. Eine Ursache dafür ist die *fehlende Hindernisvermeidung*. Nach jeder Kollision wird der Aufbau des bisherigen Graphen unterbrochen und ein neuer erst dann begonnen, wenn ein neuer Snapshot eingefügt wird. Dadurch können die meisten sensorischen Eindrücke in der Nähe von Hindernissen nicht als Snapshots gespeichert werden. Die separat gebildeten Graphen werden miteinander verbunden, wenn ein Homing zwischen Snapshots beider Graphen erfolgte. Fehlende Snapshots in der Nähe von Hindernissen sind allerdings für den Homing-Algorithmus vorteilhaft, da dieser auf der Annahme eines *konstanten Abstandes* aller Hindernisse zu einem Snapshot basiert. Ein Homing zu einem hindernisnahen Snapshot ist aufgrund der unterschiedlichen Abstände zu allen erkennbaren Hindernissen stark fehlerbehaftet und daher oft nicht möglich. Das gleiche Problem tritt auch bei reihenartigen Anordnungen von Hindernissen (z.B. in Gängen) auf, die aber in unserem Szenario typischerweise vorkommen.

Mit den dargelegten Eigenschaften ist der View-Graph des Originalansatzes sehr gut zur Exploration von Umwelten mit Freiraum und einzelnen verteilt angeordneten Hindernissen geeignet. Bei der Nutzung in engen und gangartigen Szenarien weist der View-basierte Ansatz allerdings Probleme auf, so daß eine Erweiterung um eine lokale Navigationsebene notwendig ist, mit der Hindernisse vermieden und verschiedene für ein Homing ungeeignete Situationen bewältigt werden können. Mit dieser lokalen Ebene kann in engen Passagen und auch in Gängen navigiert werden. Gänge müssen nicht mehr eindeutig gekennzeichnet werden, und eine gehäufte Bildung von Snapshots aufgrund der sich ständig ändernden Ansicht wird verhindert.

### 3.2.2 Lokale Modellierungsebene basierend auf TANI

Das Ziel der lokalen Navigation ist die Realisierung eines kollisionsvermeidenden Verhaltens. Das Gesamtsystem wurde dabei so konzipiert, daß beliebige lokale Navigationsmechanismen integrierbar sind. Daher wird im folgenden zunächst eine einfache lokale Navigation genutzt [7], die in nachfolgenden Untersuchungen gegen die in [5] vorgestellte ersetzt werden soll.

Das Prinzip der von TANI vorgestellten lokalen Navigation beruht auf der Ermittlung von hindernisfreien Gebieten und einer anschließenden Navigation in Richtung der Mitte des detektierten Freiraumes. Werden im aktuellen sensorischen Input mehrere alternative, hindernisfreie Gebiete detektiert, befindet sich das System in einer Entscheidungssituation.

Zur Integration dieser lokalen Navigation in den View-Graphen werden weitere Kanten eingefügt. Snapshots, die mit solchen lokalen Kanten verbunden werden, sind untereinander durch lokale Navigation erreichbar. Die lokal gebildeten Kanten enthalten ebenso wie die Homing-Kanten keine metrischen Informationen und kodieren kein explizites Motorkommando.

### 3.3 Funktionelle Architektur des Gesamtsystems

Nach der Diskussion der Modellierungsebenen, wird deren Integration in das Gesamtsystem vorgestellt, das folgende Funktionen realisiert: *Einfügen einer lokalen Kante*, *Einfügen einer Homing-Kante* und *Festlegung einer Explorationsrichtung*. Der Informationsfluß zwischen diesen Elementen umfaßt zwei Kreisläufe, einen zur globalen und einen weiteren zur lokalen Navigation. Beginnend mit einer aktuellen sensorischen Situation, die als Snapshot in den Graphen aufgenommen wurde, wird geprüft, ob eine Entscheidungssituation vorliegt (Abb. 3 unten mitte) und dementsprechend einer der beiden Kreisläufe begonnen.

1. *Einfügen einer lokalen Kante*: Liegt in der aktuellen sensorischen Situation keine Entscheidungssituation vor, bewegt sich der Khepera solange mittels lokaler Navigation, bis eine Entscheidungssituation eintritt. Dann wird ein neuer Snapshot genommen, die aktuelle lokale Kante mit dem neuen Snapshot beendet und in den Graphen eingefügt.

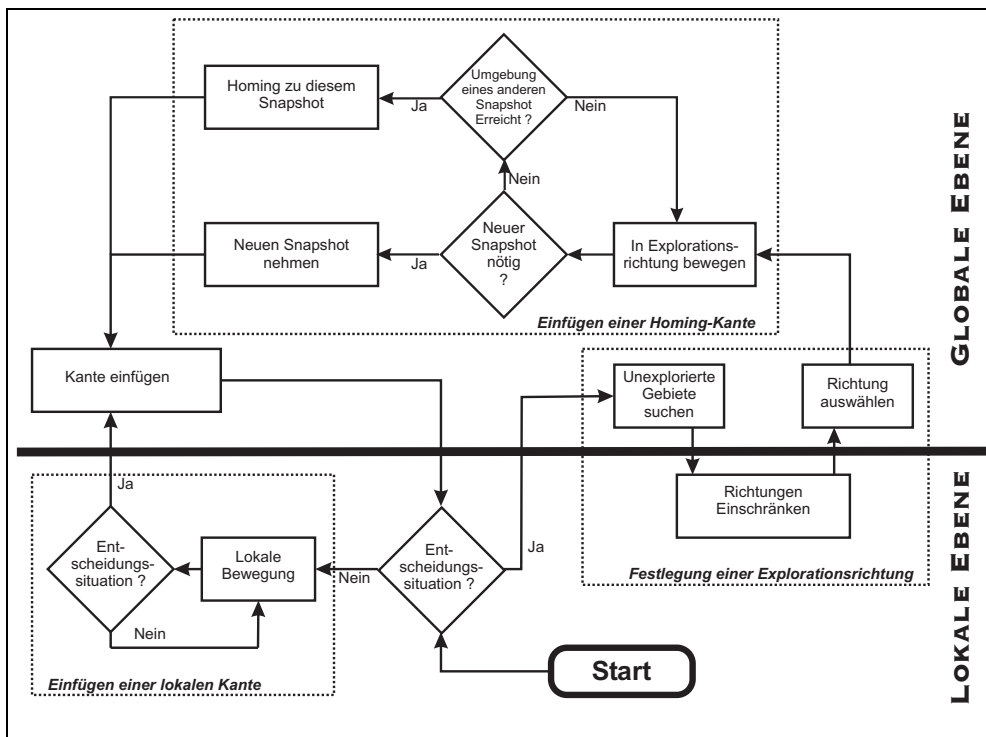


Abbildung 3: Algorithmus des Gesamtsystems. Die drei wesentlichen funktionalen Elemente, Bildung lokaler Kanten, Bildung von Homing-Kanten und die Auswahl einer Explorationsrichtung, sind durch gepunktete Linien eingrahmt.

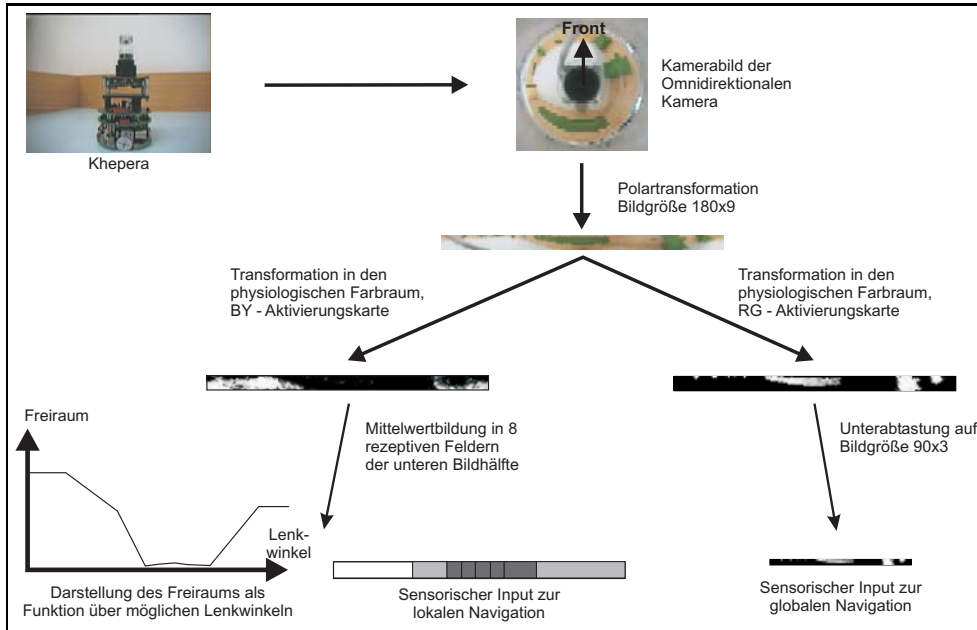
2. *Festlegung einer Explorationsrichtung*: Ist die aktuelle sensorische Situation eine Entscheidungssituation, muß aus der Menge möglicher Bewegungsrichtungen eine neue Explorationsrichtung ermittelt werden. Dazu werden im Graphen alle, mit dem aktuellen Snapshot verbundenen Snapshots und die entsprechenden Bewegungsrichtungen mittels des Homing-Algorithmus ermittelt. Anhand dieser Bewegungsrichtungen wird die Größe der unexplorierten Gebiete zwischen den Snapshots bestimmt und durch die lokale Ebene um die Teilgebiete verkleinert, in denen sich Hindernisse befinden. Aus den resultierenden Gebieten wird die Mitte des größten als neue Explorationsrichtung festgelegt.
3. *Einfügen einer Homing-Kante*: Zur Bildung einer Homing-Kante bewegt sich der Khepera entsprechend der ermittelten Bewegungsrichtung, bis eine neue sensorische Situation dem letzten Snapshot unähnlich ist (Abschn. 5.1). Diese Situation wird dann als neuer Snapshot in den Graphen eingefügt und mit dem vorherigen durch eine Homing-Kante verbunden. Während der Bewegung kann aber auch eine Ähnlichkeit zwischen der aktuellen Situation und einem bereits gespeicherten Snapshot auftreten. Dann wird versucht, diesen Snapshot durch den Homing-Algorithmus zu erreichen, indem die Bewegungsrichtung zum Snapshot ermittelt und eine vorgegebene Distanz in diese Richtung zurückgelegt

wird. Vor jeder weiteren Bewegung erfolgt jeweils eine Korrektur der Bewegungsrichtung. Bei erfolgreichem Homing, wird eine Homing-Kante eingefügt.

Nach dem Einfügen einer lokalen oder einer Homing-Kante, wird die aktuelle Situation wieder auf eine Entscheidungssituation getestet und einer der beiden Kreisläufe erneut begonnen.

## 4 Experimentalszenario und Sensordatengewinnung

Die Bildung eines sensorischen Inputs erfolgt durch Auswertung des omnidirektionalen Kamerabildes. Dieses wird erst polar- (Abb. 4 oben) und anschließend in den physiologischen Farbraum [6] transformiert. Dadurch liegen dekorrelierte Farb- und Helligkeitskarten vor, mit denen die im Szenario vorhandenen Holzwände vom hellen Boden und auch die farbigen Markierungen vor dem Hintergrund gut separiert werden können. Daher ist im gewählten Szenario die Auswertung der Blau-Gelb(BY)-Aktivitätskarte des physiologischen Farbraumes für die lokale Navigation und die Auswertung der Rot-Grün(RG)-Aktivitätskarte für die globale Navigation sinnvoll.



**Abbildung 4:** Das omnidirektionale Kamerabild wird zunächst polar- und dann in den physiologischen Farbraum transformiert. Der sensorische Input beider Navigationsebenen wird durch die Auswertung der Aktivitätskarten gebildet, aus denen für die lokale Navigation durch Vorklassifikation eine Bestimm-

ung von Gebieten mit Freiraum erfolgt. In den Aktivitätskarten bedeuten geringe Grauwerte Freiraum (lokale Navigation) bzw. Markierungen (globale Navigation) und hohe Grauwerte Hindernisse (lokale Navigation) bzw. Hintergrund (globale Navigation).

**Sensorischer Input für die lokale Navigation:** Da zur Handlungsgenerierung durch die lokale Ebene vor allem Hindernisse in der unmittelbaren Nähe des Systems von Bedeutung sind, wird nur die untere Hälfte der kontrastverschärften BY-Aktivitätskarte genutzt. Basierend auf dieser Karte werden 8 rezeptive Felder unterschiedlicher Größe gebildet, mit denen die handlungsrelevanten Hindernisse vor dem Roboter detailliert aufgelöst und die weniger relevanten Hindernisse neben bzw. hinter dem Roboter noch erkannt aber nicht mehr genau lokalisiert werden können. Mit diesem sensorischen Input können auch mögliche Entscheidungssituationen detektiert werden (Abschn. 5.3).

Da die Infrarot Sensoren des Khepera nur eine maximale Reichweite von 5 cm besitzen, können sie zwar nicht zur Situationsbeschreibung aber zur Kollisionsdetektion genutzt werden. Ein von der lokalen Ebene generiertes Motorkommando  $\underline{m}$  besteht angelehnt an [5] aus einem Lenkwinkel  $\phi \in [-45^\circ, 45^\circ]$  und einem zurückzulegenden Weg  $s = 1.2 \text{ cm}$ , wodurch Wendungen auf der Stelle bewußt verhindert werden (nicht holonome Kinematik).

**Sensorischer Input für die globale Navigation:** Zur Bildung eines sensorischen Inputs für die globale Ebene muß das gesamte Kamerabild ausgewertet werden, da auch weit entfernte

Markierungen zur Situationsbeschreibung beitragen. Zur besseren Erkennung der Markierungen wird die RG-Aktivitätskarte erst kontrastverschärft und anschließend von der Größe  $180 \times 9$  auf die Größe  $90 \times 3$  verringert. Dies erfolgt, indem jeweils in einem Gebiet von  $2 \times 3$  Pixeln der Maximalwert ermittelt wird. Der sensorische Input für die globale Navigation befindet sich im Intervall  $[0, 255]$ , wobei 0 Hintergrund und 255 eine Markierung kodiert.

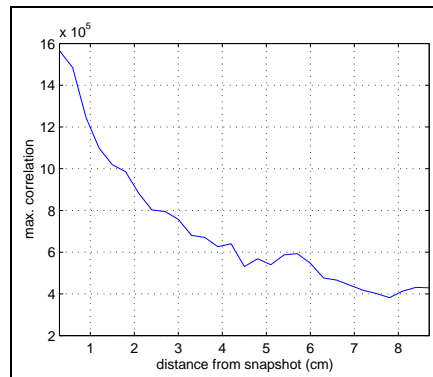
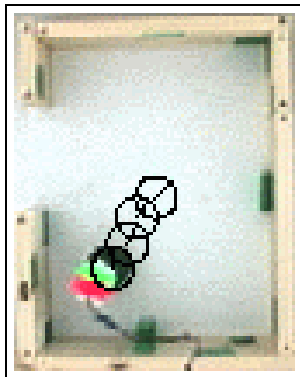
Analog zur lokalen Navigation besteht ein Motorkommando  $\underline{m}$  aus einem Lenkwinkel  $\phi$  und einem zurückzulegenden Weg  $s$ . Durch Mechanismen, wie das Homing, muß der Lenkwinkel aber Werte im gesamte Intervall  $[0^\circ, 360^\circ]$  einnehmen können, der Weg  $s$  beträgt immer  $1.2 \text{ cm}$ .

## 5 Realisierung und experimentelle Ergebnisse

Basierend auf diesen Mechanismen zur lokalen und globalen Navigation werden die erreichten Ergebnisse für das Homing, die Bildung von Snapshots, die lokale Navigation bzw. das Erkennen von Entscheidungssituationen vorgestellt und ein gebildeter View-Graph diskutiert.

### 5.1 Snapshotgenerierung und Homing

Der Homing-Algorithmus dient der Bildung von (möglichst zahlreichen) Kanten zwischen den Snapshots. Dabei muß in jeder sensorischen Situation, in der ein bereits vorhandener Snapshot erkannt wurde, festgestellt werden, ob sich das System so nah am Snapshot befindet, daß ein Homing erfolgreich sein könnte. Dazu wird ein Maß benötigt, das die Ähnlichkeit zwischen sensorischen Situationen beschreibt, wofür in [3] die Kreuzkorrelation genutzt wird. Ebenso wird mit diesem Maß während der Ausführung des Homing-Algorithmus festgestellt, ob der anzufahrende Snapshot bereits erreicht ist.



**Abbildung 5:** Ausgehend von einer Situation im Raum (links), bewegte sich der Khepera mehrere Zeitschritte gerade aus. Rechts ist der, nach jedem ausgeführten Motorkommando ( $\phi = 0^\circ, s = 1.2 \text{ cm}$ ) sinkende Wert der Kreuzkorrelation (Gl. 1) zwischen der aktuellen und der ursprünglichen sensorischen Situation sichtbar.

Da der Roboter in den zu vergleichenden Situationen nicht die gleiche Blickrichtung haben muß, wird die Kreuzkorrelation zwischen dem sensorischen Input  $\underline{v}$  und einem Snapshot  $\underline{s}_i$ , für jede mögliche Drehung  $k$  (alle Blickrichtungen) des aktuellen sensorischen Inputs  $\underline{v}$  gebildet. Die Kreuzkorrelation, die den höchsten Wert liefert, entspricht der Ähnlichkeit  $\Phi$  beider sensorischer Situationen (Gl. 1, Abb. 5).

$$\Phi(\underline{s}_i, \underline{v}) = \max_k \sum_j s_j \cdot v_{j-k} \quad (1)$$

Die größte Ähnlichkeit zwischen einer sensorischen Situationen  $\underline{v}$  und einem Snapshot  $\underline{s}_i$  ist gegeben, wenn beide identisch sind ( $\underline{v} = \underline{s}_i$ ). Daher sollte der Wert  $\Phi(\underline{s}_i, \underline{s}_i)$  als Referenzwert für eine Betrachtung der Ähnlichkeit zwischen einer sensorischen Situation  $\underline{v}$  und einem Snapshot  $\underline{s}_i$  genutzt werden. Da sich diese Referenzwerte für verschiedene Snapshots unterscheiden, ist das Maß in Gleichung 1 nicht ausreichend, um eine aktuelle sensorische Situation mit verschiedenen Snapshots zu vergleichen. Um dies zu ermöglichen wird der Wert  $\Phi(\underline{s}, \underline{v})$  mit dem Wert  $\Phi(\underline{s}, \underline{s})$  normiert, wodurch die im jeweiligen Snapshot enthaltenen Anteile des aktuellen sensorischen Inputs vergleichbar werden.

Dieses Maß ist noch nicht nutzbar, wenn nur ein geringer Teil der Markierungen des aktuellen sensorischen Inputs ausreicht, um alle Markierungen des Snapshots zu überdecken. Die Markierungen vom sensorischen Input, die nicht benötigt werden entsprechen dem Unterschied zwischen Input und Snapshot. Um auch diesen Unterschied in die Berechnung der Ähnlichkeit mit einzubeziehen, müssen sowohl der Anteil des Snapshots am Input als auch der Anteil des Input am Snapshot betrachtet werden (Gl. 2). Nur wenn beide Anteile groß sind, ist eine hohe Ähnlichkeit vorhanden.

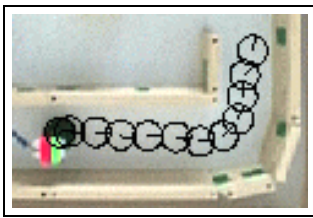
$$\phi(\underline{s}, \underline{v}) = \min \left( \frac{\Phi(\underline{s}, \underline{v})}{\Phi(\underline{v}, \underline{v})}, \frac{\Phi(\underline{s}, \underline{v})}{\Phi(\underline{s}, \underline{s})} \right) \cdot 100\% \quad (2)$$

Der Snapshot mit dem höchsten Wert  $\phi_{\max} = \phi(\underline{s}, \underline{v})$  ist derjenige, der die höchste Ähnlichkeit zum aktuellen sensorischen Input aufweist, so daß mit diesem Wert die Bestimmung eines Homing-Beginns und -Endes erfolgen kann. Experimentell wurde ermittelt, daß die Ähnlichkeit  $\phi_{\max}$  einer aktuellen sensorischen Situation  $\underline{v}$  zu einem Snapshot  $\underline{s}_i$  mindestens 55% für einen Homin-Beginn betragen sollte. Ein Snapshot ist wiedergefunden, wenn  $\phi_{\max} > 75\%$  erfüllt ist.

## 5.2 Lokale Navigation

Zur Bildung eines Motorkommandos werden die aus dem sensorischen Input resultierenden rezeptiven Felder hinsichtlich hindernisfreier Gebiete ausgewertet. Da die Bewegung des Roboters auf das Intervall  $[45^\circ, -45^\circ]$  beschränkt ist, müssen die zwei rezeptiven Felder zur Repräsentation der sensorischen Situation hinter dem Roboter bei der Ermittlung von Freiraum nicht berücksichtigt werden. Die rezeptiven Felder können Werte im Intervall  $[0, 1]$  annehmen, wobei 1.0 Freiraum kodiert. Überschreitet der Grauwert eines rezeptiven Feldes die experimentell ermittelte Schwelle von 0.6, wird dies als Freiraum klassifiziert.

Zur Verringerung ruckartiger Richtungsänderungen, kann sich der Roboter nicht direkt in Richtung des größten Freiraumes, sondern nur um den halben Winkel in diese Richtung bewegen. Dieses Verhalten entspricht einer Trägheit des Systems und bewirkt außerdem, daß das System vor Kurven nicht zu früh Lenkbewegungen beginnt und einen zur Kollisionsvermeidung ausreichenden Kurvenradius nutzt (Abb. 6).



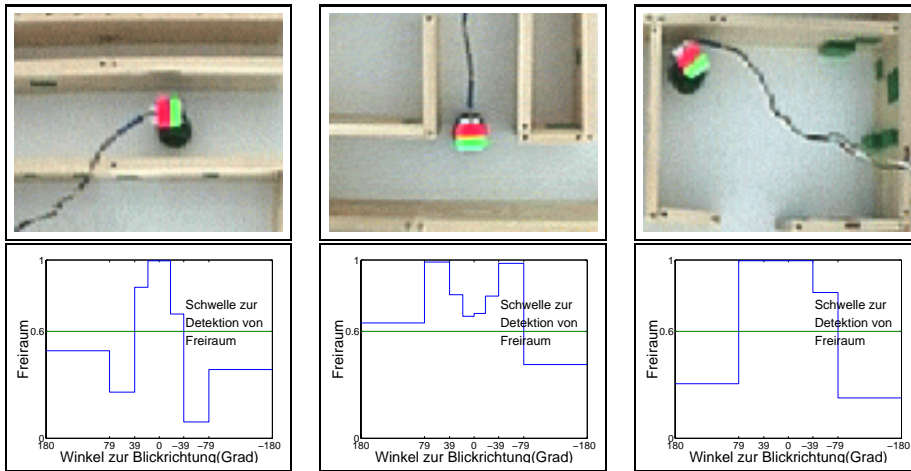
**Abbildung 6:** Bereits mit einer einfachen lokalen Navigation kann eine kollisionsvermeidende mittige Bewegung in Gängen und Kurven realisiert werden. Die in diesem Beispiel erhaltene Bewegungstrajektorie des Roboters ist mit Kreisen markiert.

## 5.3 Detektion von Entscheidungssituationen

Entscheidungssituationen sind Situationen mit alternativ ausführbaren Bewegungssequenzen, die durch eine typische, mindestens bimodale Grauwertverteilung des sensorischen Inputs detektierbar sind. Im Unterschied zum sensorischen Input für die in Abbildung 7 links dargestellte Gangsituation ohne Entscheidungssituation ist der sensorische Input für die exemplarische Kreuzungssituation (Abb. 7 mitte) durch 2 typische Extremwerte, die Bewegungsalternativen kennzeichnen, charakterisiert. Entscheidungssituationen in Räumen sind allerdings nicht durch eine multimodale Verteilung sondern durch einen breiten hindernisfreien Bereich gekennzeichnet, der sich von dem in Gangsituationen nur durch die Breite unterscheidet (Abb. 7 rechts). Daher muß zur Detektion von Entscheidungssituationen der sensorische Input auf bimodale Grauwertverteilungen und auch auf breite zusammenhängende Gebiete analysiert werden. Im Ergebnis können die dargestellten typischen Entscheidungssituationen sicher erkannt werden. Vereinzelt wurden auch in Kurven mit viel Freiraum Entscheidungssituationen detektiert, wodurch in diesen Ecken ein neuer Snapshot eingefügt und eine sehr kurze Homing-Kante gebildet



wurde, bevor das System die nächste lokale Kante einfügte. Ebenso nachteilig wirken Situationen, in denen sich der Roboter in der Ecke eines Raumes befand, mit dem Blick auf die Ecke gerichtet. Dabei konnte meist keine Entscheidungssituation detektiert und mit der nachfolgend begonnenen lokalen Navigation nicht immer eine stabile Hindernisvermeidung realisiert werden. Dieses Problem soll in nachfolgenden Untersuchungen durch eine weitere Verbesserung der Detektion von Entscheidungssituationen gelöst werden.

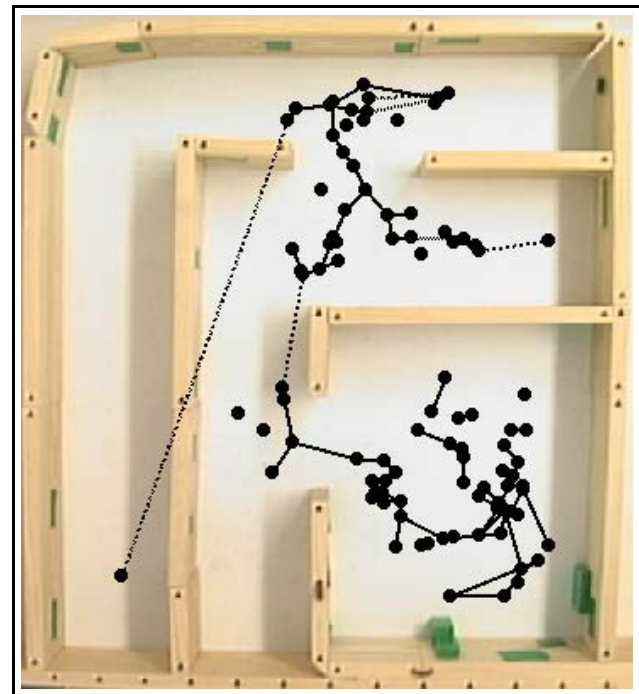


**Abbildung 7:** Typische Situationen: Gang (links), Kreuzungen (mitte) und Raum (rechts). Unter jeder Situation sind die 8 rezeptiven Felder zur Detektion von Entscheidungssituationen dargestellt. Eine Aktivierung eines rezeptiven Feldes größer als 0.6 bedeutet Freiraum.

## 5.4 Resultierendes Verhalten und Ergebnisgraph

Basierend auf den dargelegten Ergebnissen zur Realisierung einer globalen und lokalen Navigation ist ein beispielhaft gebildeter View-Graph in Abbildung 8 dargestellt.

Der Aufbau des View-Graphen begann durch die Positionierung des Khepera in der linken unteren Ecke des Szenarios. Aufgrund der dortigen Gangsituation und nicht detektierbarer Entscheidungssituationen, wurde mit dem Aufbau einer lokalen Kante durch eine Bewegung im Gang begonnen. Die lokalen Kanten sind dabei durch unterbrochene Linien gekennzeichnet. Diese Kanten verdeutlichen die Erreichbarkeit der mit der Kante verbundenen Snapshots durch die lokale Navigation und können daher wie in Abbildung 8 auch Wände kreuzen. An der dem Gang folgenden Kreuzung (Abb. 8 oben Mitte) wurde hingegen eine Entscheidungssituation detektiert und ein Snapshot eingefügt. Zur Repräsentation dieser Entscheidungssituation erfolgte die Aufnahme weiterer Snapshots und die Bildung von Homing-Kanten (durchgezogene Linien). Die Bildung von Homing-Kanten erfolgte auch in allen weiteren Kreuzungssituationen ebenso wie im Raum. Die beginnende Bildung eines nicht-trivialen Graphen ist bereits erkennbar.



**Abbildung 8:** Genutztes Szenario mit erzeugtem View-Graphen. Die gebildeten Snapshots sind mit Kreisen, lokale Kanten mit unterbrochenen Linien und Homing-Kanten mit durchgezogenen Linien markiert.

Ebenso wurden in vielen Gängen des Szenarios lokale Kanten gebildet. Betrachtet man die Häufung der Snapshots und die Länge der Homing-Kanten in Entscheidungssituationen, wird ein wesentlicher Vorteil lokaler Kanten deutlich. Bei ausschließlicher Nutzung von Homing-Kanten wäre eine Markierung der Gänge unumgänglich und die Häufung der Snapshots in den Entscheidungssituationen würde auch in den Gängen auftreten.

Zur Bildung des in Abbildung 8 dargestellten View-Graphen wurden etwa 3 Stunden unter Nutzung eines Pentium P-266 MHz benötigt. Einen wesentlichen rechen-technischen Anteil benötigt der Homing-Algorithmus mit jeweils 3 Sekunden für eine Ermittlung einer Bewegungsrichtung. Obwohl weitere Snapshots im Kontext der Systemaufgabe unerwünscht sind, würden bei Fortführung der Graphen-Erzeugung weitere Snapshots und Homing-Kanten eingefügt. Zur Reduktion der Anzahl notwendiger Snapshots, könnte beispielsweise ein anderes Ähnlichkeitsmaß genutzt werden. Dieses sollte robuster als das bisher genutzte sein und stärker die Anordnung der Markierungen als deren Größe berücksichtigen. Anhand des in Abbildung 8 dargestellten Graphen ist eine Demonstration der Funktionalität des entwickelten Systems, insbesondere der Integration einer lokalen Navigation in das Gesamtsystem möglich.

## 6 Diskussion und Ausblick

Basierend auf den Mechanismen der View-basierten globalen Navigation nach MALLOT wurde ein System zur Integration von globaler und lokaler Navigation entwickelt und in einem Experimentalszenario mit Gängen und Räumen untersucht. Anhand eines exemplarischen View-Graphen konnte das Wechselspiel zwischen lokaler und globaler Navigation demonstriert werden. Durch dieses System können in Erweiterung zum Originalansatz nach MALLOT realere Szenarien mit wesentlich mehr Elementen genutzt werden. In weiterführenden Untersuchungen muß eine Verbesserung der Erkennung von Entscheidungssituationen realisiert und eine höhere Toleranz gegenüber Helligkeitsschwankungen erreicht werden. Dies umfaßt auch eine Verbesserung der Inputgewinnung, da dieser durch das im omnidirektionalen Kamerabild permanent sichtbare Verbindungskabel des Khepera zu etwa 10% nicht auswertbar ist. Eine Modifikation des View-Graphen soll bezüglich der Beschreibung von Entscheidungssituationen mit weniger Snapshots erfolgen. Ebenso ist die Umsetzung des erweiterten Modells auf reale Anwendungen einschließlich der Nutzung des Graphen zur Wegplanung zu untersuchen.

## Literatur

- [1] H. A. Mallot, H. H. Bülthoff, P. Georg, B. Schölkopf, and K. Yasuhara. View-based cognitive map learning by an autonomous robot. In *ICANN 95 / Neuro-Nimes 95*, 1995.
- [2] M. O. Franz, B. Schölkopf, H. A. Mallot, and H. H. Bülthoff. Learning view graphs for robot navigation. In *Autonomous Robots 5*, pages 111–125. Kluwer Academic Publishers, 1998.
- [3] M. O. Franz, B. Schölkopf, H. A. Mallot, and H. H. Bülthoff. Where did i take that snapshot? scene-based homing by image matching. *Biological Cybernetics*, 79:191–202, 1998.
- [4] H.-M. Gross, A. Heinze, T. Seiler, and V. Stephan. Generative Character of Perception: A Neural Architecture for Sensorimotor Anticipation. *Neural Networks*, 12:1101–1129, 1999.
- [5] A. Heinze, V. Stephan, D. Surmeli, and H.-M. Gross. A Cortical Architecture for Parallel Anticipation of Sensorimotor Sequences. *ICANN '99*, pages 407–412, 1999.
- [6] T. Pomierski and H.-M. Gross. Biological Neural Architecture for Chromatic Adaptation Resulting in Constant Color Sensations. In *Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN'96)*, pages 734–739. IEEE Service Center, 1996.
- [7] J. Tani. Model-Based Learning for Mobile Robot Navigation from the Dynamical Systems Perspective. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 26(3):421–436, 1996.