

Thomas Wagner

# Qualitative sicht- basierte Navigation in unstrukturierten Umgebungen

**WISSENSCHAFT**



**mr<sup>c</sup>**  
Mobile Research Center

Thomas Wagner

Qualitative sichtbasierte Navigation in unstrukturierten Umgebungen

# VIEWEG+TEUBNER RESEARCH

## **Advanced Studies Mobile Research Center Bremen**

Herausgeber | Editors:

Prof. Dr. Otthein Herzog

Prof. Dr. Carmelita Görg

Prof. Dr.-Ing. Bernd Scholz-Reiter

Das Mobile Research Center Bremen (MRC) erforscht, entwickelt und erprobt in enger Zusammenarbeit mit der Wirtschaft mobile Informatik-, Informations- und Kommunikationstechnologien. Als Forschungs- und Transferinstitut des Landes Bremen vernetzt und koordiniert das MRC hochschulübergreifend eine Vielzahl von Arbeitsgruppen, die sich mit der Entwicklung und Anwendung mobiler Lösungen beschäftigen. Die Reihe „Advanced Studies“ präsentiert ausgewählte hervorragende Arbeitsergebnisse aus der Forschungstätigkeit der Mitglieder des MRC.

In close collaboration with the industry, the Mobile Research Center Bremen (MRC) investigates, develops and tests mobile computing, information and communication technologies. This research association from the state of Bremen links together and coordinates a multiplicity of research teams from different universities and institutions, which are concerned with the development and application of mobile solutions. The series “Advanced Studies“ presents a selection of outstanding results of MRC’s research projects.

Thomas Wagner

# Qualitative sicht- basierte Navigation in unstrukturierten Umgebungen

Mit einem Geleitwort von Prof. Dr. Otthein Herzog

VIEWEG+TEUBNER RESEARCH

Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek  
Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der  
Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über  
<<http://dnb.d-nb.de>> abrufbar.

Dissertation Universität Bremen, 2008

**mrc**

Mobile Research Center

Gedruckt mit freundlicher Unterstützung des  
MRC Mobile Research Center der Universität Bremen

Printed with friendly support of  
MRC Mobile Research Center, Universität Bremen

1. Auflage 2011

Alle Rechte vorbehalten

© Vieweg+Teubner Verlag | Springer Fachmedien Wiesbaden GmbH 2011

Lektorat: Ute Wrasmann | Anita Wilke

Vieweg+Teubner Verlag ist eine Marke von Springer Fachmedien.

Springer Fachmedien ist Teil der Fachverlagsgruppe Springer Science+Business Media.

[www.viewegteubner.de](http://www.viewegteubner.de)



Das Werk einschließlich aller seiner Teile ist urheberrechtlich geschützt. Jede Verwertung außerhalb der engen Grenzen des Urheberrechtsgesetzes ist ohne Zustimmung des Verlags unzulässig und strafbar. Das gilt insbesondere für Vervielfältigungen, Übersetzungen, Mikroverfilmungen und die Einspeicherung und Verarbeitung in elektronischen Systemen.

Die Wiedergabe von Gebrauchsnamen, Handelsnamen, Warenbezeichnungen usw. in diesem Werk berechtigt auch ohne besondere Kennzeichnung nicht zu der Annahme, dass solche Namen im Sinne der Warenzeichen- und Markenschutz-Gesetzgebung als frei zu betrachten wären und daher von jedermann benutzt werden dürften.

Umschlaggestaltung: KünkelLopka Medienentwicklung, Heidelberg

Gedruckt auf säurefreiem und chlorfrei gebleichtem Papier

Printed in Germany

ISBN 978-3-8348-1424-1

## Geleitwort

Lokalisierung und Navigation erscheint uns Menschen als etwas, was (mit einiger Übung) fast "von selbst" gelingt, wobei diese beiden Aktionen von grundlegender Wichtigkeit für die Bewegung kognitiver Systeme im Raum sind. Herr Wagner hat sich in dieser Arbeit vorgenommen, von neueren Ergebnissen der Kognitionswissenschaften her das Thema der Lokalisierung und Navigation neu anzugehen und diese Fragestellung noch einmal grundlegend aufzurollen, indem er Landmarken und qualitative Merkmale mit einer egozentrischen Repräsentation benutzt, um Positionsbestimmungen durchzuführen. Im Gegensatz zur üblichen allozentrischen, sichtunabhängigen Repräsentation von Landmarken in Cognitive Maps, die die Navigation von Säugetieren erklären kann, betrachtet Herr Wagner eine sichtabhängige, egozentrische und dynamische Repräsentation von Landmarken, bei der die Relationen zwischen der eigenen Position und Landmarken permanent aktualisiert werden. Dieser Ansatz steht nicht im Gegensatz zum allozentrischen Ansatz; vielmehr kann dieser aus dem egozentrischen Ansatz abgeleitet werden, und jeder dieser beiden Ansätze hat in der Praxis seine eigenen Vor- und Nachteile: Cognitive Maps repräsentieren räumliches Wissen unabhängig von den Eigenbewegungen eines kognitiven Systems, müssen dafür aber in einer 2-D-Repräsentation eine quadratisch mit der Anzahl von Objekten wachsende Anzahl von räumlichen Relationen in Kauf nehmen, wobei es bei einer 3-D-Repräsentation zu einem entsprechenden kubischen Wachstum kommt. Auch wenn durch hierarchisch strukturierte Repräsentationen eine teilweise Kompensation der erforderlichen Komplexität erfolgen kann, ist eine egozentrische Repräsentation mit ihrem linearen Wachstum in Abhängigkeit von der Anzahl der repräsentierten Objekte überlegen, auch wenn bei ihr die Repräsentation bei jeder Bewegung in Bezug auf Translation und Rotation aktualisiert werden muss. Ausgehend von kognitionswissenschaftlichen Experimenten über Pfadintegration, Landmarkenerkennung und Reorientierung verfolgt Herr Wagner in der vorgelegten Arbeit ein Konzept, mit dem er das bisherige Forschungsgebiet der Navigation durch Cognitive Maps verlässt, bahnbrechende neue Ergebnisse für die Lokalisierung und Navigation erarbeitet und operationalisiert, und so den Stand der Wissenschaft auf dem Gebiet der Lokalisierung und Navigation von kognitiven Systemen entscheidend durch seinen neuen egozentrischen Ansatz erweitert. Insofern ist diese Arbeit ein hervorragendes Beispiel dafür, dass es immer wieder lohnt, einen Schritt zurückzutreten und bekannte Probleme unter einem größeren Blickwinkel zu betrachten – und dann auch mit neuen Methoden lösen zu können. Auch in diesem Hinblick ist dieses Buch sehr zu empfehlen und lesenswert!

Otthein Herzog

# Danksagung

Mein erster und aufrichtiger Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr. Otthein Herzog für die beständige und vorbehaltlose Unterstützung, die er mir in allen Phasen meiner Promotion entgegengebracht hat. Aus den zahlreichen konstruktiven Diskussionen habe ich stets Anregung und zusätzliche hohe Motivation gewonnen.

Darüber hinaus gilt mein besonderer Dank meinem zweiten Betreuer Prof. Dr. Christoph Schlieder, dem ich nicht nur den Zugang zum Thema *Ordnungsinformationen* und qualitative Navigation verdanke, sondern der mir auch durch seine kritischen Anmerkungen wesentlich geholfen hat, das Thema in einem erweiterten Horizont zu sehen.

Die vorliegende Arbeit ist im Rahmen des DFG-geförderten SPP 1125 RoboCup im Projekt *Automatische Plan- und Intentionserkennung fremder mobiler Roboter in konkurrierenden und kooperativen dynamischen Umgebungen* entstanden. Besonderer Dank gilt hier PD. Dr. Ubbo Visser, der mich stets motivierte und unterstützte, meine Arbeit voranzutreiben und die erzielten Ergebnisse zu publizieren. Zudem gilt mein Dank Prof. Dr. Herzog und Dr. Marc Ronthaler für den Freiraum, der kreatives wissenschaftliches Arbeiten erst ermöglicht.

Ferner gilt mein Dank allen, die eine aktive Rolle beim Zustandekommen dieser Arbeit gespielt haben. Dies gilt insbesondere für die wissenschaftlichen Hilfskräfte Tjorben Bogon, Philip Schober, Cort Niehaus und Kai Spiess, die außergewöhnlichen Einsatz bei der Umsetzung der *QSNAPNAV*-Toolbox gezeigt haben. Zudem bedanke ich mich bei meinem Vater für die umfassenden orthographischen Korrekturen. Etwaige bestehende orthographische Mängel sind durch mich im Rahmen des Überarbeitungsprozesses nach dem Korrekturlesen entstanden.

Bedanken möchte ich mich auch bei meinen Kollegen am Technologie-Zentrum-Informatik (TZI), insbesondere bei meinen Kollegen aus der Arbeitsgruppe AGKI, die gezwungen waren, die wechselvollen Höhen und Tiefen aktiv mitzuerleben. Besonderer Dank gilt meinem (Ex-)Kollegen und guten Freund Dr. Tom Wetjen, der über viele Monate als mein Zimmerkollege verschiedene *lokale Tiefs* mit zu durchleiden hatte.

Schließlich gilt ein besonderer Dank meiner Mutter und meinem Bruder, ohne deren Aufmunterung und Rückhalt diese Arbeit sicher nicht entstanden wäre.

Thomas Wagner

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation und Einordnung . . . . .	1
1.2	Problemstellung und Anforderungen . . . . .	4
1.3	Anforderung und Grundidee . . . . .	7
1.4	Gliederung der Arbeit . . . . .	9
<b>2</b>	<b>Egozentrische räumliche Wissensrepräsentation in der Kognitionswissenschaft</b>	<b>11</b>
2.1	Motivation . . . . .	11
2.2	Kognitive Modelle zur räumlichen Navigation . . . . .	14
2.3	Egozentrische Wahrnehmung bei Tieren . . . . .	17
2.3.1	Path Integration . . . . .	17
2.3.2	Sichtabhängige Landmarkenerkennung . . . . .	21
2.3.3	Reorientierung . . . . .	23
2.3.4	Zusammenfassung . . . . .	25
2.4	Egozentrische Wahrnehmung bei Menschen . . . . .	25
2.4.1	Sichtabhängige Landmarkenerkennung . . . . .	26
2.4.1.1	Egozentrische und allozentrische Repräsentationen . . . . .	26
2.4.1.2	Egozentrische vs. allozentrische Repräsentationen	27
2.4.1.3	Aktualisierung egozentrischer Repräsentationen	35
2.4.1.4	Frames of Reference (FoR) . . . . .	44
2.4.2	<i>Path Integration</i> und Reorientierung bei Menschen . . . . .	58
2.5	Diskussion und Zusammenfassung . . . . .	60
<b>3</b>	<b>Räumliche Wissensrepräsentation zur Navigation von Robotern</b>	<b>63</b>
3.1	Allozentrische Ansätze . . . . .	65
3.1.1	Begriffsklärung . . . . .	66
3.1.2	Probabilistisch-allozentrische Lokalisation . . . . .	67
3.1.2.1	Die <i>Markov</i> -Update-Funktion . . . . .	68
3.1.2.2	Markov-Update zur Selbstlokalisierung . . . . .	70
3.2	Egozentrische Roboternavigation . . . . .	74

3.2.1	Quantitative Ansätze . . . . .	75
3.2.2	Qualitative Ansätze . . . . .	79
3.3	Diskussion und Zusammenfassung . . . . .	84
<b>4</b>	<b>Qualitative Sicht-basierte Lokalisation</b>	<b>89</b>
4.1	Einführung . . . . .	89
4.2	Strukturierung des Kapitels . . . . .	90
4.3	Externe und interne Anforderungen . . . . .	91
4.3.1	Zielsetzungen an die sichtbasierte Navigation . . . . .	91
4.3.2	Qualitative Abstraktion . . . . .	93
4.4	Konzept zur Lokalisation auf der Grundlage von Ordnungs-Ansichten	94
4.4.1	Ordnungsrelationen: Rundblick, Panorama und <i>Ansicht</i> . .	94
4.4.2	Ansicht und Anordnung . . . . .	97
4.4.3	Abgrenzung zur statischen, allozentrischen Repräsentation von Anordnungen . . . . .	98
4.5	Lokalisierung . . . . .	102
4.5.1	Lokalisation ohne geometrisches Vorwissen (Dreiecke) . .	102
4.5.1.1	Konstruktion der <i>Ansicht</i> . . . . .	102
4.5.1.2	Ansichts-Sequenzen $\mathcal{A}_\Delta$ . . . . .	104
4.5.1.3	Spezifikation der Positionen $POS_\Delta$ . . . . .	108
4.5.2	Lokalisation mit geometrischem Vorwissen (N-Ecke) . . .	113
4.5.2.1	Ansichten $\mathcal{A}_\square$ . . . . .	113
4.5.2.2	Transitionstopologien $TR_\square$ . . . . .	114
4.5.2.3	Positionen $POS_\square$ . . . . .	126
4.6	Diskussion und Zusammenfassung . . . . .	133
<b>5</b>	<b>Navigation durch statische und dynamische Lokalisation mittels CSP</b>	<b>137</b>
5.1	Regionen-Graph . . . . .	139
5.2	Navigation . . . . .	141
5.2.1	Globale Lokalisation . . . . .	141
5.2.2	Positionsverfolgung . . . . .	147
5.3	Konfidenz von Ordnungswahrnehmungen . . . . .	155
5.4	Diskussion und Zusammenfassung . . . . .	157
<b>6</b>	<b>Die Toolbox <i>EGO-QUALNAV</i></b>	<b>161</b>
6.1	Bestimmung der Anordnungstopologien . . . . .	162
6.2	Erzeugung der Constrainttabellen . . . . .	163
6.3	Wahrnehmungsvalidierung: Constraintpropagation mit ( <i>QSNAPNAV-CSP</i> ) . . . . .	166

6.4	Simulation von Lokalisation und Navigation ( <i>QSNAPNAV-SIM</i> ) . . .	168
<b>7</b>	<b>Validierung mit <i>QSNAPNAV-SIM</i></b>	<b>177</b>
7.1	Zielsetzung . . . . .	177
7.2	Rahmenbedingungen . . . . .	177
7.2.1	Qualitative vs. Quantitative Simulation . . . . .	177
7.2.2	Optimalität vs. Domänen- und Sensorunabhängigkeit . . .	179
7.3	Test-Konfigurationen und Testspezifikationen . . . . .	180
7.3.1	Ground Settings . . . . .	183
7.3.1.1	Testreihe 1: <i>Verrauschung</i> . . . . .	184
7.3.1.2	Testreihe 2 und Testreihe 3: <i>Kidnapped Robot-</i> Szenarien bei Odometrie- oder <i>Quake</i> -Fehlern . .	185
7.4	Simulationsergebnisse . . . . .	187
7.4.1	Zusammenfassende Bewertung . . . . .	195
<b>8</b>	<b>Diskussion und Ausblick</b>	<b>199</b>
8.1	Diskussion und Zusammenfassung . . . . .	199
8.2	Ausblick . . . . .	205
	<b>Anhang</b>	<b>211</b>
<b>A</b>	<b>Anhang</b>	<b>213</b>
A.1	Detaillierte Darstellung der Testergebnisse der Testreihen 1-3 . . .	213
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>219</b>

# Tabellenverzeichnis

2.1	Die vier Testbedingungen bei Simon/Wang 2000 . . . . .	40
5.1	Spezifikation ' $<dl_{\Delta}$ ' . . . . .	142
5.2	Positionseinschränkung bei Erkennung einer Landmarke und einer Nachbarschaftsbeziehung. links: $(R\Delta_{Lx}^P)$ ; Mitte: $(R\Delta_{xL}^P)$ ; rechts: $R\Delta_{L<L}^P$ . . . . .	143
5.3	Positionseinschränkung bei Erkennung einer Landmarke ohne Verschiebungsrichtung. links: $R_{\Delta_{L\leftrightarrow}^{POS\circ}}^T$ ; rechts: $R_{\Delta_{L\leftrightarrow}^{POS\circ}}^T$ . . . . .	150
5.4	Positionseinschränkung bei Erkennung einer Landmarke mit Verschiebungsrichtung in Abhängigkeit von der Bewegungsrichtung von $\Gamma$ . Oben links: $R_{\Delta_{L\leftarrow}^{POS\circ}}^T$ ; oben rechts: $R_{\Delta_{L\rightarrow}^{POS\circ}}^T$ ; unten links: $R_{\Delta_{L\leftarrow}^{POS\circ}}^T$ ; unten rechts: $R_{\Delta_{L\rightarrow}^{POS\circ}}^T$ . . . . .	152
5.5	Positionseinschränkung bei Erkennung keiner Landmarke und ohne Verschiebungsrichtung. links: $R_{\Delta_{N\leftrightarrow N}^{POS\circ}}^T$ ; rechts: $R_{\Delta_{N\leftrightarrow N}^{POS\circ}}^T$ . . . . .	153
5.6	Positionseinschränkung bei Erkennung der an einer Transition beteiligten Landmarken einschließlich der Verschiebungsrichtung. links: $R_{\Delta_{L\leftrightarrow L}^{POS\circ}}^T$ ; rechts: $R_{\Delta_{L\leftrightarrow L}^{POS\circ}}^T$ . . . . .	153
7.1	Parameterkonfiguration der Testszenerien 1.1 -3.3: Szenariengenerierung . . . . .	186
7.2	Parameterkonfiguration der Testszenerien 1.1 -3.3: Navigationsparameter . . . . .	186
A.1	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 1-1 . . . . .	214
A.2	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 1-2 . . . . .	214
A.3	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 1-3 . . . . .	215
A.4	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 1-4 . . . . .	215
A.5	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 2-1 . . . . .	216
A.6	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 2-2 . . . . .	216
A.7	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 2-3 . . . . .	217
A.8	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 3-1 . . . . .	217

A.9	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 3-2 . . . . .	218
A.10	Detaillierte Testergebnisse der Testreihe 3-3 . . . . .	218

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Shakey vom SRI (Quelle: <a href="http://www.computermuseum.li/Testpage/Shakey-the-Robot-SRI.htm">http://www.computermuseum.li/Testpage/Shakey-the-Robot-SRI.htm</a> ) . . . . .	2
1.2	Beispiel: die dargestellte Konfiguration von Landmarken wird repräsentiert durch die geordnete Sequenz $\langle L_2, L_5, L_4, L_1, L_3 \rangle$ (von links nach rechts aus egozentrischer Sicht des Roboters). . . . .	8
2.1	Allozentrische und egozentrische Distanz-Relationen . . . . .	16
2.2	<i>Path-Integration</i> bei <i>Cataglyphis fortis</i> . . . . .	18
2.3	Adaptiert nach ( <i>Sovrano et.al. 2002</i> ): Reorientierung bei Fischen . . . . .	24
2.4	Adaptiert nach ( <i>Wang und Spelke 2000</i> ): Versuchsaufbau von Experiment 1 . . . . .	36
2.5	Adaptiert nach ( <i>Simon und Wang 2000</i> ): Versuchsaufbau von Experiment 1 . . . . .	40
2.6	Adaptiert nach ( <i>Pouget et al. 2002</i> ) . . . . .	46
2.7	Szenenlayout von Experiment 1-3; adaptiert nach (Sheldon und McNamara 2001) . . . . .	49
2.8	Szenenlayout von Experiment 4-7; adaptiert nach (Sheldon und McNamara 2001) . . . . .	50
2.9	Szenenlayout von Experiment 1-2; adaptiert nach (Mou und McNamara 2002) . . . . .	52
3.1	Beispiel: Monte-Carlo- vs. Kalman-Filter-Lokalisation . . . . .	71
3.2	Drei-Punkt-Lokalisation (adaptiert nach Busquet et. al. 03) . . . . .	78
3.3	Drei-Punkt-Lokalisation: Inferenzen (adaptiert nach Busquet et. al. 03) . . . . .	78
3.4	Beispiel: Topologische Informationen mittels Ordnungsinformation . . . . .	81
3.5	Adaptiert nach ( <i>Schlieder 1991</i> ): Ambige Lokalisation durch <i>Rundumsicht</i> . . . . .	82
3.6	Eindeutige und nicht-eindeutige räumliche Ordnungsrepräsentationen . . . . .	83
3.7	Verhaltensarchitektur auf Basis einer qualitativ-räumlichen Schnittstelle . . . . .	86

4.1	Räumlich-semantische Hierarchie nach Kuipers . . . . .	92
4.2	Beispiel: die dargestellte Konfiguration von Landmarken wird repräsentiert durch die geordnete Sequenz $\langle B, E, D, A, C \rangle$ (von links nach rechts aus egozentrischer Sicht des Roboters). . . . .	96
4.3	Konfiguration und Arrangement . . . . .	99
4.4	Positionsvektoren . . . . .	100
4.5	Konstruktion einer Dreiecks-Ansicht $\mathcal{A}$ . . . . .	102
4.6	Beispiel: Wahrnehmung und Transition . . . . .	105
4.7	Beispiel: Wahrnehmung und Transition mit Ansichten . . . . .	106
4.8	Wahl des geeigneten Referenzsystems . . . . .	109
4.9	FSM zur Konstruktion von Positionen einer $LG_3$ gegen den Uhrzeigersinn . . . . .	111
4.10	Landmarken- und Positionsvertauschungen bei einer konkaven Rechteckkonfiguration . . . . .	115
4.11	Landmarken- und Positionsvertauschungen bei einer nicht-parallelen konkaven Viereckskonfiguration . . . . .	118
4.12	Durch Transitionstopologien differenzierbare konvexe Viereckskonfigurationen . . . . .	123
4.13	Landmarken- und Positionsvertauschungen bei einer konvexen Viereckskonfiguration . . . . .	124
4.14	FSM zur Konstruktion von Positionen einer $LG_4$ gegen den Uhrzeigersinn . . . . .	128
4.15	Präferierte Sichten einer Parallelogramm-Konfiguration (besteht in den Experimenten von McNamara aus zwei zusätzlichen Landmarken (siehe Kapitel 2) . . . . .	134
5.1	Beispiel: Schematische Darstellung eines Regionen-Graphs . . . .	140
5.2	Constraint-Graph zur globalen Lokalisation ohne Vorwissen . . .	146
5.3	Constraint-Graph zur globalen Lokalisation mit partiellem Vorwissen . . . . .	147
5.4	Beispiel: Dekomposition einer Ordnungswahrnehmung in atomare Ordnungserzepte . . . . .	156
6.1	Visualisierung von Anordnungstopologien . . . . .	163
6.2	Partielles Klassendiagramm des <i>ConstraintGenerator</i> -Tools . . .	165
6.3	Partielles Klassendiagramm von <i>QSNAPNAV-CSP</i> . . . . .	167
6.4	Cluster-Visualisierung . . . . .	170
6.5	Cluster-Graphvisualisierung . . . . .	171
6.6	Konfigurierbare Optionen von <i>QSNAPNAV-CSP</i> . . . . .	175

7.1	Testreihe 1.1 - 1.4: Zielerreichung unter variablen Fehlerbedingungen und variierenden Fehlerraten . . . . .	188
7.2	Testreihe 1.1 - 1.4: Optimalität - Zusätzliche Wegstrecke unter variablen Fehlerbedingungen und variierenden Fehlerraten . . . . .	189
7.3	Testreihe 1.1 - 1.4: Korrekte Interpretation der Wahrnehmungen unter variablen Fehlerbedingungen und variierenden Fehlerraten .	190
7.4	Testreihe 1.1 - 1.4: Positionstracking vs. globale Lokalisierung unter variablen Fehlerbedingungen und variierenden Fehlerraten . .	191
7.5	Testreihe 2.1 - 2.3: Zielerreichung bei 1-, 3- und 5- <i>Kidnapped Robot</i> Szenarien bei variierendem <i>Quake</i> -Fehler . . . . .	192
7.6	Testreihe 2.1 - 2.3: Positionstracking vs. globale Lokalisierung bei 2-, 3- und 5- <i>Kidnapped Robot</i> Szenarien bei variierendem <i>Quake</i> -Fehler . . . . .	193
7.7	Testreihe 2.1 - 2.3: Korrekte Wahrnehmungsinterpretation bei 2-, 3- und 5- <i>Kidnapped Robot</i> Szenarien bei variierendem <i>Quake</i> -Fehler . . . . .	194

# 1 Einleitung

## 1.1 Motivation und Einordnung

Die Vision intelligente, autonome, physikalische Roboter zu entwickeln, die autonom mit ihrer Umwelt interagieren, lässt sich fast bis auf die Ursprünge der *künstlichen Intelligenz* zurückführen. Ende der sechziger Jahre entwickelten Nilsson und Kollegen ([Nil84],[HFG<sup>+</sup>72]) am *Stanford Research Institute* (SRI) den autonomen Roboter *Shakey*, der in einer vereinfachten physikalischen Klötzchenwelt (engl. *blocks world*) autonom Planungsaufgaben lösen sollte.

Obwohl das System wichtige Aufgaben wie Perzeption, Planung, Kontrolle und Bildverarbeitung erfolgreich bewältigte, ließen sich die entwickelten Ansätze nicht auf realistische Domänen übertragen. Dieses, gemessen an den Zielen, „*Scheitern*“<sup>1</sup> lässt sich auf verschiedene Ursachen zurückführen. Neben dem Fehlen geeigneter Hardware wie Aktuatorik, Sensorik und leistungsstarken Rechereinheiten lag ein zentrales Problem darin, dass auf vielen zentralen Gebieten wie der Verhaltensplanung und Perzeption vorwiegend domänenspezifische Methoden entwickelt wurden, die nur unter artifiziellen Bedingungen adäquat funktionierten<sup>2</sup>.

Auf allen Problemfeldern wurden bis heute weitgehend unabhängig voneinander wichtige Fortschritte erzielt (vergleiche [RN03a]). Der Versuch, diese Verfahren in ein physikalisches Gesamtsystem (z.B. einen autonomen Roboter) zusammenzuführen, bringt jedoch vielfältige Probleme mit sich. Die Anforderungen und Zielsetzungen der verschiedenen Methoden sind bezüglich Art und Präzision des erforderlichen Inputs ebenso wie die des zu erreichenden Ergebnisses sehr heterogen und lassen sich nicht ohne erheblichen Aufwand integrieren. Hinzu kommt, dass eine Vielzahl der seither entwickelten Methoden nicht dafür konzipiert wurde, nur einen Teil der zur Verfügung stehenden Rechenzeit verwenden zu dürfen. Die sich aus der Notwendigkeit der Integration ergebenden Anforderungen betreffen in besonderem Maße die verwendeten Methoden zur Lokalisation und Navigation. Die Lokalisation bildet dabei die zentrale Schnittstelle zwischen Senso-

---

<sup>1</sup>Der Begriff „*Scheitern*“ ist in diesem Kontext auch positiv zu verstehen, da das *Scheitern* als die Initialzündung für verschiedenste Verbesserungen angesehen werden kann.

<sup>2</sup>So bot z.B. der *STRIPS*-Planungsalgorithmus ein für realistische Anwendungen schlechtes Laufzeitverhalten, obwohl er auf statische Umgebungen beschränkt ist und vorausgesetzt wird, dass jede geplante *Aktion* eine eindeutig vorhersagbare (deterministische) Wirkung erzeugt.

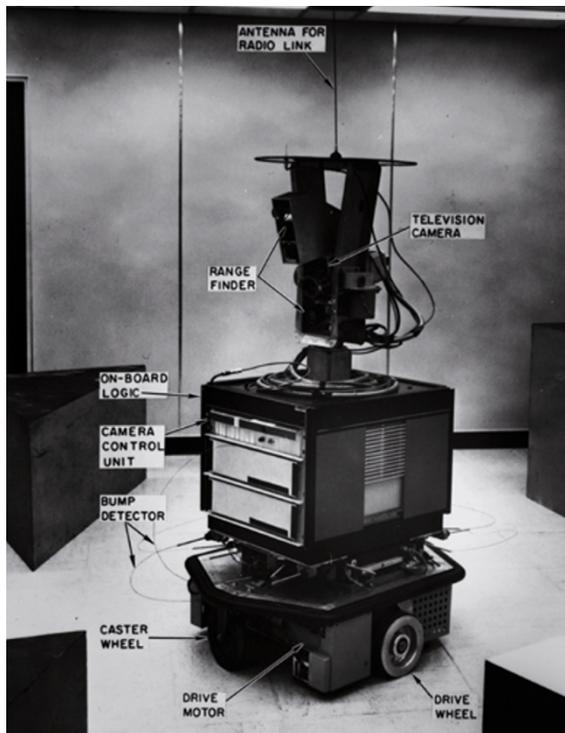


Abbildung 1.1: Shakey vom SRI (Quelle: <http://www.computermuseum.li/Testpage/Shakey-the-Robot-SRI.htm>)

rik/Hardware und Software und konzeptionell die Schnittstelle zwischen Umwelt und Verhalten durch die Bereitstellung des räumlichen Kontextes (der insbesondere bei physikalischen, mit ihrer (räumlichen) Umwelt interagierenden Systemen eine zentrale Rolle spielt). Die erreichte Qualität der Lokalisierung spielt eine zentrale Rolle bei der erfolgreichen Steuerung der Sensorik und Aktuatorik sowie bei der Verhaltensplanung. Die aktuell angewendeten Verfahren zur Lokalisation wie die *Monte-Carlo*-Lokalisation und die Kalman-Filter-basierten Verfahren bestimmen die aktuelle Position (d.h. den räumlichen Kontext) robust und in vielen Fällen mit hoher Präzision. Dabei setzt die Abbildung zwischen Wahrnehmung und Position bei beiden Ansätzen eine präzise allozentrische, quantitativ annotierte räumliche Karte voraus ebenso wie ein entsprechendes Fehlermodell der Sensoren und ein Transitionsmodell der Umgebung (Details siehe Kapitel 3). In verschiedenen

praktischen Anwendungen konnte gezeigt werden, dass sich diese insbesondere mit *SLAM*-Verfahren, wenn auch verbunden mit einem signifikanten Aufwand, in vielen strukturierten Domänen robust generieren lassen<sup>3</sup>.

Die Integration in das Gesamtsystem gestaltet sich je nach verwendetem Verfahren unterschiedlich schwierig. Während die *Monte-Carlo*-Lokalisation zur Kompensation sensorischer Ungenauigkeiten verschiedene, probabilistisch bewerte Lokalisierungshypothesen erzeugt, kompensieren die *Kalman*-Filter basierten Verfahren sensorische Fehler durch eine Reduktion der Präzision der Lokalisierungshypothese. Darauf aufsetzende Verfahren zur Verhaltenssteuerung müssen daher entweder bei jeder Aktualisierung der Lokalisierungshypothese jeweils verschiedene Hypothesen oder eine sich beständig ändernde Präzision berücksichtigen. Beide Ergebnisse sind bei der integrierten Verwendung wissensbasierter Methoden z.B. von Planungstechniken nur sehr eingeschränkt geeignet. Ebenso gravierend ist die Tatsache, dass sich aufgrund der quantitativ-allozentrischen Repräsentation jede Änderung an den Sensoren im Verhaltensmodell niederschlägt, da sich zum einen das Sensormodell (d.h. das Fehlermodell) ändert und damit bestimmte Werte nicht bzw. nicht mehr in der erwarteten Qualität/Präzision bereitgestellt werden können.

Motiviert durch aktuelle Ergebnisse aus der Kognitionswissenschaft ([ARB00], [ES95], [HS96], [McN03], [MRW03], [MD97], [MS03], [MM02], [REMSC98], [SN97], [SW98], [WS00], [Wan00], [WS02]) und durch die Arbeiten von Levitt und Lawton [LL90] und insbesondere Schlieder [Sch91],[Sch96] wird in dieser Arbeit ein qualitatives sichtbasiertes Verfahren zur Lokalisation und Navigation entwickelt. Das entwickelte Verfahren unterscheidet sich wesentlich dadurch, dass nicht auf einem allozentrischen, quantitativen Referenzsystem, sondern unmittelbar auf egozentrischen, qualitativen *Ansichten* gearbeitet wird. Es wird gezeigt, dass dieses Verfahren im Gegensatz zu anderen auf Ansichten basierenden Verfahren (z.B. [SM95], [FSMB98]) äußerst kompakte räumliche Repräsentationen erzeugt. Statt qualitativ-räumliche Informationen vorauszusetzen, kann das entwickelte Verfahren dazu verwendet werden, robust qualitative ordinale Repräsentationen zu erzeugen. Primäres Ziel ist nicht, die aktuellen (probabilistischen) Verfahren zu ersetzen. Es wird im Gegenteil gezeigt, dass sich das Verfahren gewinnbringend sowohl in Kombination mit den bestehenden Verfahren einsetzen lässt als auch als alleiniges Verfahren zur Lokalisation, wenn keine allozentrische Karte benötigt oder generiert werden soll.

Im nächsten Abschnitt 1.2 werden die Problemstellung ausführlicher vorgestellt und die Anforderungen im Detail spezifiziert. In Abschnitt 1.3 werden die resul-

---

<sup>3</sup>Insbesondere bei der Anwendung der *Monte-Carlo*-basierten Verfahren gibt es eine enge Kopplung zwischen Lokalisation und Kartenbildung (wie bereits vom Namen *SLAM*) impiziert, engl. *simultaneous localization and mapping*, siehe insbesondere [Thr01], [THF<sup>+</sup>03], [MTKW03].)

tierenden Zielsetzungen abgeleitet. Das Kapitel wird in Abschnitt 1.4 mit einer Übersicht der Struktur der restlichen Arbeit beschlossen.

## 1.2 Problemstellung und Anforderungen

Navigation und Lokalisation gehören zu den fundamentalsten Fähigkeiten eines jeden mobilen, autonomen Systems und bestimmen durch die Qualität und Ausprägung des generierten räumlichen Weltmodells grundlegend die Rahmenbedingungen aller darauf aufsetzenden Prozesse, insbesondere die Möglichkeiten und Grenzen der Integration mit anderen, darauf aufsetzenden Methoden. Die Anforderungen können in zwei Klassen aufgeteilt werden:

1. Lokalisations- und Navigationsanforderungen und
2. Integrationsanforderungen.

Die Anforderungen zur Integration nicht vollständig disjunkt zu den *klassischen*, immanenten Anforderungen an die Navigation, bekommen aber unter dem Aspekt der Integration eine andere Gewichtung. Lokalisationsverfahren lassen sich nach Thrun [TFBD00] in drei Klassen einteilen:

- Das *Positionsverfolgungs-Problem*<sup>4</sup> besteht darin, auf der Basis einer validen Positionshypothese die aktuelle Position zu aktualisieren.
- Das *globale Lokalisations-Problem* geht über die vorangegangene Problemstellung hinaus, indem nicht notwendigerweise eine Positionshypothese angenommen wird. Ziel ist es, sich nicht nur lokal, z.B. relativ zu einer Wand, zu lokalisieren, sondern zu einem globalen Referenzsystem.
- Das komplexeste Problem ist das *Kidnapped Robot-Problem*<sup>5</sup>. Hier besteht die Aufgabe nicht nur darin, die globale Position zu bestimmen, sondern zudem zu erkennen, wenn ein Roboter einer extremen Fehllokalisierung unterliegt, weil er z.B. von Dritten an eine andere Position geschoben wurde.

Eine der fundamentalen Anforderungen an ein Navigations- und Lokalisationsverfahren bezüglich beider Anforderungsklassen ist die Präzision. Die Bedeutung der Präzision leitet sich aus dem erweiterten Verwendungskontext aktueller Navigationsverfahren ab. In der großen Vielzahl der aktuellen Ansätze sind Navigationsverfahren unmittelbar gekoppelt an Explorationsstrategien und Kartenbildung.

---

<sup>4</sup>Engl., *position tracking*.

<sup>5</sup>*Terminus technicus*.

Explorationsstrategien bestimmen, wie und wohin ein Roboter navigieren sollte, um ein Maximum an Informationen zu erlangen mit dem Ziel, eine möglichst präzise allozentrische Karte der Umgebung aufzubauen. Die Anforderung nach hoher Präzision ergibt sich daher vor allem aus der impliziten Aufgabenstellung der Kartengenerierung. In Szenarien, in denen der Aufbau einer allozentrischen Karte die zentrale Zielsetzung ist, wie z.B. in der Höhlenkartographierungs-Domäne von [THF<sup>+</sup>03] ist die Forderung nach hoher Präzision unumgänglich. Jedoch gibt es auch eine Vielzahl von Szenarien, in denen die Generierung exakter Karten keine primäre Aufgabe ist: ein Roboter  $\Gamma$  muss an zwei räumlich getrennten Orten  $L_1$  und  $L_2$  verschiedene ggf. komplexe Aufgaben bewältigen. In diesen Fällen wird es notwendig sein ein präzises räumliches Modell von  $L_1$  und  $L_2$  zu haben, jedoch nicht notwendigerweise für den Weg zwischen  $L_1$  und  $L_2$ . Die Navigation zwischen  $L_1$  und  $L_2$  erfordert exakt soviel räumliches Wissen wie benötigt wird, um robust von  $L_1$  nach  $L_2$  zu gelangen und umgekehrt. Allgemein ergibt sich die Anforderung, dass sich die Präzision räumlicher Modelle an die konkrete Aufgabenstellung orientieren sollte. Präzise räumliche Modelle, die nicht unmittelbar zur Bewältigung einer Aufgabenstellung erforderlich sind erzeugen Redundanz. Für die meisten aktuellen Verfahren wie die *Monte-Carlo-Lokalisation* (MCL) trifft dies mit Einschränkungen zu (Details siehe Kapitel 3). Implizit ist damit eine weitere wichtige Anforderung umschrieben: Effizienz. Nur hinreichend effiziente Navigationsverfahren erlauben die Integration weiterer Methoden. Dies gilt um so mehr, wenn neben den eher klassischen Robotikmethoden wie Navigation, Exploration und Kartenbildung weitere z.B. wissensbasierte Methoden (wie z.B. Planung, Monitoring) zum Einsatz kommen sollen.

Ein anderes fundamentales Problem der Roboternavigation ist der Umgang mit unsicheren und verrauschten Daten. Die von der Sensorik generierten Daten sind in Abhängigkeit von den Umweltbedingungen (z.B. den Lichtverhältnissen) und der zur Verfügung stehenden Zeit zur Auswertung latent fehlerbehaftet. Unabhängig von diesen externen Restriktionen unterliegt prinzipiell jeder Sensor im praktischen Einsatz einer Verrauschung. Die Abweichungen zwischen dem von einem Sensor ermittelten Modell der physikalischen Umgebung und der physikalischen Umgebung selbst wird in einem *Sensor-Fehlermodell* beschrieben. Den Sensor-Fehlermodellen kommt eine besondere Bedeutung zu, da es über diese Modelle hinaus in einer Anwendung keine direkte Möglichkeiten mehr gibt den Grad der Verrauschung zu approximieren. Da ein Fehlermodell in der Regel weder linear noch statisch ist, kann es nur beschränkt exakt beschrieben werden. Bei Handhabung von sensorischem Rauschen gibt es zwei prinzipielle Herangehensweisen: in vor allem biologisch motivierten Ansätzen wird das Prinzip der Redundanz angewendet. Dabei werden verschiedene lokale Lokalisationsverfahren (z.T. ohne

explizite räumliche Repräsentationen) angewendet. Das Ergebnis der Lokalisation orientiert sich an der mehrheitlichen Entscheidung der verschiedenen Systeme (repräsentativ für die verhaltens-basierten Ansätze siehe [Mae92],[Bro95]) (ausführlicher in Kapitel 3). Die probabilistischen Ansätze hängen auf der anderen Seite von einem möglichst präzisen Fehlermodell ab, das es erlaubt Ungenauigkeiten durch Wahrscheinlichkeiten approximativ zu beschreiben (z.B. [TFBD00]).

Effizienz und Robustheit sind die zentralen Anforderungen, die unmittelbar von jedem Ansatz zur Lokalisation und Navigation berücksichtigt werden. Zur Integration wissensbasierter Methoden müssen weiterreichende Forderungen gestellt werden. Von zwei wesentlichen Ausnahmen abgesehen ( zum einen [LL90] und zum anderen ([Sch91],[Sch93], [Sch96])) beschreiben die aktuellen Ansätze zur Navigation räumliches Wissen in Form von quantitativ-räumlichen Beschreibungen, die in einer allozentrischen Karte konglomeriert werden. Wissensbasierte Methoden wie die *Planung* basieren hingegen auf abstrakteren qualitativ-räumlichen Beschreibungen. Qualitative Beschreibungen haben signifikante Vorteile: Sie abstrahieren auf verschiedenen Granularitätsebenen von unwesentlichen Details und helfen ähnliche Situationen unter einer einheitlichen Situationsbeschreibung zu subsumieren. Qualitativ räumliche Beschreibungen erlauben zudem verschiedene Ebenen der Abstraktion, wie sie in verschiedenen Wissensrepräsentationen verwendet werden (für Aktivitäten und in der Planung z.B. HTN (engl. *hierarchical task networks*), für Objekte Ontologien (z.B. *OIL* [Hor02]) oder *OWL* ([DCvH<sup>+</sup>02])). Zudem wurden in den letzten zehn Jahren auf dem Gebiet qualitativ-räumlicher Repräsentationen ausdrucksstarke Inferenzverfahren für metrisches [CFH97], ordinales [Fra96] und auch für topologisches Wissen entwickelt (mit besonderem Fokus auf effiziente Teilmengen von RCC-8 Relationen siehe besonders [RN99]) (eine gute breitere Übersicht findet sich in [CH01]). Diese Methoden würden es erlauben mindestens partiell ein zentrales Robotik-Problem zu minimieren: fehlendes Wissen konsistent zu erschließen (d.h. impliziertes Wissen zu explizieren). Die Verwendung qualitativ-räumlichen Wissens bietet über die Sensorunabhängigkeit hinaus den Vorteil durch translations- und/oder rotationsinvariante Beschreibungen sehr verschiedene Situationen unter einer Verhaltensbeschreibung subsumieren zu können. Die Ursache dafür, dass qualitativ-räumliches Wissen ungeachtet dieser Vorteile praktisch nicht oder nur sehr eingeschränkt in Robotikanwendungen verwendet wird, liegt in dem Problem der Generierung begründet. Die Erzeugung qualitativ-räumlicher Beschreibungen erfordert eine Klassifikation von quantitativen Sensordaten auf eine Menge qualitativer Referenzklassen (*frame of reference*). Dieses Verfahren ist effektiv und robust, wenn auf präzisen quantitativen Daten aufgesetzt werden kann; da die Sensordaten eines Roboters jedoch (stark) verrauscht sind, führt eine Klassifikation z.B. auf Basis

probabilistisch annotierter Ausgangsdaten jedoch leicht zu fehlerbehafteten Klassifikation. D.h., dass der quantitativ-qualitative Abstraktionsprozess leicht zu einer Verschlechterung statt zu einer Verbesserung der räumlichen Repräsentation führt.

## 1.3 Anforderung und Grundidee

Motiviert durch aktuelle Ergebnisse aus der Kognitionswissenschaft ([ARB00], [ES95], [HS96], [McN03], [MRW03], [MD97], [MS03], [MM02], [REMSC98], [SN97], [SW98], [WS00], [Wan00], [WS02]) und durch die Arbeiten von Lewitt und Lawton [LL90] und insbesondere Schlieder [Sch91],[Sch96] wird in dieser Arbeit ein qualitatives auf *Ansichten* basiertes Verfahren zur Lokalisation und Navigation entwickelt, welches keine detaillierte geometrische Repräsentation in Form einer quantitativ beschriebenen allozentrischen Karte benötigt.

Das Navigationsproblem lässt in zwei zentrale Teilaufgaben unterteilen: (1) die Erkennung von Landmarken und (2) die Lokalisation bzw. Navigation relativ zu diesen Landmarken. Im Rahmen dieser Arbeit wird davon ausgegangen, dass die zur Lokalisation und Navigation erforderlichen Landmarken zumindest prinzipiell erkannt werden können. Es wird hingegen *nicht* vorausgesetzt, dass alle Landmarken vollständig erkannt werden, noch dass sie korrekt oder auch vollständig differenziert wahrgenommen werden. Prinzipiell werden zum Aufbau einer räumlichen Repräsentation (zur Navigation und Lokalisation) zwei Klassen von Informationen benötigt:

1. Landmarken und
2. deren räumliches Verhältnis zueinander.

Um den Ansatz so universell einsetzbar wie möglich zu halten, werden nur minimalste Anforderungen an die Sensorik und Mechanismen zur Landmarkenerkennung gestellt.

Grundsätzlich wird jede Landmarke als Punkt repräsentiert. Dabei wird das Konzept eines Punktes nicht im strikten mathematischen Sinne verstanden, sondern erlaubt auch ausgedehnte räumliche Objekte. Einer Landmarke muss dabei kein eindeutigen physikalischen Objekt im ontologischen Sinne zugeordnet sein. So wird im Rahmen dieses Ansatzes z.B. ein roter Punkt auch dann als Landmarke interpretiert, wenn das dazugehörige Objekt nicht erkannt wird. Im Gegensatz zu den bekannten probabilistischen Verfahren werden im Rahmen dieses Ansatzes weder metrische Distanz- noch Winkelinformation verwendet. Die einzige Information, die zur Beschreibung räumlicher Relationen verwendet wird ist Ordnungsinformation. Ordnungsinformation steht im Rahmen dieser Arbeit syn-

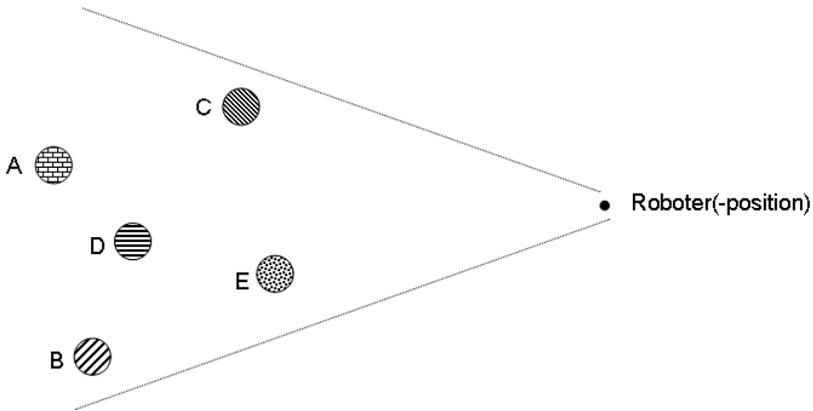


Abbildung 1.2: Beispiel: die dargestellte Konfiguration von Landmarken wird repräsentiert durch die geordnete Sequenz  $\langle L_2, L_5, L_4, L_1, L_3 \rangle$  (von links nach rechts aus egozentrischer Sicht des Roboters).

onym für Reihenfolge- bzw. Anordnungswissen<sup>6</sup>. Zur Verdeutlichung: die räumliche Konfiguration in Abbildung 1.2 wird reduziert als eine strikt geordnete Liste von Landmarken repräsentiert:  $\langle A, C, D, B \rangle$ <sup>7</sup>.

Navigation basierend auf Ansichten in verschiedenen, insbesondere biologisch motivierten Ansätzen untersucht worden (z.B. [SM95], [FSMB98]<sup>8</sup>). Im Rahmen dieser Arbeit wird gezeigt, dass sich auf Basis der Abstraktion auf Ordnungsinformationen eine eindeutige Abbildungsfunktion zwischen verschiedenen Ansichten definieren lässt, die es erlaubt das Speicherproblem zu umgehen.

Statt eine qualitativ-räumliche Repräsentation als gegeben vorauszusetzen, wird gezeigt, dass das entwickelte Verfahren selbst dazu verwendet werden kann robust qualitative Ansichten zu validieren. Ziel dieser Arbeit ist es nicht die bestehenden Verfahren zu ersetzen. Gleichwohl es ebenso mit partiellen als auch mit fehlerbehafteten sensorischen Informationen eine robuste Lokalisation erlaubt, ist es nicht das Ziel die probabilistischen Verfahren zu ersetzen. Es soll im Gegenteil gezeigt

<sup>6</sup>Die formale Definition von Ordnungsinformation findet sich in Kapitel 5.

<sup>7</sup>Zur Verdeutlichung: es wird nicht angenommen, dass metrische Winkel- und Distanzinformationen für einen Roboter allgemein irrelevant sind!

<sup>8</sup>Allerdings handelt es sich bei den Ansichten in diesen Arbeiten im Gegensatz zu dem in dieser Arbeit entwickelten Ansatz um *rohe*, unbearbeitete (neuronale) *Snapshots*.

werden, dass es sich sowohl in Kombination mit den bestehenden Verfahren einsetzen lässt, aber auch als alleiniges Verfahren, wenn keine allozentrische Karte benötigt oder generiert werden soll.

## 1.4 Gliederung der Arbeit

Diese Arbeit gliedert sich wie folgt:

- In Kapitel 2 werden die grundlegenden kognitiven Konzepte zur Navigation bei Tieren und Menschen beschrieben. Der Fokus liegt dabei auf der Gegenüberstellung der *klassischen* allozentrischen und sichtunabhängigen Verfahren, insbesondere der *kognitiven Karte* und der neueren Ansätze zur egozentrischen, sichtabhängigen Navigation. Auf der Basis aktueller Experimente und Analysen aus der Kognitionswissenschaft wird detailliert belegt, dass eine sichtabhängige Repräsentation eine zentrale Rolle bei der Navigation und Lokalisation in verschiedenen kognitiven Systemen spielt.
- Im Kapitel 2 werden die aktuellen Ansätze zur Roboternavigation kritisch untersucht. Dabei wird zwischen klassisch-allozentrischen und egozentrischen sowie zwischen qualitativen und quantitativen Verfahren unterschieden. Der Fokus liegt dabei auf den eng mit dieser Arbeit verwandten Arbeiten, die einen egozentrischen und/oder qualitativen Ansatz verfolgen. Dabei wird untersucht, inwieweit die bestehenden Verfahren die aufgeführten Anforderungen erfüllen. Das Kapitel schließt mit einer einer kritischen Diskussion der untersuchten Ansätze.
- Im Kapitel 4 wird der zentrale Ansatz dieser Arbeit formal entwickelt. Es wird eine Spezifikation qualitativer Ansichten auf der Basis von Ordnungsinformationen abgeleitet und analysiert, welche räumlichen Strukturen auf Basis von Ordnungsansichten erzeugt bzw. erkannt - und in der Folge zur Navigation und Lokalisation verwendet werden können. Im Zentrum dieses Kapitels steht der Nachweis, dass sich zum einen eine *Ansicht* (ein-)eindeutig einer qualitativ beschriebenen Position zuordnen lässt und es ein algorithmisches Verfahren zur Abbildung zwischen verschiedenen Ansichten gibt.
- In Kapitel 5 wird der entwickelte Ansatz als ein *constraint satisfaction problem* (kurz CSP) operationalisiert. Es wird gezeigt, dass der entwickelte Ansatz bei einer geeigneten Spezifikation von Constraints robust sowohl mit