

Robotik III

Sensoren in der Robotik

Skriptum zur gleichnamigen Vorlesung

Prof. Dr.-Ing. R. Dillmann

Dipl.-Inform. P. Steinhaus

Universität Karlsruhe (TH)

Fakultät für Informatik

Lehrstuhl Prof. Dr.-Ing. Rüdiger Dillmann

2.1.3.2. Piezoelektrische Beschleunigungssensoren	31
2.1.4. Inertial Navigation Systems (INS)	32
2.2. Externe Sensoren	34
2.2.1. Taktile Sensoren	34
2.2.1.1. Taktile tastende Sensoren	35
2.2.1.1.1. Dehnungsmeßstreifen	36
2.2.1.1.2. Piezoelektrischer Effekt	37
2.2.1.1.3. Drucksensitive Materialien	38
2.2.1.2. Magnetische Effekte	40
2.2.1.3. Kapazitätseffekt	42
2.2.1.3.1. Induktivitätseffekt	42
2.2.1.4. Optische Effekte	43
2.2.1.5. Taktile gleitende Sensoren	45
2.2.1.6. Kraft-Momenten-Sensoren	46
2.2.1.6.1. Kraft-Momenten-Sensor mit DMS	47
2.2.1.6.2. Compliance Sensor	48
2.2.2. Näherungssensoren	50
2.2.2.1. Induktive Näherungssensoren	50
2.2.2.2. Kapazitive Näherungssensoren	51
2.2.2.3. Optische Näherungssensoren	52
2.2.2.4. Akustische Näherungssensoren	52
2.2.3. Abstandssensoren	52
2.2.3.1. Optische Abstandssensoren	53
2.2.3.1.1. Laufzeitermittlung	53
2.2.3.1.2. Aktive Triangulation	54
2.2.3.1.4. Interferometrie	56
2.2.3.1.5. Stereoskopie	57
2.2.3.2. Radar-Sensoren	58
2.2.3.3. Akustische Abstandssensoren	59
2.2.3.3.1. Zur Physik des Schalls	59
2.2.3.3.2. Die Abstandsmessung	60
2.2.4. Visuelle Sensoren	63
2.2.4.1. Positionsempfindliche Photodioden	64
2.2.4.2. CCD-Wandler	65
2.2.5. Positionssensoren	69
2.2.5.1. Global Positioning System (GPS)	70
2.2.5.2. Differential Global Positioning Systems (DGPS)	72
2.2.5.3. Bodenbasierte Funksysteme	73

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	8
1.1.	Roboteranwendungen und Anforderungen an die verwendeten Sensoren	9
1.2.	Historische Entwicklung der Sensortechnik	15
1.3.	Struktur von sensorunterstützten Robotersystemen	16
1.4.	Beispiele aus der Biologie	19
2	Technologie von Sensoren	22
2.1.	Interne Sensoren	24
2.1.1.	Positionssensoren	24
2.1.1.1.	Optische Codierer	24
2.1.1.2.1.	Inkrementale Codierer	25
2.1.1.2.2.	Absolute Codierer	26
2.1.1.2.	Potentiometer	27
2.1.1.3.	Differentialtransformator	27
2.1.1.4.	Resolver	28
2.1.2.	Gelenkgeschwindigkeitssensoren	29
2.1.2.1.	Tachogenerator	29
2.1.2.2.	Optische inkrementale Codierer	29
2.1.3.	Beschleunigungssensoren	30
2.1.3.1.	Stizium-Beschleunigungssensoren	30

2.2.5.4. Künstliche und natürliche Landmarken	73
3 Modellierung und Simulation von Sensoren	76
3.1. Sensormodellierung	76
3.1.1. Das allgemeine Sensormodell	77
3.1.2. Kalibrierungs- und Steuerparameter	78
3.1.3. Modellierung einer Kraft-Momentmeßdose	78
3.1.4. Modellierung eines Ultraschallsensors	80
3.1.5. Modellierung einer Kamera und Kalibrierung	83
3.1.6. Bildpunktbestimmung	89
3.1.7. Modellierung einer Stereokamera	90
3.2. Sensorsimulation	93
4 Digitale Signalverarbeitung	96
4.1. Digitalisierung analoger Signale	97
4.2. Fourier-Transformation	98
4.3. Digitale Bildverarbeitung	100
4.3.1. Histogramme und homogene Punktoperatoren	100
4.3.2. Diskrete Fourier-Transformation und Faltung	102
4.3.3. Digitale Filter	103
4.3.4. Kantenextraktion	105
4.3.5. Segmentierung	110
5 Umweltmodellierung	114
5.1. Geometrische Modelle	116
5.1.1. Pfade	116
5.1.2. Freiraum	118
5.1.2.1. Konvexe Polygone	119
5.1.2.2. Allgemeine Kegel	120
5.1.2.3. Kacheln	121
5.1.3. Objekte	121
5.1.3.1. Kantenmodelle	121
5.1.3.2. Oberflächenmodelle	122
5.1.3.2. Volumenmodelle	122
5.1.4. Gemischte Modelle	125
5.1.4.1. Gitter	126
5.1.4.2. Konfigurationsraum	131

5.2. Topologische Modelle	133
5.3. Semantische Modelle	134
6 Multisensorintegration und -fusion	136
6.1. Einführung in die Multisensordatenverarbeitung	137
6.1.1. Multisensorintegration	137
6.1.2. Multisensorfusion	139
6.2. Architekturen von Multisensorsystemen	144
6.2.1. Verteiltes Sensor- und Roboterkontrollsystem	145
6.2.2. Wissensbasierte Roboter-Arbeitszelle der Purdue Universität	146
6.2.3. Logische Sensoren	148
6.2.4. Das Multisensor-konzept der Universität Karlsruhe	149
6.2.5. Standard Reference Model for Telerobot Control System	156
6.3. Komponenten eines Multisensorsystems	156
6.3.1. Sensormodelle	156
6.3.1.1. Logische Sensoren	156
6.3.1.2. Hierarchische Integration	158
6.3.1.3. Entscheidungsträgermodell	159
6.3.2. Wissensbasis und Umweltmodell	161
6.3.2. Fusionsmethoden	162
6.4. Fusionsmethoden	162
6.4.1. Numerische Fusionsmethoden	162
6.4.1.1. Stochastische Approximation	162
6.4.1.2. Gewichteter Durchschnitt	163
6.4.1.3. Bayes'scher Schätzer	164
6.4.1.4. Kalman Filter	165
6.4.1.5. Maximum-Likelihood-Schätzung	171
6.4.1.6. Methode der gewichteten kleinsten Quadrate	172
6.4.1.7. Evidentes Schließen (Dempster-Shafer-Reasoning)	173
6.4.1.8. Fuzzy-Set Theorie	174
6.4.2. Geometrische Fusionsmethoden	175
6.4.2.1. Gitterbasierte Ansätze	176
6.4.2.1.1. Vorverarbeitung der Sensordaten	176
6.4.2.1.2. Besetzungswahrscheinlichkeiten	177
6.4.2.1.3. Vereinigung mehrerer Messungen bzw. Aktualisierung einer bereits gespeicherten Karte	179
6.4.2.1.4. Das Wahrscheinlichkeitsgitter zur Echtzeitkartographierung	181

6.4.2.1.5.	Gitterbasierte Kartographierung mit Vertrauenswerten	183
6.4.2.1.6.	Gitteraktualisierungsmethode mittels Funktionalbeziehung	185
6.4.2.2.	Parameterbasierte Ansätze	187
6.4.2.2.1.	Regionen konstanter Entfernung	187
6.4.2.2.2.	Erkennung von Geradensegmenten mittels Kalman Filter	193

Anhang A: Bezeichnungsliste**196****Anhang B: Herleitung spezieller physikalischer Effekte****198****Anhang C: Beispielaufgaben****204****Anhang D: Abbildungsverzeichnis****216****Anhang E: Literaturverzeichnis****224**

1.1. Roboteranwendungen und Anforderungen an die verwendeten Sensoren

Um eine Einführung in das Themengebiet zu geben, werden zunächst Einsatzgebiete und Anforderungen an die Sensorik in der industriellen Fertigung und anderen Anwendungsbereichen vorgestellt.

Die Robotik wird hauptsächlich mit Roboterarmen und Greifern in Verbindung gebracht. Selbst in der einfachsten Anwendung ist es erforderlich, daß die Armsteuerung definierte Positionen anfahren kann. Ohne äußere Hindernisse zu berücksichtigen, erfordert jede Form der Manipulation die Fähigkeit, eine Position mehr oder weniger genau anzufahren. Dies kann auf verschiedene Art und Weise realisiert werden.

In frühen Roboterarmen waren mechanische Anschläge eingebaut, die es erlaubten, zwei oder mehr Positionen zu erreichen. Auch heute sind solche Vorrichtungen noch in Gebrauch, z.B. um Teile von einem Fließband zu stoßen. Diese kostengünstige Lösung ist allerdings nur begrenzt einsetzbar, da keine definierte Trajektorie gefahren werden kann. Zudem können z.B. Unregelmäßigkeiten der Antriebsmotoren nicht reguliert werden, da keine Möglichkeit vorgesehen ist, diese zu erfassen.



Abb. 1.1: Roboterarme [ABB]

Möglich ist es, den Roboter von außen (z.B. über Kameras) zu überwachen und so eine Information über das Verhalten des Roboters zu erhalten. Da dieses Verfahren aber sehr empfindlich gegenüber Umwelteinflüssen (verdecktes Sichtfeld) ist, wird gewöhnlich an jeder Achse eines Roboters ein Encoder angebracht, der die jeweilige Winkelstellung des Gelenkes

Kapitel 1

Einleitung

Der Sensorik kommt in der Robotik eine Schlüsselrolle zu. Nur in fest definierten, unveränderlichen Umgebungen, wie z.B. Montage-/Fertigungszellen kann ein Ablauf ohne Information über die Umgebung durchgeführt werden. Sobald ein Robotersystem auf nicht vorhersehbare Umweltbedingungen reagieren soll, ist Sensorik zur Erfassung der Umwelt notwendig.

Sensoren liefern entsprechend ihrer Aufnahmeprinzipien nur partielle Information, deshalb sind Systeme notwendig, die mit mehreren, unterschiedlichen Sensoren ausgestattet sind. Das Problem besteht nun darin, die bei solchen Multisensorsystemen anfallenden Sensordaten unterschiedlichen Typs so zu kombinieren, daß ein auf diesen Rohdaten basierendes Modell der Umwelt auf verschiedenen Abstraktionsebenen erzeugt werden kann und die Sensorinformationen in die Planungs- bzw. Aktionsebene des Robotersystems einzusetzen, daß Reaktionen aus Wahrnehmungen abgeleitet werden können.

Inhalt der Vorlesung (des Skriptums) ist eine Übersicht über die verwendete Sensorik und die elementare Verarbeitung von Sensorsignalen, bis hin zu komplexen Multisensorsystemen und deren Integration in Robotersteuerungen.

anzeigt. Dadurch wird ein enormer Rechenaufwand verursacht, da in sehr kurzen Abständen die Transformation von Gelenkkordinaten in kartesische Koordinaten durchgeführt werden muß. Dies ist notwendig, weil Roboter in kartesischen Koordinaten programmiert werden. Nur in sehr speziellen Fällen, wenn z.B. Materialelastizität oder Schwingungen gemessen werden sollen greift man noch zu einer äußeren Überwachung.

Das Prinzip der Telerobotik wird in Situationen angewendet, in denen der Mensch nicht anwesend sein kann (Weltraum), oder um Gefahren zu vermeiden nicht anwesend sein will. In manchen Fällen hat der Mensch noch die Möglichkeit direkt die Montagetätigkeit des Roboterarmes zu überwachen (Abb. 1.2). Ist dies nicht der Fall, ist der Einsatz von Kameras notwendig.

Sollen Objekte manipuliert werden benötigt der Operator Information darüber wie fest er ein Objekt gegriffen hat, evtl. sogar eine Information darüber, ob sich das gegriffene Objekt in der Hand bewegt. In diesem Fall bedient man sich einer sogenannten künstlichen Haut. Darunter versteht man Felder aus Sensoren, die binär Anwesenheit oder sogar Drücke messen können. Ein großes Problem ist es jedoch, solche Sensoren zu integrieren, d.h. sie in genügend hoher Dichte aufzubringen und sie mit einer Auswertelektronik in Verbindung zu bringen.

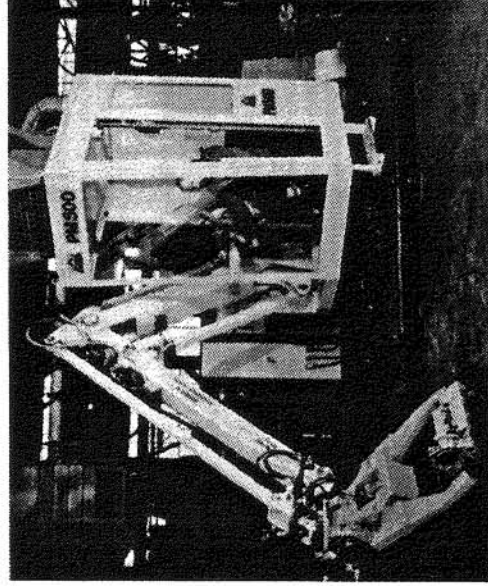


Abb. 1.2: Telemanipulator (Klein) [Nav89]

Bei der Entwicklung von komplexen Greifersystemen sind eine ganze Reihe von Problemen im Bereich der Antriebstechnik, der Sensorintegration und vor allem der Sensordateninterpretation zu lösen.

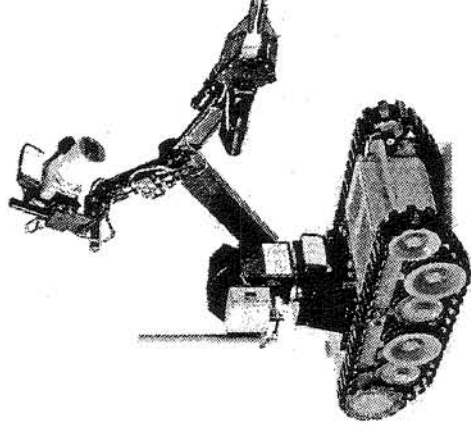


Abb. 1.3: Teilautonomes Manipulatorfahrzeug [IPA94]

Im Gegensatz zu Roboterarmen, deren Umgebung relativ leicht geordnet werden kann und die somit oft ohne leistungsfähige Sensoren eingesetzt werden können, kann der sogenannte Ordnungsgrad in der Umgebung von autonomen Transportfahrzeugen nur sehr schwer hoch gehalten werden. Es ergeben sich für autonome Fahrzeuge drei prinzipielle Meßprobleme:

- Die tatsächliche Bewegung jedes Rades muß (ähnlich wie die Gelenkwinkelstellungen eines Roboterarmes) erfährt und in geschätzte kartesische Bewegungen umgerechnet werden.
- Aufgrund der damit nicht erfassbaren Positionsfehler (Radschlupf, mechanisches Spiel) muß das Fahrzeug eine Möglichkeit besitzen, sich anhand von äußeren Gegebenheiten zu orientieren. Möglichkeiten sind Induktionsschleifen, die im Boden verlegt werden und deren Magnetfeld vom Fahrzeug wahrgenommen werden kann. Allerdings kann sich das Fahrzeug damit nur auf vorgegebenen Routen bewegen. Das ist bei vielen industriellen Anwendungen ausreichend. Die Flexibilität eines Einsatzes ist jedoch stark eingeschränkt.
- Es kann nicht ausgeschlossen werden, daß ein Hindernis die Bahn des Fahrzeuges blockiert, vor allem wenn das Fahrzeug in Anwesenheit von Menschen operiert. Hier reicht die Palette der eingesetzten Sensoren von Berührungssensoren, die das Fahrzeug anhalten sobald ein Kontakt festgestellt worden ist, bis hin zu berührungslosen Sensoren,

die Position, Form usw. eines Hindernisses bestimmen können. Dadurch bietet sich auch die Möglichkeit eventuelle Ausweichreaktionen oder Situationsanalysen durchzuführen. Bis heute ist das Problem bei weitem nicht gelöst, berührungsfrei beliebige Objekte sicher zu erfassen, was eine Grundvoraussetzung für den sicheren Einsatz von Transportsystemen ist.

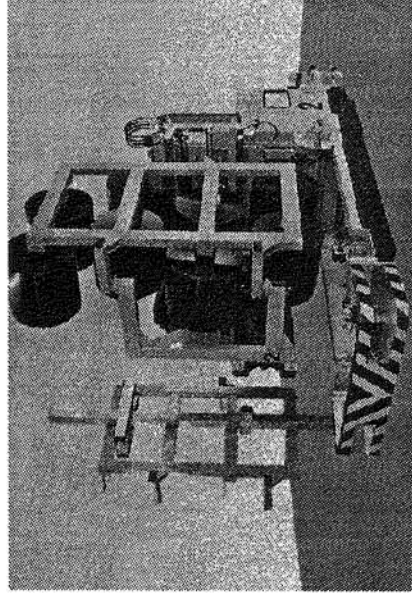


Abb. 1.4: Autonomes Transportfahrzeug [Noell]

Ein anderes Forschungsgebiet sind Gehmaschinen. Unabhängig von der Erfassung äußerer Hindernisse sind hier sehr sensible Sensoren notwendig, die die Orientierung des Roboters, dessen Kontakt mit dem Untergrund und dessen Schwerpunkt erfassen.

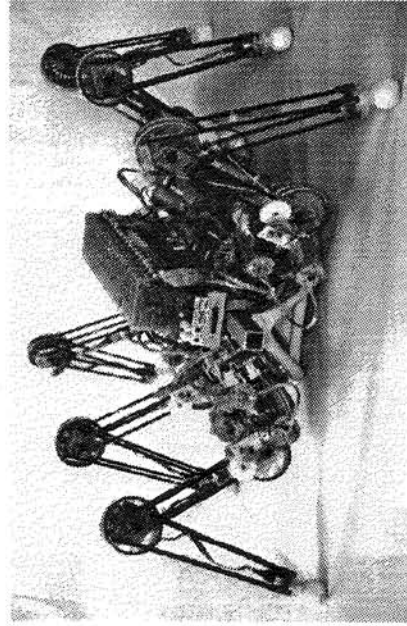


Abb. 1.5: Gehmaschine LAURON (FZI)

Neuere Einsatzbereiche ergeben sich auch im Dienstleistungsbereich. Ein sich bereits im Einsatz befindlicher Serviceroboter ist "HelpMate" der Firma TRC. Er übernimmt heute schon in über 20 amerikanischen Kliniken Transportaufgaben, die sonst von teuren Arbeitskräften verrichtet werden müßten.

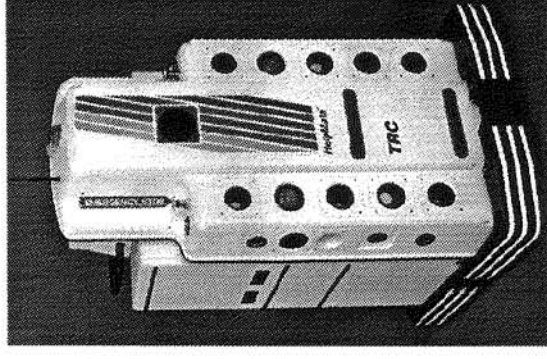


Abb. 1.6: HelpMate (TRC)

Auch im Bereich der Medizin und Rehabilitation finden sich eine Vielzahl von Einsatzmöglichkeiten für Serviceroboter. Ein Beispiel für den Einsatz im Medizinbereich sind als Instrumententräger dienende positionierbare Kinematiken, die außerhalb des Patienten fernbedient oder automatisch positioniert werden können. Abb. 1.7 zeigt einen Mehrkoordinatenmanipulator (MKM) der Firma Zeiss für die Neuro- und Mikrochirurgie.



Abb. 1.7: Mehrkoordinatenmanipulator (MKM) [IPA94]

1.2. Historische Entwicklung der Sensortechnik

1947	Servoregelung an Telemanipulatoren
1948	Kraftrückkopplung an Telemanipulatoren
1950	NC-Maschinen
1956	Patent auf "Unimate" Roboter
1961	Kopplung von taktilem Sensor mit Telemanipulator und Computer
1963	Erste Versuche im Bereich Bildauswertung
1967	Steuerung von Greifvorgängen durch optische Rückkopplung
1970	Stanford Hand-Auge System (Puzzle-Problem). Integration von Planungsprozessen in dem Roboterfahrzeug SHAKEY
1972	WAVE-Roboter mit 2 Armen, TV-Kamera, Positions- und Momentensensoren. Integration von Daten in ein Modell der Umwelt (Stanford Universität.).
1973	Montage von flachen Teilen durch Auswertung von Binärbildern (Universität Nottingham).
1974	Roboter Kontrollsprache (AL; Stanford Universität.)
1975	"FREDDY"; Sortieren und Montage von Teilen (Universität. Edinburgh)
1980	Einsatz einzelner Sensoren in Robotersystemen
1983	Kombinierter Einsatz von Sensoren (sequentiell)
1986	Entwicklung von Stereo-Sichtsystemen (INRIA, Frankreich)
1990	Komplexe Multisensorsysteme (z.B. "KAMRO", Karlsruhe)
1991	Weiterentwicklung von Sensortypen (Aktive Sichtsysteme, Laser-Entfernungsmessung); Integration und Fusion von Sensordaten auf mehreren Abstraktionsebenen.
1993	Serviceroboter, Einsatz von kommerziellen mobilen Robotern im Dienstleistungsbereich

1.3. Struktur von sensorunterstützten Robotersystemen

Bei dem Begriff "Sensor" handelt es sich um eine fachspezifische Sprachschöpfung, die sich vom lateinischen "Sensorium" - das Empfindungsvermögen - oder "Sensus" - der Sinn - ableitet.

Sensoren sind Systeme, die physikalische Größen und deren Änderungen in geeignete elektronische Signale umwandeln. Diese Größen können mechanischer, magnetischer, chemischer, optischer oder elektrischer Art sein, sie können Temperaturen sein oder von Strahlungsquellen stammen. Mit dieser Definition des Sensors ist seine Form oder Größe keinen Einschränkungen unterworfen.

Sensoren sind die Voraussetzung zur Prozeßüberwachung, die vor allem in regelungstechnischen Rückkopplungsstrukturen verwendet wird.

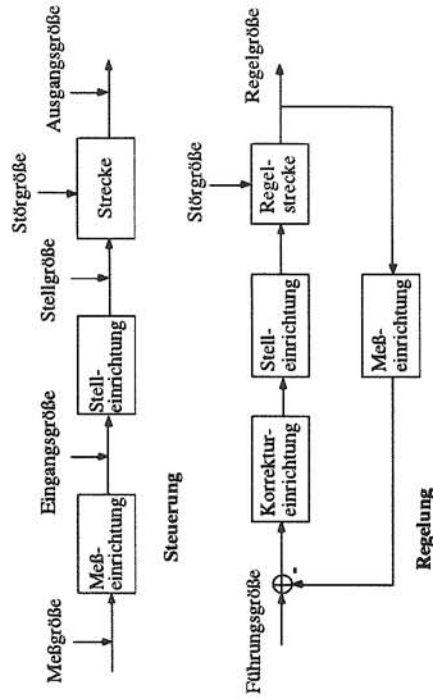


Abb. 1.8: Steuerung und Regelung

Kennt man ein System vollständig und treten keine unkontrollierbaren Störungen auf, so kann ein gewünschter Verlauf der Ausgangsgröße durch Eingabe des entsprechenden Verlaufs einer Eingangsgröße erzielt werden. Die Beobachtung der Ausgangsgröße ist dabei nicht notwendig. Man nennt dieses Prinzip eine *Steuerung*.

Treten jedoch Störungen auf, deren Zeitverlauf nicht bekannt ist, muß die Eingangsgröße unter Verwendung von Informationen über die Ausgangsgröße entsprechend beeinflußt werden. Man spricht dann von einer *Regelung*.

In den vorangegangenen Beispielen wurde allerdings schon deutlich, daß sehr oft Informationen erforderlich sind, die über einfache Sensorsignale hinausgehen.

Man unterscheidet deshalb Elementarsensoren, integrierte Sensoren und intelligente Sensoren. Der *Elementarsensor* nimmt eine Meßgröße auf und wandelt sie in ein primäres Abbildungssignal um. Verantwortlich für diese Abbildung ist der sogenannte Sensoreffekt, normalerweise eine Wandlung der gemessenen Energie in eine elektrische Größe, evtl. erfolgt vor dem eigentlichen Sensoreffekt eine Vorabwandlung der zu messenden Größe (z.B. Verformung eines DMS-Widerstandes und somit Strom bzw. Spannungsänderung). Der Elementarsensor entspricht der klassischen Definition eines Sensors.

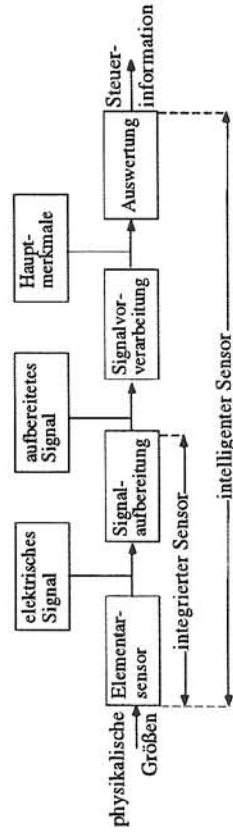


Abb. 1.9: Informationsfluß in einem Sensorsystem

Der *integrierte Sensor* beinhaltet zusätzlich noch die Signalaufbereitung. Das primäre Sensorsignal wird verstärkt, gefiltert, linearisiert, temperaturkompensiert und bzw. oder normiert. Dabei sind diese Möglichkeiten fest mit dem Sensor verbunden, evtl. sogar auf einem Chip untergebracht.

Der *intelligente Sensor* stellt die Kombination des integrierten Sensors mit einer rechnergesteuerten Auswerteeinheit dar. Als Ausgangssignal wird dann eine schon verarbeitete Größe (Ansteuerung eines Stellgliedes) geliefert. Darin eingeschlossen sind signalabhängige Verarbeitungs- und Entscheidungsprozesse, die zur Gewinnung der benötigten Information notwendig sind. Beispiele hierfür sind Methoden der Informationsreduktion, Signalaufbereitung, Merkmalsextraktion, Mustererkennung oder Plausibilitätskontrollen (z.B. durch Vergleich mit Meßhypothesen).



Abb. 1.10: Intelligentes Sensorsystem

In den allermeisten Fällen kann ein Modell der einstufigen Sensorrückkopplung bzw. Signalinterpretation deshalb nicht den Anforderungen genügen. Ein allgemeines Modell eines Sensorsystems hat folgende Struktur:

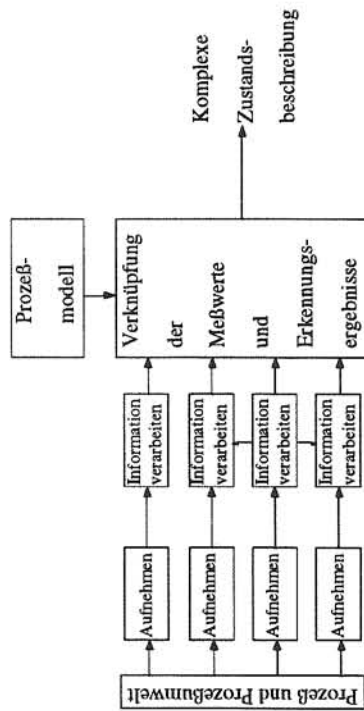


Abb. 1.11: Schema eines komplexen, intelligenten Erkennungssystems

Es kann durchaus möglich sein, daß einzelne Sensorsysteme auf Informationen von anderen Sensoren angewiesen sind, d.h. verschiedene Aufnehmer informationstechnisch gekoppelt sind.

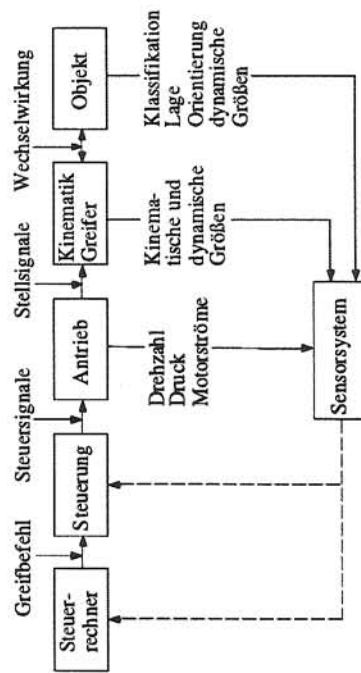


Abb. 1.12: Schematischer Aufbau eines Greifersystems

1.4. Beispiele aus der Biologie

Sehr oft sollen Roboter Arbeiten leisten, die zuvor von Menschen ausgeführt wurden. Die Einsatzmöglichkeiten der Roboter sind abhängig von deren Fähigkeiten, die Umwelt zu erfassen. Es ist deshalb naheliegend, hier kurz auf biologische Sensorsysteme, die in ihrer Vielfältigkeit und Präzision bisher unübertroffen sind, einzugehen.

Der Mensch kombiniert die fünf Sinneswahrnehmungen sehen, hören, tasten, riechen und schmecken. Dabei nehmen die visuellen Informationen den größten Stellenwert ein. Charakterisierend ist, daß die herausragende Fähigkeit des Menschen gegenüber den Robotern nicht in der Sensortechnik liegt, sondern in der Verarbeitung der Daten. Sie sind in der Lage multisensorielle Daten zu integrieren und fusionieren. Diese Fähigkeit läßt sich anhand eines anschaulichen Beispiels zeigen [Jörg94].

Bei der Beobachtung eines Bauchredners [LK91] kommt die Stimme scheinbar aus dem Mund der Puppe. Dies deutet darauf hin, daß die visuelle Information, also die Lippenbewegung der Puppe die vom Bauchredner kommende auditive Information dominiert. Fehlt nun die visuelle Information, ist die tatsächliche Richtung der Schallentstehung eindeutig zu orten.

Der Mensch ist erst dann in der Lage, die tatsächliche räumliche Diskrepanz zwischen Puppe und Bauchredner wahrzunehmen, wenn der Winkel zwischen der Richtung der auditiven und der visuellen Information größer als 30°C ist [How82].

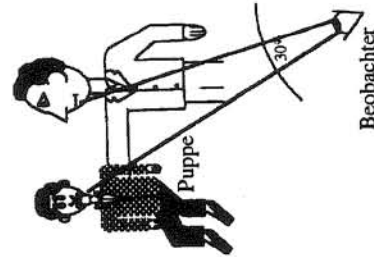


Abb. 1.13: Bauchredner mit Puppe

Die Erkenntnisse über die mehrstufige Informationsverarbeitung des visuellen Systems und die Methoden zur quantitativen Beschreibung des Sehvorgangs werden ausführlich in [Kor82] beschrieben.

Ähnliche Beispiele, die das Verarbeiten der Sensordaten auf mehreren Ebenen zeigen, gibt es in der Tierwelt. So benutzen Delphine und Fledermäuse Ultraschall, um sich in ihrer Umwelt zurechtzufinden. Fledermäuse sind bei der Verarbeitung der Daten zur Tiefenortung nahezu perfekt [Knie91]. Mit Hilfe der Echoortung sind sie in der Lage, sich bei Dunkelheit und in unbekannter Umgebung zurechtzufinden. Ihre Echoortung ist so präzise, daß selbst ein fliehender Nachtfalter mühelos mit einer Treffsicherheit verfolgt wird, die mit technischen Mitteln bislang unerreichbar ist. Das Echo der von einer Fledermaus ausgestrahlten Ultraschalllaute enthält viele Informationen über das angepeilte Objekt (Abb. 1.14).

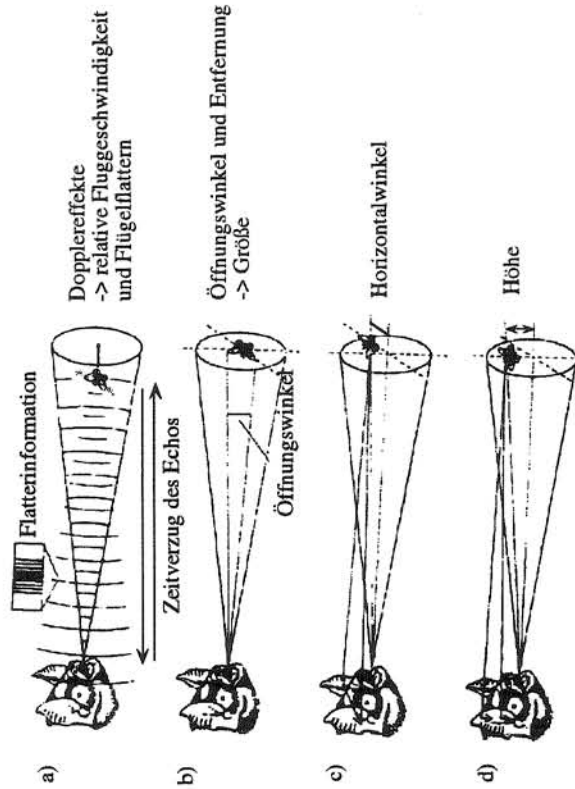


Abb. 1.14: Ultraschallbasierte Informationsgewinnung einer Fledermaus [Suga90]

Aus der Laufzeit ergibt sich die Zielentfernung und aus der Dopplerverschiebung die relative Geschwindigkeit des Objektes. Oszillierende Modulationen im Echo verraten ein flatterndes Insekt (Abb. 1.14a), wobei die Amplitude dieses Echos vom Abstand des Objektes und seiner

relativen Größe abhängt (Abb. 1.14b). Unterschiede in Laufzeit und Amplitude zwischen beiden Ohren kodieren den horizontalen Winkel der Beute zur Vorausrichtung (Abb. 1.14c), während Interferenzmuster der Schallwellen in der Ohrmuschel über den zugehörigen vertikalen Winkel informieren (Abb. 1.14d) [Suga90].

Aus Laborversuchen weiß man [Schn73], daß Fledermäuse sogar Objekteigenschaften differenzieren können. Es ist allerdings nicht eindeutig geklärt, welche spezifischen Charakteristika des Echos dabei die Informationen für Größe, Form und Oberflächenstruktur eines Zieles liefert.

Interessant ist auch, daß Fledermäuse nicht nur auf aktuell erfaßte Daten reagieren. Für die Orientierung im Raum ist neben der Echoortung auch das Ortsgedächtnis von großer Bedeutung. In Versuchen [Schn73] hat sich gezeigt, daß Fledermäuse trotz andauernder Echoortung mit voller Geschwindigkeit gegen eine Glasscheibe fliegen, die sonst in dem bekannten Raum nicht vorhanden war oder sich versuchen an einer Stelle in der Luft aufzuhängen, an der sich sonst eine Landestange befand.

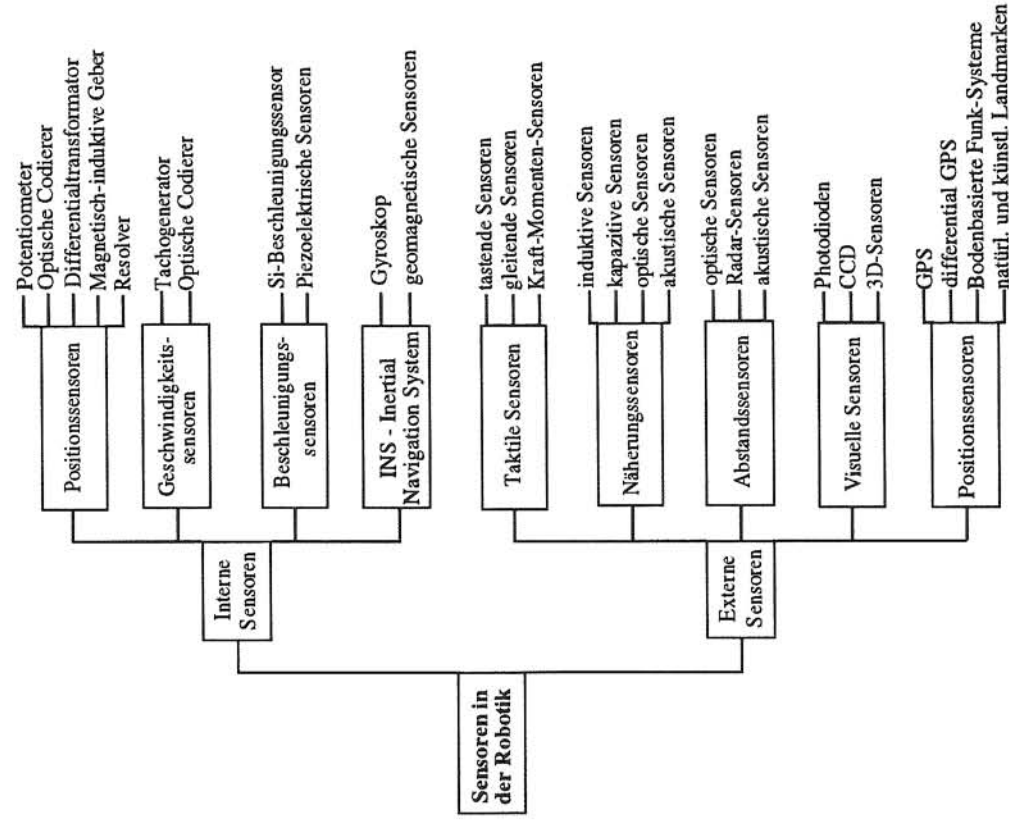


Abb. 2.1: Klassifikation von Sensoren

Kapitel 2

Technologie von Sensoren

Aufgrund der Vielfalt der Aufgaben, die von Sensoren erfüllt werden sollen, wurden im Laufe der Zeit eine große Anzahl von verschiedenen Sensortypen entwickelt. Die in Abb. 2.1 dargestellte Klassifikation zeigt die Unterteilung der Sensoren nach der Funktionsweise. Die Sensoren werden hier unterteilt in interne und externe Sensoren. Interne Sensoren werden zur Zustandserfassung der inneren Zustände eingesetzt, dagegen haben externe Sensoren Kontakt zur Umwelt und liefern Informationen über deren Zustand.

2.1. Interne Sensoren

Interne Sensoren sind zur Erfassung der roboterinternen Systemzustände notwendig. Über die interne Sensorik können Winkel, Positionen, Geschwindigkeiten und Beschleunigungen der Gelenke gemessen werden, sie dienen somit zur Regelung von achsenbezogenen Bewegungsvorgängen. Durch zeitliche Differenzbildung der Wegmeßsignale können indirekt Geschwindigkeit und Beschleunigung berechnet werden.

Durch den Einbau von Kraft- und Drehmomentensensoren kann der Roboter zusätzlich noch kraftgeregelt werden und man erhält Informationen über Armzustände, z.B. das Durchbiegen bzw. die Torsion von Armelementen oder eventuell auftretende Schwingungen des Roboterarmes. Zur Messung von Kräften und Momenten im Handgelenk verwendet man Dehnungsmeißstreifen oder piezoelektrische Sensoren.

Es gibt eine Vielzahl von internen Sensoren, so stellte Avoilio [Avo93] heraus, daß allein von einer einzigen Firma über 17 Mio. Varianten von Rotations-Encodern angeboten werden. Für mobile Systeme sind jedoch die optischen Encoder die am meisten verwendeten Typen.

2.1.1. Positionssensoren

Diese Positionssensoren gehören zur Gruppe der relativen Positionssensoren, das heißt mit ihnen erhält man Informationen über die relative Position von Gelenken oder eines Fahrzeugs. Die Position absolut in der Umwelt kann man damit nicht bestimmen, siehe dazu Kapitel 2.2.5.

2.1.1.1. Optische Codierer

Der erste optische Encoder wurde in den 40er Jahren als "Tonrad" entwickelt, mit ihm sollte es elektrischen Organen ermöglicht werden, andere Musikinstrumente nachzuahmen [Age91].

Optische Encoder funktionieren nach folgendem Prinzip: Ein auf einen Photodetektor gerichteter Lichtstrahl wird periodisch von einer Scheibe mit einem codierten Muster aus durchsichtigen und undurchsichtigen Stellen unterbrochen. Die Scheibe kann aus geätztem Metall, Glas mit aufgedampftem Chrom oder Photoplasten bestehen [Henk87].

Es gibt zwei grundlegende Arten von optischen Codierern, die inkrementalen und die absoluten Encoder. Die inkrementale Version mißt die Rotationsgeschwindigkeit und schließt auf die relative Position, während die absoluten Codierer direkt die Winkelposition messen und daraus die Geschwindigkeit ableiten.

2.1.1.2.1. Inkrementale Codierer

Die einfachste Art eines inkrementalen Codierers ist ein Tachometer-Encoder mit einer Spur (nur P1), die eine bestimmte Anzahl von Sinus- oder Rechteck-Wellen für jede Achsenumdrehung erzeugt, die Anzahl der Ausgangsimpulse ist dabei proportional zu dem überstrichenen Drehwinkel und gibt die Gelenkposition an. Eine Drehbewegung wird also von einem inkrementalen Codierer in einzelne Schritte (Inkremente) zerlegt. Sie sind allerdings nicht in der Lage, die Richtung der Rotation zu bestimmen und deshalb als Positionssensoren nicht verwendbar.

Inkrementale Codierer mit einer zweiten Spur (P2), die von der ersten so versetzt ist, daß der resultierende Puls um 90° phasenverschoben ist, können dagegen auch die Richtung der Rotation erkennen (Abb. 2.2).

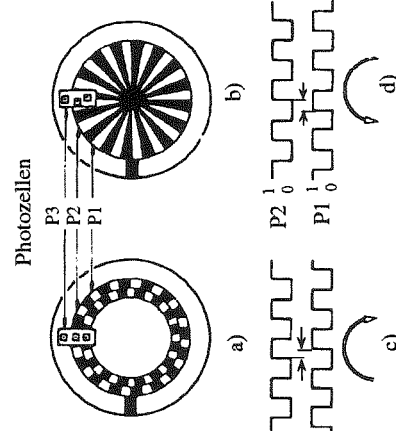


Abb. 2.2: Inkrementalcodierer

a) Scheibenmuster, b) alternative Photozellenanordnung, c) Signal im Uhrzeigersinn, d) Signal im Gegenuhrzeigersinn [CH89]

Das alternierende Signal von P2 eilt dem Signal P1 um eine Viertelperiode voraus und gibt die Drehrichtung im Uhrzeigersinn an. Im anderen Fall eilt P1 P2 um eine Viertelperiode voraus, wodurch die Drehrichtung im entgegengesetzten Richtungssinn angezeigt wird. Für Anwendungen, die Drehungen von mehr als 360° enthalten, wird eine dritte Spur eingesetzt (P3), wobei ein Referenzsignal für jede komplette Umdrehung bestimmt wird. Durch ein vorzeichenrichtiges Verrechnen der Ausgangsimpulse kann die Ausgangsposition relativ zu einer bekannten Anfangsposition bestimmt werden.

Ein Problem dieser Sensoren ist, daß im Falle eines Stromausfalls alle relevanten Positionsinformationen verloren gehen, so daß das System nach dem Neustart kalibriert werden muß.

2.1.1.2.2. Absolute Codierer

Mit einem absoluten Codierer kann man die Gelenkposition direkt ablesen. Er wird vor allem dann eingesetzt, wenn ein Verlust der Daten durch Stromausfall nicht toleriert werden kann.

Eine typische Anordnung eines absoluten Encoders zeigt Abb. 2.3. Paralleles Licht geht durch eine Codierscheibe und geht in ein paralleles Signal über, das die absolute Winkelposition der Achse spezifiziert [Age91].

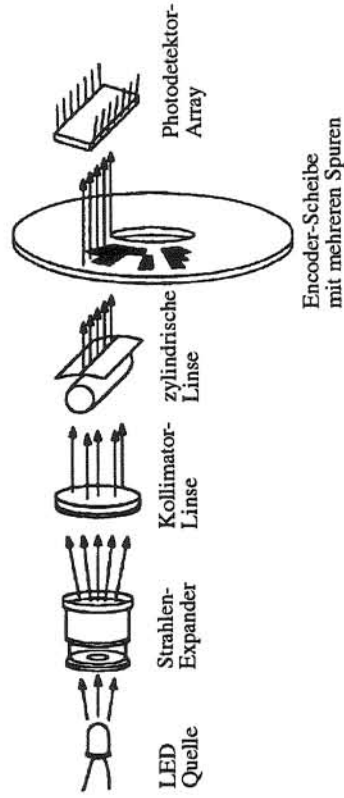


Abb. 2.3: Anordnung eines absoluten optischen Encoders

Der Unterschied zum inkrementalen Codierer liegt nun darin, daß statt der seriellen Bitströme, parallele Wortsignale mit einem individuellen Wortmuster für jede quantifizierte Achsenposition geliefert werden.

Die am meisten verwendeten Muster sind der Gray-Code, der Binär-Code und der BCD (binary-coded decimal) [Avo93]. Mit dem Gray-Code (nach seinem Erfinder Frank Gray) kann man fehlertoleranter ablesen, da sich an irgendeinem Punkt auf der Skalierung nur ein Bit verändert. So ändern sich beim Binär-Code beim Übergang von 255 zu 0 alle acht Bits, während beim Gray-Code lediglich ein Bit verändert wird [Eve95].

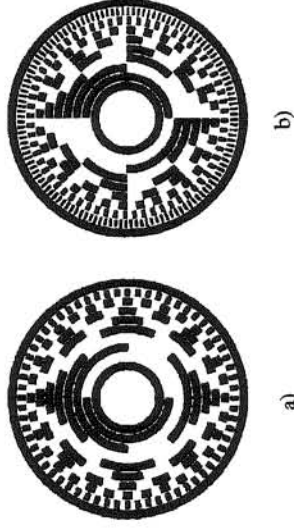


Abb. 2.4: optischer Absolutcodierer auf der Basis eines a) 8-Bit-Gray-Codes, b) 8-Bit-Binär-Codes

2.1.1.2. Potentiometer

Potentiometer sind aus dem täglichen Gebrauch als Lautstärkeregler bekannt. Mit einem Potentiometer kann eine lineare Position oder eine Drehposition gemessen werden.

Ein Potentiometer arbeitet nach dem Prinzip eines Spannungsteilers, dabei wird an die Widerstandswicklung des Potentiometers eine Spannung angelegt. Durch die Bewegung einer Eingabewelle kann man den Widerstandswert des Potentiometers innerhalb des Intervalls $[0, R_{\max}]$ variieren. Die abfallende Spannung wird durch die Eingabewelle in zwei Teile geteilt. Mißt man nun die Spannung, die zwischen dem Angriffspunkt und der Erde abfällt, so kann man daraus auf die Position schließen.

$$U_{Ab} = \frac{R_{Ab}}{R} U \quad (2.1)$$

Die Spannung am Abgriffspunkt U_{Ab} errechnet sich aus dem Quotienten aus Widerstandswert am Abgriffspunkt R_{Ab} zum Gesamtwiderstandswert, multipliziert mit der anliegenden Spannung.

2.1.1.3. Differentialtransformator

Der linear veränderliche Differentialtransformator (LVDT) besteht aus einer Primärspule P und zwei identischen Sekundärspulen S1 und S2, die auf einem zylindrischen Wickelkörper mit einer zentrischen Bohrung aufgewickelt sind (Abb. 2.5a). In der Bohrung kann sich ein ferromagnetischer Kern frei bewegen [Sch91].

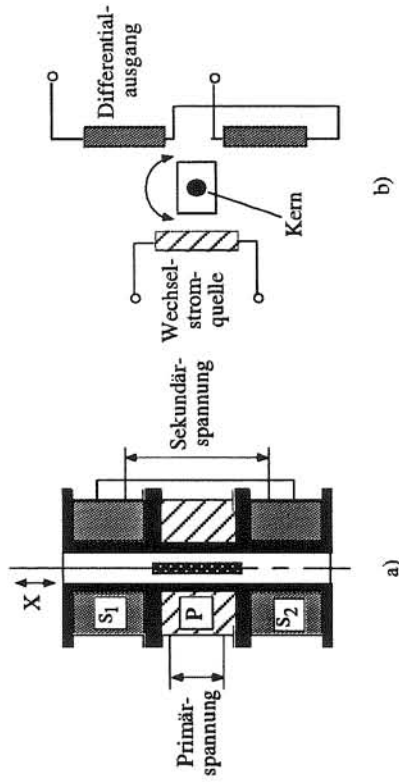


Abb. 2.5: Differentialtransformator: a) linear (LVDT), b) rotatorisch (RVDT) [Sch91]

Die Sekundärwindungen sind über Kreuz miteinander verbunden, so daß die Ausgangsgröße effektiv die Differenz ihrer Spannung ist. Der magnetische Fluß zwischen Primärspule und den beiden Sekundärspulen wird über die Stellung des Kerns zu der Spulenkombination bestimmt. Die Primärspule wird von einer Wechselspannung von einigen kHz gespeist, so daß je nach Stellung des Kerns eine Wechselspannung unterschiedlicher Größe in den Sekundärspulen induziert wird. In der Mittelstellung des Kerns heben sich die induzierten Spannungen gerade auf, die resultierende Sekundärspannung hat den Wert Null.

Der rotatorisch veränderliche Differentialtransformator (RVDT) ruft einen ähnlichen Effekt durch die Drehung eines speziell geformten Kerns um 180° hervor (Abb. 2.5b). In gewissen Grenzen ist die Spannung des Differentialausgangs proportional zur Auslenkung des Kerns aus der Nullposition. Die Phasenverschiebung der Ausgangsspannung gibt die Richtung der Auslenkung an [CH89].

2.1.1.4. Resolver

Bei einem Resolver besteht der Stator aus zwei senkrecht zueinander stehenden Spulen, welche mit einer um 90° phasenverschobenen Wechselspannung gespeist werden [CH89]. Die Ausgangswechselspannung, die von Bürsten und Schleifringen vom Rotor abgenommen wird, hat die gleiche Amplitude wie die Eingänge, nur ist sie um einen Neigungswinkel θ phasenverschoben. Der Neigungswinkel ist der Winkel zwischen dem Rotor und der horizontal angeordneten Spule. Ein um den Neigungswinkel θ verschobener Rotor nimmt eine Cosinuseingangsspannung (horizontale Spule) von $U_0 \cdot \cos(\alpha x) \cdot \cos \theta$ und eine

2.1. Interne Sensoren

Sinuseingangsspannung (vertikale Spule) von $U_0 \cdot \sin(\alpha x) \cdot \sin \theta$ auf. Die Ausgangsspannung U ergibt sich aus der Summe der beiden Komponenten:

$$U = U_0 \cdot \cos(\alpha x) \cdot \cos \theta + U_0 \cdot \sin(\alpha x) \cdot \sin \theta = U_0 \cos(\theta - \alpha x) \quad (2.2)$$

Die Ausgangsgröße liegt nach Gleichung 2.2 in Form der Phasenverschiebung der Wechselstromsignale vor. Der Resolver ist damit unabhängig von Fehlern, die durch Spannungsabfall oder elektrisches Rauschen in den Leitungen des Oszillators und des Meßkreislaufes verursacht werden.

2.1.2. Gelenkgeschwindigkeitssensoren

Zur Messung der Gelenkgeschwindigkeit werden in der Robotertechnik und Maschinensteuerung optische inkrementale Codierer und Tachogeneratoren verwendet [Ruo91].

2.1.2.1. Tachogenerator

Der Tachogenerator ist im wesentlichen ein Gleichstromgenerator, dessen Ausgangsspannung proportional zur Eingangswinkelgeschwindigkeit ist.

$$V_0 = K_t \cdot \omega_s \quad (2.3)$$

V_0 ist die Ausgangsspannung des Tachogenerators, K_t die entsprechende Proportionalitätskonstante und ω_s die Winkelgeschwindigkeit.

Das Arbeitsprinzip eines Tachogenerators beruht auf dem Faradayschen Gesetz der elektromagnetischen Induktion. Je nach Form der Ausgangsspannung unterscheidet man Gleichstrom- und Wechselstromtachogeneratoren. Tachogeneratoren erzeugen ein analoges Ausgangssignal und benötigen somit einen A/D-Wandler zur Weiterverarbeitung.

2.1.2.2. Optische inkrementale Codierer

Der optische inkrementale Codierer zur Geschwindigkeitsmessung entspricht im Aufbau und in der Funktionsweise im wesentlichen dem inkrementalen Codierer zur Positionsbestimmung. Für die Geschwindigkeitsbestimmung ist eine einfachere Codescheibe ausreichend. Eine einzige Spur auf der Codescheibe (Abb. 2.6) reicht aus, da für die Geschwindigkeitsbestimmung Drehzahl und Drehrichtung nicht von Bedeutung sind.

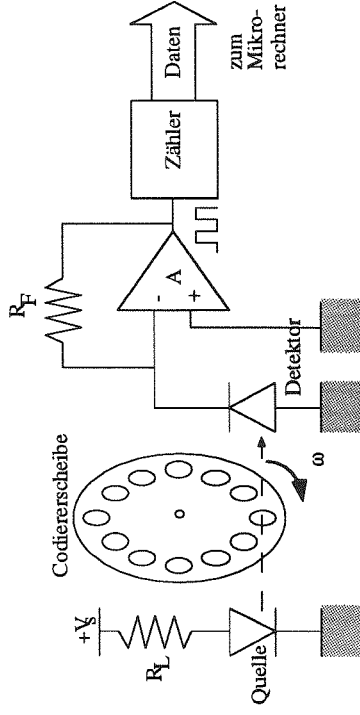


Abb. 2.6: Geschwindigkeitswandlersystem auf der Basis eines inkrementellen optischen Codierers

Die am Ausgang registrierte Impulsfolge besitzt eine Pulsfrequenz, die zur Geschwindigkeit proportional ist. Er benötigt deshalb eine Ausgangsverstärkung und einen digitalen Zähler, der die Impulse zählt. Ein inkrementaler Codierers kann sowohl Positions- als auch Drehzahlmessungen durchführen.

2.1.3. Beschleunigungssensoren

Ein Beschleunigungssensor hat die Aufgabe, die zu messende Beschleunigung mit einer hohen Auflösung und einer hohen Genauigkeit in eine elektrische Größe umzuwandeln [Yu92]. Sie sind das erste und wichtigste Bauelement des Ortungssystem und für autonome mobile Roboter unbedingt notwendig. Beschleunigungssensoren können nach den drei Prinzipien piezoelektrisch, kapazitiv und piezoresistiv mikromechanisch realisiert werden. Piezoresistive und kapazitive Beschleunigungssensoren können wegen ihrem vergleichbaren Aufbau zu Silizium-Beschleunigungssensoren zusammengefaßt werden.

2.1.3.1. Silizium-Beschleunigungssensoren

Die physikalische Größe Beschleunigung kann nicht direkt bestimmt werden, sondern muß indirekt über ihre Wirkung auf eine träge Masse bestimmt werden [Gau93]. So formt beispielsweise der kapazitive Beschleunigungssensor in der eigentlichen Sensorzelle die Beschleunigung in eine Kraft-, in eine Weg- und schließlich in eine Kapazitätsänderung um. Zur Messung einer Linearbeschleunigung mit einem Festkörper können drei grundsätzliche Prinzipien unterschieden werden:

2.1. Interne Sensoren

- Wegmessung an einem Feder-Masse-System,
- Geschwindigkeitsmessung an einer viskos gedämpften Masse,
- Weg-Zeitmessung an einem frei schwebenden Körper.

Das Meßprinzip der Wegmessung an einem Feder-Masse-System wird für allgemeine Meßaufgaben am häufigsten angewandt. Beschleunigungssensoren, die auf dem Feder-Masse-System beruhen, können nach dem Ausschlag- und dem Kompensationsverfahren betrieben werden. Beim Ausschlagverfahren wird direkt der Federweg unter der wirkenden Trägheitskraft gemessen, während beim Kompensationsprinzip die Mittellage der Feder ein fester Arbeitspunkt ist. Durch das Aufbringen einer zusätzlichen Steuerkraft wird der Arbeitspunkt entgegen der Trägheitskraft konstant gehalten.

Das zweite Prinzip eignet sich besonders für Stoßmessungen, da durch die viskose Flüssigkeit eine hohe Überlastsicherheit gegeben ist (z.B. im Automobilsektor für das Auslösen des Airbags).

Freischwebende Körper werden dort eingesetzt wo extrem hohe Auflösungen von 10^{-9} bis 10^{-11} g notwendig sind (z.B. Messungen an Satelliten und zur Bestimmung des Erdschwerefeldes).

Die Auslenkung der seismischen Masse kann entweder mit einem piezoresistiven Widerstand in den Federbändchen, welche die seismische Masse führen, oder mit einem kapazitiven Meßprinzip (vgl. LIGA-Technik) erfaßt werden. Allgemein ist das Meßelement ein Siliziumchip, welcher im wesentlichen aus einer federnd gelagerten Masse besteht [Bon93]. Diese Systeme messen die Trägheitskraft, die durch die Beschleunigung der seismischen Masse (Referenzmasse) entsteht. Bei resistiven Sensoren wird die Änderung eines Brückenwiderstandes auf dem Federelement detektiert, während die kapazitiven Sensoren die Änderung der Kapazität zwischen Referenzmasse und außenliegenden Elektroden messen.

2.1.3.2. Piezoelektrische Beschleunigungssensoren

Ein einfacher piezoelektrischer Beschleunigungssensor ist in Abb. 2.7 skizziert, hier wird der polykristalline Werkstoff PXE mit piezoelektrischen Eigenschaften verwendet [Nue91].

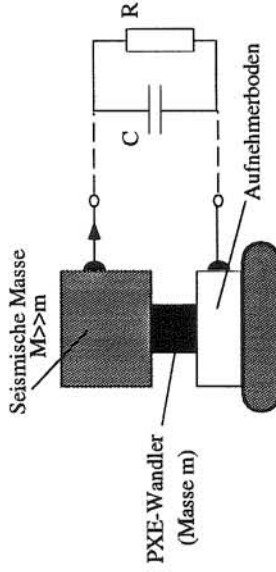


Abb. 2.7: Piezoelektrischer Beschleunigungssensor [Nue91]

Der Sensor besteht aus einer piezokeramischen Scheibe mit der Masse m (dem eigentlichen PXE-Wandler), deren eine Seite mit dem Meßobjekt verbunden ist und auf deren anderer Seite eine mit der Scheibe fest verbundene freischwingende Masse M (seismische Masse) wirkt. Der Sensor stellt ein Feder-Masse-System dar. Die am Ausgang auftretende Spannung ist eine abhängige Größe der Beschleunigung, die als Kraft über die Masse M wirkt.

Piezoelektrische Beschleunigungssensoren erzeugen bei Beschleunigungseinwirkung eine Ladung, die durch endliche Eingangs- und Isolationswiderstände innerhalb von Sekunden wieder abfließt. Aus diesem Grund können mit ihnen keine statischen oder langsam veränderlichen Beschleunigungen gemessen werden.

2.1.4. Inertial Navigation Systems (INS)

Richtungssensoren sind besonders wichtig für die Positionsbestimmung von mobilen Robotern, weil sie die meisten Schwächen der odometrischen Verfahren kompensieren können. In einer odometrisch basierten Positionsbestimmung verursacht jeder momentane Orientierungsfehler einen konstant wachsenden Positionsfehler. Aus diesem Grund sollen Orientierungsfehler sofort erkannt und korrigiert werden können.

Möglich ist diese Inertial Navigation durch Gyroskope oder geomagnetische Sensoren. In diesem Zusammenhang soll nur die Funktionsweise des mechanischen Gyroskops kurz skizziert werden.

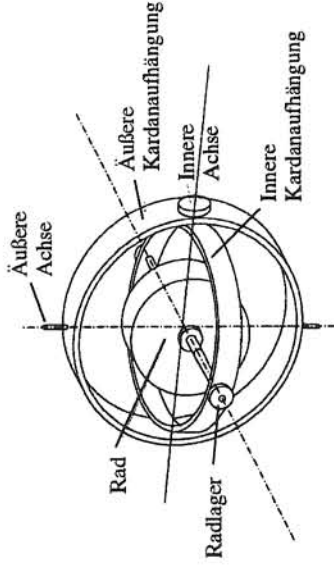


Abb. 2.8: Typisches mechanisches Gyroskop mit zwei Achsen [Eve95]

Mechanische Gyroskope sind Rotationssensoren, die auf den Trägheitseigenschaften eines schnell drehenden Rotors basieren. Er besteht aus einem schnellrotierenden, semikardanisch aufgehängten Kreisel, dessen Drehachse durch die Aufhängung in der Horizontalen gehalten wird. Die Erde rotiert mit der Winkelgeschwindigkeit $\vec{\omega}_E$. Da der Kreisel seine Drehipulsrichtung beibehalten will, wird er gezwungen, mit $\vec{\omega}_E$ zu präzessieren. Es resultiert daher ein Kreiseleddrehmoment, das den Kreisel immer in Richtung des Meridians einzustellen versucht. Man kann daher den Kreisel als Richtungsanzeiger benutzen und so Orientierungsfehler sofort erkennen.

2.2. Externe Sensoren

Externe Sensoren sind für die Kommunikation mit der Umwelt notwendig. Sie lassen sich nach ihrem Einsatzgebiet in fünf Gruppen unterteilen:

- Taktile Sensoren,
- Näherungssensoren,
- Abstandssensoren,
- Visuelle Sensoren,
- Positionssensoren.

2.2.1. Taktile Sensoren

Mit taktilen Sensoren nimmt ein Roboter durch direktes Berühren von Objekten, Information aus seiner Umwelt auf. Es kommt zu einem physikalischen Kontakt zwischen dem Roboterarm und dem manipulierten Werkstück. Das Einsatzgebiet umfaßt die Ermittlung geometrischer Größen, wie Lage, Orientierung, Form, sowie physikalischer Größen, wie Kräfte, Momente und Druck.

Die einfachsten taktilen Sensoren sind die sogenannten Berührungssensoren, welche nur eine binäre Aussage liefern. Berührungssensoren können aus Mikroschaltern oder einfachen mechanischen Fühlern konstruiert werden. Schaltmatten für sicherheitstechnische Einrichtungen gehören ebenso in die Kategorie taktiler Berührungssensoren. Ein interessantes Beispiel eines taktilen Sensorsystems zeigt Abb. 2.9.

Dieses Sensorsystem findet Anwendung zwischen den einzelnen Gliedern eines Manipulators, da ein mehrgelenkiger Manipulator, der sich in einer unstrukturierten Umgebung bewegt, sehr leicht mit dem "Ellbogen" an Gegenstände anstoßen kann [YST93].

Das Sensorelement in Abb. 2.9 besteht aus einem Stück zylindrischem Gummischlauch, der zur Hälfte mit einem Kupferfilm beschichtet ist. Dieser Gummischlauch wird um die Schraubenfeder gewickelt und an Punkt A (Abb. 2.9c) befestigt. Eine äußere Kraft drückt die Kupferschicht auf die steifere Schraubenfeder. Die Elastizität des Gummischlauches bewirkt, daß sich die Kupferschicht wieder von der Schraubenfeder löst, wenn keine äußere Krafteinwirkung herrscht. Das System wirkt somit wie ein mechanischer Schalter und aufgrund der binären Funktionsweise wie ein Berührungssensor.

Gegenstände, die vom Roboterarm gegriffen werden weisen unterschiedliche Festigkeit auf, des halb ist eine binäre Aussage nicht ausreichend. Es sind taktile Sensoren notwendig, mit denen die Kontaktkraft unterschieden werden kann.

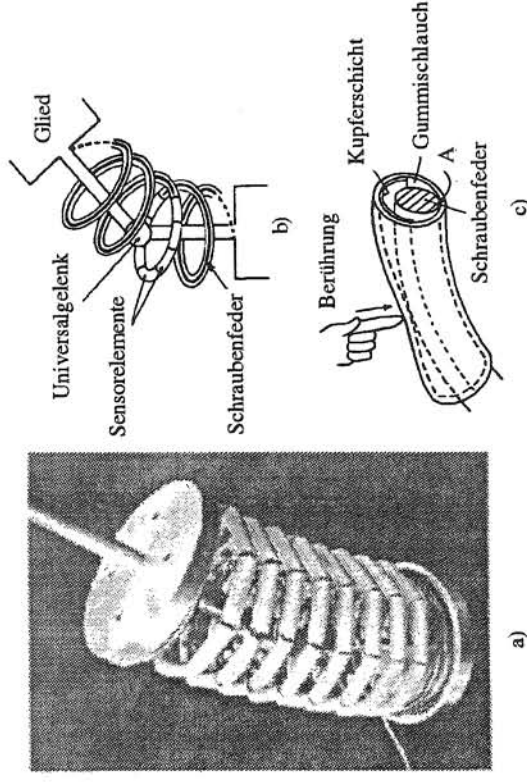


Abb. 2.9: a) Photographie des Sensors, b) Skizze des Sensors, c) Skizze eines Sensorelements [YST93]

2.2.1.1. Taktile tastende Sensoren

Taktile tastende Sensoren sind während dem Meßvorgang nicht in Ruhe, mit ihnen können Informationen aus der Umwelt durch direktes Berühren von Objekten aufgenommen werden.

Schwerpunktmäßig wurde in den letzten Jahren die Entwicklung von Array-Anordnungen, d.h. matrixförmiger Anordnungen einzelner taktiler Sensorelementen, mit integrierter Sensordaten-Vorverarbeitung vorangetrieben. Diese Array-Anordnungen werden auch als *künstliche Haut* bezeichnet. Solche taktile Sensorfelder werden angewendet [DH91]:

- bei Manipulation von Objekten, Berührungsflächen und beim Kraftschluß zwischen Greifbacken und Handhabungsobjekten,
- Erkennung von Werkstückprofilen,
- Auffinden stabiler Greifpositionen,
- Erkennen des Verrutschens.

Eine weitere Forschungsrichtung ist die Entwicklung von Roboterfingern, d.h. der Robotergreifer wird mit menschenähnlichen Fingern ausgestattet. Einem Robotergreifer wird durch einzelne Finger eine größere Beweglichkeit zuteil. Diese Entwicklung wurde erst durch die Miniaturisierung von taktilen Sensoren und der verarbeitenden Elektronik ermöglicht. Wie aus der Abb. 2.10 zu ersehen ist, besteht eine typische Roboterfingerspitze aus einem Gehäuse mit einem elastischen Überzug. In diesem können dann die jeweiligen Sensoren untergebracht werden.

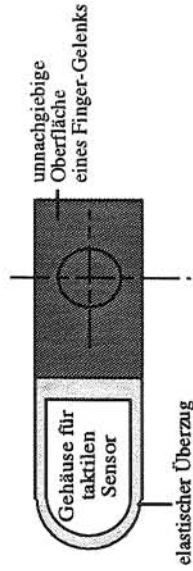


Abb. 2.10: Typischer Roboterfinger [SG93]

2.2.1.1.1. Dehnungsmessstreifen

Durch Einwirkung einer äußeren Kraft verbiegt sich ein Material und ein auf diesem Material aufgebracht Dehnungsmessstreifen (DMS). Aufgrund seiner Längenänderung ändert sich auch der Querschnitt. Die daraus resultierende Widerstandsänderung kann meßtechnisch erfaßt werden und läßt nun Rückschlüsse auf die einwirkende Kraft zu. Ein Dehnungsmessstreifen (DMS) ist also ein ohmscher Widerstand, der nach Maßgabe der zu messenden Dehnung verformt wird und dabei seinen Widerstandswert ändert.

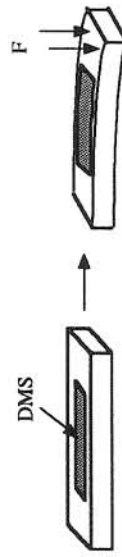


Abb. 2.11: Dehnungsmessstreifen

Es besteht folgender linearer Zusammenhang zwischen der relativen Widerstandsänderung $\frac{\Delta R}{R}$ und der relativen Längenänderung $\epsilon = \frac{\Delta l}{l}$ (siehe dazu Anhang B):

$$\frac{\Delta R}{R} = k\epsilon \quad (2.4)$$

Die Konstante k bezeichnet man als Dehnungsempfindlichkeit. Sie setzt sich aus einem Geometrie- und einem Materialanteil zusammen und gibt an, um welchen Faktor die relative

Widerstandsänderung größer ist als die zugehörige relative Längenänderung, dabei steigt mit einem größeren k -Faktor auch die Sensorempfindlichkeit.

Da die Dehnungsempfindlichkeit eines metallischen Leiters, hervorgerufen durch mechanische Beanspruchung, nur sehr klein ist, bekommt man mit einem einzelnen Leiter nur sehr kleine Signale. Das Meßsignal wird normalerweise durch eine mäandrierende Struktur erhöht, dies entspricht einer Reihenschaltung von Widerständen.

2.2.1.1.2. Piezoelektrischer Effekt

Der piezoelektrische Effekt beschreibt die Ladungserzeugung in einem Kristall (z.B. Quarz) mittels Druck. Im Inneren eines Kristalls ohne Symmetriezentrum verschieben sich durch Druck die Ionen derart, daß an der Oberfläche Ladungen festzustellen sind, die der einwirkenden Kraft proportional sind (Abb. 2.12). Bringt man auf die entgegengesetzten Seiten eines piezoelektrischen Materials Metallelektroden auf, welche die Ladungsträger sammeln, so erhält man einen Kraftsensor. Wird nun an einem Kristall eine elektrische Spannung angelegt, so ändern sich dessen Abmessungen und man erhält den inversen piezoelektrischen Effekt, der bei Ultraschallwandlern Anwendung findet [Hae92].

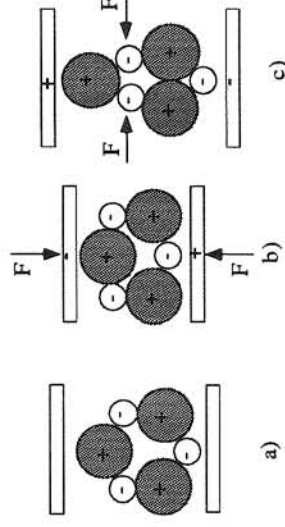


Abb. 2.12: Ursache des piezoelektrischen Effekts a) unbelastete Elementarzelle, b) Longitudinaleffekt, c) Transversaleffekt [LBL89]

Piezoelektrische Sensoren messen grundsätzlich nur Kräfte. Möchte man den Sensor in der Druckmeßtechnik einsetzen, so muß der Druck erst proportional in eine Kraft umgewandelt werden. Bei den Drucksensoren wird der transversale Effekt ausgenutzt, bei den Kraftsensoren der longitudinale Effekt. In einem elektrischen Ersatzbild entspricht ein piezoelektrischer Kraftsensor einem Ladungserzeuger mit einem parallelgeschalteten Kondensator. Piezoelektrische Sensoren haben gegenüber anderen Sensorprinzipien folgende Vorteile [Sch90]:

- Unempfindlichkeit gegenüber hohen Temperaturen bis in den Bereich von 1000° ,
- Sensor benötigt keine äußere Spannungsversorgung,

- Wirkungsgrad der Energieumwandlung (mechanische in elektrische Energie) sehr hoch, dadurch hohe Ausgangsspannung,
- Sensor mechanisch starr aufgebaut, dadurch geringe Neigung zu mechanischen Eigenschwingungen oder Nachschwingungseffekten bei kurzzeitiger Belastung, sowie einer sehr geringen Hysterese.

Da piezoelektrische Sensoren außerordentlich hochohmig sind und nur sehr kleine Ladungsmengen erzeugen, benötigen sie zur elektrischen Weiterverarbeitung eine extrem hochohmige Isolation und Signalverstärkung.

2.2.1.1.3. Drucksensitive Materialien

Diese Sensortypen verwenden drucksensitive Materialien zur Kraftmessung. Eine äußere Kraft bewirkt eine Widerstandsänderung im drucksensitiven Material. Das Material besteht beispielsweise aus einem Elastomer, der durch Beimischung von Kohlenstoff eine gewisse Leitfähigkeit erhält. Häufig wird Kautschuk mit einem der Elemente Ag, Au oder Cu angereichert. Unter Belastung werden die existierenden Strompfade verkürzt und es entstehen zusätzlich neue Strompfade, beide Effekte führen zur Verringerung des elektrischen Widerstandes.

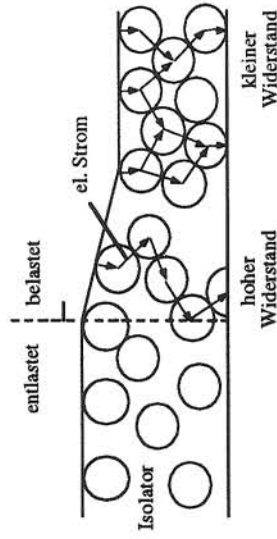


Abb. 2.13: Verteilung der Metallpartikel bei Belastung im Kunststoff und einige dabei auftretende Strompfade [Hae92]

Abb. 2.14 zeigt einen aus drucksensitivem Material aufgebauten Flächensensor, der auf die Handfläche eines Robotergreifers aufgebracht werden kann. Auf eine druckempfindliche Widerstandsschicht werden zwei um 90° versetzte Elektrodenscharen gebracht. Die Elektrodenscharen entsprechen den Array-Zeilen bzw. Array-Spalten, die durch einen Multiplexer angewählt werden können.

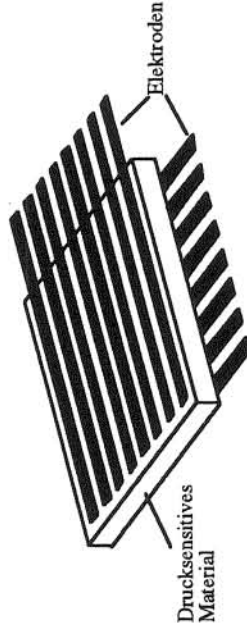


Abb. 2.14: 8 x 8 drucksensitiver Sensor

Abb. 2.15 zeigt ein Beispiel für die Anwendung eines taktilen Sensors auf der Basis eines drucksensitiven Materials. Die Sensoren finden überall dort Anwendung, wo zwei Flächen aufeinander stoßen und somit unterschiedliche örtliche Drücke auftreten. Sie werden zur Zeit auf den Gebieten Automobilindustrie (Reifenprofildruck), Robotik, Luft- und Raumfahrt, Bauwesen, Orthopädie, Chirurgie und in der medizinischen Rehabilitation eingesetzt. Für die Robotik sind z.B. Tekscan-Sensoren interessant, da sie sehr dünn (0,17 mm) und flexibel sind und unterschiedliche Formen haben. Sie können optimal auf die Oberfläche eines Robotergreifers angebracht werden.

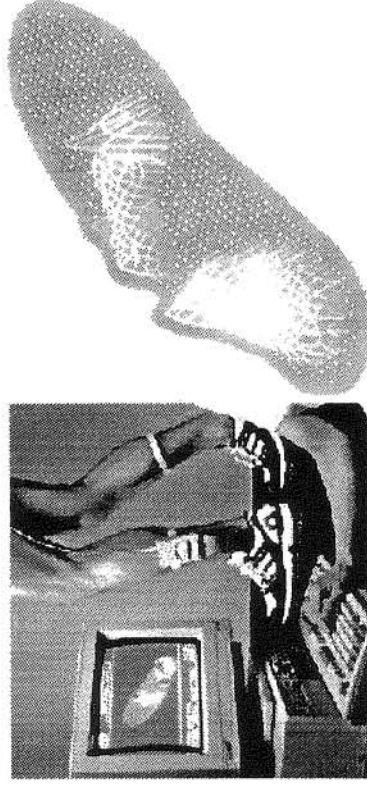


Abb. 2.15: Druckverteilung eines F-Scan [Tek94]

Ein anderes Beispiel zeigt Abb. 2.16. Die Anwendungsgebiete für FSR-Sensoren sind sehr vielfältig [Int93]. Ein Bereich ist die elektronische Musik, wo er als Klaviertastensensor oder als elektronischer Trommelsensor eingesetzt wird, ein weiterer Bereich ist die Diagnostik und die Rehabilitationsmedizin. In der Robotik kann man FSR-Sensoren als Berührungs- oder Greifsensoren verwenden. Praktische Anwendung finden FSR-Matrix-Felder auf Roboterfingern

der MIT/Utah-Hand, wo sie die Berührung eines Menschen simulieren. Hierbei sind 256 Sensoren auf einer Fläche von ca. $3,2 \text{ cm}^2$ untergebracht.

Zheng und Fan setzten FSR-Sensoren [ZF91] als Berührungssensoren ein. Der FSR-Sensor wurde am Ende eines Effektors angebracht und es wurde getestet, wie er bei einer Interaktion zwischen Effektor und Umgebung reagiert. Der FSR-Sensor wurde am Fuß eines laufenden Roboters angebracht, wodurch einem zweifüßigen Roboter in Labortests die Fähigkeit zum Gehen gegeben wurde.

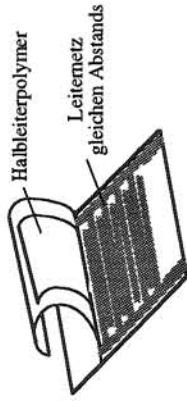


Abb. 2.16: Skizze des Force Sensing Resistor [Int93]

2.2.1.2. Magnetische Effekte

Die nachfolgenden Sensoren nutzen magnetische Effekte zur Detektion einer äußeren Kraft aus.

Der magnetoelastische Sensor (Abb. 2.17) beruht auf dem Effekt der Magnetostruktion, d.h. ein magnetisch isotropes Material wird unter mechanischem Druck- oder Spannungseinwirkung anisotrop. Ein solcher Sensor besteht aus ferromagnetischem Material (Metalle auf Nickelbasis), in dem eine Primär- und eine Sekundärspule orthogonal zueinander integriert sind.

Ohne Wirkung einer äußeren Kraft (Abb. 2.17a) erzeugt die durch einen Wechselstrom gespeiste Primärspule eine magnetische Induktion mit symmetrischem Feldlinienverlauf und es wird keine Spannung sekundärseitig induziert. Unter Krafteinwirkung (Abb. 2.17b) entstehen Vorzugsrichtungen für die Magnetisierung der Felder, d.h. die Magnetisierung um die Erregerspule wird verändert. Der unsymmetrische Feldlinienverlauf führt dazu, daß eine Spannung in die Meßspule induziert wird.

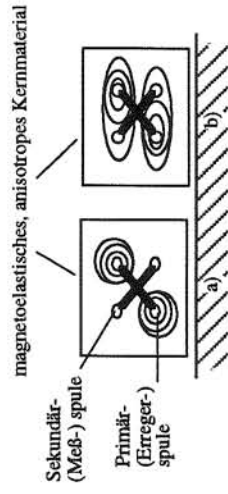


Abb. 2.17: Magnetoelastisches taktiles Element [WS90]

Bei magnetoresistiven Sensoren (Abb. 2.18) wird der Effekt ausgenutzt, daß bestimmte Ni-Fe-Legierungen unter dem Einfluß eines veränderlichen Magnetfeldes eine Änderung ihres spezifischen Widerstandes erfahren.

Eine von außen einwirkende Kraft verringert den Abstand zwischen dem stromführenden Leiter und dem Permalloyelement. Eine damit verbundene Magnetfeldänderung an dem Element bewirkt eine Widerstandsänderung.

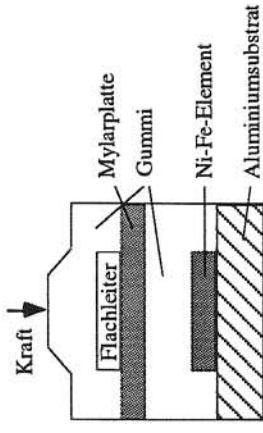


Abb. 2.18: Magnetoresistiver Sensor [CH89]

Abb. 2.19 zeigt einen Sensor bei dem die Druckkraft in eine Wegänderung und anschließend von einem Hallsensor in eine, der Kraft entsprechende, proportionale Ausgangsspannung umgewandelt wird.

Der Halleffekt beschreibt die Wirkung eines magnetischen Feldes auf einen stromdurchflossenen Halbleiter. Die Hallspannung ist von Materialeigenschaften und vom Abstand zwischen Dauermagnet und Hallsensor abhängig.

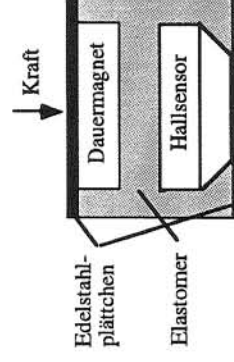


Abb. 2.19: Taktile Sensor mit Dauermagnet und Hallsensor [Gut91]

2.2.1.3. Kapazitätseffekt

Ein taktiler kapazitiver Sensor entspricht einem Plattenkondensator mit einem elastischen Dielektrikum. Die Kapazitätsänderung berechnet sich aus der Formel:

$$\Delta C = \epsilon_0 \cdot \epsilon_r \cdot \frac{A}{\Delta d}, \quad (2.5)$$

wobei ϵ_0 die Dielektrizitätskonstante, ϵ_r die Dielektrizitätszahl des verwendeten Dielektrikums, A die Fläche der Elektroden und Δd die Elektrodenabstandsänderung darstellt.

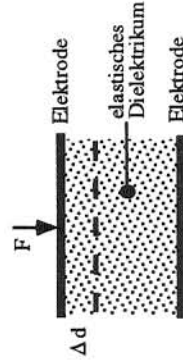


Abb. 2.20: Skizze der Wirkungsweise eines kapazitiven Sensors

Wie aus der Abb. 2.20 ersichtlich ist, ändert sich bei einer äußeren Krafteinwirkung lediglich der Elektrodenabstand d , die anderen Größen sind konstant. Je größer die äußere Kraft ist, desto kleiner wird der Abstand, d.h. der Elektrodenabstand ist umgekehrt proportional zur Kraft.

2.2.1.3.1. Induktivitätseffekt

Das bei diesem Sensor verwendete Meßverfahren beruht auf der Induktivitätsänderung einer Spule bei Applikation einer Kraft [Gut91]. Für die Induktivität einer Spule gilt:

$$L = \mu_0 \cdot w^2 \cdot \frac{A}{l}, \quad (2.6)$$

wobei μ_0 die magnetische Feldkonstante, w die Windungszahl, A der Querschnitt und l die Länge der Spule darstellt.

Wirkt eine Kraft senkrecht auf die Sensorfläche, so ändert sich der Spulenquerschnitt und damit die Eigeninduktivität der Spule. Zur Messung der kraftabhängigen Induktivitätsänderung wird die Spule als frequenzbestimmendes Teil eines Rechteckoszillators geschaltet und die Frequenzänderungen mit Hilfe eines f/U -Wandlers in ein analoges Signal umgesetzt.

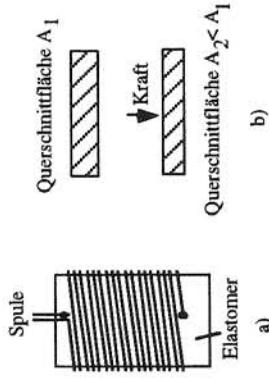


Abb. 2.21: Aufbau des taktilen induktiven Sensors: a) Aufsicht, b) Querschnitt [Gut91]

2.2.1.4. Optische Effekte

Taktile optische Sensoren verwenden optische Effekte zur Detektion einer von außen einwirkenden Kraft. Die meisten taktilen optischen Sensoren bestehen im Wesentlichen aus einer Lichtquelle und einem Lichtdetektor. Die von außen einwirkende Kraft beeinflusst die Lichtmenge, die von der Lichtquelle emittiert wird und auf den Lichtdetektor fällt. Der resultierende Strom ist ein Maß für die aufgewandte Kraft.

Abb. 2.22 zeigt die einfachste Variante eines solchen Sensors. Hierbei wird als Übertragungsmedium eine Glasfaser oder verschiedene transparente Kunststoffe mit nachgiebiger Oberfläche verwendet. Ohne Krafteinwirkung wird das ausgesandte Licht vollständig vom Lichtdetektor registriert. Unter dem Einfluß einer Kraft ändern sich die Lichtabsorptionseigenschaften des transparenten Mediums. Ein optisches Array beruht auf einer x-y-Anordnung von Lichtquellen und Lichtdetektoren, die über Glasfasern miteinander kommunizieren.

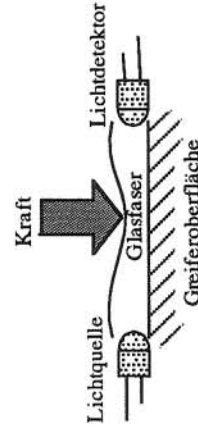


Abb. 2.22: Arbeitsprinzip eines optischen Tastsensors

Bei dem taktilen optischen Sensor nach Abb. 2.23 wird die Kraft als Eingangsgröße des Aufnehmers nicht direkt in ein elektrisches Signal umgewandelt, sondern die Druckkraft be-

wirkt, daß der Stift nach unten bewegt wird und dadurch der Lichtweg zwischen einem Photoemitter und einem Photodetektor teilweise unterbrochen wird. Es findet also zunächst eine Umformung der Kraft in eine Stempelauslenkung und anschließend eine Umwandlung in ein elektrisches Signal statt. Der resultierende Strom ist ein Maß für die aufgebrachte Kraft.

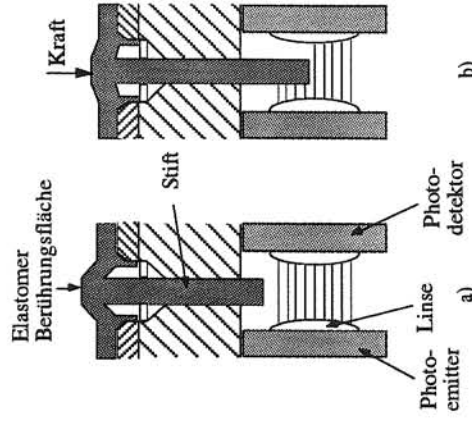


Abb. 2.23: Mechanische Unterbrechungen eines Lichtstrahls
a) Nullreflexion, b) Reduzierte Reflexion [DH91]

Der Sensor nach Abb. 2.24 nutzt die Reflexionseigenschaften zweier Objekte mit unterschiedlichen Brechungsindizes aus. Der Sensor besteht aus einer Lichtquelle, einer klaren Acrylplatte, die durch einen Luftspalt von einer elastischen Schicht getrennt ist und einem Phototransistorfeld. In die Acrylplatte wird seitlich Licht eingestrahlt. Ohne einen äußeren Druck berührt die elastische Schicht die Acrylplatte nicht, d.h. es existieren nur Acryl/Luft-Grenzflächen. Da der Brechungsindex von Acryl größer ist als der von Luft, wird das eingeleitete Licht total reflektiert und tritt am anderen Ende aus. Die ganze Anordnung erscheint von unten betrachtet dunkel. Wird die elastische Schicht jedoch mit einem Objekt belastet, so berührt sie die Acrylplatte, und es treten diffuse Reflexionen in Erscheinung. Da der Brechungsindex der elastischen Schicht größer ist als der von Acryl, tritt Licht aus. Die gestreute Lichtintensität ist proportional zu dem einwirkenden Druck. Das Licht kann von einem Phototransistorfeld oder einem CCD-Array detektiert werden. Es entsteht ein optisches Abbild des Objekts. Um die Kamera aus der unmittelbaren Nähe der Roboterhand fernzuhalten, wird das Licht über optische Glasfasern zur Weiterverarbeitung abgeleitet.

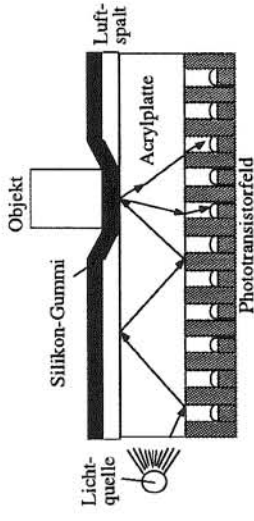


Abb. 2.24: Gebrauch von diffusen Reflexionen [CH89]

2.2.1.5. Taktile gleitende Sensoren

Ein blinder Mensch gleitet mit seinen Fingern über einen Gegenstand, wenn er diesen genauer bestimmen möchte. Nimmt er einen Gegenstand nur fest in die Hand, so ist es für ihn schwer das gegriffene Objekt genau zu bestimmen. Tastet er den Gegenstand mit seinen Fingern ab, so kann er ihn im Detail beschreiben. Er gewinnt durch das Darübergleiten zusätzliche Informationen, z.B. über die Oberflächenbeschaffenheit, ob sie rauh, faserig oder glatt ist. Zu diesem Zweck wurden für die Robotik die taktile gleitenden Sensoren entwickelt. Sie haben den Vorteil, daß eine kleinere Fläche ausreichend ist, da ein einzelnes Sensorelement über einer Fläche bewegt wird [YST93].

Ein Beispiel für einen taktile gleitenden Sensor ist der Stress Rate Sensor. Er verwendet ein piezoelektrisches Polymer als Wandler für die Messung der Belastungsänderung, die bei einem Gleiten über eine feine Oberfläche induziert wird. Der Sensor liefert wichtige mechanische Informationen, wie Nachgiebigkeit, Betrag und Richtung (auch tangential) der Kraft und Reibung [HC93]. Abb. 2.25 zeigt ein Beispiel dieses Sensors in einem Roboterfinger.

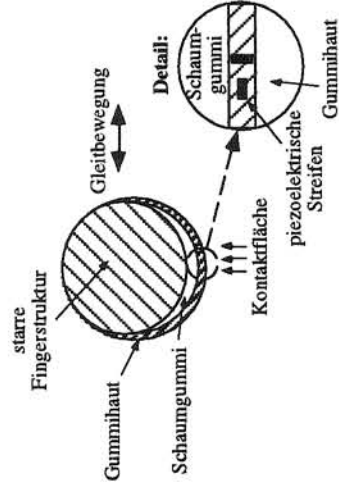


Abb. 2.25: Querschnitt durch den Roboterfinger [HC93]

2.2.1.6. Kraft-Momenten-Sensoren

Dreidimensionale Kraft-Momenten-Sensoren erfassen simultan räumlich die auftretenden Kräfte und Momente zwischen Effektor und Handhabungsobjekt. Eine Erfassung und Überwachung von Reaktionskräften und Reaktionsmomenten ermöglicht eine Funktionsprüfung und eine Fehlererkennung.

Die Kraftmeßdose hat sich in der Robotik als Kraft-Momenten-Sensor durchgesetzt. Die Kraftmeßdose besteht aus einer Kombination von mehreren Kräfteaufnehmern. Über eine Entkopplungsmatrix können die einzelnen orthogonalen Kräfte- und Momentenvektoren (F_x, F_y, F_z und M_x, M_y, M_z) berechnet werden (siehe dazu Kapitel 3.1 und [DH91]). Als Meßumwandler kommen Piezokristalle, Dehnungsmessstreifen sowie optische Effekte in Frage, wobei die meisten Kraftmeßdosen mit DMS aufgebaut sind. Kraftmeßdosen werden i. a. zwischen Handgelenk und Effektor eingebaut (Abb. 2.26). Sie können aber auch an den Gelenken des Roboters oder in den Werkstückunterlagen positioniert werden.

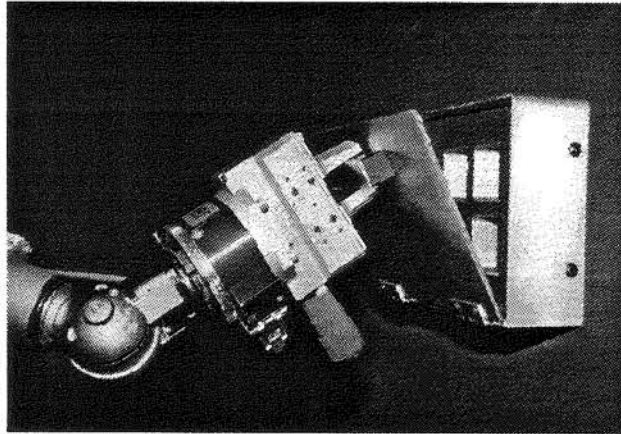


Abb. 2.26: Positionierung einer Meßdose am Puma 260

2.2.1.6.1. Kraft-Momenten-Sensor mit DMS

Die nachfolgend beschriebenen Sensoren und Anwendungsbeispiele verwenden Dehnungsmessstreifen als Meßumwandler.

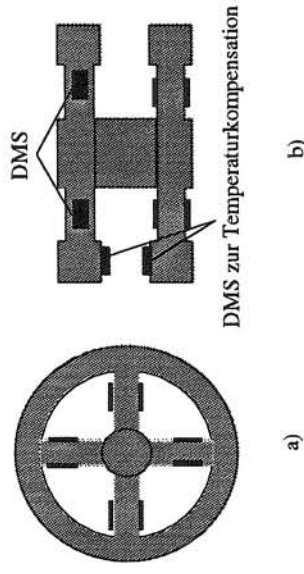


Abb. 2.27: Kraft-Momenten-Sensor in Speichenradform: a) Aufsicht, b) Seitenansicht

Der in Abb. 2.27 skizzierte KMS in Speichenradform ist ein typischer Vertreter dieser Sensorart. Hierbei führen von außen angreifende Kräfte und Momente zu einer Längenänderung der elastischen Stege. Die auf den Stegen angebrachten Dehnungsmessstreifen wandeln die Verformung in elektrische Signale um. Mit Hilfe einer bestimmten Entkopplungsmatrix lassen sich anschließend die einzelnen Kraft-Momenten-Komponenten berechnen. Weitere Realisierungen dieses Sensors zeigen die folgenden Abbildungen:

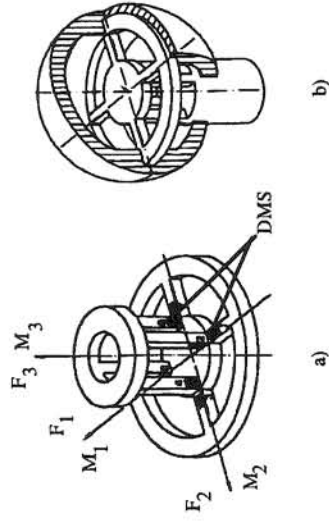


Abb. 2.28: a) Kraft-Momenten-Sensor, b) Sensorkugel [Lau92]

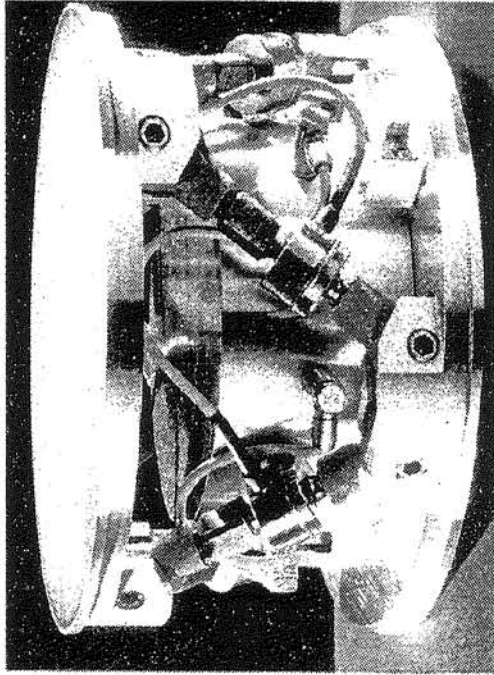


Abb. 2.29: Modularer-Mehr-Achsen-Kraftsensor [KFK94]

2.2.1.6.2. Compliance Sensor

Nach einem anderen Prinzip arbeitet der Compliance-Sensor. Die Kraftmessung wird dabei nicht mit Hilfe von Dehnungsmessstreifen durchgeführt, sondern mittels optischer Messungen.

Die Hauptbausteine des Compliance-Sensors sind zwei zueinander bewegliche Platten, die am Roboterarm und am Effektor montiert sind. Wirkt eine äußere Kraft (Moment) auf eine der Platten, stellt sich über elastische Biegeelemente ein Gleichgewicht ein. Die Ausweichbewegung kann mit Hilfe von Infrarotdetektoren optisch gemessen und von einer Elektronik ausgewertet werden. Mit den erhaltenen Signalen wird die Bewegung des vom Roboter geführten Werkzeuges gesteuert.

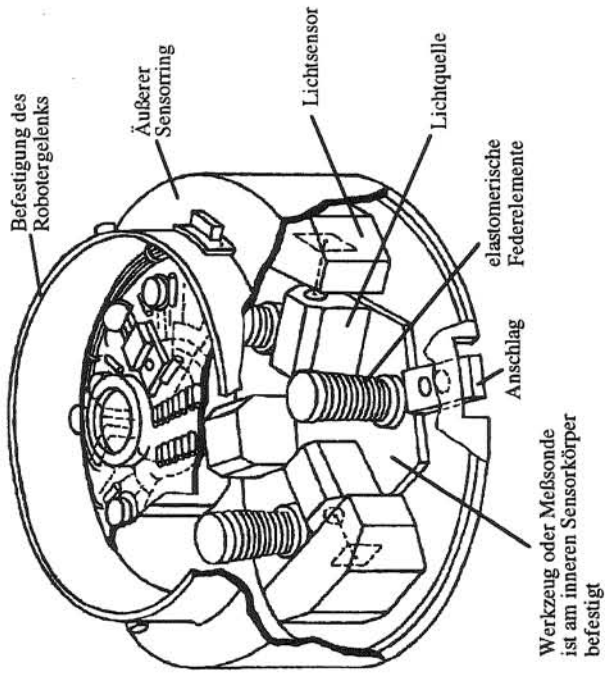


Abb. 2.30: Schema des Compliance-Sensors

2.2.2. Näherungssensoren

Die primäre Funktion der Näherungssensoren besteht darin, zu bestimmen, ob sich ein Objekt oder ein Teil eines Objektes innerhalb eines spezifizierten Abstands vom Endeffektor des Roboters befindet [CH89]. Sie haben gegenüber den taktilen Sensoren den Vorteil, daß sie das wahrgenommene Objekt nicht beschädigen und sie sind, da sie keinen wiederholten Berührungen ausgesetzt sind, von größerer Haltbarkeit. Bei den Näherungssensoren können verschiedene physikalische Effekte unterschieden werden. Die häufigsten davon sind induktive, kapazitive, optische und akustische Effekte.

2.2.2.1. Induktive Näherungssensoren

Unter induktiven Näherungssensoren werden alle Sensoren zusammengefaßt, bei denen die gewünschten Objektsignale auf der Grundlage von Wechselwirkungen zwischen elektromagnetischen Systemen und den zu erkennenden metallischen Objekten gewonnen werden.

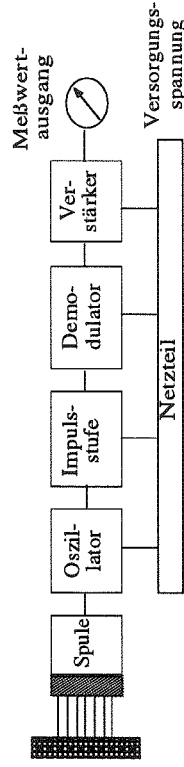


Abb. 2.31: Aufbau eines induktiven Näherungsschalters

Eine in ein Sensorgehäuse eingegossene Spule (Abb. 2.31) wird von hochfrequentem Wechselstrom durchflossen. Das erzeugte elektromagnetische Feld bildet einen räumlich begrenzten Bereich, der als aktive Schaltzone bezeichnet wird. Das elektromagnetische Spulenfeld induziert im leitfähigen Meßobjekt, gleichgültig ob es ferromagnetische Eigenschaften aufweist, Wirbelströme. Diese induzierten Wirbelströme entziehen dem Schwingkreis Energie. Die Sensoramplitude ändert sich in Abhängigkeit vom Abstand. Diese Amplitudenänderung demoduliert, linearisiert und verstärkt liefert eine proportional zum Abstand stehende Spannung. Somit besteht zwischen Ausgangssignal und geometrischem Abstand ein optimaler linearer Zusammenhang [MIC94]. Der Sensor kann metallische Objekte, die sich aus jeder beliebigen Richtung nähern erkennen, ist aber für andere Materialien blind.

2.2.2.2. Kapazitive Näherungssensoren

Kapazitive Näherungssensoren arbeiten mit einem RC-Schwingkreis. Die aktive Fläche wird von zwei konzentrisch angeordneten metallischen Elektroden gebildet, die man sich als die Elektroden eines "aufgeklappten" Plattenkondensators vorstellen kann. Die Elektrodenflächen sind im Rückkopplungsweig eines Hochfrequenz-Oszillators angeordnet. Dringt ein Objekt in die Schaltzone des Sensors ein, so verändert sich die Schwingkreis Kapazität. Die Schwingungsamplitude wird nun über eine Auswerteschaltung erfaßt und in einem Schaltbefehl umgewandelt [TUR94]. Der Einfluß des Objektes auf die Kapazität der Kondensatoranordnung ergibt sich aus der Gleichung eines Plattenkondensators:

$$C = \epsilon_0 \cdot \epsilon_r \cdot \frac{A}{d} \quad (2.7)$$

Der kapazitive Näherungssensor wird in zwei Gruppen unterteilt:

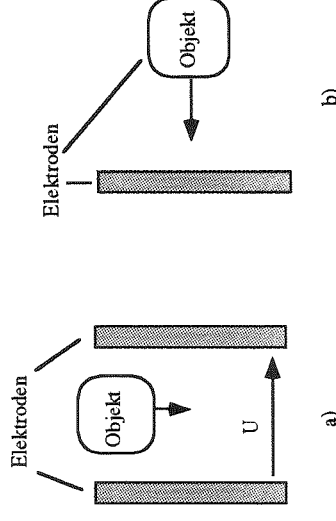


Abb. 2.32: Kapazitiver Näherungssensor: a) nichtleitendes Objekt, b) leitfähiges Objekt

Die erste Gruppe kapazitiver Näherungssensoren ist dadurch gekennzeichnet, daß das Objekt nichtmetallischer Art ist (Abb. 2.32a). Dringt ein Isolator in die Schaltzone des kapazitiven Sensors, so erhöht sich dessen Kapazität in Abhängigkeit von seiner Dielektrizitätszahl ϵ_r . Die Dielektrizitätskonstante ist für alle festen und flüssigen Stoffe größer als für Luft. Hohe Ansprechabstände werden von Stoffen mit hoher Dielektrizitätskonstante erzielt.

Bei der zweiten Gruppe besteht das Objekt aus einem leitfähigen Material (Abb. 2.32b). Hierbei bilden die Objekte zur Fläche des Sensors eine Gegenelektrode. Diese bildet mit den Elektrodenflächen zwei Kapazitäten, die in Reihe geschaltet sind. Die Kapazität der Reihenschaltung ist größer als die einzelnen Kapazitäten. Die Kapazitätsänderungen werden durch die Veränderung der Abstände von Elektroden und Objekt bewirkt. Metalle erreichen aufgrund ihres sehr hohen Leitwertes die größten Ansprechabstände.

Spricht der induktive Näherungssensor nur auf leitfähige Meßobjekte an, so reagiert der kapazitive sowohl auf leitende als auch auf nichtleitende Objekte (z.B. Holz, Glas). Während Infrarotsensoren und akustische Sensoren abhängig sind von der Farbe, Gewebe und der Oberfläche des Objektes, erkennt der kapazitive Sensor leitende und nichtleitende Hindernisse von willkürlicher Form und Farbe [NF92]. Sie eignen sich auch für gefährliche Umgebungen mit extremen Temperaturen und radioaktiver Strahlung.

2.2.2.3. Optische Näherungssensoren

Optische Näherungssensoren sind berührungslos arbeitende Sensoren. Solange das Meßobjekt noch nicht in den von Strahlungsemitter (Lichtquelle) und Strahlungsdetektor überwachten Bereich eingedrungen ist, wird die binäre Information "Objekt nicht anwesend" geliefert. Sobald die Lichtintensität im Detektor einen gewissen Schwellwert unterschreitet, wird die Anwesenheit eines Objektes angenommen.

Der Vorteil optischer Anwesenheitsüberprüfung gegenüber induktiver- und kapazitiver Anwesenheitsüberprüfung, liegt in dem wesentlich größeren erreichbaren Ansprechabstand. Eine ausführliche Beschreibung der einzelnen Photosensoren findet man in [Nue91].

2.2.2.4. Akustische Näherungssensoren

Ein akustischer Näherungssensor funktioniert nach dem Echoprinzip. Ein vom Sensor ausgesandter Ultraschallimpuls trifft auf ein schallreflektierendes Objekt. Die reflektierten Schallwellen erreichen nach einer entfernungsabhängigen Laufzeit wieder den Sensor. Die Detektion eines reflektierten akustischen Signals gibt die Existenz eines Objektes an. Es kann zur Übertragung und Detektion der gleiche Wandler verwendet werden. Da die Auswertung der Laufzeit, unter Berücksichtigung der Schallgeschwindigkeit, den Abstand des Objektes vom Sensor ergibt, wird der Ultraschallsensor ausführlicher unter dem nachfolgenden Kapitel der Abstandssensoren beschrieben.

2.2.3. Abstandssensoren

Die Abstandssensoren liefern im Gegensatz zu den Näherungssensoren nicht nur binäre Information, sondern mit ihnen kann der Abstand zwischen Sensor und Gegenstand genau bestimmt werden. Neben der genaueren Aussage besitzen sie auch eine größere Reichweite als die Näherungssensoren. Außerdem eignen sich die Abstandssensoren zur Erfassung geometrischer Umweltinformationen.

2.2. Nichttaktile Sensoren

Abstandssensoren können in optische und akustische Abstandssensoren und Radar-Sensoren unterschieden werden. Optische Abstandssensoren setzen elektromagnetische Wellen im sichtbaren Bereich ein. Radar-Sensoren verwenden dagegen elektromagnetische Wellen mit sehr kurzen Wellenlängen (unsichtbar). Im Englischen werden die Laufzeitermittlung und die Interferometrie bei den optischen Abstandssensoren zu dem Begriff Lidar (light detection and ranging) in Anlehnung an den Begriff Radar (radio detection and ranging) zusammengefaßt. Im Gegensatz dazu, nutzen die akustischen Abstandssensoren die Ausbreitung mechanischer Wellen mit Schallgeschwindigkeit aus.

2.2.3.1. Optische Abstandssensoren

Die optischen Abstandssensoren sind eine Erweiterung der optischen Näherungssensoren. Sie können die Entfernung des betreffenden Objektes genau angeben. Fremdeinflüsse durch Sonnenlicht und Beleuchtungskörper sind ausgeschlossen, da optische Sensoren mit moduliertem Licht arbeiten. Üblicherweise wird ein LED als Emittor und ein Phototransistor als Empfänger verwendet. Bei Infrarot-LEDs reduziert sich die Störanfälligkeit gegenüber der Umgebungsbeleuchtung und zusätzlich hat Infrarotlicht den Vorteil der hohen erzielbaren Reichweite und einer weitestgehend farbumabhängigen Abtastung [TUR94]. Die optischen Abstandssensoren können nach den folgenden Meßverfahren unterschieden werden:

- Laufzeitermittlung,
- aktive Triangulation,
- Interferometrie,
- Stereoskopie.

2.2.3.1.1. Laufzeitermittlung

Bei der Laufzeitermittlung wird die vom Übertragungsmedium abhängige Zeitspanne gemessen, die ein monochromatischer Lichtstrahl (Laser) benötigt, um von einem Objekt reflektiert zu werden. Es wird die Hin- und Rücklaufzeit eines Lichtimpulses gemessen. Aus der Laufzeit t und der als konstant angenommenen Ausbreitungsgeschwindigkeit c des Impulses im Übertragungsmedium läßt sich die Entfernung d zum Meßobjekt idealerweise berechnen als

$$d = \frac{1}{2} \cdot c \cdot t. \quad (2.8)$$

Einen schematischen Aufbau zeigt das Blockdiagramm in Abb. 2.33.

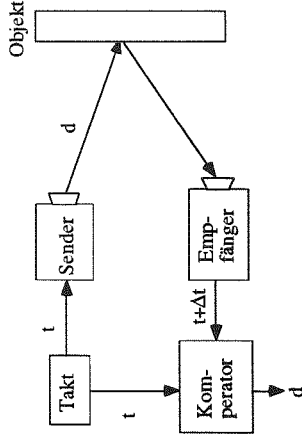


Abb. 2.33: Blockdiagramm eines flugzeitmessenden Sensors

Prinzipiell kann das Laufzeitverfahren auf optischer und akustischer Basis durchgeführt werden. Durch die im Vergleich zur Lichtgeschwindigkeit sehr niedrige Ausbreitungsgeschwindigkeit von Schall, lassen sich Entfernungsmessungen damit einfacher realisieren als Entfernungsmessungen auf optischer Basis.

2.2.3.1.2. Aktive Triangulation

Das Meßprinzip der Triangulation beruht auf der Tatsache, daß in einem Dreieck in dem die Länge einer Seite und zwei Winkel bekannt sind, die Längen der verbleibenden Seiten eindeutig bestimmt werden können. An Hand der Ablenkung eines reflektierten Strahls kann auf den Abstand oder auf die Winkellage eines Objektes geschlossen werden. Bei Abstandssensoren, die nach dem Triangulationsprinzip funktionieren, sind Sender und Empfänger in einem gemeinsamen Gehäuse untergebracht.

Bei der einfachen Laser-Triangulation wie in Abb. 2.34 wird von einem Sender, dessen Position genau definiert ist, ein Lichtstrahl emittiert. Der von einem Objekt reflektierte Strahl wird von einem Empfänger im Detektionsbereich registriert. Da die Position des Senders bekannt ist, kann über eine einfache Winkelbetrachtung auf die Entfernung d geschlossen werden.

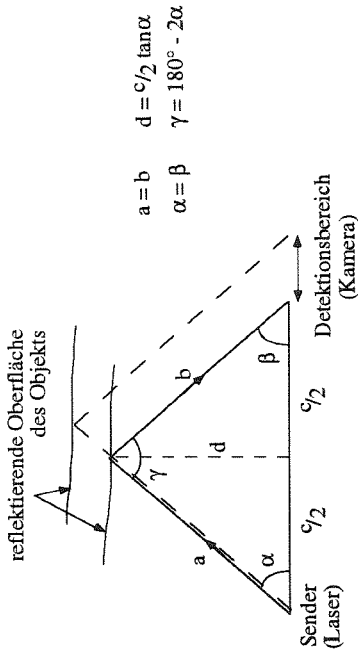


Abb. 2.34: Triangulation [CH89]

Das Infrarotlicht eines Festkörperlaser wird von der Oberfläche eines Objektes reflektiert und tritt durch eine Linse hindurch auf eine CCD-Zeile oder ein Feld mit Infrarotsensoren. Aus der bekannten geometrischen Anordnung von Sender und Empfänger, sowie der Position des abgebildeten Lichtpunkts auf dem Detektor, kann der Abstand des Objektes zum Sender von einer übergeordneten Auswertelektronik berechnet werden.

Der von der punktförmigen Lichtquelle beleuchtete Objektpunkt wird von der Kamera detektiert. Das Dreieck ist mit dem Sendewinkel α , dem Empfangswinkel β und der Basisbreite c (Abstand Lichtquelle und Kamera) bestimmt. Der Sendewinkel kann aus der Winkelstellung eines Spiegels im Projektor ermittelt werden und der Empfangswinkel läßt sich aus der Spaltennummer des hellen Objektpunktes im Kamerabild ermitteln [Wol92].

Das Scannen eines Objektes kann beschleunigt werden, wenn eine Lichtebeugung anstelle eines Einzelstrahls benutzt wird. Diese Methode wird als *strukturiertes Licht* bezeichnet. Das Verfahren basiert auf der Idee, mit Hilfe von geometrischen Informationen, die in der Beleuchtung codiert sind, dem Objektbild die erforderlichen geometrischen Informationen zu entnehmen. Mit einem Hochleistungslichtprojektor oder Laser wird ein Lichtmuster auf das Objekt projiziert und eine Kamera beobachtet die Verformung, die die Objektform dem Muster aufzwingt [Ruo91]. Durch linienförmige (Lichtschnittverfahren) oder rasterartige Blenden können unterschiedliche Muster verwendet werden.

Bei dem Lichtschnittverfahren schneiden die projizierten Linien das Objekt entlang einer Profillinie. Diese Linien werden mit einer Kamera von der Seite betrachtet. Erhöhungen und Vertiefungen des Objektes werden in dem seitlichen Versatz der Linien deutlich.

Werden mit linienförmigen Lichtmuster Objekte abgescannt, ergibt ein solches Verfahren eine schlechte Auflösung für die Oberfläche, die sich parallel zur Beleuchtungsebene befindet. Durch den Einsatz von gitterartigem strukturiertem Licht kann dieses Problem beseitigt werden. Es ist nur

eine Aufnahme für das Erzeugen eines Tiefenbildes notwendig. Schattierungseffekte können beseitigt werden, indem das Licht in der Form eines Kegels strukturiert wird. Bei der Projektion auf die Oberfläche ergibt sich eine helle Linie, die eine Fläche umschließt, deren Gestalt durch die Form der reflektierenden Oberfläche bestimmt wird. Es können so konkave, konvexe und ebene Oberflächen unterschieden werden [CH89].

2.2.3.1.4. Interferometrie

Durch Verwendung von zwei Lichtstrahlen unterschiedlicher Frequenz kann vergleichbar mit dem Triangulationsprinzip ein größerer eindeutiger Meßbereich erzielt werden. Bei der Interferometrie (auch *Phasenvergleichsverfahren*) wird die Überlagerung von Lichtwellen zur meßtechnischen Erfassung von Längenänderungen angewendet [PP92]. Es werden zwei Wellen überlagert, wobei eine als Referenz- und die andere als Meßwelle dient. Zur Verstärkung der resultierenden Lichtwelle (konstruktive Interferenz) kommt es, wenn die beiden Wellen phasengleich sind. Eine Auslöschung der resultierenden Lichtwelle (destruktive Interferenz) wird beobachtet, wenn die beiden Teilwellen in Gegenphase sind.

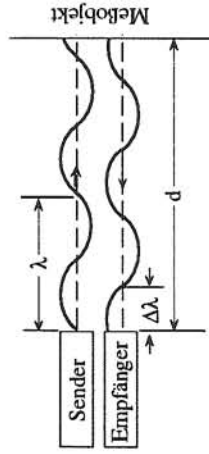


Abb. 2.35: Meßprinzip der Interferometrie [Jörg94]

Der Sender emittiert ein kontinuierliches sinusförmiges Hilfssignal der Wellenlänge λ . Dieses Signal wird vom Meßobjekt reflektiert und trifft nach zweimaligem Durchlaufen der zu messenden Entfernung d mit einer Phasenverschiebung $\Delta\lambda$ als Meßsignal beim Empfänger ein. Die Phasenverschiebung zwischen abgestrahltem und empfangenem Signal ist ein Maß für die zu messende Entfernung d [JoSt89]. Da eine Phasenverschiebung von 360° einer Änderung der Entfernung um eine Wellenlänge λ entspricht, lassen sich Entfernungen nur im Bereich einer Wellenlänge absolut ermitteln.

2.2.3.1.5. Stereoskopie

Bei stereoskopischen Verfahren werden zwei Kameras verwendet: Dieses Verfahren wird auch *passive Triangulation* genannt, da es sich um Triangulation bei Umgebungsbeleuchtung handelt. Die Betrachtung einer Szene aus zwei unterschiedlichen Blickwinkeln erlaubt die Bestimmung der Entfernung zwischen Objekten und Kameraebene und damit 3D-Bilder. Abb. 2.36 zeigt die grundsätzliche Abbildungsgeometrie, wenn ein Gegenstand mit zwei Kameras betrachtet wird, deren optische Achsen parallel sind.

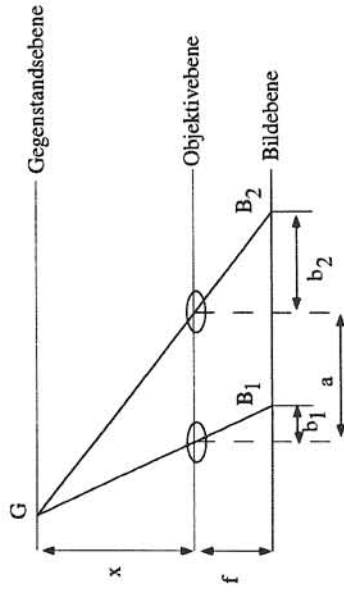


Abb. 2.36: Skizze der Stereoskopie

Ein Gegenstand G wird auf unterschiedlichen Positionen (B_1 und B_2) in den beiden Bildebenen abgebildet, weil er unter verschiedenen Winkeln gesehen wird. Durch Anwendung des Strahlensatzes läßt sich die Entfernung x berechnen (Abb. 2.36):

$$x = \frac{a \cdot f}{b_2 - b_1} = \frac{a \cdot f}{\beta} \quad (2.9)$$

wobei f die Brennweite der verwendeten Objektive, a der Abstand zwischen den optischen Achsen und β die stereoskopische Abweichung angibt.

Die Identifikation der Punkte B_1 und B_2 , die zu Bildern des gleichen Gegenstandes G gehören, ist ein Problem der Stereoskopie. Es wird als *Korrespondenzproblem* bezeichnet. Dieses Problem entsteht dadurch, daß gewisse Oberflächen, die für eine Kamera sichtbar sind, für die andere Kamera verdeckt sein können [CH89]. Spezielle Beleuchtungseffekte können verschiedene Bildcharakteristika in den zwei Ansichten aufweisen. Beispielsweise kann ein Schatten, der in einer Ansicht aufleuchtet, in der anderen nicht zu sehen sein. Werden spezifische Merkmale, wie Ecken oder andere klar definierte Regionen, zur Deckung gebracht, kann Korrespondenz herbeigeführt werden.

2.2.3.2. Radar-Sensoren

Der Radar ist ein aus der Schifffahrt bekanntes Verfahren zur Erkennung, Ortung und Entfernungsmessung von Objekten durch elektromagnetische Wellen sehr kurzer Wellenlänge (Zentimeter- und Dezimeter-Wellen). Die stark gebündelten Wellen werden als Folge sehr kurzer Impulse abgestrahlt. Die an einem Gegenstand reflektierten Wellen werden in der Pause zwischen zwei Sendepulsen empfangen. Die Laufzeit zwischen Sendepuls und Eintreffen des Reflexionsimpulses ist ein Maß für die Entfernung. Die kurzen Impulse erlauben sehr hohe momentane Sendeleistungen für deutliche Reflexionen.

Das Erfassen von Bewegungsvorgängen läßt sich mit Radar-Sensoren durchführen, die nach dem Doppler-Prinzip arbeiten [Nue91]. Eine von einem Oszillator erzeugte hochfrequente Schwingung wird abgestrahlt und das von irgendwelchen Objekten reflektierte Signal wird wieder aufgefangen. Sind die reflektierende Objekte in Ruhe, dann hat das empfangene Signal die gleiche Frequenz wie das ausgesendete. Bewegt sich jedoch ein Objekt, dann tritt eine Frequenzänderung beim reflektierten Signal ein (Doppler-Effekt). Die Frequenz nimmt ab, wenn sich das Objekt vom Oszillator entfernt und steigt an, wenn das Objekt sich nähert. Die Frequenzänderung ist dabei der Geschwindigkeitskomponente v des sich bewegenden Objektes proportional, die in Richtung der Verbindungslinie zwischen Objekt und Oszillator auftritt:

$$\Delta f = 2 \cdot \frac{v}{c} \cdot f_0 \quad (2.10)$$

wobei c die Lichtgeschwindigkeit ist und f_0 die Sendefrequenz darstellt.

Radar-Sensoren sind für die Lokomotion von autonomen mobilen Fahrzeugen einsetzbar [RDL92]. Mit ihnen können Umweltinformationen, wie Entfernung von Objekten, deren Geschwindigkeit und Rückstreuungseigenschaften sensorisch erfaßt werden. Über den Doppler-Effekt und das Polarisationsverhalten können die primären Meßgrößen radiale Entfernung, Azimuth- und Elevationsreflexionsamplitude und die Relativgeschwindigkeit erfaßt werden. Darauf aufbauend werden Reflexions- und Geschwindigkeitskarten erstellt. Ein vollständiges Abbild der Umgebung erzielt man, indem einzelne Radarkarten, die von unterschiedlichen Standorten des Sensors gemacht wurden, inkohärent überlagert werden. Ein mit diesem Sensorsystem ausgestatteter autonomer mobiler Roboter kann mit den Radarkarten seine Umgebung in hindernisfreie Zonen und Bereiche, die für ihn nicht zugänglich sind einteilen. Durch die relativ hohe Reichweite sind auch Raumabgrenzungen erkennbar. In einem Experiment wurden die Fähigkeit des Radarsensors, wie die Verfolgung von Personen in radialer Richtung und die Überwachung zweidimensionaler Schutzbereiche erfolgreich getestet. Der Radarsensor eignet sich neben anderen Sensoren zur Erfassung geometrischer Umweltinformationen.

2.2.3.3. Akustische Abstandssensoren

Bevor auf die akustischen Abstandssensoren näher eingegangen wird, sollen zunächst die Grundlagen der physikalischen Eigenschaften des Schalls wiederholt werden.

2.2.3.3.1. Zur Physik des Schalls

Im Gegensatz zu elektromagnetischen Wellen sind Schallwellen an Materie gebunden, deren Bausteine (Moleküle, Atome) die Schallenergie weitergeben. Ein Massetransport ist mit einer Schallausbreitung i.a. nicht verbunden, wohl aber ein Energie- und Impulstransport. Die Übertragungsmedien können dabei gasförmig, flüssig oder fest sein. Wird ein Übertragungsmedium periodisch gestört, dann breitet sich die damit verbundenen Dichteänderung wellenförmig aus und wird als Schallwelle bezeichnet. Während in Festkörpern sowohl longitudinale als auch transversale Schallwellen vorkommen, existieren in Gasen nur longitudinale Schallwellen.

Der vom Mensch wahrnehmbare Bereich der mechanischen Schwingung liegt im Frequenzbereich zwischen 16 Hz und 16 kHz. Die innerhalb dieses Bereichs liegenden Schwingungen werden als "Hörschall" bezeichnet. Abb. 2.37 gibt einen Überblick über die Aufteilung des gesamten Schwingungsspektrums in Teilbereiche.

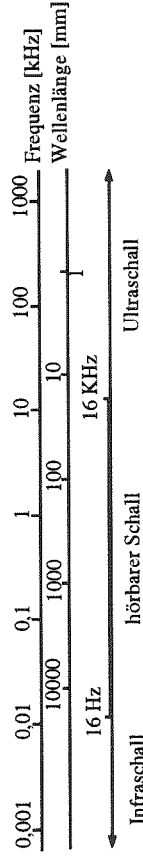


Abb. 2.37: Frequenz und Schallbereiche in Luft

Ultraschall kann zur gezielten technischen Nutzung entweder auf mechanischem Weg erzeugt werden, z.B. mit einer Galtonpfeife oder mit Hilfe von elektroakustischen Wandlern. Durchgesetzt haben sich die elektroakustischen Wandler, die auch Transducer genannt werden. Hierbei unterscheidet man zwischen piezoelektrischen und elektrostatischen Wandlern. Piezoelektrische Kristalle haben die Eigenschaft, daß sie bei Anlegen einer äußeren Spannung ihre geometrischen Abmessungen ändern, sie wandeln elektrische Energie in mechanische um.

Die Schallgeschwindigkeit hängt von der Lufttemperatur, dem Luftdruck, der Luftfeuchtigkeit und der Luftzusammensetzung ab, die Temperaturabhängigkeit kann durch folgende Formel beschrieben werden:

$$C = C_0 \cdot \sqrt{1 + \frac{T}{273}} \quad (2.11)$$

Bei einer Temperatur von 20°C und einem Luftdruck von 1013 hPa beträgt die Schallgeschwindigkeit ca. 343 m/sec.

Die Intensität des Schalldrucks nimmt dabei im Quadrat der Entfernung von der Schallquelle ab. Gleichzeitig wird die Intensität auch vom Übertragungsmedium Luft so beeinflusst, daß die Dämpfung der Intensität mit wachsender Entfernung exponentiell zunimmt. Weiterhin ist die Dämpfung von der Luftfeuchtigkeit abhängig, die bewirkt, daß höhere Frequenzen stärker gedämpft werden als niedrige.

2.2.3.3.2. Die Abstandsmessung

Bei akustischen Abstandssensoren werden das Puls-Echo-Verfahren und das Verfahren mit kontinuierlicher Schallabstrahlung unterschieden [Dol86]. Beim Verfahren der kontinuierlichen Schallabstrahlung wird die Entfernung durch einen Phasenvergleich zwischen gesendeter und empfangener Wellenlänge ermittelt. Beim Puls-Echo-Verfahren wird über die Laufzeit des reflektierten Echos auf die Entfernung des Objektes geschlossen. Das Prinzip des Laufzeitverfahrens wurde bereits in Abschnitt 2.2.3.1.1. näher behandelt. Von einem Ultraschallsender wird ein Ultraschallimpuls fester Länge ("burst") emittiert und von einem Meßobjekt reflektiert. Im Normalfall trifft ein Teil der reflektierten Schallenergie bei einem US-Empfänger ein. Aus der Laufzeit t und der Schallgeschwindigkeit läßt sich die zu messende Entfernung bestimmen. Die mit dem Laufzeitverfahren prinzipiell erreichbare Entfernungsauflösung hängt vom Einschwingverhalten des Senders bzw. Empfängers ab und beträgt etwa 0,1 mm. Sowohl die Dauer (Anzahl der Perioden) des abgestrahlten Impulses als auch eine vom Einschwingverhalten des Senders abhängige Totzeit begrenzen die mit diesem Verfahren unter idealen Bedingungen im Sensorsystem minimal meßbare Entfernung auf etwa 100 mm [Ahr85a]. Diese Totzeiten werden durch die endlichen Ein- und Ausschwingzeiten verursacht. Mit dem Laufzeitverfahren ist es möglich, die Entfernung zu mehreren hintereinanderliegenden Meßobjekten zu bestimmen, da der Impuls von jedem der Meßobjekte reflektiert wird, so daß beim Empfänger sukzessive mehrere Echos eintreffen (Mehrfachecho-Auswertung) [Jörg94].

Ein Problem der Ultraschallsensoren ist eine sehr grobe Ortsauflösung der erkannten Hindernisse aufgrund des relativ breiten Abstrahlkegels. Die Schallemission ist auf einen engen Raumwinkelbereich um die Flächennormale begrenzt. Deshalb können nur sehr kleine Flächen gemessen werden. Während der Empfangswandler eine sogenannte Kugelcharakteristik besitzt, d.h. sie empfangen Schallsignale aus einem ganzen Halbraum, besitzt die Schallkeule des Sendewandlers einen Öffnungswinkel von 5 - 40°. Diese Problematik des Öffnungswinkels führt zu einer groben Ortsauflösung.

Zwei grundsätzliche Nachteile des Ultraschalls sind in Abb. 2.38 dargestellt. Abb. 2.38a zeigt die Problematik einer fehlenden Reflexion. Die von einem Ultraschallwandler ausgesendeten Schallwellen werden vom Objekt derart abgelenkt, daß das Schallecho nicht mehr im Empfangsbereich des Ultraschalls liegt. Bei der Mehrfachreflexion (Abb. 2.38b) wird ein Schallimpuls von einem Objekt A auf ein Objekt B abgelenkt und anschließend vom Ultraschallempfänger detektiert. Der Ultraschallwandler erkennt nun nicht die zwei getrennten Objekte, sondern er bestimmt ein scheinbares Objekt in einer der Laufzeit entsprechenden Entfernung.

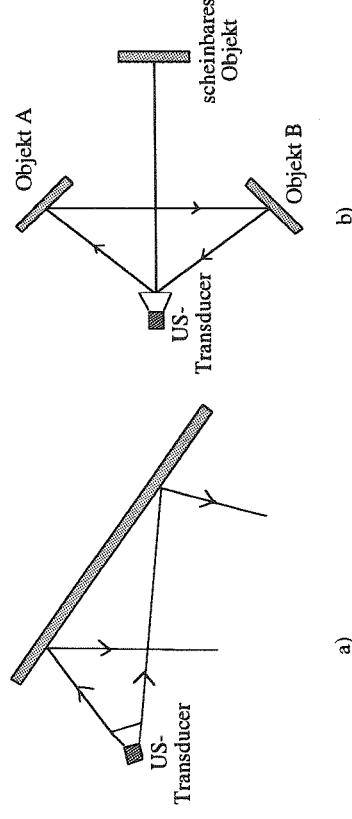


Abb. 2.38: Probleme der Ultraschallsensoren a) Fehlende Reflexion durch Ablenkung, b) Mehrfachreflexion [Ruo91]

Diese Problematiken können vermieden werden, wenn folgendes beachtet wird [Ruo91]:

- Die Szenenumwelt darf im Bereich der Schallkeule nur jeweils ein Objekt enthalten, da sonst Mehrfachreflexionen nicht auszuschließen sind.
- Der reflektierende Teil des Objekts muß ungefähr senkrecht zur Strahlrichtung stehen, da Abweichungen von mehr als 15° bereits dazu führen, daß kein Echo mehr empfangen wird.

Eine sehr genaue Ortsbestimmung der schallreflektierenden Meßobjektflächen ist mit dem Peilverfahren möglich. Bei dem Peilverfahren sendet nur ein Element und mehrere ortsversetzt angebrachte Elemente empfangen die Echosignale. Aus den ermittelten Laufzeitunterschieden kann die Position des Reflektors nach dem Triangulationsverfahren errechnet werden. Hierzu sind drei Empfänger in einer Fläche vollkommen ausreichend. Bei jedem weiteren Empfänger liegt eine Übereinstimmung vor, die zur Verifikation der Ergebnisse herangezogen werden kann [Ahr85].

Auf der Basis der Puls-Echo-Technik können 2D- und 3D-Scanner realisiert werden. Ein zweidimensionales, akustisches Schnittbild kann entweder mit einem einzelnen richtschaffen US-

Wandler, der mechanisch oder elektronisch bewegt wird oder mit einem linearen Array von Wandlern aufgenommen werden.

Beispielsweise erfolgt beim Sektorscanner keine lineare, sondern eine rotierende Schallwandlerbewegung, so daß Scans in äquidistanten Winkelschritten erzeugt werden. Es wird meist ein Kreissektor mit 90° bis 120° Winkelbereich abgebildet.

Als Sende-Arrays können das Random-Array oder das Phased-Array eingesetzt werden. Beim Random-Array werden aus einem vollbesetzten Array willkürlich Elemente weggelassen, wodurch die Anordnung billiger wird, ohne daß ein Verlust an Richtschärfe in Kauf zu nehmen ist. Bei der Phased-Array-Technik werden linear oder flächenförmig angeordnete Sendeelemente zeitlich verzögert angesteuert. Durch Interferenz der ausgesendeten Schallwellen kann die resultierende Abstrahlcharakteristik ohne mechanische Maßnahmen gezielt beeinflußt werden. Abhängig von der Anzahl der Einzelelemente, den abgestrahlten Leistungen der Einzelelemente und deren Abstrahlcharakteristik ist eine Fokussierung, Defokussierung und eine Ablenkung der Schallkeule möglich [Ahr85].

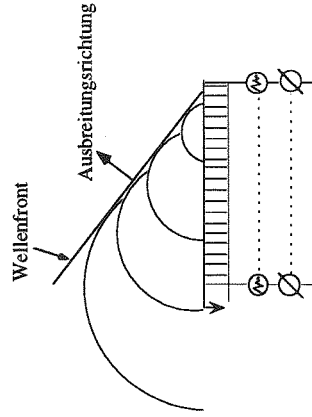


Abb. 2.39: Abstrahlung einer ebenen Welle durch phasenverschobene Ansteuerung eines Sendearrays mit mehreren Elementen

Mit diesen Techniken, beruhend auf dem Ultraschall-Echolotverfahren können nur Objekte detektiert werden, die genügend stark diffus oder direkt zum Empfänger zurückstreuen. Reflektoren, die deutlich vom Array abgewandt sind, sind praktisch unsichtbar, aber auch stark absorbierende Objekte, wie z.B. Personen mit Wollkleidung oder Materialien wie Glaswolle und Schaumstoff, sind nicht zu detektieren. In Konkurrenz zu einer Videokamera bietet das Ultraschallsystem die direkte Tiefeninformation, also die absolute Positionsbestimmung von Hindernissen an.

2.2.4. Visuelle Sensoren

Visuelle Sensoren liefern Informationen über die geometrischen Eigenschaften der Umgebung. Diese Sensoren sind mit dem menschlichen Sinnesorgan Auge vergleichbar. Sie sollen dem Roboter die Möglichkeit geben, sich in einer fremden Umgebung zurechtzufinden. Für autonome Roboter bedeutet dies, daß sie sich in einer unbekannten Umgebung, ohne an Hindernisse anzustoßen, frei bewegen können. Sie ermöglichen Industrierobotern, selbständiger zu manipulieren. Für die optischen Sensoren ist hierbei der innere Photoeffekt die physikalische Grundlage. Das Licht wird also in eine elektrische Größe umgewandelt, die über entsprechende elektronische Schaltungen erfaßt und analysiert werden kann [Ahl89].

Die Grundelemente der visuellen Sensoren sind die positionsempfindlichen Photodioden (PSD) und die darauf aufbauenden Halbleiterdetektoren. Halbleiterdetektoren können am einfachsten als zeilen- oder flächenförmige Wandler definiert werden, welche durch eine größere Anzahl voneinander unabhängiger Photodetektoren eine gegebene räumliche Strahlung in ein zeitdiskretes elektrisches Signal transformieren. Sie bieten im Gegensatz zu den positionsempfindlichen Photodioden die Möglichkeit, Informationen über die Helligkeitsverteilung zu bekommen. Nach Abb. 2.40 gibt es vier Möglichkeiten, Halbleiterdetektoren als Bildwandler einzusetzen. Je nach Verknüpfung eines diffundierten Photodetektors oder eines feldinduzierten Photodetektors mit einem digitalen bzw. analogen Schieberegister ergeben sich in ihren Eigenschaften unterschiedliche Wandler.

Nach Abb. 2.40 werden bei einem analogen Schieberegister (CCD, CCPD) alle Ladungsträger durch einen Startimpuls gleichzeitig in das Schieberegister übernommen. Im Schieberegister wird die Ladung, gesteuert durch den Taktimpuls zum Signalausgang weitergeschoben. Wird dagegen ein digitales Schieberegister (SSPD, CID) verwendet, so werden die Detektoren nacheinander ausgelesen. Es wird durch Start- und Taktimpuls gesteuert. Am weitesten verbreitet sind die CCD-Wandler, vor den SSPD- und CID-Typen. Die CCPD-Wandler werden sehr selten verwendet. Da die CCD-Wandler der Standard für die Bilderkennung darstellen, werden sie nachfolgend ausführlich behandelt. Mit CCD-Kameras aufgebaute Sensorsysteme ermöglichen nach unterschiedlichen Verfahren, ein Bild der Roboterumgebung zu liefern.

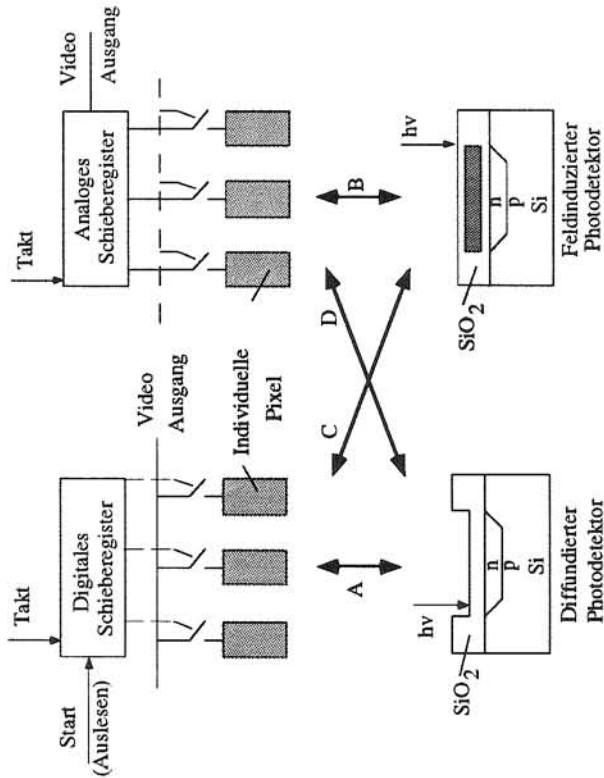


Abb. 2.40: Unterschiedliche Prinzipien für opto-elektronische Halbleiterbildwandler:

- A: Self Scanned Photodiodes (SSPD),
- B: Charge Coupled Devices (CCD),
- C: Charge Injection Devices (CID),
- D: Charge Coupled Photodiodes (CCPD) [Ah189]

2.2.4.1. Positionsempfindliche Photodioden

In vielen Anwendungen in der Robotertechnik wird mit optischen Sensoren die Position eines Werkstücks erfaßt. Dafür eignen sich ortsauflösende segmentierte und nichtsegmentierte Photodioden. Diese können zeilenförmig oder zweidimensional angeordnet werden. Aus Photodiodenfelder lassen sich Halbleiterkameras aufbauen.

Bei der segmentierten Photodiode werden mehrere getrennte p-Zonen auf einem gemeinsamen, n-leitenden Grundsubstrat aufgetragen. Jede p-Zone hat die Funktion einer Photodiode und erzeugt einen Photostrom. Es lassen sich Zeilen-, Quadranten-, Ring- oder Flächensensoren aufbauen [Sch92b].

2.2. Nichttaktile Sensoren

Mit der Quadranten-Photodiode aus Abb. 2.41b kann in der x-y-Ebene ein Lichtpunkt zentriert werden. Mit der Differenz aus $(I_{11} + I_{21}) - (I_{12} + I_{22})$ kann die Abweichung in x-Richtung bestimmt werden. Die Abweichung in y-Richtung ergibt sich aus dem Signal $(I_{11} + I_{22}) - (I_{21} + I_{12})$.

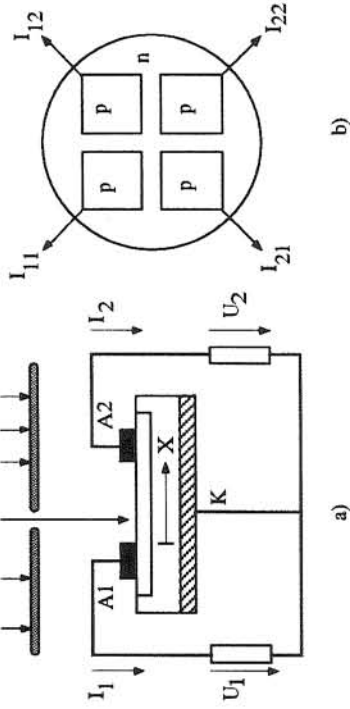


Abb. 2.41: a) Prinzipaufbau einer Lateraleffektdiode, b) Segmentanordnung einer Quadranten-Photodiode [Sch92b]

Bei der Positions-Sensitive-Diode (PSD) oder Lateraleffektdiode ist die lichtempfindliche Fläche nicht segmentiert. Abb. 2.41a zeigt den Prinzipaufbau einer PSD. PSD bestehen im wesentlichen aus einem einzigen Halbleiterkristall, an dessen Enden zwei Elektroden (A1 und A2) angebracht sind [PP92]. Sobald ein Punkt auf der Detektoroberfläche beleuchtet wird, erhöht sich an dieser Stelle die Ladungsträgerkonzentration, welche als Strom zu den Elektroden abfließt. Der Auftreffpunkt auf dem Detektor läßt sich durch eine Differenzbildung der Ströme $I_1 - I_2$ bestimmen. Eine PSD-Anordnung liefert keine Information über die Helligkeitsverteilung auf der Oberfläche, da die Positionsbestimmung unabhängig von der einfallenden Lichtenergie ist.

2.2.4.2. CCD-Wandler

Eine Möglichkeit Informationen über die Helligkeitsverteilung zu bekommen, bietet ein Charge Coupled Device (CCD). Das PSD bestand prinzipiell aus einem photoempfindlichen Element, dessen Oberfläche vergrößert wurde. Im CCD hingegen werden möglichst viele, kleine Elemente (Kondensatoren) auf engstem Raum untergebracht. Ladungsträgergekoppelte Photodetektoren (CCD) sind die wichtigsten Sensoren für die Bildverarbeitung. Ein CCD-Sensor kann in drei Hauptkomponenten unterteilt werden [PP92]. Die erste Komponente ist das Photoelement (Pixel). Durch den photoelektrischen Effekt entstandene Ladungsträger sammeln sich in Potentialmulden. Es bildet sich somit in jedem Pixel eine der Beleuchtungsstärke proportionale Ladung, die dort gespeichert wird. Der gesamte Bildaufnehmer besteht nun aus einer dichten Anreihung sol-

cher Pixel. Die zweite Komponente (Ladungstransport) gab dem Bauteil seinen Namen. Die Ladungen werden durch analoge Schieberegister zur Ausleseelektronik transportiert. In der letzten Stufe werden die Ladungen in eine proportionale Ausgangsspannung umgewandelt. Den CCD-Sensor gibt es als zeilen- oder flächenförmigen Wandler, der durch eine größere Anzahl voneinander unabhängiger Photodetektoren eine gegebene räumliche Strahlung in ein zeitdiskretes elektrisches Signal transformiert [Lem93].

Die Ladungsinformation über die Fläche liegt an den einzelnen Detektoren vor und kann über zwei verschiedene Ausleseverfahren an einen Signalausgang übergeben werden. Abb. 2.42 zeigt ein solches Verfahren mit analogem Schieberegister, wobei durch einen Startimpuls alle Ladungsträger von den Detektoren gleichzeitig in das Schieberegister übernommen werden. Im Schieberegister wird dann die Ladung, gesteuert durch den Taktimpuls, zum Signalausgang hingeschoben. Als Schieberegister werden sog. Eimerkettenschaltungen bzw. die schon erwähnten CCD's eingesetzt. Eine andere Möglichkeit bietet die Verwendung eines digitalen Schieberegisters. Gesteuert durch Start- und Taktimpuls übernimmt es die Adressierung des mit der Signalleitung zu verbindenden Detektors. Dadurch werden die Detektoren nacheinander ausgelesen.

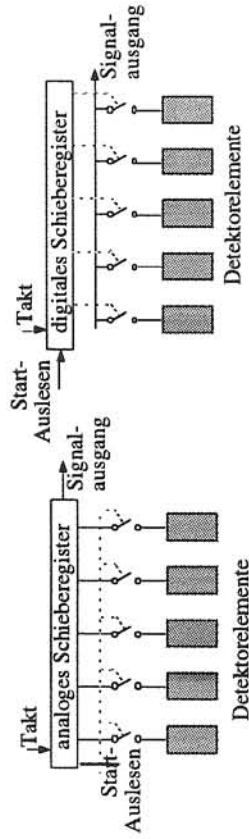


Abb. 2.42: Verschiedene CCD-Ausleseverfahren

Blooming und Smear sind zwei Effekte, die bei herkömmlichen CCD-Sensoren auftreten können. Unter Blooming wird der Effekt verstanden, daß bei zu stark belichteten Bildteilen Elektronen über die Potentialbarriere hinaus auf die Nachbarzelle abfließen und somit eine nicht vorhandene Belichtung suggerieren. Es kommt zu einem Aufblühen (Blooming) benachbarter Bezirke. Unter Smear wird der Effekt verstanden, der während des Auslesevorgangs eine weitere Zunahme der Signalladung bewirkt. Diese unerwünschte Lichtempfindlichkeit wird durch Ladungen verursacht, die trotz geschlossener Transfer-Gates vom lichtempfindlichen Sensorelement (Bildfläche) in das vertikale CCD-Schieberegister driften, und durch Streulicht, welches trotz Abschirmung in den CCD-Bereich gelangt. Nach oben werden sie durch die endliche Driftgeschwindigkeit der Ladungsträger, nach unten durch Sättigungseffekte bei langen Belichtungszeiten und zunehmenden thermischen Störungen begrenzt [NL94].

Bild-Detektor (CCD-Arrays)

Beim Auslesen der Ladungsmuster von CCD-Flächen wird zwischen drei verschiedenen Methoden unterschieden.

a) Bildtransfer: Das Bildtransferverfahren, das auch FT (Frame-Transfer)-Verfahren genannt wird, ist funktionell am einfachsten [Ahl89]. Bei diesem Verfahren ist der Sensor in eine Bild- und eine Speicherzone aufgeteilt (Abb. 2.43a). Während der Integrationszeit wird das Bild in die Bildzone abgebildet. In der anschließenden Vertikal-Austastung wird der Bildinhalt zeilenweise aus der Bildzone in die Speicherzone übertragen. Während nun die Bildzone in die Integrationsphase übergeht, um das nächste Halbbild aufzunehmen, werden gleichzeitig die in der Speicherzone befindlichen Ladungen zeilenweise in das Ausleseregister übertragen. Verschmierungsseffekte treten daher nur bei der Übertragung des Ladungsmusters von der Bildfläche in den Speicher auf. Um sie zu vermeiden, ist eine mechanische Verschlussblende (Shutter) notwendig, die während der Vertikalaustastung einen Lichteinfall in den Bildbereich verhindert. Die Nachteile bestehen im hohen Flächenbedarf des Chips.

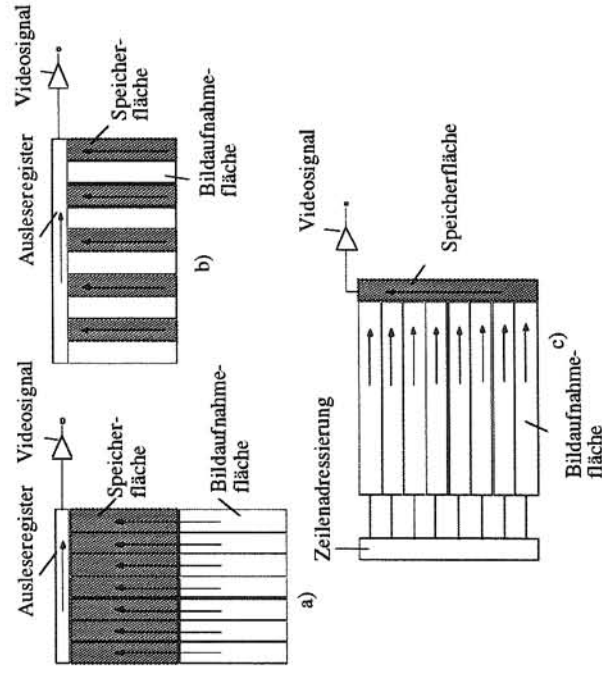


Abb. 2.43: a) Bildtransferprinzip (FT), b) Zwischenzeilentransferprinzip (ILT), c) Zeilentransferprinzip (LT)

b) **Zwischenzeilentransfer:** Zwischenzeilentransfer wird auch ILT (Inter-Line-Transfer)-Verfahren genannt und ist dem FT ähnlich. Hier wechseln sich Aufnahmezeile und Speicherzeile über die Bildfläche alternierend ab (Abb. 2.43b) und stellt somit die Erweiterung einer CCD-Line zum CCD-Array am ehesten dar. Das flächenhaft aufgenommene Bild wird spaltenweise über die Bildfläche verschoben und schließlich Spalte für Spalte in das Ausgangsregister geschoben, um von dort ausgehend als zeitsequentielles Signal vorzuliegen [Ahl89]. Die Vorteile des IIL-Verfahren liegen im geringen Platzbedarf und dem völligen Ausschluss von Verschmiereffekten.

c) **Zeilentransfer:** Der Zeilentransfer beruht auf dem LT (Line Transfer)-Verfahren. Die Vorteile gegenüber dem FT liegen hier auch im geringen Platzbedarf. Diesem Vorteil steht eine zusätzlich erforderliche Zeilenadressierung gegenüber. Die Verschmiereffekte sind hier jedoch höher als beim FT. Eine schematische Darstellung zeigt Abb. 2.43c).

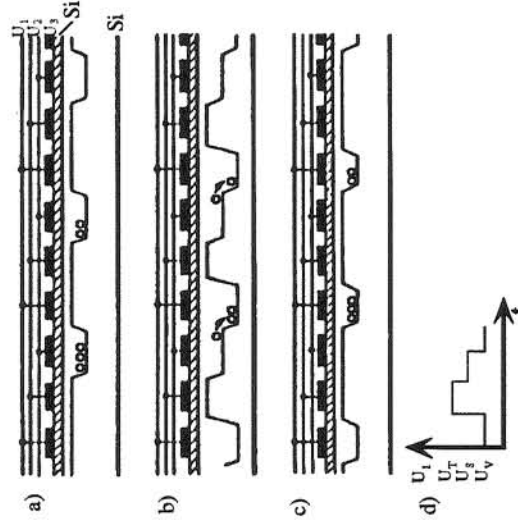


Abb. 2.44: Potentialverlauf beim 3-Phasen-(S)CCD

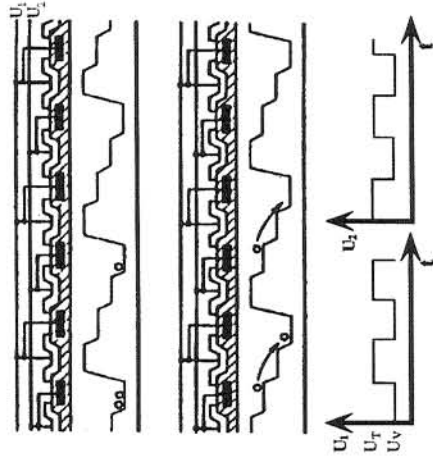


Abb. 2.45: Potentialverlauf beim 2-Phasen-(S)CCD

Die BCMD-Sensoren (Bulk Charge Modulated Device) stellen eine Erweiterung der herkömmlichen CCD-Sensoren dar [Lem93]. Der Aufbau, sowohl der einzelnen Pixels wie auch der gesamten Chipstruktur, ist sehr viel komplexer. Der Gewinn besteht bei den BCMD in erhöhter Auflösung und Empfindlichkeit, geringerem Rauschen und dem Wegfall von Smear- und Blooming-Effekten. Die Weiterentwicklung beruht darauf, daß bereits die lichtempfindliche Zelle selbst aktiv arbeitet, d.h. das Eingangssignal wird unmittelbar an der Quelle in eine Spannung umgewandelt, welche in einem Kondensator gespeichert wird. Es wird anstatt der Ladung Spannung verarbeitet. Das Blooming wird vermieden, indem die Elektronen, wenn die Sammelwanne voll ist, über die Potentialbarriere ins Substrat abfließen. Da sie ein geringeres Rauschen aufweisen ist eine höhere Nachverstärkung möglich, so daß die Sensoren auch bei geringerer Ausleuchtung noch gute Bilder liefern.

2.2.5. Positionssensoren

Diese Gruppe von Positionssensoren wird auch *absolute Positionssensoren* genannt, da damit mobile Systeme ihre Position absolut in ihrer Umwelt bestimmen können. Meistens verwenden autonome Systeme für die Navigation jedoch absolute und relative Positionssensoren (siehe Kapitel 2.1.1.), da keine der Methoden allein verwendet ausreichend ist.

Für die absolute Positionsbestimmung benutzt man sogenannte *Active Beacons*, diese werden schon seit Jahrhunderten für die Navigation verwendet, dazu gehören vor allem Sterne aber auch

beleuchtete Häuser o.ä. Typische Anwendungen für Active Beacons außerhalb der Robotik sind die Navigation von Schiffen und Flugzeugen, Minenlokalisation, kartographische Erfassung von gefährlichen Materialien und Information über die Position und Geschwindigkeit von Golfbällen [Purk94].

Die Möglichkeiten der Anwendung für Active Beacons wurden durch die Entwicklung von neuen Technologien, wie Laser, US und Funk (RF = radio frequency) erweitert. Allerdings ist die Verwendung dieser Active Beacons nur outdoor möglich.

2.2.5.1. Global Positioning System (GPS)

Ein vielversprechender Ansatz zur Outdoor-Navigation ist das Navstar Global Positioning System (GPS), ein in den USA primär für militärische Zwecke entwickeltes Navigations- und Punktbestimmungssystem (Navstar GPS = *Navigation Satellite Timing and Ranging-Global Positioning System*).

Dieses System benutzt eine Konstellation aus 24 Satelliten (einschließlich dreier Ersatzsatelliten), welche die Erde alle 12 Stunden in einer Höhe von 10.900 Seemeilen umkreisen. Vier Satelliten sind in jeder der sechs Bahnebenen stationiert, die in einem Winkel von 55° zur Ebene des Äquators stehen [Get93].

Zeit- und Streckenmessungen (Timing, Ranging) nach mindestens vier aktiven Satelliten erlauben die 2- und 3-dimensionale Koordinatenbestimmung eines Punktes auf der Erde. Die von den aktiven Satelliten des GPS ausgesandten Signale können je nach der Zweckbestimmung unterschiedlich beobachtet und ausgewertet werden, wobei die im speziellen Fall geforderte Genauigkeit eine wesentliche Rolle spielt. Als Meßgrößen kommen hierbei in Frage:

- Codephase (Pseudoentfernung),
- Doppler-Count,
- Trägermischphase [Bau92].

Im ersten Fall wird die Zeitdifferenz zwischen Abstrahlung des Signals vom Satelliten bis zur Registrierung am Empfänger gemessen. Zeitfehler (Satellit, Empfänger) und die Tatsache, daß die Geschwindigkeit des ausgestrahlten Signals nicht der Lichtgeschwindigkeit im Vakuum entspricht, sind die Ursache dafür, daß $c\Delta T$ nicht unmittelbar die Entfernung zwischen Satellit und Empfänger liefert. Die Entfernungsmessungen sind dadurch um einen konstanten Betrag verfälscht, man spricht deshalb von Pseudoentfernungen.

Die Messung der Dopplerverschiebung der im Empfänger ankommenden Trägerphase findet bevorzugt in der Navigation zur Bestimmung der aktuellen Geschwindigkeit Anwendung.

Die Messung mit der Trägermischphase beruht auf dem Prinzip der elektronischen Streckenmessung mittels Phasenverschiebung.

Das GPS-System besteht aus den drei grundlegenden Bereichen: Weltraum, Kontrolle und Benutzer. Alle gemessenen und erhaltenden Daten werden zur Master Control Station mit drei Monitor Stations gesendet. Ihre Aufgaben sind die Vorausberechnung der Bahnephemeriden, die Beobachtung der Satellitenuhren und Vorausberechnung ihres Verhaltens. Diese Daten werden an die Satelliten zur Weitergabe an den Benutzer übermittelt.

Eine grundlegende Anordnung zeigt Abb. 2.46:

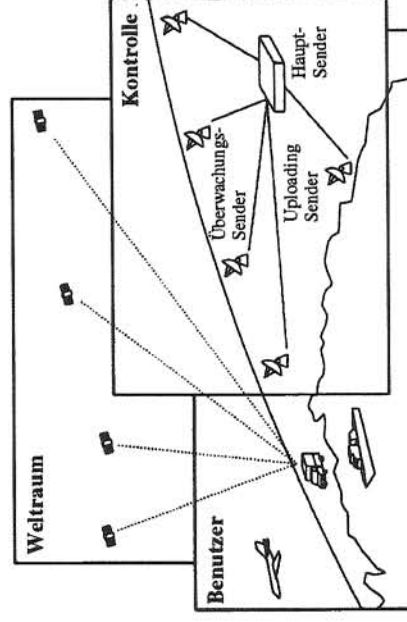


Abb. 2.46: Aufbau des GPS

Es gibt eine Reihe potentieller Fehler in der Bestimmung der Pseudoentfernung [BrHw92], untenstehende Tabelle zeigt die Größenordnungen der Fehler:

Fehlerursache	Standardabweichung [m]
Satelliten-Position	3
Ionosphärische Refraktion	5
Troposphärische Refraktion	2
Mehrfachreflektionen	5
"selective availability"	30

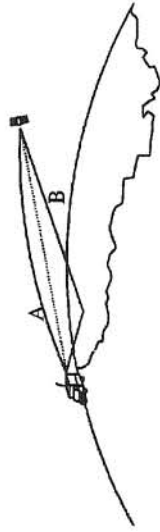


Abb. 2.47: Atmosphärische Refraktion (A) und Mehrwegreflektionen (B) [Ever95]

Alle Fehler sind außerdem von der Anordnung der vier Referenz-Satelliten zur Zeit der Messung abhängig. Das beste Ergebnis wird erzielt, wenn die Geraden vom Empfänger zum jeweiligen Satelliten einen Winkel von 90° einschließen. Große Ungenauigkeiten entstehen dann, wenn sich alle Satelliten eng beieinander an einer Stelle befinden oder sich in einer mehr oder weniger kollinearen Anordnung in Bezug auf den Empfänger befinden (Abb. 2.48).



Abb. 2.48: Schlechtester Fall des GDOP [Ever95]

Dieser Fehlermultiplikator, der von akzeptablen Werten von 2 oder 3 zu unbeschränkten Werten reicht, nennt man GDOP (geometric dilution of precision) [Byr93].

2.2.5.2. Differential Global Positioning Systems (DGPS)

Die Fehler des GPS können, mit Ausnahme der Mehrfachreflexionen, durch die Verwendung eines Differential Global Positioning Systems (DGPS) wesentlich verkleinert werden. Dieses Konzept basiert auf der Prämisse, daß ein zweiter GPS-Empfänger in relativ naher Entfernung (innerhalb 10 km) zum ersten Empfänger, bezogen auf die gleichen Referenz-Satelliten die grundsätzlich gleichen Fehlerursachen erfährt.

Wenn dieser zweite Empfänger fix an einer präzise bekannten Stelle steht, kann seine berechnete Lösung mit der bekannten Position verglichen werden, um so einen Fehlervektor, der die vorherrschenden Zustände in dieser unmittelbaren Umgebung repräsentiert zu erhalten. Diese Korrektur kann an den ersten Empfänger übergeben werden, um effektiv den Fehler unter 10 m zu bekommen.

2.2.5.3. Bodenbasierte Funksysteme

Ein Beispiel für bodenbasierte Funksysteme ist *Loran* (short for long range navigation), das vom MIT entwickelt wurde. Diese Systeme vergleichen die Ankunftszeit von zwei identischen Signalen, die simultan von einem Hochleistungssender gesendet werden an den zu beobachtenden Positionen. Die Funkwellen, die ausgestrahlt werden fächern sich so auf, daß es für jede finite Zeitdifferenz (wie vom Empfänger gemessen), eine verbundene hyperbolische Positionslinie gibt (Abb. 2.49).

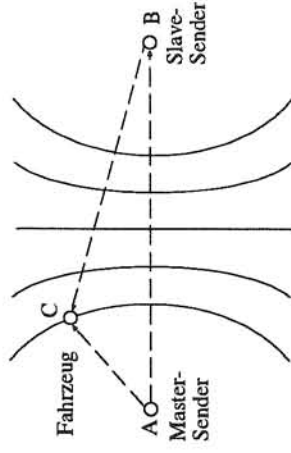


Abb. 2.49: Hyperbolische Positionslinien [Dod89]

Für jede hyperbolische Positionslinie ergibt sich aus der Länge ABC minus der Entfernung AC eine Konstante K [Dod89].

Zwei oder mehr Paare von Master-Slave-Stationen werden benötigt, um sich in einem zweidimensionalen Punkt (Breite und Länge) schneidende hyperbolische Linien zu bekommen. Beste Ergebnisse erzielt man, wenn die sich schneidenden Linien einen rechten Winkel einschließen, dann liegt die Genauigkeit bei 100 m.

2.2.5.4. Künstliche und natürliche Landmarken

Landmarken sind Merkmale in der Umwelt, die der Roboter aus Sensordaten erkennen kann. Sie unterscheiden sich von den Active Beacons dadurch, daß sie selbst nicht aktiv sind, d.h. kein Radar, Licht oder anderer Energie abstrahlen. Landmarken können geometrische Formen sein (z.B. Rechtecke, Linien, Kreise) und zusätzliche Informationen enthalten (z.B. durch Barcodes). Landmarken müssen einfach zu identifizieren sein, es muß vor allem ein ausreichender Kontrast zum Hintergrund bestehen. Im allgemeinen haben Landmarken eine feste und bekannte Position, zu der sich der Roboter relativ lokalisieren kann. Bevor ein Roboter Landmarken zur Navigation

benutzen kann, müssen die Charakteristika der Landmarken bekannt sein und im Speicher des Roboters abgelegt sein.

Die Hauptaufgabe bei der Lokalisierung ist dann, die Landmarken zuverlässig zu erkennen und die Position des Roboters zu berechnen. Um die Akquisition von Landmarken zu vereinfachen, wird oft angenommen, daß augenblickliche Position und Orientierung des Roboters ungefähr bekannt sind, so daß der Roboter nur nach Landmarken in einem begrenzten Gebiet suchen muß.

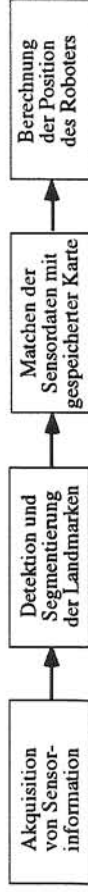


Abb. 2.50: Allgemeine Vorgehensweise bei der landmarken-basierten Positionierung

Die Schwierigkeiten bei der landmarken-basierten Positionierung sind die Detektion und das Matchen der Landmarken mit der Karte. Die Berechnung der Position kann dabei über die geometrische Form der detektierten Landmarke oder mit Hilfe der Triangulation erfolgen.

Man unterscheidet zwei verschiedene Typen von Landmarken:

Künstliche Landmarken sind speziell entwickelte Objekte oder Zeichen, die in der Umwelt platziert werden müssen und nur dem Zweck der Roboternavigation dienen.

Natürliche Landmarken sind Objekte oder Merkmale, die bereits in der Umwelt vorhanden sind und die Roboternavigation nur als sekundäre Funktion haben.

Die Detektion mit künstlichen Landmarken [AH93] ist viel einfacher, da diese für optimalen Kontrast entwickelt wurden. Zusätzlich ist die exakte Form und Größe der künstlichen Landmarken im voraus bekannt. Größe und Form können eine Fülle von geometrischen Informationen ergeben, wenn sie durch perspektivische Transformation umgeformt werden. Es werden verschiedene Arten und Muster verwendet, und die Geometrie der Methode und die dazugehörige Technik für die Positionsschätzung variieren entsprechend [TA93].

Viele künstlichen Landmarken Systeme basieren auf bildverarbeitenden Systemen. Als Landmarken werden z.B. verwendet:

- schwarze Rechtecke mit vier weißen Punkten in den Ecken [Bor87],
- halb weiße, halb schwarze Kreise mit individuellem Barcode für jede Marke [KA87],
- reflektierende Materialien (Retro-Targets).

Es gibt außerdem eine Vielfalt von Landmarken, die in Verbindung mit anderen Sensoren benutzt werden. Am häufigsten benutzt werden bar-codierte Reflektoren für Laserscanner. Die Form der Landmarken ist hier meistens unwichtig.

Natürliche Landmarken funktionieren am besten in hochstrukturierten Umgebungen, wie Korridore, Produktionsstraßen oder Krankenhäusern. Das größte Problem bei der Navigation mit natürlichen Landmarken besteht darin, charakteristische Merkmale zu finden bzw. entdecken und diese dann aus den Sensordaten zu matchen. Als Sensoren werden zum größten Teil Bildverarbeitungssysteme verwendet, natürliche Landmarken sind z.B. lange vertikale Ecken (Türen und Kanten in Wänden) und Deckenlampen. Bei Abstandssensoren werden Ecken und Kanten oder lange glatte Wände verwendet.

Abb. 2.50 zeigt ein mobiles Fahrzeug im Outdoor-Bereich, das mit Hilfe von Retro-Targets und einem rotierenden Laserstrahl navigiert [Amex].

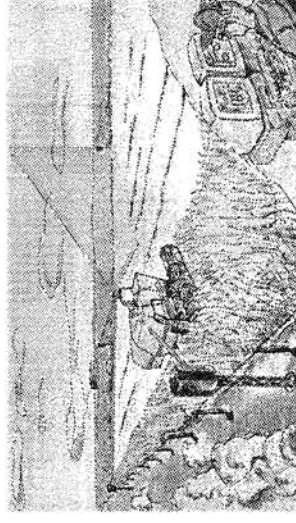
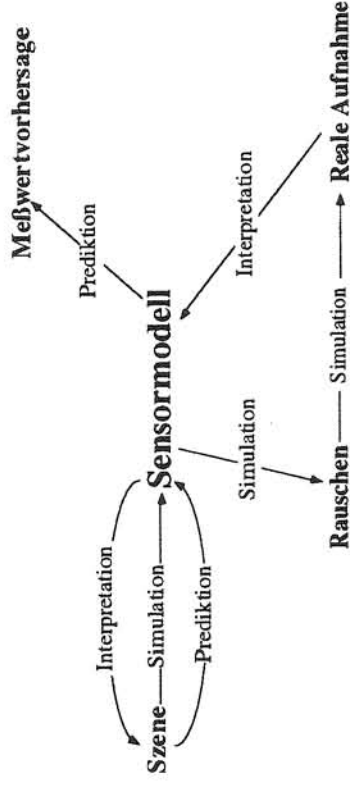


Abb. 2.51: Beispiel eines Navigationssystems mit künstlichen Landmarken [Amex]

Es kann folgende Aufgaben erfüllen:

- Die **Interpretation von Meßdaten** ermöglicht den Vergleich von Daten mit dem internen Modell.
reale Aufnahme $\rightarrow$ (Sensormodell) $^{-1}$ $\rightarrow$ Szenenbeschreibung
- Eine **Vorhersage (Prediktion) von Erwartungswerten** läßt sich aus der Abtastung einer bekannten Szene aus einer bekannten Position treffen. Dadurch wird die Einstellung der Steuerparameter für einen aktiven Sensorinsatz gewährleistet.
Szenenbeschreibung $\rightarrow$ Sensormodell $\rightarrow$ Aufnahmeerwartung
- **Sensorsimulation**
Szenenbeschreibung $\rightarrow$ Sensormodell $\rightarrow$ Fehlermodell/rauschen $\rightarrow$ Meßdatum



3.1.1. Das allgemeine Sensormodell

Ein Sensor bildet den n -dimensionalen Umweltzustand in einen m -dimensionalen Bildraum ab.

$$z_m = h(\theta_n) + v_m \quad (3.1)$$

Das Rauschen v_m wird als normalverteilt angenommen mit dem Erwartungswert 0 sowie der Kovarianz $Q(r)$. Die Kovarianzmatrix reduziert sich durch die statistische Unabhängigkeit der einzelnen Komponenten auf eine Diagonalmatrix:

$$E(v_m) = 0 \quad (3.2)$$

Kapitel 3

Modellierung und Simulation von Sensoren

Bei der Interpretation von Sensordaten ist es Voraussetzung, den Zusammenhang zwischen "realer Welt" und dem Ergebnis einer Messung zu kennen. Die mathematische Beschreibung der Aufnahmecharakteristik eines Sensors wird Sensormodell genannt. Ein solches Sensormodell kann z.B. dazu dienen, einen Erwartungswert für eine Sensormessung zu berechnen. Abweichungen zwischen einer solchen Vorhersage und dem tatsächlichen Meßwert sind eine gute Informationsgrundlage zur Aktualisierung des Wissens eines Robotersystems.

3.1. Sensormodellierung

Ein Sensor transformiert physikalische Gegebenheiten, wie z.B. Temperatur, Helligkeit oder Lautstärke in elektrische Meßsignale. Um aus den extrahierten Sensordaten, Informationen zu gewinnen, ist es notwendig, die Sensoren geeignet zu modellieren. Das Sensormodell beschreibt den Zusammenhang zwischen der Umgebung bzw. der Meßsituation und dem Meßergebnis, das der Sensor in dieser Umgebung liefert.

$$Q(t) = E(v_m v_m^T) = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2) \quad (3.3)$$

Im allgemeinen ist diese Abbildung nichtlinear. Im Falle eines linearen Sensors ergibt sich die folgende lineare Abbildung:

$$z = h\theta + v \quad (3.4)$$

3.1.2. Kalibrierungs- und Steuerparameter

Das Beobachtungsmodell h hängt zum einen vom eingesetzten Sensortyp (z.B. Ultraschallsensor, Laser, Kamera), zum anderen aber auch von festen spezifischen Parametern (z.B. relative Position einer fest installierten Kamera bzgl. Roboterframe) ab [Län93]. Diese fest eingestellten Parameter, die Kalibrierungsparameter genannt werden und die Übertragungseigenschaft des Sensors charakterisieren, bestehen unter anderem aus der relativen Lage und der Orientierung des Sensors zum Mittelpunkt des Roboters (Roboterframe). Die Orientierung ist entweder statisch, d.h. auf einen festen Wert fixiert, oder sie kann durch einen Stellmotor verändert werden. Im zweiten (dynamischen) Fall wird die Sensororientierung nicht als (fester) Kalibrierungsparameter, sondern als Steuerparameter bezeichnet, da durch geeignete Veränderung die Meßeigenschaft modifiziert und das Beobachtungsmodell beeinflusst werden kann. Diese Steuerparameter sind z.B. der Fokus einer Kamera, Nickwinkel eines Stereokamera-Kopfes, etc.

Zusammenfassend kann jeder statische Sensor durch die Kalibrierungsparameter, jeder dynamische Sensor durch die Kalibrierungsparameter sowie den Steuerparametern beschrieben werden.

3.1.3. Modellierung einer Kraft-Momentmeßdose

Kräfte lassen sich generell nicht direkt messen. Sie werden durch Messen von Deformationen, die mit Hilfe von Dehnungstreifen oder Piezokristallen in eine Ausgangsspannung umgewandelt werden können, indirekt ermittelt. Wenn die auf den Sensor wirkenden Kräfte nicht zu groß sind, darf in der ersten Näherung angenommen werden, daß die von den Dehnungstreifen erzeugten Spannungen linear von den wirkenden Kräften abhängig sind. Bei der Verwendung von n Sensorelementen kann die Transformation zwischen den gemessenen Spannungen W_i und den Kräften und Drehmomenten als lineare Überlagerung der einzelnen orthogonalen Komponenten des angreifenden Kraft-Momenten-Vektors beschrieben werden [RL93].

$$W_i = c_{i1}F_x + c_{i2}F_y + c_{i3}F_z + c_{i4}M_x + c_{i5}M_y + c_{i6}M_z \quad (3.5)$$

Daraus ergibt sich die folgende Matrixgleichung:

$$W = CF \quad (3.6)$$

mit

$$W = \begin{bmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_n \end{bmatrix}, \quad F = \begin{bmatrix} F_x \\ F_y \\ F_z \\ M_x \\ M_y \\ M_z \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} c_{11} & \dots & c_{16} \\ \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \dots & c_{n6} \end{bmatrix}$$

Die Matrix C wird üblich als Kopplungsmatrix bezeichnet. Die Auflösung dieser überbestimmten Gleichung nach dem Kraft-Momenten-Vektors F geschieht nach der Methode der kleinsten Quadrate mittels einer sogenannten pseudoinversen Matrix R_F der Kopplungsmatrix C :

$$F = R_F W \quad (3.7)$$

$$R_F = \begin{bmatrix} r_{11} & \dots & r_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ r_{61} & \dots & r_{6n} \end{bmatrix} = (C^T C)^{-1} C^T \quad (3.8)$$

Die Kopplungsmatrix C , bzw. die Entkopplungsmatrix R_F sind zunächst nicht bekannt. Der Versuch, sie aus den geometrischen und technologischen Daten der Kraft-Momentmeßdose zu berechnen, führt zu keinen brauchbaren Ergebnissen. Deswegen wird üblich eine empirisch orientierte Methode angewandt, um die Kraft-Momentmeßdose zu kalibrieren. Das Ziel der Kalibrierung ist, die $6n$ Koeffizienten der Entkopplungsmatrix R_F zu bestimmen. Mittels Sensorsimulation können die Spannungen an der Kraftmeßdose in Abhängigkeit der wirkenden Kräfte bestimmt und somit die Kopplungsmatrix berechnet werden. Allerdings gilt diese Berechnung nur für den statischen Fall. In einem dynamischen Modell muß auch der Einfluß von Greifern (in Abhängigkeit ihrer Handstellung) auf den Sensor berücksichtigt werden.

Das oben beschriebene Modell stellt eine Approximation dar, da mögliche Verformungen der Kraft-Momenten-Sensoren unberücksichtigt bleiben.

3.1.4. Modellierung eines Ultraschallsensors

Ultraschallsensoren gehören zu den Sensoren, die nach dem Prinzip der Laufzeitmessung arbeiten [LDW92]. Ein Meßzyklus läuft dabei wie folgt ab. Die Steuerelektronik löst einen Sendepuls aus, das von den Objekten reflektierte Echosignal trifft auf den Empfänger (der normalerweise gleichzeitig auch Sender ist). Ausgehend von der Zeitspanne zwischen dem Ausstoß und dem Empfang des Signals läßt sich die Entfernung d des Reflektionsobjektes von der Sensorposition mittels der Formel

$$d = \frac{1}{2} c t \quad (3.9)$$

berechnen, wobei $c \approx 33.4 \text{ cm/ms}$ der Schallgeschwindigkeit bei einer Temperatur von 20° C entspricht und t die Signallaufzeit in Millisekunden bezeichnet.

Der Ultraschallsensor bildet den dreidimensionalen Beobachtungsraum in einen eindimensionalen Bildraum ab. Das idealisierte Sensormodell wird wie folgt beschrieben.

$$z = h(\theta_3) + v$$

$$Q(t) = \sigma^2$$

Die Wandlungseigenschaften eines US-Sensors sind nicht ideal, da die Übertragung durch Umweltverhältnisse wie Druck und Temperatur beeinflusst wird und eine Ultraschallkeule ausgestoßen wird, die einen variablen Öffnungswinkel von 5° – 40° hat. Dieser Öffnungswinkel ist sensorabhängig und wird ebenso wie die umweltbedingte Schallgeschwindigkeit durch Kalibrierung bestimmt.

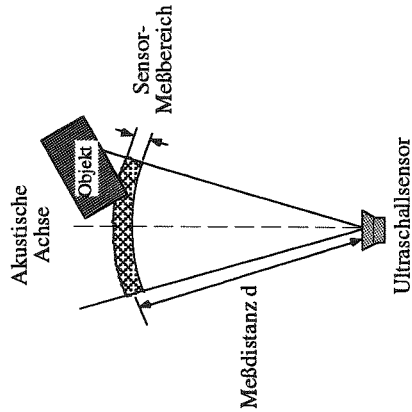


Abb. 3.1: Zweidimensionale Projektion des Blickfeldes eines Ultraschallsensors

Der Bereich hingegen, aus dem die tatsächliche Reflexion erfolgen kann, ist von den Materialeigenschaften (Dämpfung) der angemessenen Objekte abhängig, die sich innerhalb dieses Sektors befinden. Somit reduziert sich der Bereich auf einen kleineren Sektor, als der Öffnungswinkel des Sensors vermuten lassen würde. Folglich ist zu beachten, daß nicht der Abstand des nächsten Objektes in Sensorabstrahlrichtung bestimmt wird, sondern des nächsten Objektes innerhalb dieser Reflexionsschallkeule. Somit ist auch keine genaue Aussage über die Position und Orientierung eines Objektes innerhalb der Schallkeule möglich. Dieser Nachteil kann aber durch Abtastung der Umwelt mittels eines Sensorfeldes oder eines rotierenden Sensors kompensiert werden. Ein weiterer Nachteil ist die ungünstige Reflexionseigenschaft. Je nach geometrischer Natur eines Reflexionsobjektes kann die Reflexion ausbleiben (was als leerer Raum interpretiert würde mit der Konsequenz, daß der Roboter auf ein Objekt auffährt), oder aber es gibt Mehrfachreflexionen (dies hätte zur Folge, daß von einem Objekt ein größerer Abstand gemeldet wird als tatsächlich richtig wäre).

Zusammenfassend ist die Abbildungsvorschrift h von mehreren Faktoren abhängig:

- Sensorgeometrie,
- Öffnungswinkel,
- Reflexion, Mehrfachreflexion,
- 3D-Geometrie von Hindernisobjekten,
- Mikrostruktur.

Abb. 3.2 zeigt die Darstellungsformen bzw. Approximationen des Ultraschallkegels:

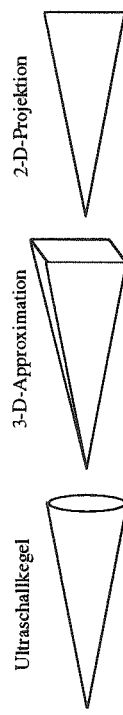
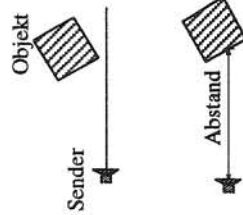


Abb. 3.2: Darstellungsformen des Ultraschallkegels

Wird der Öffnungswinkel zu klein gewählt, besteht die Gefahr, kein Objekt wahrzunehmen. Liegt das angemessene Objekt innerhalb des Schallkegels, so liefert der Sensor den minimalen senkrechten Abstand als Meßwert. Dieser kann sich aber von einer Messung mit kleinerem Öffnungswinkel unterscheiden (Abb. 3.3)

dünner Strahl



großer Öffnungswinkel

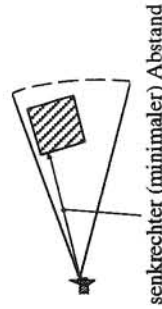


Abb. 3.3: Abhängigkeit der Meßwerte vom Öffnungswinkel

Bei der Abtastung von Objekten werden zunächst Eckpunkte gesucht, dann Flächen, die senkrecht zur Strahlrichtung liegen und schließlich Flächen aus nichtsenkrechten Reflexionen gemäß dem minimalen Abstand innerhalb des Schallkegels.

In Abb. 3.4 sind die wichtigsten Problem- bzw. Sonderfälle bei US-Abstandsmessungen dargestellt

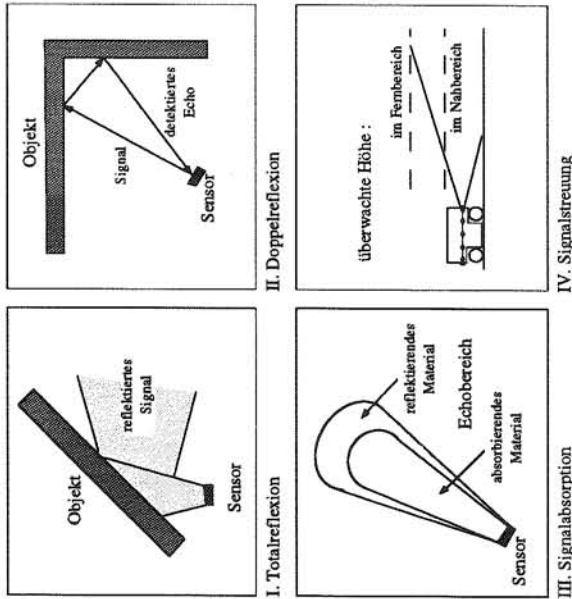


Abb. 3.4: Sonderfälle bei US-Abstandsmessungen

Im folgenden wird erläutert, wie die Abtastung einer Wand, die senkrecht zur Sensorachse steht, modelliert werden kann. Da die detektierten Strahlen immer in der Ebene senkrecht zur Wand liegen ist die Abtastung im 2D-Modell ausreichend. In 2-D wird die Wand zu einer Gerade, ihre Position bezeichnen wir mit (ψ, r) . Sei $(x(k), y(k))$ die Position des Sensors, $\alpha(k)$ die Richtung der Sensorachse und β der Öffnungswinkel des Schallimpulskegels.

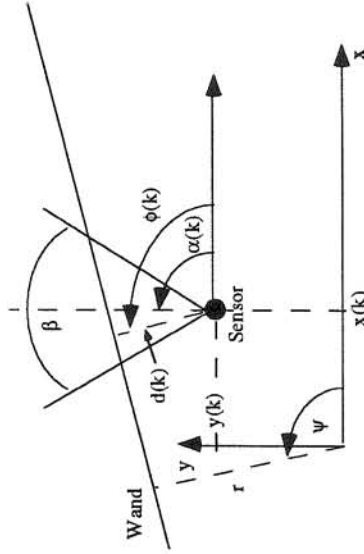


Abb. 3.5: Modellierung der Abtastung einer senkrechten Wand

Von Interesse ist der Abstand $d(k)$, den der Ultraschallsensor bei dieser Anordnung als Meßwert liefert. Aus Abb. 3.5 kann man entnehmen, daß bei jeder Orientierung des Sensors nur der Strahl zurück zum Sensor reflektiert wird, dessen Richtung $\phi(k)$ gleich ψ ist. Der gemessene Abstand $r(k)$ wird mittels folgender Gleichung berechnet:

$$d(k) = |r - x(k) \cos(\psi) - y(k) \sin(\psi)| \quad (3.10)$$

Der Ultraschallsensor produziert nur dann eine Messung, wenn der Strahl in der Richtung $\phi(k) = \psi$ innerhalb des Schallimpulskegels liegt. Dieser Fall liegt genau dann vor, wenn die folgende Bedingung erfüllt ist:

$$\phi(k) - \frac{\beta}{2} \leq \alpha(k) \leq \phi(k) + \frac{\beta}{2} \quad (3.11)$$

3.1.5. Modellierung einer Kamera und Kalibrierung

Eine CCD-Kamera liefert ein zweidimensionales Feld der Lichtintensitäten im 3D-Beobachtungsraum. Ihre Modellierung gliedert sich in zwei Gebiete:

- **Modellierung der Lichtintensität** in Abhängigkeit der Beleuchtung der Szene und der Reflexionseigenschaften der beobachteten Objekte.
- **Modellierung der Geometrie** der optischen Abbildung der dreidimensionalen Szene auf die zweidimensionale, lichtempfindliche Fläche.

Im Folgenden wird aber nur auf die Modellierung der Geometrie der optischen Abbildung eingegangen, d.h. der Zusammenhang zwischen den Koordinaten von Objektpunkten und Bildpunkten wird untersucht.

Um den Zusammenhang zwischen den Weltkoordinaten und den Bildkoordinaten zu bestimmen, muß zuerst ein physikalisches Modell einer Kamera entwickelt werden.

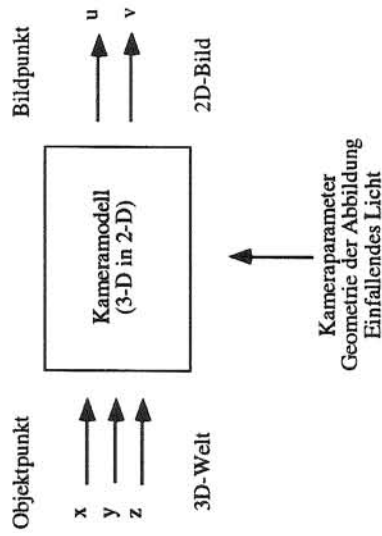


Abb. 3.6: Physikalisches Kameramodell

Die Kamera wird als passiver Sensor modelliert. Deshalb werden einzelne Szenen getrennt simuliert. Im Gegensatz dazu senden aktive Sichtsysteme strukturiertes Licht aus.

Das Sensormodell wird formal beschrieben durch den Bildpunkt z und den Szenenpunkt p :

$$z = h(p) + v \quad (3.12)$$

$$z = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}, \quad p = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}, \quad z \in \mathbb{R}^2, \quad p \in \mathbb{R}^3$$

Die einfachste Kamera ist die sogenannte Lochkamera [Föh91]. Bei der Lochkamera treten durch ein unendlich kleines Loch Lichtstrahlen aus der Umwelt ein und die Szene wird auf der Rückwand der Kamera umgekehrt abgebildet. Alle Lichtstrahlen kreuzen sich im Lochmittelpunkt (Abb. 3.7).

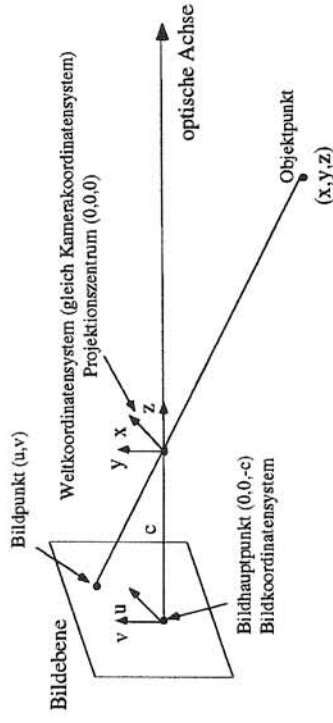


Abb. 3.7: Modell der Lochkamera

Aus der obigen Abbildung wird ersichtlich, daß aus einem Bildpunkt die 3D-Position des zugehörigen Objektpunktes nicht bestimmt werden kann; der Objektpunkt kann von jedem Punkt stammen, der auf der Geraden durch Bildpunkt und Projektionszentrum liegt. Der Strahlensatz der Zentralprojektion kann angewandt werden, um eine Beziehung zwischen einem Objektpunkt (x, y, z) , der im Kamerakoordinatensystem gegeben ist, und einem Bildpunkt (u, v) , auf der Bildebene zu erhalten:

$$u = -c \frac{x}{z} \quad (3.12)$$

$$v = -c \frac{y}{z} \quad (3.13)$$

Diese Gleichungen beschreiben die perspektivische Transformation eines Punktes in den Kamerakoordinaten auf die Projektionsfläche $z = -c$. Im allgemeinen fallen das Weltkoordinatensystem und das Kamerakoordinatensystem nicht zusammen, deswegen sind zur Anpassung der Welt- auf die Kamerakoordinaten noch Rotationen und Translationen erforderlich. Zuerst wird der Ursprung des Weltkoordinatensystems durch eine Translation ins Projektionszentrum verschoben, das gleichzeitig der Ursprung des Kamerakoordinatensystems ist, dann wird das Weltkoordinatensystem so gedreht, daß es mit dem Kamerakoordinatensystem zusammenfällt. Auf diese Art bekommt man die Anordnung aus der vorherigen Abbildung und die Gleichungen der Zentralprojektion dürfen angewendet werden, um die so transformierten Koordinaten eines Punktes in die Bildkoordinaten zu transformieren.

Alle erwähnten geometrischen Transformationen lassen sich mit Hilfe sogenannter homogener Koordinaten einheitlich darstellen. Dazu müssen im 3D-Raum 4×4 Matrizen benutzt werden, da die Zentralprojektion keine lineare Transformation ist. Die 4D homogenen Koordinaten entstehen durch Ergänzung der kartesischen Koordinaten (x, y, z) um die Komponente 1 und durch Multiplikation mit einem willkürlichen Skalar W :

$$(X, Y, Z, W) = (x * W, y * W, z * W, 1 * W) \quad (3.14)$$

Durch Normierung homogener Koordinaten auf ihre vierte Komponente ist umgekehrt die Überführung auf kartesische Koordinaten jederzeit möglich.

Die Translation eines Punktes (x, y, z) um einen Vektor (x_0, y_0, z_0) wird in homogenen Koordinaten zu:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \\ W' \end{bmatrix} = T(x_0, y_0, z_0) \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

$$T(x_0, y_0, z_0) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & x_0 \\ 0 & 1 & 0 & y_0 \\ 0 & 0 & 1 & z_0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Eine beliebige Gesamtdrehung läßt sich aus drei Einzeldrehungen um die festgelegten Achsen zusammensetzen. Bei den in der Robotik häufig benutzten Eulerwinkeln wird zuerst um die z-Achse bis φ gedreht, dann um die neue y-Achse bis ψ und schließlich noch um die neue x-Achse bis ϑ . Ein im gedrehten Koordinatensystem gegebener Vektor $\mathbf{r}$ läßt sich im ursprünglichen Koordinatensystem mit folgender Gleichung darstellen:

$$\mathbf{r}_1 = R_0(\varphi, \psi, \vartheta) \mathbf{r} \quad (3.17)$$

$$R_0(\varphi, \vartheta, \psi) = ROT(z, \varphi) ROT(y, \vartheta) ROT(x, \psi) = \begin{bmatrix} \cos(\varphi)\cos(\vartheta) & \cos(\varphi)\sin(\vartheta)\sin(\psi) - \sin(\varphi)\cos(\psi) & \cos(\varphi)\sin(\vartheta)\cos(\psi) + \sin(\varphi)\sin(\psi) \\ \sin(\varphi)\cos(\vartheta) & \sin(\varphi)\sin(\vartheta)\sin(\psi) + \cos(\varphi)\cos(\psi) & \sin(\varphi)\sin(\vartheta)\cos(\psi) - \cos(\varphi)\sin(\psi) \\ -\sin(\vartheta) & \cos(\vartheta)\sin(\psi) & \cos(\vartheta)\cos(\psi) \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Die durch eine Rotationsmatrix R gegebene Drehung wird in homogenen Koordinaten zu:

$$\begin{bmatrix} X' \\ Y' \\ Z' \\ W' \end{bmatrix} = R(\varphi, \vartheta, \psi) \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ W \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

$$R(\varphi, \vartheta, \psi) = \begin{bmatrix} R_0(\varphi, \vartheta, \psi) & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

In den homogenen Bild- und Kamerakordinaten wird auch die Zentralprojektion zu einer linearen Transformation:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ t \end{bmatrix} = P(c) \begin{bmatrix} xW \\ yW \\ zW \\ W \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

$$P(c) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{1}{c} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Die eigentlichen Bildpunktkoordinaten (u, v) werden durch die Normierung mit t gewonnen. Das früher beschriebene Modell der Lochkamera führt unter Verwendung von homogenen Matrizen zu folgender Transformationsgleichung der homogenen Weltkoordinaten $\mathbf{r}_w = (x, y, z, 1)$ in die idealen homogenen Bildkoordinaten $\mathbf{r}_b = (u, v, t, 1)$:

$$\mathbf{r}_b = P(c)R(\varphi, \vartheta, \psi)T(x_0, y_0, z_0)\mathbf{r}_w = A\mathbf{r}_w \quad (3.23)$$

$$A = P(c)R(\varphi, \vartheta, \psi)T(x_0, y_0, z_0) \quad (3.24)$$

Bei der Modellierung einer Kamera unterscheidet man oft zwischen den Parametern der **inneren** und **äußeren Orientierung**. Die innere Orientierung kennzeichnet das Übertragungsverhalten der Kamera (Parameter c beim Lochkameramodell), während die äußere Orientierung die Position und Ausrichtung der Kamera in Weltkoordinaten festlegt (Parameter $x_0, y_0, z_0, \varphi, \psi$ beim Lochkameramodell).

Da durch ein unendlich kleines Loch nur eine unendlich geringe Menge Licht fallen kann, muß im Realfall eine Linse die Funktion des Lochs übernehmen. Solche Abbildungssysteme weichen in mehrerer Hinsicht vom idealen Lochkameramodell ab. Es gibt Verzerrungen und nur ein gewisser Entfernungsbereich wird scharf auf die Bildebene abgebildet.

Die nächste Erweiterung betrifft die relative Lage der Abbildungsebene zur optischen Achse. Der Ursprung des Koordinatensystems in der Abbildungsebene und der Bildhauptpunkt fallen nicht zusammen. Außerdem wird bei der Lochkamera eine senkrechte Anordnung vorausgesetzt, die nun durch die Verkippung der Bildebene gegenüber der optischen Achse erweitert wird. Weiter müssen wegen der nicht festgelegten Zuordnung der lichtempfindlichen Elemente auf dem Chip zu den Bildpunkten im Bildspeicher unterschiedliche Skalierungsfaktoren in x- und y-Richtung angegeben werden. Alle diese Effekte lassen sich als direkte lineare Transformationen in homogenen Koordinaten beschreiben. Die Gleichung $\mathbf{r}_b = A\mathbf{r}_w$ bleibt also bei einer realen CCD-Kamera gültig, nur die Matrix A ist bei einem solchen Modell von mehreren Faktoren abhängig und nicht mehr nur von $x_0, y_0, z_0, \varphi, \psi, c$ wie bei dem Lochkameramodell:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Die Parameter des beschriebenen Kameramodells können aus den Herstellerangaben, ähnlich wie die Parameter einer Kraft-Momentmeßdose, nicht genau genug bestimmt werden. Sie werden durch ein Kalibrierungsverfahren abgeschätzt. Durch Kalibrierung können entweder die Parameter des Kameramodells ($x_0, y_0, z_0, \varphi, \psi, c$) bei der idealen Lochkameramodell) oder die Matrix A direkt abgeschätzt werden. Bei der direkten Abschätzung der 7 Parameter des Lochkameramodells ist ein hochgradig nichtlineares Gleichungssystem zu lösen, das sich einer analytischen Lösung entzieht und ein entsprechendes numerisches Iterationsverfahren erfordert (z.B. Newton Methode). Weniger Probleme hat man bei der Bestimmung der Matrix A . Für die Bildpunktindices erhält man die Gleichungen:

$$u = \frac{a_{11}x + a_{12}y + a_{13}z + a_{14}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}z + a_{34}} \quad (3.26)$$

$$v = \frac{a_{21}x + a_{22}y + a_{23}z + a_{24}}{a_{31}x + a_{32}y + a_{33}z + a_{34}} \quad (3.27)$$

Wegen der Verwendung von homogenen Koordinaten sind die Koeffizienten der Matrix A nur bis zu einem Skalierungsfaktor bestimmt. Um die Koeffizienten der Matrix A eindeutig zu bestimmen, ist es üblich, a_{34} auf eins zu setzen. Dann erhält man die folgenden linearen Gleichungen für die Koeffizienten der Matrix A :

$$\begin{bmatrix} x & y & z & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -ux & -uy & -uz \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x & y & z & 1 & -vx & -vy & -vz \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{13} \\ a_{14} \\ a_{21} \\ a_{22} \\ a_{23} \\ a_{24} \\ a_{31} \\ a_{32} \\ a_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

Die direkte lineare Transformation stellt ein einfach handzuhabendes und schnelles Verfahren dar. Ihr Nachteil ist, daß nur lineare Linsenfehler berücksichtigt werden können.

3.1.6. Bildpunktbestimmung

Für die Kalibrierung wird eine Mindestanzahl von bekannten Referenzpunkten benötigt, im zuvor erklärten Verfahren wurden die Szenen- und Bildpunktkoordinaten dieser Referenzpunkte als bekannt vorausgesetzt.

Die Referenzpunkte werden aus Aufnahmen einer Kamera mit Hilfe der Bildverarbeitung extrahiert und damit die Bildkoordinaten bestimmt. Anschließend werden die Bildkoordinaten den entsprechenden Szenenkoordinaten zugeordnet.

Im allgemeinen wird zum Kalibrieren ein Referenzobjekt mit einer Anzahl genau ausgemessener Referenzpunkte verwendet.

Für das verwendete Kameramodell, das durch die direkte lineare Transformation beschrieben wird, werden mindestens sechs nicht koplanare Referenzpunkte benötigt. Als Referenzobjekte sind verschiedene Objekte verwendbar. Ein einfaches Beispiel ist ein Würfel, dabei werden die sechs Eckpunkte als Referenzpunkte verwendet. Um die Ergebnisse zu verbessern, werden oft komplexere Objekte, wie etwa ein stuhlartiges Objekt verwendet, hier dienen die Eckpunkte der beiden Rechtecke als Referenzpunkte.

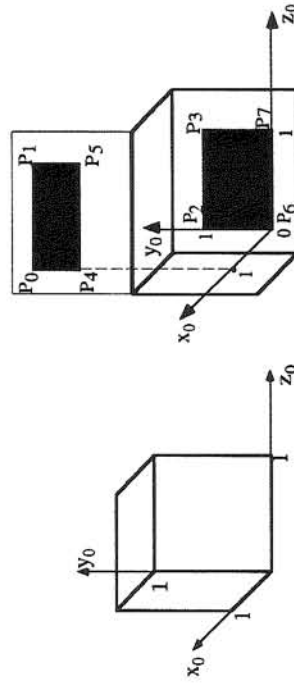


Abb. 3.8: Referenzobjekte

Die Bildpunktbestimmung ist über verschiedene Verfahren möglich.

Schneiden von Kanten: Die von der Bildverarbeitung extrahierten Kanten werden zur Bildpunktbestimmung eingesetzt. Durch Schnitt zweier selektierter Kanten werden die Eckpunkte berechnet.

Manuelles Auswählen im Grauwertbild: Hier werden die Eckpunkte direkt aus dem Grauwertbild ausgewählt. Ein Punkt in der Nähe des Eckpunktes wird selektiert.

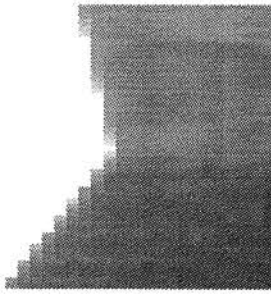


Abb. 3.9: Ecke des Würfels

3.1.7. Modellierung einer Stereokamera

Aus einem 2D-Bild können die 3D-Positionen der Raumpunkte nicht berechnet werden. Deren Vermessung wird durch Verwendung von mehreren unterschiedlichen Ansichten ermöglicht. Diese Ansichten können dabei durch einen Aufbau mit mehreren Kameras oder durch die Aufnahmen mit einer bewegten Kamera erreicht werden.

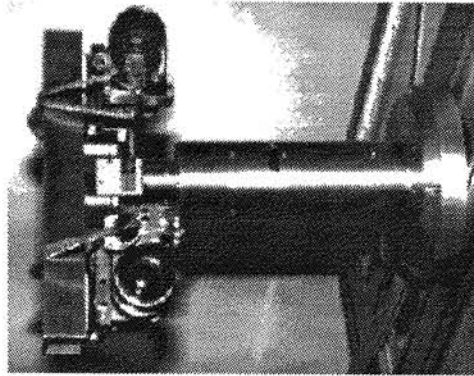


Abb. 3.10: Stereo-Sichtsystem KASTOR des mobilen Systems PRIAMOS

Dieses Verfahren wird in der Literatur bei Verwendung von zwei Kameras als **binokulares Stereo** bezeichnet. Wenn ein Raumpunkt in beiden Bildern sichtbar ist, dann muß er in

Schnittpunkt der Geraden liegen, der durch die beiden unterschiedlichen Perspektiven festgelegt wird. Dieser Schnittpunkt läßt sich durch **Triangulation** bestimmen.

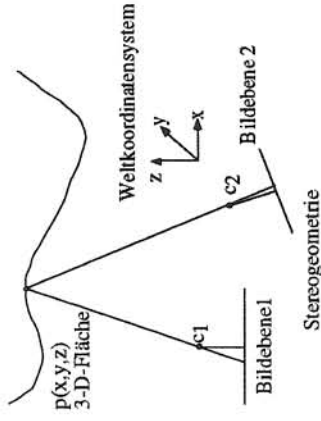


Abb. 3.11: Binokulares Stereo

Die Anordnung einer Stereokamera aus der obigen Abbildung kann, wenn beide Kameras kalibriert sind, in homogenen Koordinaten durch die folgenden Gleichungen beschrieben werden:

$$u_1 = A_1 x \quad (3.28)$$

$$u_2 = A_2 x \quad (3.29)$$

Jede der beiden Matrixgleichungen stellt die Gleichung einer Gerade in Weltkoordinaten dar. Um den Schnittpunkt $x=(x,y,z)$ zu bestimmen, muß also ein überbestimmtes System der linearen Gleichungen gelöst werden [Sch89].

$$P x = f \quad (3.30)$$

$$P = \begin{bmatrix} a_{111} - a_{131}i & a_{112} - a_{132}i & a_{113} - a_{133}i \\ a_{121} - a_{131}j & a_{122} - a_{132}j & a_{123} - a_{133}j \\ a_{211} - a_{231}i & a_{212} - a_{232}i & a_{213} - a_{233}i \\ a_{221} - a_{231}j & a_{222} - a_{232}j & a_{223} - a_{233}j \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

$$f = \begin{bmatrix} a_{134}i - a_{114} \\ a_{134}j - a_{124} \\ a_{234}i - a_{214} \\ a_{234}j - a_{224} \end{bmatrix} \quad (3.32)$$

Durch Rauschen hat dieses Gleichungssystem im allgemeinen keine exakte Lösung, es wird deshalb üblicherweise nach der Methode der kleinsten Quadraten gelöst. Damit der Rechner diese Berechnung automatisch ausführen kann, muß er beide Bilder verarbeiten, um zu bestimm-

men, welcher Punkt aus dem zweiten Bild einem Punkt aus dem ersten Bild entspricht. Dieses Problem nennt man das **Korrespondenzproblem (Matching-Problem)** und ist der schwierigste Teil des binokularen Stereoverfahrens. Um den Rechenaufwand zu vermindern werden zu einem Punkt aus dem ersten Bild nur die Punkte zugeordnet, die sich entlang der sogenannten **Epipolarlinien** befinden, diese können mit Hilfe der beiden Kalibrierungsmatrizen berechnet werden.

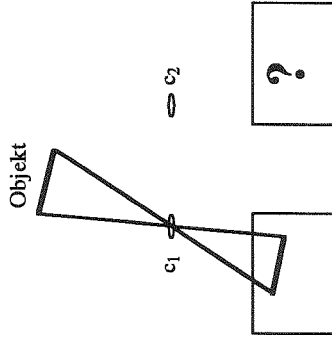


Abb. 3.12: Matching-Problem

Abb. 3.13 zeigt Rekonstruktionsfehler eines Stereo-Sichtsystems unter Verwendung eines einfachen Kameramodells (f_i : Brennpunkt der Kamera i).

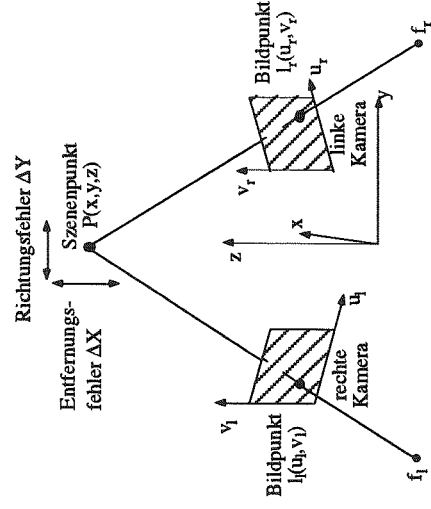


Abb. 3.13: Rekonstruktionsfehler

3.2. Sensorsimulation

Mit einem deterministischen Modell kann die Funktionsweise eines Sensors nie vollständig simuliert werden. Die Ergebnisse einer Messung sind immer mit Meßfehlern behaftet. Die Unsicherheiten in den Messungen muß man bei der Modellierung berücksichtigen. Die wichtigsten Aspekte der Sensorsimulation sind:

- **Sensor-Aufnahmefähigkeit:** Welche Merkmale können abgetastet werden und unter welchen Bedingungen.
- **Sensor-Zuverlässigkeit:** Das Maß für die Unsicherheiten in den geometrischen Parametern, die die extrahierten Merkmale beschreiben.

Jeder Sensor kann nur einen beschränkten Bereich der Szene abtasten. In manchen Fällen können aber wegen des Rauschens auch die Merkmale, die in entsprechenden Bereichen liegen, nicht erfaßt werden.

Die Unsicherheiten in Sensormessungen können in Abhängigkeit des Typs des Sensors und der Szene von verschiedenen Phänomenen verursacht werden. Trotzdem kann man sie grob in fünf verschiedene Klassen einteilen:

- Digitalisierungsfehler n_d (bei jedem Sensor anwesend).
- Systematische Fehler wegen der ungenauen Fertigung des Sensors n_s (z.B. bei einer Kamera steht die optische Achse nicht immer senkrecht zu der Bildebene).
- Große Fehler wegen des totalen Mißerfolgs des Sensors n_g (z.B. wenn das Korrespondenzproblem bei binokularem Stereo falsch gelöst wird).
- Normalverteiltes Sensorrauschen n_n .
- Nichtnormalverteiltes Sensorrauschen n_r .

Wenn man annimmt, daß die einzelnen Rauschkomponenten additiv sind, dann erhält man den folgenden Beitrag des Rauschens zur Messung eines Merkmals u (z.B. Abstand bei einem Ultraschallsensor, Intensität bei einer Kamera, Kräfte und Momente bei einer Kraft-Momentmeßdose):

$$u = \bar{u} + n(u) \quad (3.33)$$

$$n(u) = n_d(u) + n_s(u) + n_n(u) + n_r(u) + n_g(u) \quad (3.34)$$

$\bar{u}$ ist hier die eigentliche Messung und $n(u)$ ist der Fehlervektor, der als ein Wahrscheinlichkeitsvektor mit dem Mittelwert Null gegeben ist. In der Praxis kann man die Beiträge der einzelnen Klassen nur selten exakt abschätzen. Ein Versuch, die Wahrscheinlichkeitsdichte des Fehlervektors $n(u)$ exakt zu bestimmen, führt üblicherweise zu

keinen brauchbaren Ergebnissen, die Analyse wird schnell zu kompliziert. Ein besseres Vorgehen ist, daß man alle Rauschen als normalverteilt annimmt, also $\mathbf{n}(\mathbf{u}) = \mathbf{n}_n(\mathbf{u})$. Das führt zu den einfachen und effizienten Rechenschemata, die häufig auch relativ gut funktionieren. Der größte Nachteil solcher Modelle ist, daß sie die großen Fehler, die nicht vom Rauschen sondern von den Fehlern im Sensorsystem verursacht worden sind, nicht approximieren können.

Ein besseres Modell für solche Fehler ist das sogenannte "gross error model":

$$\mathbf{n}(\mathbf{u}) = (1 - \varepsilon)\mathbf{n}_n(\mathbf{u}) + \varepsilon\mathbf{n}_g(\mathbf{u}) \quad (3.35)$$

Bei diesem Modell wird angenommen, daß sich die Messungen in der Regel normalverteilt verhalten, in seltenen Fällen kommt es aber zu den falschen Messungen nach dem Modell $\mathbf{n}_g$. Wir haben also die folgende Wahrscheinlichkeitsdichte für den Fehlervektor $\mathbf{n}(\mathbf{u})$:

$$p(\mathbf{u}) = \frac{1 - \varepsilon}{(2\pi \det(A_1))^{m/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}-\bar{\mathbf{u}})^T A_1^{-1}(\mathbf{u}-\bar{\mathbf{u}})} + \frac{\varepsilon}{(2\pi \det(A_2))^{m/2}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{u}-\bar{\mathbf{u}})^T A_2^{-1}(\mathbf{u}-\bar{\mathbf{u}})} \quad (3.36)$$

Bei diesem Modell wird üblich etwa willkürlich angenommen, daß die Kovarianzmatrix A_1 zwar bekannt ist, das wir aber über A_2 und ε nichts anderes wissen als daß $0.01 \ll \varepsilon \ll 0.05$ und $\det(A_1) \ll \det(A_2)$.

4.1. Digitalisierung analoger Signale

Die Digitalisierung umfaßt die *Rasterung* des kontinuierlichen Definitionsbereichs in einen diskreten Definitionsbereich und die *Quantisierung* des kontinuierlichen Wertebereichs in diskrete Werte. Dieser Prozeß ist in Abb. 4.1 dargestellt.

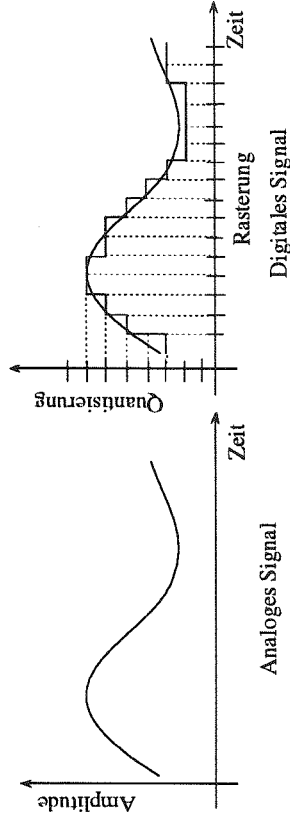


Abb. 4.1: Digitalisierung eines eindimensionalen Signals

Bei der Umsetzung einer analogen Bildfunktion in eine digitale Bildfunktion ist einerseits die Rasterung des Bildes in diskrete Punkte und andererseits die Quantisierung der Grauwerte in diskrete Werte notwendig. Bei der Rasterung legt man ein Raster über das kontinuierliche Bild und bestimmt innerhalb jedes Rasterfeldes den mittleren Grauwert, so daß aus einer kontinuierlichen Bildfunktion $g_k(x,y)$ eine diskrete Matrix von Grauwerten $g'(i,j)$ ($0 \leq i < M$, $0 \leq j < N$) entsteht. In der Regel wird ein rechteckiges Raster bevorzugt. Die Pixelgröße ist in den meisten Fällen nicht quadratisch, sondern rechteckig mit einem Seitenverhältnis von drei zu vier. Hierbei nimmt die Amplitude der Grauwerte noch einen kontinuierlichen Wertebereich an. Bei der Quantisierung ist eine Einteilung in 2^k ($k \leq 8$) diskrete Grauwerte üblich. Man erhält die diskrete Bildmatrix $g(i,j)$. Die Elemente dieser Matrix werden als *Bildelemente (Pixels)* bezeichnet. Sie entsprechen in der Regel nicht den Sensorelementen auf dem CCD-Chip, da die Taktrate der Digitalisierung nicht der Taktrate des Auslesens von Pixeln aus einer CCD-Kamera entspricht. Die Speicherung diskreter Bildmatrizen erfordert große Speicherplatzkapazitäten, denn schon bei den relativ kleinen Werten $M = N = 512$, $k = 8$ beträgt der Speicherplatzbedarf für ein einziges digitales Bild 256 K. Normale Kameras arbeiten im sogenannten Interlace-Modus. Das bedeutet, daß sich das Vollbild aus zwei Halbbildern zusammensetzt, die jeweils aus den geraden oder ungeraden Zeilen des Vollbildes bestehen. Nach der europäischen CCIR-Norm nimmt eine Videokamera 50 Halbbilder mit 625 Zeilen pro Sekunde auf.

Kapitel 4

Digitale Signalverarbeitung

Nach der Signalerfassung stellen die Aufbereitung und Digitalisierung des erfaßten Signals die nächste Stufe innerhalb eines informationsverarbeitenden Systems dar. Die mit Sensoren erfaßten Signale sind *analog* und lassen sich im allgemeinen als eine Funktion mit kontinuierlichem Definitions- und Wertebereich darstellen. In der Regel sind analoge Signale als Spannungssignale gegeben, es sind jedoch auch andere Formen, wie z.B. Stromsignale, Ladungssignale und Impedanzsignale möglich. Vor der Digitalisierung ist meistens eine Anhebung des im allgemeinen niedrigen Signalpegels an den Eingangsbereich des A/D-Wandlers notwendig, da Signale mit sehr niedrigen Werten schwer zu handhaben sind. Man bezeichnet diesen Prozeß als *Signalverstärkung*.

Aus einem analogen Signal lassen sich ohne weitere Verarbeitung keine Schlußfolgerungen über den Zustand der erfaßten Meßobjekte ziehen. In diesem Zusammenhang ist fast immer die *Digitalisierung* des analogen Signals nötig. Durch analoge Techniken können nur sehr einfache Signalumformungen, die z.B. für die Analyse natürlicher Sprache oder für die Bildauswertung nicht ausreichend sind, realisiert werden.

4.2. Fourier-Transformation

Digitale Signalverarbeitung befaßt sich mit der Umformung von Zahlenfolgen durch digitale Techniken. Die Zahlenfolgen entstehen meistens durch Abtastung analoger Signale. Ein durch den Operator H gekennzeichnetes System transformiert ein Eingangssignal $x(k)$ in das Ausgangssignal $y(k)$ (siehe Abb. 4.2).

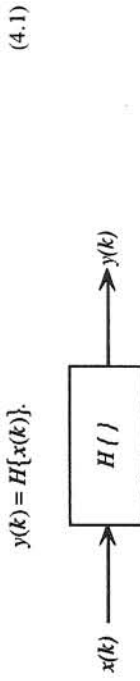


Abb. 4.2: Wirkungsweise eines signalverarbeitenden Systems

Ein System ist *linear*, wenn man aus der Linearkombination zweier beliebiger Eingangssignale die Systemreaktion

$$H\{\alpha x(k) + \beta y(k)\} = \alpha H\{x(k)\} + \beta H\{y(k)\}. \quad (4.2)$$

erhält. Ein Signal ist *zeit- bzw. verschiebungsinvariant*, wenn das System unabhängig vom Zeitpunkt bzw. der Position einer Struktur dasselbe Ergebnis liefert

$$y(k - k_0) = H\{x(k - k_0)\}. \quad (4.3)$$

Bei der Analyse linearer verschiebungsinvarianter Systeme spielt die Fourier-Transformation eine wichtige Rolle. Die Fourier-Transformation eines analogen eindimensionalen Signals mit kontinuierlichen Definitions- und Wertebereich lautet

$$F(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{iut} dt \quad (4.4)$$

Die Fourier-Transformation liefert eine Zerlegung des Signals in periodische Komponenten. Sie wird auch als Spektrum des Signals f bezeichnet und ist im allgemeinen eine komplexe Funktion.

Mit der inversen Fourier-Transformation

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} F(u) e^{-iut} du \quad (4.5)$$

erhält man aus dem Spektrum $F(u)$ wieder das ursprüngliche Signal $f(t)$. Durch die Werte seines Spektrums ist also ein kontinuierliches Signal vollständig beschrieben. Man spricht von der Darstellung des Signals im *Frequenzbereich*. Die Funktionen $f(t)$ und $F(u)$ bilden zusammen ein sogenanntes Fourier-Transformationspaar.

Die Rasterung eines eindimensionalen kontinuierlichen Signals $x_K(t)$ mit der Abtastrate T_A resultiert in einem diskreten Signal $x(k)$

$$x(k) := x_K(kT_A), \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

T_A wird als das Abtastintervall und $f_A = 1/T_A$ als die Abtastfrequenz bezeichnet. Es stellt sich die Frage, unter welchen Bedingungen sich das kontinuierliche Signal aus dem diskreten Signal vollständig rekonstruieren läßt.

Abtasttheorem: Wenn das Spektrum F einer kontinuierlichen Funktion f bandbegrenzt ist, d. h. $F(u) = 0$ für $|u| \geq U_{\max}$, dann kann die Funktion f aus Abtastwerten im Abstand kleiner oder gleich $T_A = \pi/U_{\max}$ exakt rekonstruiert werden. Mit anderen Worten, die Abtastfrequenz $f_A = 1/T_A$ muß mindestens doppelt so groß sein wie die maximale normalisierte Frequenz $U_{\max}/2\pi$.

Der Beweis für das Abtasttheorem ist z. B. in [Kam89] zu finden. Sind die Voraussetzungen des Abtasttheorems nicht erfüllt, so werden die niedrigeren Frequenzen durch die höheren verfälscht. Die Abtastung zweier unterschiedlicher analoger Signale mit der Abtastrate 1 resultiert in derselben digitalen Zahlenfolge. Dieser Effekt wird im Englischen als "Aliasing" bezeichnet. Er läßt sich durch die Verwendung eines analogen Tiefpaß-Filters, der als *Anti-Aliasing-Filter* bezeichnet wird, beheben. Ein Anti-Aliasing-Filter soll die niedrigeren Frequenzen unverändert lassen und die höheren sperren. Er muß immer als analoger Filter realisiert werden, da sich aus einem digitalen Signal die zu hohen Frequenzen nicht mehr entfernen lassen

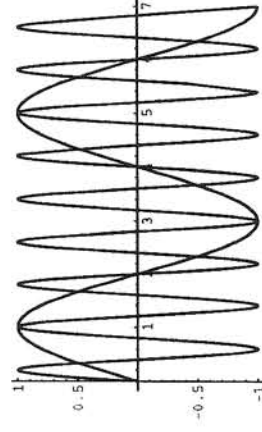


Abb. 4.3: Aliasing-Effekt

Das Abtasttheorem gilt - natürlich entsprechend modifiziert - auch für mehrdimensionale Signale wie z. B. Grauwertbilder. Auf die technische Realisierung der Umsetzung analoger Signale in digitale Signale und auf den praktischen Entwurf analoger Filter wird an dieser Stelle nicht eingegangen. Eine Einführung in dieses Themengebiet ist in [Fro84] zu finden.

4.3. Digitale Bildverarbeitung

Digitale Signalverarbeitung umfaßt ein sehr breites Gebiet, daher beschränken wir uns im folgenden auf die Verarbeitung digitaler Grauwertbilder, die zu den Signalen mit zweidimensionalem Definitionsbereich zählen. Wie oben geschildert, ist ein digitales Grauwertbild als zweidimensionale Matrix mit ganzzahligen Grauwerten im Bereich $0 \leq g < 2^k$ gegeben. Typischerweise ist $k = 8$ und alle Grauwerte liegen zwischen 0 und 256. Eine spezielle Form von Grauwertbildern sind *Binärbilder*, in denen lediglich die Werte 0 und 1 auftreten.

4.3.1. Histogramme und homogene Punktoperatoren

Der Grauwert g eines Pixels kann als diskrete Zufallsvariable mit dem Wertebereich $\{0, \dots, 2^k - 1\}$ betrachtet werden. Die Wahrscheinlichkeitsverteilung einer solchen Zufallsvariable ist durch die Wahrscheinlichkeiten p_i ($i = 0, \dots, 2^k - 1$) vollständig beschrieben. Es gilt

$$\sum_{i=0}^{2^k-1} p_i = 1, 0 \leq p_i \leq 1. \quad (4.6)$$

Sind die Wahrscheinlichkeiten bekannt, so kann man verschiedene statistische Größen, wie z.B. den Erwartungswert oder die Varianz von Grauwerten berechnen. Wenn man alle Pixel als gleichwertig, d.h. unabhängig von ihrer Position im Bild betrachtet, dann erhalten wir eine Schätzung für die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Grauwerte mit Hilfe von *Histogrammen*. Ein Histogramm $h(i)$ ($0 \leq i < 2^k - 1$) ist auf der Menge aller möglichen Grauwerte definiert. Jeder Wert $h(i)$ entspricht der Anzahl von Bildelementen mit dem Grauwert i .

Die Statistik der Grauwertverteilung kann durch sogenannte Punktoperationen verändert werden. Diese Operationen dienen zur Korrektur oder Normierung der Helligkeit oder des Kontrastes, zur Korrektur nichtlinearer Kamerakennlinien und zum Ausgleich von Helligkeitsunterschieden auf der Bildefläche. An dieser Stelle beschränken wir uns auf die *homogenen Punktoperatoren*, die einen Grauwert unabhängig von seiner Position im Bild ändern. Eine homogene Punktoperation ist daher eine sehr einfache Operation, die als eine Abbildung der Menge der möglichen Grauwerte gegeben ist

$$g'_{m,n} = f(g_{m,n}). \quad (4.7)$$

Diese Operationen lassen sich sehr schnell berechnen, da die Anzahl der möglichen Grauwerte relativ klein (≤ 256) ist.

Ein typisches Beispiel für solche Transformationen ist die Streckung der Grauwertdynamik im Grauwertbereich zwischen i_1 und i_2 auf die volle Grauwertskala durch die Funktion

$$f(i) = \begin{cases} 0 & , i < i_1 \\ \frac{i - i_1}{i_2 - i_1} (2^k - 1) & , i_1 \leq i \leq i_2 \\ 2^k - 1 & , i > i_2 \end{cases} \quad (4.8)$$

Diese Operation dient der Verschärfung von schwach kontrastierten Bildern. Eine homogene Punktoperation braucht im allgemeinen nicht linear zu sein.

In zahlreichen Anwendungen in der Robotik, z.B. bei kontrollierten Beleuchtungsverhältnissen und der Aufgabe, flache dunkle Objekte auf einem hellen Hintergrund zu erkennen, sind Binärbilder im Vergleich zu Grauwertbildern vorteilhaft. In diesem Fall ist eine *Binärisierung* des aufgenommenen Grauwertbildes erforderlich. Die einfachste Lösung dafür ist die Anwendung einer konstanten Binärisierungsschwelle S ($0 < S < 2^k - 1$) und der Grauwerttransformation

$$f_s(i) = \begin{cases} 0 & , i \leq S \\ 1 & , i > S \end{cases} \quad (4.9)$$

Die automatische Bestimmung der Grauwertsschwelle für beliebige Bilder ist nicht einfach. Zu diesem Zweck ist eine Analyse der Grauwertverteilung, die auf der Basis von Histogrammen erfolgen kann, notwendig. In den günstigsten Fällen weist ein Histogramm eine bimodale Grauwertverteilung auf (siehe Abb. 4.4), so daß die Binärisierungsschwelle in das Tal zwischen den beiden Modes gelegt werden kann.

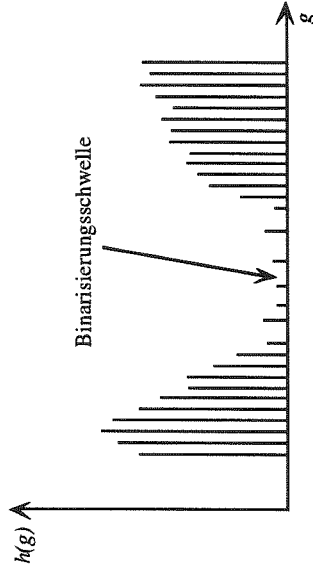


Abb. 4.4: Ideales Histogramm mit einer bimodalen Verteilung

In der Realität sind Histogramme selbst bei Bildern mit homogenen Objekten auf einem homogenen Hintergrund nicht bimodal. Daher müssen in der Praxis zur Binärisierung komplexere Methoden, die lokale Schwellwerte verwenden, eingesetzt werden (siehe z.B. [Jäh89]).

4.3.2. Diskrete Fourier-Transformation und Faltung

Analog zu der kontinuierlichen Fourier-Transformation kann auch die *diskrete Fourier-Transformation (DFT)* definiert werden. Wir definieren sie für zweidimensionale Signale, die als $M \times N$ -Matrizen $g_{m,n}$ gegeben sind

$$G_{u,v} = F(g_{m,n}) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} g_{m,n} W_M^{imu} W_N^{inv} \quad (4.10)$$

wobei

$$W_M = e^{j\frac{2\pi}{M}}, W_N = e^{j\frac{2\pi}{N}}.$$

Die inverse zweidimensionale DFT lautet

$$g_{m,n} = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} G_{u,v} W_M^{-imu} W_N^{-inv}. \quad (4.11)$$

Die Darstellungen im Orts- bzw. Frequenzraum sind also auch im diskreten Bereich informations-äquivalent. Die diskrete Fourier-Transformation ist für beliebige ganzzahlige u, v definiert und setzt sich im Frequenzraum periodisch fort

$$G_{u,v} = G_{u+kM, v+lN}, \quad -\infty < k, l < \infty. \quad (4.12)$$

Aus der inversen DFT ergibt sich auch die periodische Fortsetzung des Bildsignals im Ortsraum

$$g_{m,n} = g_{m+kM, n+lN}, \quad -\infty < l, k < \infty. \quad (4.13)$$

Die DFT ist eine *lineare Transformation*, d.h. die DFT der linearen Kombination zweier Signale f und g ist als lineare Kombination der Fourier-Transformierten F und G gegeben

$$F(\alpha f + \beta g) = \alpha F + \beta G. \quad (4.14)$$

Eine der wichtigsten Operationen in der Bildverarbeitung ist die *Faltung*. Sie ist folgendermaßen definiert

$$f_{m,n} = g_{m,n} * h_{m,n} = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} g_{k,l} h_{m-k, n-l} = \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} g_{m-k, n-l} h_{k,l}. \quad (4.15)$$

Die Matrix h wird als Gewichtsfunktion oder auch Faltungsmaske bezeichnet.

Zur Veranschaulichung der Faltung betrachten wir die Faltung einer Bildmatrix $g_{m,n}$ mit einer Gewichtsfunktion, die nur für die Indizes $-1, 0$ und 1 von Null verschieden ist. Für die Berechnung des Wertes $f_{m,n}$ wird die Gewichtsfunktion h auf das Bildelement $g_{m,n}$ gelegt und am Punkt $h_{0,0}$ gespiegelt. Den Wert für $f_{m,n}$ erhalten wir jetzt, wenn wir die übereinanderliegenden Elemente der Bildmatrix und der Gewichtsfunktion multiplizieren und aufsummieren.

$$\begin{bmatrix} \begin{pmatrix} g_{m-1, n-1} \\ h_{-1,1} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m-1, n} \\ h_{-1,0} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m-1, n+1} \\ h_{-1,-1} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} g_{m, n-1} \\ h_{0,1} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m, n} \\ h_{0,0} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m, n+1} \\ h_{0,-1} \end{pmatrix} \\ \begin{pmatrix} g_{m+1, n-1} \\ h_{1,1} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m+1, n} \\ h_{1,0} \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} g_{m+1, n+1} \\ h_{1,-1} \end{pmatrix} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

Bei der Berechnung der Faltung nach dieser Methode wird ähnlich wie bei der DFT angenommen, daß die Bildfunktion periodisch ist, d.h. zur Berechnung der Faltung am linken Bildrand werden die fehlenden Elemente vom rechten Bildrand eingesetzt. Linker und rechter und genauso oberer und unterer Bildrand sind bei der Faltung nachbarn.

Die Faltung wird im Frequenzraum zu einer Multiplikation, d.h., wenn $f_{m,n} = g_{m,n} * h_{m,n}$ und F, G und H die Fourier-Transformierten von Bildmatrizen f, g , und h sind, dann besteht nach dem *Faltungstheorem* folgende Verbindung zwischen den Fourier-Transformierten

$$F_{u,v} = G_{u,v} H_{u,v}. \quad (4.17)$$

Die Fourier-Transformation H der Gewichtsfunktion wird als Übertragungsfunktion bezeichnet. Diese einfache Form ermöglicht das Studium der Wirkung der Faltung mit einer bestimmten Gewichtsfunktion im Frequenzraum. Eine weitere wichtige Eigenschaft ist die Assoziativität

$$f_{m,n} * (g_{m,n} * h_{m,n}) = (f_{m,n} * g_{m,n}) * h_{m,n}. \quad (4.18)$$

Die Annahme der Periodizität des Bildes ist für reale Bilder problematisch, da sie sich nicht periodisch wiederholen. Eine mögliche Lösung ist, die Randpunkte bei der Berechnung der Faltung auszulassen. Bei einer solchen Vorgehensweise schrumpft das Bild um eine halbe Maskenbreite. Daher ist eine bessere Lösung die Ergänzung des Bildes durch einen Randstreifen von halber Maskenbreite. Die Werte in diesem Randstreifen können entweder gleich den Randpunkten gesetzt oder auch linear extrapoliert werden.

4.3.3. Digitale Filter

In der Einführung zu diesem Kapitel wurden unter den digitalen Systemen die linearen verschiebungsinvarianten Systeme als besonders wichtig erwähnt. Dies ist darin begründet, daß jedes lineare verschiebungsinvariante System durch eine Faltung gegeben ist. Umgekehrt gilt, daß durch die Faltung mit einer beliebigen Gewichtsfunktion ein lineares, verschiebungsinvariantes System definiert wird. Solche Operatoren werden als lineare verschiebungsinvariante Filter bezeichnet. Wegen des Faltungstheorems ist die Analyse solcher Systeme viel einfacher als die Analyse anderer Systeme.

Es sei H die Übertragungsfunktion eines linearen verschiebungsinvarianten Filters h . Wenn er die niedrigeren Frequenzen unverändert läßt und die höheren unterdrückt, d.h. $H(u) = 0$, $|u| > U$, spricht man von der *Tiefpaß-Filterung*. Wenn die Wirkungsweise des Filters gerade umgekehrt ist, d.h. $H(u) = 0$, $|u| < U$, geht es um einen *Hochpaßfilter*. Als *Bandpaßfilter* werden dagegen solche Filter bezeichnet, die nur einen bestimmten Frequenzbereich unverändert lassen, d.h. $H(u) = 0$, $|u| < U_1$ oder $|u| > U_2$.

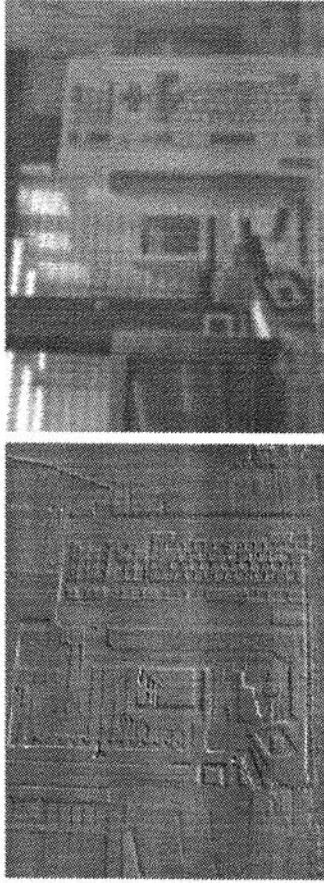


Abb. 4.5: Ein mit einem Hochpaß bzw. Tiefpaß gefiltertes Bild (Das Originalbild ist in Abbildung 4.9 zu sehen)

Ein typisches Beispiel für Tiefpaßfilter, die auch Glättungsfilter genannt werden, ist die Faltung der Bildfunktion mit einer Rechteckmaske

$$h = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \vdots & & \vdots \\ 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.19)$$

Diese Faltung resultiert in der Berechnung des mittleren Grauwertes in der Umgebung jedes Bildelements

$$g'_{m,n} = \sum_j \sum_k g_{m+j, n+k}. \quad (4.20)$$

Sie macht aus einer scharfen Kante einen allmählichen, rampenartigen Übergang. Damit die Grauwerte in dem ursprünglichen Wertebereich bleiben, muß das Ergebnis dieser Operation normiert werden.

Die Analyse des Rechteckfilters im Frequenzbereich zeigt, daß er kein besonders guter Glättungsfilter ist. Einige höhere Frequenzen werden von ihm nur teilweise abgeschwächt. Ein besserer linearer Glättungsfilter ist der *Gaußfilter*. Die kontinuierliche eindimensionale Version dieses Filters ist als Faltung mit der Gewichtsfunktion (siehe Abb. 4.6)

$$h(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (4.21)$$

gegeben. Die Übertragungsfunktion dieses Filters, d.h. die Fourier-Transformation der Gewichtsfunktion h lautet

$$H(u) = e^{-\frac{\sigma^2 u^2}{2}}. \quad (4.22)$$

Diese Funktion fällt gleichmäßig und exponentiell als Funktion von u^2 auf Null ab. Sie ist die einzige Funktion, die in beiden Bereichen eine ähnliche Form behält. Im diskreten Bereich läßt sich dieser Filter durch Binomialmasken approximieren (siehe [Jah89]).

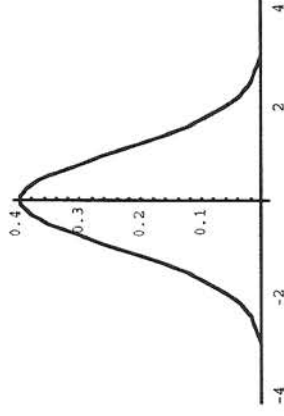


Abb. 4.6: Gaußfunktion

Der Hauptnachteil aller linearer Glättungsfilter besteht darin, daß sie auf einzelne gestörte Grauwerte, die man als *Ausreißer* bezeichnet, zu stark reagieren. Zur Elimination der Ausreißer eignen sich besonders die sogenannten *Medianfilter*, die zu den nichtlinearen Filtern gehören. Bei Medianfiltern wird aus den Pixeln einer Umgebung nicht der Mittelwert berechnet, sondern die Grauwerte innerhalb eines Bildbereichs werden ihrer Größe nach sortiert. Dann wird als Ergebnis der Grauwert zurückgegeben, der in dieser Anordnung in der Mitte steht. Medianfilter haben mehrere günstige Eigenschaften. Darunter ist die wichtigste, daß konstante Bildbereiche und Kanten bei der Medianfilterung erhalten bleiben.

4.3.4. Kantenextraktion

Der Grauwertverlauf der Projektion einer Szene hängt von den Beschaffenheiten der Objektoberflächen und ihrer Orientierung relativ zur Beleuchtungsrichtung ab. Stoßen in einem Bild zwei Regionen, die als Projektion zweier Flächen mit unterschiedlichen Reflexionseigenschaften und/oder Orientierungen entstanden sind zueinander, kommt es zu einer

Diskontinuität in der Bildfunktion. Solche Diskontinuitäten werden als *Kanten* bezeichnet. Sie gehören zu den wichtigsten Bildbereichshinweisen und können einerseits für die Segmentierung des Bildes in Bereiche mit spezifischen Attributen und andererseits zur Ermittlung dreidimensionaler Szenenbereichshinweise genutzt werden.

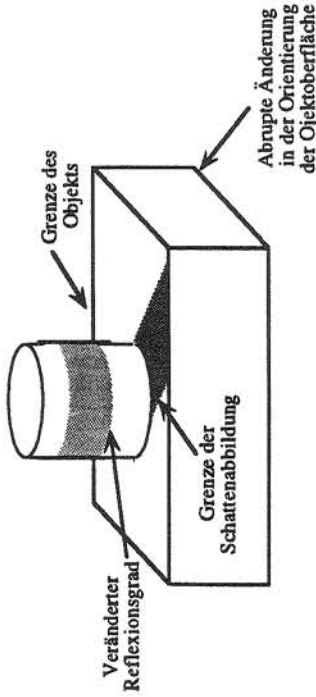


Abb. 4.7: Gründe für die Kantenentstehung

Richtungsableitungen sind ein gutes Maß für die Änderung des Grauwertverlaufs, je größer eine Richtungsableitung ist, desto schneller ändert sich der Grauwertverlauf quer zur Richtung der Ableitung. Die Detektion von Diskontinuitäten in der Bildfunktion und damit die Kantendetektion, kann durch die Detektion der lokalen Extrema durch Ableitungen senkrecht zur Kante erreicht werden. Im Frequenzraum wird die Ableitung zur Multiplikation der Transformierten mit einem, der Ortsfrequenz proportionalen Faktor

$$\int_{-\infty}^{\infty} \frac{df(x)}{dx} e^{-iux} dx = iuF(u). \quad (4.23)$$

Ableitungsoperatoren gehören zu den Hochpaßfiltern, sie unterdrücken die niedrigeren Ortsfrequenzen und betonen die höheren. Obwohl Menschen meistens keine Probleme mit der Kantendetektion haben, hat es sich herausgestellt, daß es sehr schwierig ist, diese grundlegende Fähigkeit in einem Rechner nachzubilden. Der Grund dafür ist, daß die Berechnung von Ableitungen ein schlecht gestelltes Problem ist (siehe z.B. [Fau93]). Meßfehler, die in einer Bildfunktion immer vorhanden sind, werden dabei nur noch vergrößert. Damit der Einfluß der Meßfehler reduziert wird, muß die Bildfunktion vor der Berechnung von Ableitungen geglättet werden. Dazu eignen sich verschiedene Tiefpaßfilter. Die beiden Operationen widersprechen sich jedoch gegenseitig. Während bei Ableitungsoperatoren die höheren Frequenzen hervorgehoben werden, betonen Tiefpaßfilter die niedrigeren Ortsfrequenzen. Die meisten klassischen Kantendetektoren versuchen, ein Gleichgewicht zwischen den beiden Kriterien, d.h. der präzisen Kantendetektion und der Unterdrückung der Meßfehler, zu finden.

Da uns nur eine diskrete Bildfunktion zur Verfügung steht, müssen bei der Berechnung von Ableitungen diskrete Approximationen verwendet werden. Häufig nimmt man

$$\frac{\partial g}{\partial x}(x, y) \approx \Delta_x g(x, y) = g(x+1, y) - g(x, y), \quad (4.24)$$

$$\frac{\partial g}{\partial y}(x, y) \approx \Delta_y g(x, y) = g(x, y+1) - g(x, y). \quad (4.25)$$

Diese beiden Operatoren können als Faltung mit den Masken

$$\Delta_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}; \Delta_y = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}$$

betrachtet werden. Es gilt:

$$\frac{\partial g}{\partial x} \approx \Delta_x * g, \quad (4.26)$$

$$\frac{\partial g}{\partial y} \approx \Delta_y * g. \quad (4.27)$$

Wie schon erwähnt sind die Ableitungen sehr anfällig gegenüber Störungen, deswegen versucht man in der Praxis, das Bildrauschen zu verringern. Ein klassischer Ansatz zur Glättung ist, jeden Grauwert durch den Mittelwert aller Grauwerte aus seiner Umgebung zu ersetzen. Die Mittelwertbildung entspricht der Faltung des Bildes mit einer Maske, deren Felder mit 1 belegt sind. Die Normierung auf die Anzahl der unter der Maske liegenden Pixel wird normalerweise unterlassen, da die Skalierung für die weiteren Verarbeitungsschritte gewöhnlich unwichtig ist. Wenn man zur Glättung die Masken

$$h_x = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}; h_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.28), (4.29)$$

verwendet und man anschließend die geglättete Bildfunktion mit den Masken Δ_x bzw. Δ_y faltet, erhält man das gleiche Ergebnis wie bei der Faltung der ursprünglichen Bildfunktion mit den Masken

$$P_x = \Delta_x * h_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, P_y = \Delta_y * h_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.30), (4.31)$$

Dies ist darin begründet, daß das Ergebnis der Faltung eine assoziative Operation ist. Die beiden obigen Operatoren werden als *Prewitt-Operator* bezeichnet. Auf eine ähnliche Weise kann auch der sogenannte *Sobeloperator* abgeleitet werden:

$$S_x = \Delta_x * \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 2 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4.32)$$

$$S_y = \Delta_y * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (4.33)$$

Die Rauschminderung wird bei diesen Operatoren durch Mittelung quer zur Richtung der Ableitung erreicht. Ableitungen können nicht nur in x- und y-Richtung approximiert werden, sondern auch in andere Richtungen, zum Beispiel in Richtung der beiden Diagonalen einer 3x3 Maske. Die Sobeloperatoren dafür sind:

$$S_p = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \\ 2 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad S_n = \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}. \quad (4.34), (4.35)$$

Alle Ableitungsoperatoren erster Ordnung sind richtungsabhängig. Es ist ihnen gemeinsam, daß die Summe der Koeffizienten ihrer Masken gleich Null ist. Das bedeutet, daß die Faltung einer konstanten Bildfunktion mit einem von diesen Operatoren in der Nullfunktion resultiert.

Das Ziel der Kantenextraktion ist die Ermittlung eines Kantenbildes. Ein *Kantenbild* ist ein Binärbild, in dem die Pixel, durch die die Kanten verlaufen, den Wert 1 haben und alle anderen Pixel auf Null gesetzt sind. Da die Richtung einer Kante im voraus unbekannt ist, müssen zu ihrer Hervorhebung richtungsunabhängige Operatoren verwendet werden. Die Richtung und der Betrag des größten Anstiegs ist durch den Betrag des Gradienten gegeben. Als Kantenpunkte können alle Pixel klassifiziert werden, in denen der Betrag des Gradienten einen gewissen Schwellwert übertrifft. Der Betrag des Gradienten läßt sich folgendermaßen berechnen

$$\|\nabla g(x, y)\|^2 = \left(\frac{\partial g}{\partial x}(x, y)\right)^2 + \left(\frac{\partial g}{\partial y}(x, y)\right)^2. \quad (4.36)$$

Die Wahl des optimalen Schwellwerts ist von großer Bedeutung für eine gute Kantenextraktion. Ist er zu hoch gewählt, gehen manche Kanten verloren, wird er zu tief gewählt, werden nichtssagende Kanten ermittelt, die die anschließende Bilddeutung nur erschweren. Das oben erläuterte Verfahren ist in Abb. 4.8 zusammengefaßt.

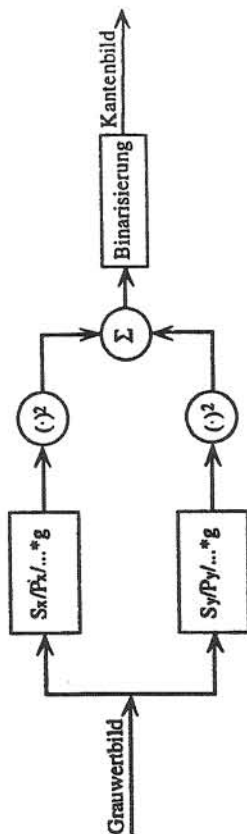


Abb. 4.8: Schritte bei der Kantenextraktion

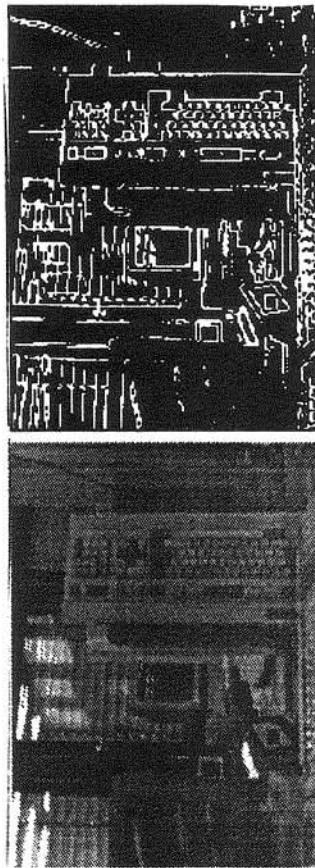


Abb. 4.9: Kantenextraktion mit Hilfe zweier Sobeloperatoren und Binarisierung

Ein linearer, richtungsunabhängiger Operator, stellt der *Laplace Operator* dar. Im kontinuierlichen Bereich ist er als die Summe der beiden zweiten Ableitungen definiert:

$$\nabla^2 g(x, y) = \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 g(x, y)}{\partial y^2}. \quad (4.37)$$

Die Diskrete Approximation für diesen Operator ist:

$$\nabla^2 g(x, y) = \frac{g(x - \Delta, y) + g(x, y - \Delta) + g(x, y + \Delta) + g(x, y + \Delta) - 4g(x, y)}{\Delta^2}. \quad (4.38)$$

Der Laplace Operator kann also durch die Faltung mit der 3x3 Maske

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

implementiert werden. Als Kantenpunkte ergeben sich in diesem Fall die Nullstellen des mit dem Laplace Operator gefilterten Bildes. Weil dieser Operator sehr rauschempfindlich ist, glättet man üblicherweise das Bild zusätzlich mit einem Gaußfilter. Der so gewonnene Filter heißt *Logfilter*.

("Laplacian of the Gaussian") und stellt eine der am häufigsten verwendeten Kantenoperatoren dar. Wegen

$$\nabla^2 (h * g) = (\nabla^2 h) * g, \quad (4.40)$$

ist er im Kontinuierlichen durch die Faltung mit

$$\nabla^2 h(x, y) = \nabla^2 \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \right) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left(\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right) \frac{r^2}{2\sigma^2} \quad (4.41)$$

gegeben. Im diskreten Bereich muß eine Approximation für diese Funktion gefunden werden.

Alle obigen Operatoren wurden entwickelt, ohne die Kriterien wie z.B. Rauschunterdrückung mathematisch exakt zu formulieren. Im Unterschied dazu hat Canny [Can86,Fau93] einen Kantendetektor entworfen, der bezüglich der folgenden drei Kriterien optimale Eigenschaften aufweist:

- Eine geringe Wahrscheinlichkeit für die Detektion falscher Konturpunkte und die Unterdrückung richtiger Konturpunkte soll erreicht werden.
- Eine genaue Lokalisierung der Kontur im Bild wird gefordert.
- Konturen sollen genau ein Pixel breit in der Aufnahme detektiert werden.

Canny hat diese Kriterien als Funktionale auf der Klasse aller Faltungsmasken definiert und sie mit Hilfe der Variationsrechnung optimiert. Es hat sich herausgestellt, daß die optimale Faltungsmaske eine ähnliche Form wie die erste Ableitung der Gaußfunktion besitzt.

4.3.5. Segmentierung

Bei der Bildsegmentierung wird das Bild in Bereiche $\{R_1, \dots, R_n\}$ eingeteilt, die nach Maßgabe eines Einheitlichkeitsprädikats P zusammengehören:

$$P(R_i) = \begin{cases} \text{TRUE, wenn } R_i \text{ zusammengehört} \\ \text{FALSE, andernfalls} \end{cases} \quad (4.42)$$

Ein Prädikat, das nur an den Grauwerten basiert, ist zum Beispiel:

$$P(R_i) = \begin{cases} \text{TRUE, wenn } \forall x \in R_i \text{ und } \forall y \text{ alle seine Nachbarn } y \in R_i \text{ gilt: } |g(x) - g(y)| \leq T \\ \text{FALSE, andernfalls} \end{cases}$$

Die resultierenden Bereiche mit einheitlichen Bildeigenschaften werden *Regionen* genannt. Es wird in der Regel verlangt:

- jeder Bildpunkt ist in genau einer der Regionen erfasst,
- $P(R_i) = \text{TRUE}$ für jede Region des Bildes,

- jede Region R_i ist räumlich zusammenhängend,
- die Regionen sind maximal, d.h. die Verschmelzung zweier benachbarter Regionen bewirkt den Wahrheitswert FALSE.

Ein einfaches Verfahren zur Bildsegmentierung ist die Binarisierung des Bildes aufgrund einer Binarisierungsschwelle. Dieses Verfahren ist jedoch nur dann anwendbar, wenn das Bild bimodal ist. Eine andere Möglichkeit stellt die Kantenextraktion dar. Hierbei ist das Problem, daß die extrahierten Kanten häufig nicht zusammenhängend sind. Daher werden wir in diesem Abschnitt die Verfahren betrachten, die auf Kontinuitäten basieren.

Um eine homogene Region zu erfassen, kann man sie um einen Anfangspunkt durch sequentielle Angliederung noch nicht klassifizierter benachbarter Bildpunkte wachsen lassen. Dabei wird ständig geprüft, ob ein gegebenes Einheitlichkeitsprädikat den Wert TRUE hat. Wenn kein Bildpunkt mehr mit der Region verschmolzen werden kann, wird ein neuer Anfangspunkt gewählt und das gleiche Verfahren wird wiederholt. Als Ergebnis eines solchen Verfahrens, das als Regionenwachstum bezeichnet wird, bekommt man ein segmentiertes Bild. Ein umgekehrtes Verfahren für die Segmentierung des Bildes ist Regionenteilung. Hier wird am Anfang angenommen, daß alle Pixel zu derselben Region gehören. Dann wird geprüft, ob das Einheitlichkeitsprädikat für diese Region erfüllt ist. Wenn nicht, wird die Region in mehrere Subregionen zerlegt und der Einheitlichkeitstest wird für diese Regionen wiederholt. Das Verfahren endet, wenn alle Regionen das Einheitlichkeitsprädikat erfüllen. Bei so beschriebenen Verfahren besteht die Schwierigkeit in der Definition des Einheitlichkeitsprädikats und in der Bestimmung der Anfangspunkte beim Regionenwachstum, bzw. der richtigen Teilungsstrategie bei der Regionenteilung. Die beiden Probleme sind meistens von der Aufgabe abhängig.

Es ist möglich, ein Verfahren zu entwickeln, das die beiden Vorgehensweisen zusammenbringt. Dieses Verfahren ist in der Literatur unter dem Begriff *Split-and-Merge* zu finden. Split-and-Merge führt den Segmentierungsprozeß schneller und effektiver als die beiden einzelnen Verfahren durch.

Die einfachste Version dieses Verfahrens funktioniert folgendermaßen [Sch89] :

```

main ()
{
    teile das Bild in n Anfangsregionen  $R_1, \dots, R_n$ ;
    while (es ist möglich, die Regionen zu verschmelzen oder einzuteilen)
    do (für alle Regionen  $R_i$ )
    {
        if ( $P(R_i) = FALSE$ )
            teile die Region  $R_i$  in kleinere Regionen;
        if (es bestehen solche Regionen  $R_i, R_j, R_k, \dots$ , für die es gilt:
             $P(R_i \cup R_j \cup R_k \cup \dots) = TRUE$ )
            verschmelze die Regionen  $R_i, R_j, R_k, \dots$  in eine größere Region;
    }
}

```

Dabei sind viele wichtige Einzelheiten wie z.B. Auswahl der Anfangsregionen und Teilungsstrategie nicht behandelt worden. Ein wesentlicher Vorteil des Split-and-Merge Verfahrens ist, daß bei gegebenem Einheitslichkeitsprädikat meistens weniger Operationen erforderlich sind als bei einem reinem Regionenwachstum oder Regionenteilung.

- In Erweiterung der geometrischen Darstellung werden bei der **topologischen Darstellung** auch die Beziehungen der einzelnen Objekte (z.B. Abstände) berücksichtigt.
 - Die **semantische Darstellung** liefert zusätzliche Informationen über die Art und Struktur der betrachteten Objekte mit Hilfe eines Modellierungskonzeptes oder einer Struktursprache. Häufig wird dabei das Entity-Relationship-Modell für die Semantische Datenmodellierung benutzt.
2. *Nach dem Operationsraum des Roboters*
- Bei einem **2-dimensionalen** Operationsraum werden alle Objekte der realen Roboterumgebung auf die x-y-Ebene (Boden) projiziert und somit auf ebene Geometrien (Polygone, Kreise, Beziérflächen, ...) reduziert.
 - Eine eingeschränkte Darstellung räumlicher Geometrien ermöglicht der **2 1/2-dimensionale** Operationsraum. Mit Hilfe der sogenannten "Sweeping"-Methode werden ebene Geometrien, die senkrecht zur Basisfläche stehen, um einen bestimmten Betrag angehoben. Schräge Kanten, wie sie bei Pyramiden oder Kugeln vorkommen können allerdings nicht dargestellt werden.
 - Im **3-dimensionalen** Operationsraum können die Objekte der realen Umwelt in allen Ausdehnungen modelliert werden.
3. *Nach den Umweltbedingungen des Roboters*
- **Statische** Umweltbedingungen, in denen sich der Zustand der Umweltobjekte nicht ändert, treten in realen Anwendungen nur sehr selten auf.
 - **Dynamische** Umweltbedingungen erfordern die Berücksichtigung von Positionsänderungen der einzelnen Objekte.
 - Eine Umwelt gilt als **bekannt**, wenn alle Objekte im Weltmodell gespeichert sind.
 - Sind noch keine Umweltinformationen im Weltmodell gespeichert, gilt die Umwelt als **unbekannt**. Die notwendigen Informationen müssen erst durch Kartographierung gewonnen werden.
4. *Nach dem Anwendungsgebiet des Roboters*
- In einem **strukturierten** Anwendungsgebiet treten nur wenige Arten verschiedener Objekte auf. Vereinfachte Bedingungen ergeben sich auch durch gut wahrnehmbare

Kapitel 5

Umweltmodellierung

Ein Roboter benötigt ein Weltmodell, das die reale Umwelt auf eine interne Repräsentation abbildet. Für verschiedene Einsatzgebiete und Aufgaben wurden dabei unterschiedliche Weltmodelle entwickelt und eingesetzt [Lüd91]. Das Weltmodell stellt für den Roboter eine Wissensbasis dar. Es enthält Informationen über die Beschaffenheit der Welt, in der sich ein Roboter bewegen soll. Man kann ein Weltmodell als eine Karte der Umgebung betrachten, als eine Sammlung von räumlichen Beziehungen [Cox90]. Diese besteht aus einer Menge von Informationen, die der Roboter zur Bewältigung von Aufgaben, wie z.B. Navigation, Positionsbestimmung oder Sensordatenverarbeitung benötigt. In welcher Form die Informationen vorliegen, ist je nach Verwendung des Modells unterschiedlich.

Weltmodelle lassen sich nach verschiedenen Kriterien klassifizieren [Lüd91, Reg92].

1. Nach dem Abstraktionsniveau

- Die **geometrische Darstellung** ist eine sehr einfache Darstellungsmethode, die nur die Ausdehnung und Lage der einzelnen Objekte betrachtet.

Bewegungsgrenzen und eine meist ebene Fahrfläche. Strukturierte Umgebungen lassen sich vorwiegend in geschlossenen Räumen aufbauen.

- **Unstrukturierte Anwendungsgebiete**, wie sie häufig im freien Gelände vorzufinden sind, erschweren die Betriebsbedingungen des Roboters. Sehr unebener und rutschiger Untergrund sowie fehlende Landmarken stellen wichtige Fehlerquellen für die Positionsbestimmung des Roboters dar.

5. Nach dem Informationsgehalt

Hierzu gehören **Pfade, Freiraum, Objekte und gemischte Modelle**. Die nachfolgende Auflistung einiger konkreter Weltmodelle und ihrer Realisierung richtet sich nach dieser Klassifizierung.

5.1. Geometrische Modelle

In der Regel wird das geometrische Modell direkt aus den Sensordaten abgeleitet oder aus den Meßwerten aufgebaut. Das geometrische Modell wird vorwiegend für Aufgaben der Navigation, wie z.B. lokale Kursplanung oder Positionskorrektur benötigt. Aus diesem als Basismodell gespeicherten geometrischen Modell wird in weiteren Verarbeitungsschritten das topologische und das semantische Weltmodell abgeleitet [Kni91]. Der Bereich der geometrischen Modellierungsarten läßt sich entsprechend den bereits angeführten Klassifikationsmerkmalen Informationsgehalt und Dimension gliedern.

5.1.1. Pfade

Pfade sind die einfachste Möglichkeit, die Umwelt darzustellen [Reg92]. Diese Kartographierungsmethode wird auch als *partielle Modellierung* bezeichnet, da eigentlich keine geometrischen oder topologischen Zusammenhänge erfaßt werden. Der Roboter kann sich lediglich auf vordefinierten Pfaden oder Pfadlisten, die im Weltmodell gespeichert sind, kollisionsfrei bewegen. Objekte, insbesondere Hindernisse werden nicht erfaßt. Die Fahrkurse werden dabei mittels Weltkoordinaten in Tabellen abgelegt. Die Eingabe der Fahrkursdaten kann entweder im Teach-in-Betrieb [PH90] oder mittels Grafikeditoren [Frog] erfolgen.

Zur automatischen Generierung von Pfaden werden die sogenannten *Sichtbarkeitsgraphen* (V-Graphen) eingesetzt. Bei diesem Verfahren wird jeder Eckpunkt eines Objektes mit allen di-

rekt sichtbaren Eckpunkten in der Umgebung verbunden (Abb. 5.1). In einem weiteren Schritt wird dann die Bahnplanung durchgeführt.

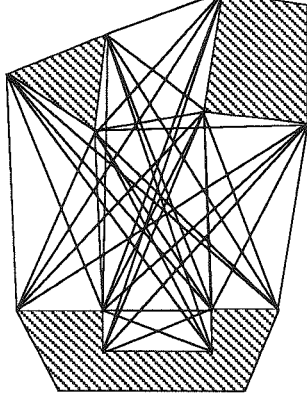


Abb. 5.1: Sichtbarkeitsgraphen

Eine spezielle Form des Sichtbarkeitsgraphen stellt der *Tangentengraph* (T-Graph) dar. Der Tangentengraph ergibt sich aus der Reduzierung des Sichtbarkeitsgraphen auf die Verbindungslinien, die eine Tangente zwischen den Hindernissen bilden (Abb. 5.2). Die Anzahl der verbleibenden Verbindungslinien steht im engen Zusammenhang zur Anzahl aller konvexen Ecken sämtlicher Objekte. Dieses Verfahren hat den Vorteil, daß die Komplexität und damit der Rechenaufwand der Bahnplanungsverfahren erheblich vermindert wird [LA91].

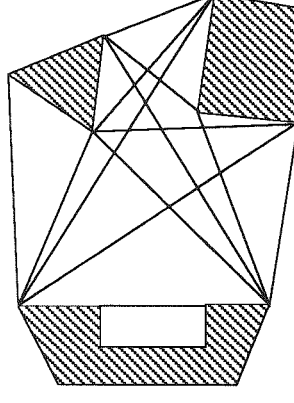


Abb. 5.2: Tangentengraph

5.1.2. Freiraum

Die Freiraumdarstellung der Roboterumwelt ist im allgemeinen die Projektion der realen dreidimensionalen Welt auf die zweidimensionale Grundrißdarstellung. Die vorhandenen Objekte und Hindernisse werden allerdings nicht berücksichtigt.

Die kollisionsfrei befahrbaren Freiräume werden in verschiedenen Verfahren in geeignete Bereiche zerlegt. Das Freiraumweltmodell wird meistens durch eine Graphendarstellung repräsentiert, wobei die Knoten den Freiraumbereichen und die Kanten den Verbindungen der Freiraumgebiete entsprechen (Abb. 5.3).

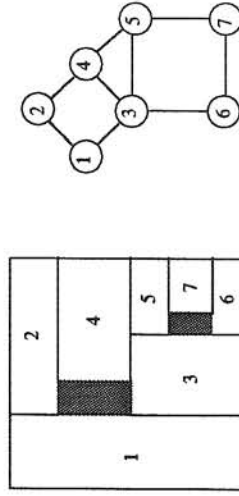


Abb. 5.3: Freiraummodell (links) und dazugehöriger Freiraumgraph (rechts)

Die Vorteile dieser Methode sind folgende [Tia89]:

- Die unmittelbare Bereitstellung der Freiräume vermindert die Komplexität der Wegplanung. Zudem reduziert die Graphendarstellung den Zeit- und Rechenaufwand.
- Die Freiräume können beliebig befahren werden, da sich darin keine Hindernisse befinden. Auf diese Weise werden die Überlegungen zur Fahrsicherheit deutlich vereinfacht.
- Die Form und die Position der Hindernisse beeinflusst die Komplexität des Weltmodells kaum. Dadurch wird die Anpassungsfähigkeit der Algorithmen an verschiedene Umwelten verbessert.

Die Verfahren der Freiraumzerlegung werden entsprechend der Darstellungsform der Freiflächen unterschieden in:

1. konvexe Polygone,
2. allgemeine Kegel,
3. Kacheln.

5.1.2.1. Konvexe Polygone

Freiräume, die in primitive Geometrien (Dreiecke, Rechtecke, konvexe n-Ecke) zerlegt sind, lassen sich mathematisch gut handhaben.

Ein erstes zweidimensionales polygonales Umweltmodell wurde in [GSC79] vorgestellt. Die zweidimensionalen Projektionsflächen werden durch Polygonsegmente in Form einer sortierten Liste dargestellt. Dabei werden bekannte Freiflächen in konvexe Zellen (C-Zellen) zerlegt. Noch unbekannte Freiräume, in denen sich noch Hindernisse befinden können, werden durch Zellen (C*-Zellen) repräsentiert, die sogar konkave Formen enthalten können. Die Hindernisse werden durch eine Liste von Kanten (s) dargestellt. In einem entsprechenden Graphen für die Wertsuche entsprechen die C-Zellen den Knoten und die Verbindungsstrecken zweier benachbarter Zellen den Kanten des Graphen (Abb. 5.4).

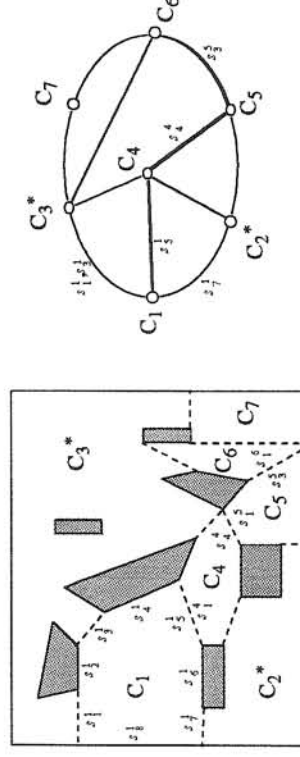


Abb. 5.4: Polygonales Umweltmodell [GSC79] und dazugehöriger Verbindungsgraph für eine Wertsuche von C_1 nach C_6

Ein Vorteil dieses Verfahrens liegt in der Verwendung der disjunkten Polygone, die den Raum großflächig einteilen und somit den Zeit- und Rechenaufwand für die Bearbeitung vermindern [Lüd91].

Ein primitiveres Verfahren stellt die Zerlegung der Freiräume in Dreiecke dar [Reg92]. Die Mittelsenkrechten der Dreiecke können direkt als Pfade für die Bahnplanung verwendet werden (Abb. 5.5).

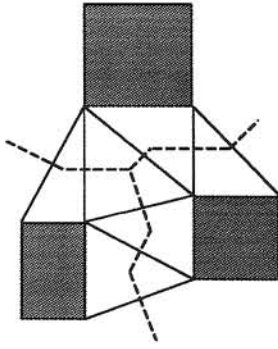


Abb. 5.5: Freiraumzerlegung in Dreiecke

5.1.2.2. Allgemeine Kegel

In dem Verfahren der allgemeinen Kegel werden freie Räume durch sich überlappende verallgemeinerte Kegel dargestellt. Die Grundidee besteht darin, ein Kursnetz aufzubauen, das durch den jeweils maximalen Abstand zu den Hindernissen gekennzeichnet ist [Kni91].

In einem ersten Schritt werden die Kanten sämtlicher Hindernisse untersucht, ob sich zwischen ihnen ein Hindernis befindet. Ist dies nicht der Fall, so werden sie als Paar zusammengefasst. Zwischen die Paare von Kanten werden jeweils Linien gelegt, die letztendlich die Mittellinien (Spines) der konstruierten Kegel bilden (Abb. 5.6). Die Mittellinien bzw. Symmetrieachsen der Kegel können zur Bahnplanung eines sicheren kollisionsfreien Kurses verwendet werden.

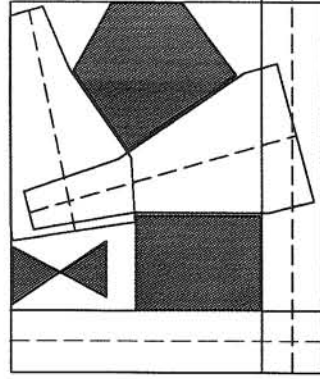


Abb. 5.6: Verallgemeinerte Kegel [Bro83]

Der Vorteil dieser Modellierungsart ist die Zusammenfassung möglichst großer Freiraumflächen. Problematisch ist allerdings die Orientierung an den Hindernissen, was den Einsatz in dynamischer Umgebung fraglich macht.

5.1.2.3. Kacheln

Die Zerlegung der Umwelt in sogenannte Kacheln wurde von Holmes und Jungert [HJ89] vorgestellt. Es handelt sich hierbei um eine objektorientierte Datenstruktur, in der jedes Objekt der realen Umwelt durch eine Menge von Linien repräsentiert wird. Der Anfangspunkt und die Länge dieser Linien, sowie die Art des betroffenen Objekts wird gespeichert.

Der Freiraum wird wie folgt in Kacheln eingeteilt [Lüd91]. Über die Karte werden zur x-Achse parallele Linien gezogen und zwar genau auf der y-Höhe der lokalen Maxima und Minima der im Raum befindlichen Hindernisse (Abb. 5.7). Die einzelne Regionen bilden dann die Knoten des Freiraumgraphen.

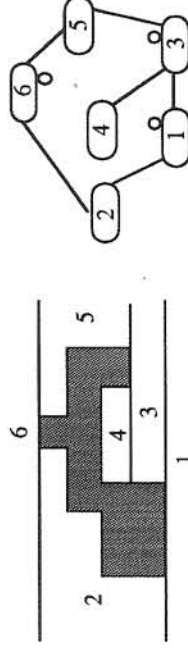


Abb. 5.7: Aufteilung des Freiraumes in Kacheln und dazugehöriger Freiraumgraph

5.1.3. Objekte

Bei diesem Verfahren der Umweltmodellierung werden die Objekte der realen Umwelt (Türen, Wände, Hindernisse) dargestellt. Aus den Sensorwahrnehmungen ergibt sich eine dreidimensionale Darstellung der Umgebung. Zur Navigation eines bodengebundenen Roboters reicht allerdings die zweidimensionale (x-y-Ebene) Projektion. Die Objektdarstellung lässt sich in verschiedene Methoden untergliedern.

5.1.3.1. Kantenmodelle

Diese Modelle werden auch als Drahtrahmenmodelle ("wire frames") bezeichnet. Bei dieser Modellierungsart werden markante Punkte des Objektes ermittelt, meistens die Eckpunkte des Objektes mit geeigneten Zwischenpunkten. Diese Punkte werden durch Kanten verbunden, die auf der Oberfläche des Objektes liegen, auch hier sind dies meistens Kanten des Objektes. Neben Geraden werden auch Kreise, Kreisbögen oder Kegelschnitte als Kanten aufgefasst und

mathematisch beschrieben. Bei komplexen Modellen ist es dabei sinnvoll verdeckte Kanten zu entfernen.

Abb. 5.8 zeigt das Kantenmodell eines einfachen Objektes, Abb. 5.9 das Kantenmodell einer Roboterzelle zur Simulation von Schweißaufgaben.

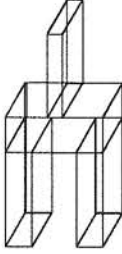


Abb. 5.8: Kantenmodell eines einfachen Objektes

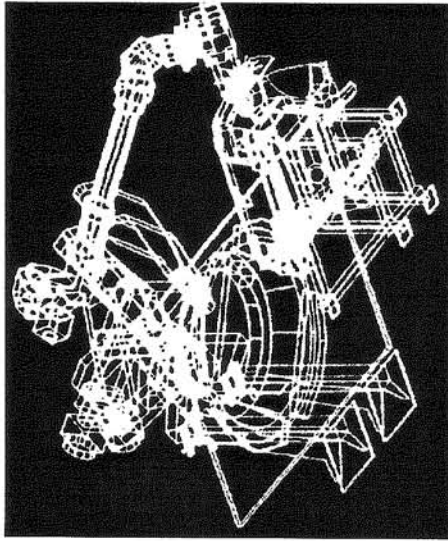


Abb. 5.9: Kantenmodell zur Simulation von Schweißaufgaben (KUKA)

5.1.3.2. Oberflächenmodelle

Bei Flächen- bzw. Oberflächenmodelle, auch "surface model" genannt, geschieht die Geometriebeschreibung des Objektes durch die Nachbildung der Objektoberflächen. Es werden einzelne Oberflächenelemente verwendet, die dann aneinander gesetzt werden. Mögliche Oberflächenelemente sind ebene und gekrümmte Flächenelemente. Ebene Flächenelemente werden durch ihre umlaufenden Kanten repräsentiert, d.h. sie können mit einfachen Polygonen nachgebildet werden. Gekrümmte Flächenelemente sind entweder mathematisch beschreibbar (Zylinder, Kegel-, Torusflächen) oder Freiformflächen, die durch sogenannte "patches" näherungsweise beschrieben werden können.

5.1.3.2. Volumenmodelle

Ist eine Unterscheidung von Raumpunkten hinsichtlich ihrer Lage zum Objekt, d.h. nach innen- und außenliegenden Punkten, möglich, so liegt ein Volumenmodell ("solid model") vor. Dieses wird auch als Festkörpermodell bezeichnet.

Es gibt dabei verschiedene Repräsentationsmöglichkeiten:

- Die **Begrenzungsflächenmethode** (boundary representation, **BR**) beschreibt einen Körper durch die ihn umgebenden geometrischen Elemente (Flächen, Kanten, Punkte) [DH91]. Die eine Fläche erzeugenden Kanten bzw. Punkte werden aufgrund eines festgelegten Richtungsinns bestimmt. Daraus berechnet sich die Flächennormale, die je nach Konvention in den Körper hinein oder aus dem Körper heraus zeigt und somit vorhandenes Volumen beschreibt.

Mindestens zwei Punkte bilden eine Kante, mehrere Kanten erzeugen eine Fläche aus denen sich der Körper zusammensetzt [Reg92]. Diese Topologie und die Geometrie werden in einer Hierarchie getrennt repräsentiert. Die Topologie spezifiziert die Beziehungen zwischen den Flächen, Kanten und Punkten. Abb. 5.10 zeigt ein Objekt und die Zerlegung in seine Flächenelemente.

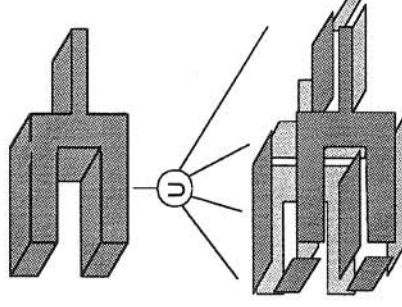


Abb. 5.10: Zerlegung eines Objekts in seine Flächenelemente

- Bei der **Grundkörperdarstellung** (constructive solid geometry, **CSG**) werden Körper aus verschiedenen parametrisierbaren Grundelementen (Kubus, Block, Prisma, Zylinder, Kegel, Kugel) zusammengesetzt [DH91]. Die für das jeweilige Grundelement relevanten Parameter müssen bereits bekannt bzw. gespeichert sein. Zur Körperdarstellung aus

Grundelementen sind außerdem deren Transformationen zur Positionierung im zugrundeliegenden Koordinatensystem und boolsche Verknüpfungen zur Erzeugung komplexerer Geometrien notwendig. Die üblichen boolschen Operationen sind die Vereinigung ($G1 \cup G2$), der Durchschnitt ($G1 \cap G2$) und die Subtraktion ($G1 - G2$) zweier Körper. Auf die neu entstandenen Körper können wiederum Verknüpfungen angewendet werden. Allerdings benötigt dieses Verfahren einen sehr hohen algorithmischen Aufwand zur Erzeugung und Weiterverarbeitung komplexerer Körper.

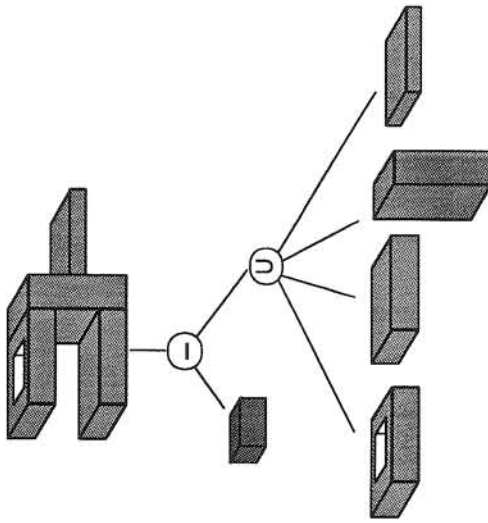


Abb. 5.11: Konstruktion eines Körpers mit der CSG-Methode

- Die Methode der **cell decomposition** (Zusammensetzen von Einzelementen, CD) beschreibt den umgekehrten Vorgang der Grundkörpermethode [DH91]. Ein komplizierter Körper wird solange durch Zerlegen vereinfacht, bis er sich leicht beschreiben läßt. Im Gegensatz zur CSG kennt die CD nur die Operation "Kleben", weiterhin durchdringen sich im Gegensatz zur CSG niemals zwei Objektkomponenten. Die Objekte in der CD-Struktur lassen sich relativ einfach auf eine Baumstruktur abbilden [Reg92].
- Bei der **Volumenapproximation** (spatial occupancy, SO) wird ein Objekt durch Würfel einheitlicher Größe beschrieben [DH91]. Speichereffizient gelingt dies mit einem Octree. Dabei werden große Würfel, die nur teilweise in einem Objekt liegen, in jeweils acht kleinere Würfel zerlegt. Die Zerlegung wird solange fortgesetzt, bis die gewünschte Feinheit der Approximation erreicht ist.

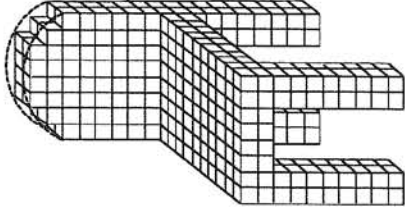


Abb. 5.12: Graphische Darstellung der SO-Repräsentation eines Stuhles

- Bei der Beschreibung dreidimensionaler Hindernisse durch **einhüllende Quader** wird ein Objekt im Gegensatz zur Volumenapproximation durch Quader unterschiedlicher Größe approximiert [HS91]. Die Quader sind disjunkt und durch vier Eckpunkte im kartesischen Koordinatensystem genau beschreibbar. Die Anzahl der Quader bestimmt die Feinheit der Approximation.
- Die Verfahren zur **Erkennung bzw. Generierung von Geradensegmenten** aus mehreren Sensormessungen repräsentieren parametrische Umweltdarstellungen. Eine wichtige Methode ist die geeignete Zusammenfassung mehrerer Meßwerte zu Regionen konstanter Entfernung (regions of constant depth, RCD), die dann als Geradensegmente dargestellt werden können [LDW92]. Mit Hilfe dieser RCDs ist es auch möglich, zylindrische Hindernisse oder konvexe bzw. konvexe Ecken von Hindernissen zu erkennen. Ein weiteres Verfahren verwendet den Kalman Filter zur Approximation von Geradensegmenten [Cro89a, Cro89b]. Dabei wird versucht aus mindestens drei Messungen die genaue Lage und Orientierung eines Geradensegmentes zu approximieren. Vorteilhaft bei diesem Ansatz ist die Möglichkeit der Fehlerabschätzung von Position und Orientierung (Eine ausführliche Beschreibung beider Verfahren befindet sich in Kapitel 6.3).

5.1.4. Gemischte Modelle

Die in der Forschung am häufigsten eingesetzten Methoden kommen aus dem Bereich der gemischten Modelle. Der Unterschied zu den bisher erklärten Verfahren liegt darin, daß sowohl Freiräume als auch Objekte erfaßt werden.

Die wichtigsten Methoden sind die sogenannten Gitter- bzw. Rasterdarstellungen, die Methode des Konfigurationsraumes zählt ebenfalls zu den gemischten Modellen.

5.1.4.1. Gitter

Eine Gitterdarstellung definiert eine zwei- bzw. dreidimensionale Rasterstruktur über einem Bereich der Umgebung. Die Form des Hindernisses wird dann nicht exakt in Koordinaten angegeben, sondern über eine Anzahl von zugehörigen Zellen angenähert.

Verschiedene Gitterstrukturen sind in Abb. 5.13 dargestellt. Die gebräuchlichste verwendete Gitterstruktur ist das quadratische Gitter. Die Verwaltung der Zellen kann wesentlich vereinfacht werden, wenn zusammenhängende freie oder besetzte Bereiche gruppiert werden und nur bei Bedarf (Integration neuer Daten) auf einzelne Zellen zugegriffen wird.

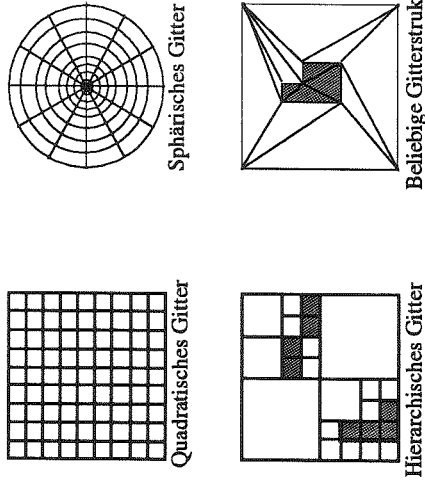


Abb. 5.13: Struktur von Gittermodellen

- **Gitter mit einheitlicher Zellzerlegung** : Das Verfahren der einheitlichen Zellzerlegung (auch "bitmap" genannt), legt ein zweidimensionales Raster über die Umgebung des Roboters. Man unterscheidet hierbei quadratische und sphärische Gitter. Der Auflösungs-

bzw. Detaillierungsgrad wird von der Größe der Zellen ("grids") bestimmt. In den Zellen wird der jeweilige Status mit den Attributen frei (d.h. für den Roboter passierbar), besetzt (d.h. ein Hindernis schneidet die Zelle oder bedeckt sie vollständig) oder unbekannt (d.h. der Zustand dieser Zelle ist noch nicht entscheidbar, z.B. weil dieser Teil der Roboterwelt von der Sensorik noch nicht erfaßt worden ist) gespeichert [Alm89]. Da die Sensordaten in der Regel mit Unsicherheiten behaftet sind wird anstelle des festen Status die entsprechende Zustandswahrscheinlichkeit in den Zellen abgelegt ("certainty grids", "histogram grids"). Diese Wahrscheinlichkeitswerte und Zuordnung zu den Zellen ergeben sich aus dem Sensormodell. Die Gittereintragung, dessen Aktualisierung und Interpretation solcher Wahrscheinlichkeitsgitter ist in der Literatur häufig zu finden [BK91a, BK91b, Elf86, MaE88, ME85], siehe dazu auch Kapitel 6.3.

Quadratische Gitter: Die Zellen eines quadratischen Gitters sind alle gleich groß. Mit Hilfe eines kartesischen Koordinatensystems kann die Position einer Gitterzelle eindeutig beschrieben werden.

Sphärische Gitter: Das Gitter ist auf den Roboter zentriert und hat die drei Parameter Azimuth, Elongation und Distanz [Sim90, JS91]. Die Verwendung eines sphärischen Gitters hat den Vorteil, daß die ebenfalls oft in sphärischen Koordinaten vorliegenden Sensordaten relativ einfach in das Gitter übertragen werden können. Außerdem wird der Meßfehler durch die jeweilige Differenzbildung von Azimuth und Distanz definiert, da die partielle Fusion dreidimensionaler Daten einfach ist.

- **Gitter mit hierarchischer Zellzerlegung:** Bei diesem Verfahren wird die Umgebung des Roboters in gleich große Zellen zerlegt. Zellen, in denen sich Hindernisse befinden werden dann bei zweidimensionaler Umweltdarstellung in vier, bei dreidimensionaler Darstellung in acht kleinere Zellen verfeinert [Reg92]. Diese Verfeinerung wird solange fortgesetzt, bis die gewünschte Feinheit der Approximation erreicht ist (Abb. 5.14). Diese Methode wird in der Literatur als **Quadtree** (Vierbaum) bzw. als **Octtree** (Achterbaum) bezeichnet [DH91].

Die Ablage der Daten in solchen Strukturen ist sehr speichereffizient und bezüglich des Zugriffs sehr schnell. Die Erstellung der entsprechenden Bäume benötigt jedoch einen hohen Rechenaufwand, weshalb das Verfahren für den Einsatz in dynamischer Umgebung nicht geeignet ist.

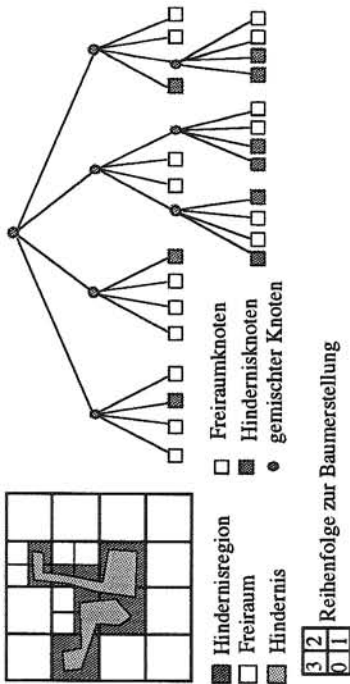


Abb. 5.14: Zerlegung der Umwelt mittels Quadtree

- **Gitter mit beliebiger Zellzerlegung:** Bei diesem Verfahren wird der zu modellierende Raum in Zellen beliebiger Form und Größe aufgeteilt. Dadurch soll der Nachteil des Quadtree-Verfahrens vermieden werden, das durch die "blinde" Zerlegung der Umwelt eine große Menge an Zellen erzeugt. Im folgenden werden ein Ansatz mit rechteckiger und mit dreieckiger Zerlegung erläutert.

Zerlegung in rechtwinklige Zellen unterschiedlicher Größe: Im Unterschied zur Zerlegung nach dem Quadtree-Prinzip haben die Zellen bei dieser Umweltmodellierung variable Größen [ZL91]. Die Zellen werden mit dem Status frei, besetzt oder gemischt belegt. Durch eine vorausschauende Zerlegung soll die Anzahl der gemischten Zellen möglichst klein gehalten und so der Nachteil des Quadrees kompensiert werden. Die Abschätzung der planaren Hindernisse wird mit Hilfe zweier verschiedener Approximationen durchgeführt (Abb. 5.15).

Zerlegung der Umwelt in Dreiecke: Dieses Verfahren wurde im MACROBE-System eingesetzt [KS89a, KS89b]. Ausgangspunkt ist die Berechnung eines Voronoi-Diagrammes. Das Voronoi-Diagramm unterteilt den Raum so in polygonale Zellen, daß in jeder Zelle ein Eckpunkt liegt und daß weitere Punkte der Zelle diesem Eckpunkt näher liegen als jedem anderen Punkt (Abb. 5.16). Die Grundlage dieser Einteilung ist der mittlere Abstand aller Hindernispunkte zueinander [Lüd91].

Ausgehend vom Voronoi-Diagramm erhält man die Zerlegung in Dreiecke, daß jeweils zwei Hindernispunkte, die durch eine Kante im Diagramm getrennt sind, durch eine Gerade verbunden werden [Zim90]. Durch die Verwendung von Dreiecken als Strukturelemente ist es möglich, exakte Polygone

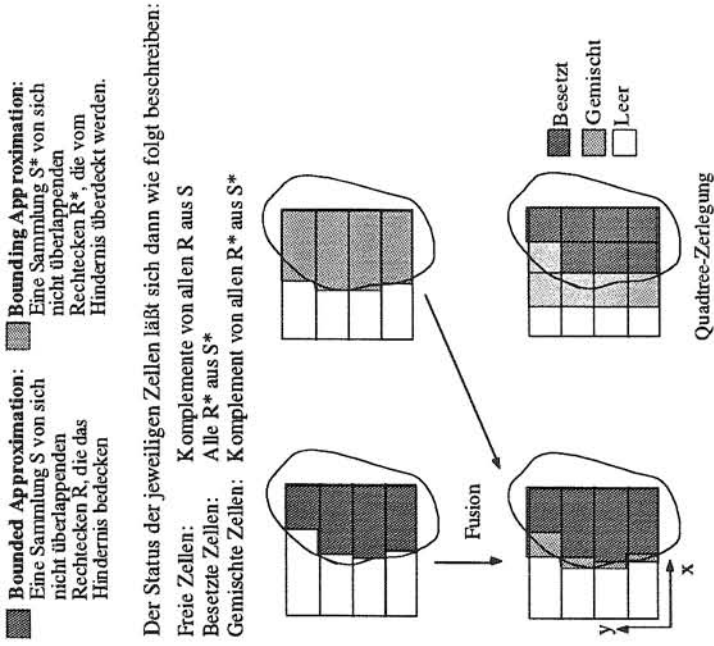


Abb. 5.15: Zerlegung in rechtwinklige Zellen; oben: Approximationen; unten links: Fusion beider Approximationen; unten rechts: Zum Vergleich die entsprechende Quadtree-Zerlegung

Hindernisse und den Freiraum zwischen ihnen darzustellen. Die entstandenen Dreiecksflächen gehören entweder vollständig zu einem Hindernis, sind ganz frei oder nur teilweise besetzt (Abb. 5.17). Die gemischten Flächen werden entlang der Hinderniskante in zwei Dreiecke zerteilt, um vollständig freie und besetzte Flächen zu erhalten. Aus dieser Flächenzerlegung resultiert ein Flächenverbindungsgraph, dessen Knoten Flächenelemente darstellen und dessen Kanten durch ein Paar benachbarter Flächenelemente gebildet werden.

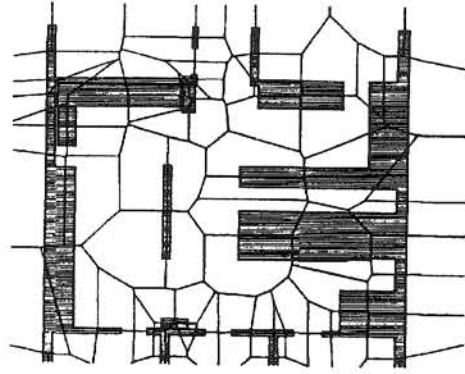


Abb. 5.16: Voronoi-Diagramm

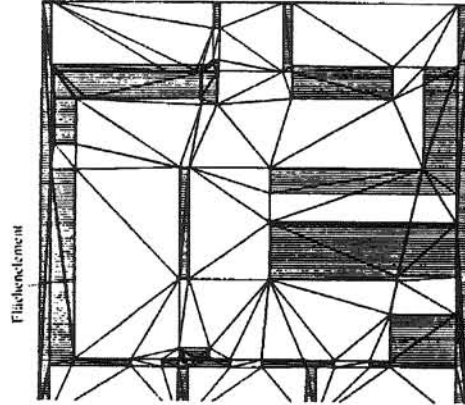


Abb. 5.17: Flächenzerlegung

Dieser Flächenverbindungsgraph bildet die Grundlage der topologisch orientierten Speicherung der Flächenelemente und dient der Geometrie-wissensbasis für Navigation und Pfadsuche (Abb. 5.18). Durch die Benutzung des strukturierten

Bewegungsraumes ist es einfach, Bewegungskanäle herauszufinden. Außerdem ist die benötigte Anzahl der raumbeschreibenden Elemente deutlich kleiner als bei einer Rasterkarte. Das ist besonders bei der Graphsuche wichtig, die in den meisten Bewegungsplanschemata benutzt wird.

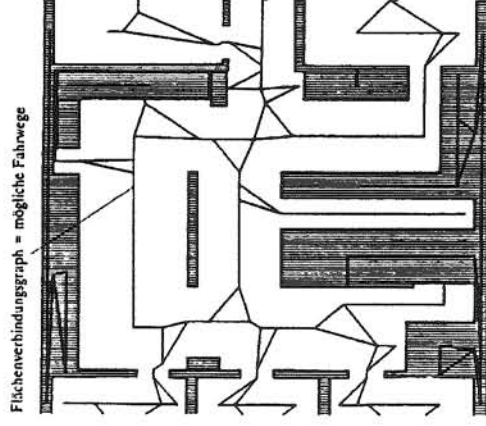


Abb. 5.18: Flächenverbindungsgraph

5.1.4.2. Konfigurationsraum

Der Konfigurationsraum ist die Gesamtheit der Punkte, die mit dem freien Ende des Roboters, meistens das Zentrum des Endeffektors (TCP) oder mit dem Roboterfahrzeug selbst erreicht werden können. Der Konfigurationsraum unterscheidet sich jedoch vom Arbeitsraum durch die Anzahl der Dimensionen. Während der Arbeitsraum die Dimension des erreichbaren Raumes hat (1-, 2- oder 3-dimensional), entspricht die Anzahl der Dimensionen des Konfigurationsraumes der Anzahl der Freiheitsgrade des Robotersystems. Er ist also bei n Freiheitsgraden der Raum aller möglichen n -Tupel (Konfigurationen). Dies führt zu einem großen Berechnungsaufwand und damit großem Speicherbedarf, da z.B. ein System mit zwei Roboterarmen mit jeweils sechs Freiheitsgraden bereits 12 Dimensionen besitzt. Abb. 5.19 zeigt den Konfigurationsraum für einen Greifer mit einem rotatorischen (x_1) und einem translatorischen (x_2) Freiheitsgrad.

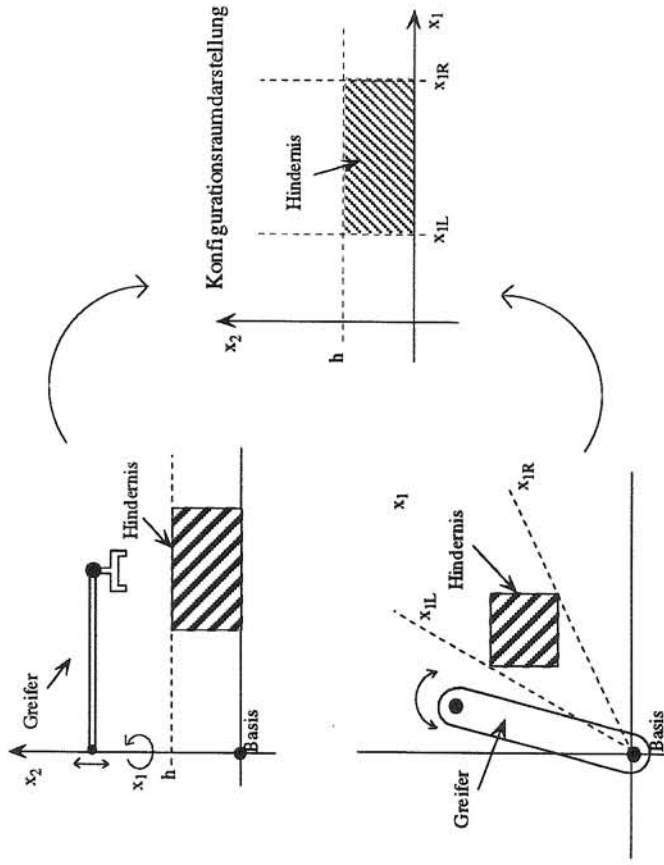


Abb. 5.19: Konfigurationsraum eines Greifers mit zwei Freiheitsgraden

Aufgrund der hohen Komplexität geht man oft zur vereinfachten Konfigurationsraumdarstellung über. Dabei werden die den Roboter beschreibenden Geometrien auf einen Referenzpunkt im Konfigurationsraum (Eckpunkt, Schwerpunkt) reduziert. Die Objekte (Hindernisse) im Raum müssen dann im gleichem Maß aufgebläht werden. Der frei bewegende Raum in der Umgebung kann zur kollisionsfreien Bahnplanung verwendet werden.

Die Erweiterung der Polygone und die damit verbundene Ausdehnung der Objekte ist von der Form und den Freiheitsgraden des Roboters sowie von der Wahl des Referenzpunktes abhängig. Ein mobiler Roboter besitzt im Normalfall drei Freiheitsgrade. Dies sind in einzelnen die translatorischen Bewegungen in x - und y -Richtung und einer rotatorischen Bewegung um die senkrecht zur Bodenebene stehende Achse. Der zu speichernde Konfigurationsraum ist somit dreidimensional. Abb. 5.20 zeigt eine vereinfachte Konfigurationsraumdarstellung eines mobilen Systems bei dem der translatorische Freiheitsgrad nicht berücksichtigt wurde und die Hindernisse je nach Lage des Referenzpunktes auf der den Roboter beschreibenden Konturlinie ausgedehnt wurden.

Diese Strategie ist in bekannten Umgebungen sinnvoll, in unbekannter Umwelt erfordert sie aber aufwendige Berechnungen [Zel89]. In dynamischen Umgebungen muß sogar nach jeder Änderung der Konfigurationsraum neu berechnet werden.

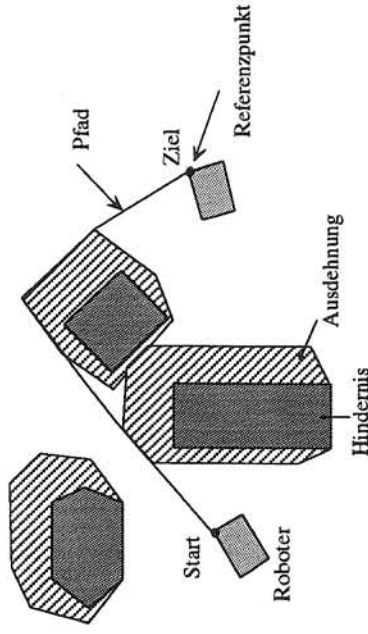


Abb. 5.20: Vereinfachte translatorische Konfigurationsraumdarstellung [LP83]

5.2. Topologische Modelle

In topologischen Modellen ist die Anordnung von Objekten der Umwelt relativ zueinander abgespeichert. Diese Abstraktionsebene repräsentiert also die Einsatzumgebung durch die Lage und Anordnung von geometrischen Strukturformen. Das können beispielsweise Kanten von Hindernissen oder konvexe Freiräume sein, die meistens durch die geometrische Abstraktion erzeugt werden. Topologische Beziehungen (links, rechts, verbunden) sind als Graph- oder Baumstruktur darstellbar und unterstützen die globale Wegplanung. Durch geeignete Interpretation der Verbindungsstruktur können aber auch topologische Merkmale, wie Kreuzungen, Abzweigungen, Sackgassen usw. bestimmt und für die Aufgabenspezifikation (z.B. "fahre an der nächsten Kreuzung nach rechts") eingesetzt werden [Kni91].

Topologische Modelle leiten sich aus den geometrischen Modellen ab. Sie gliedern sich in Platte mit ihren Pfadgraphen und Pfadattributen und die Pfaderzeugung. Pfade können zum Beispiel aus Voronoi-Diagrammen und Potentialfeldern erzeugt werden. Es können daraus Parallelbahnen und durch Abstraktion Kreuzungspunkte detektiert werden.

Für viele Aufgaben ist es nützlich ein Modell zu haben, das Fahrtrouten beinhaltet, die Umweltobjekte miteinander verbinden. Man weiß also von welchem Raum eines Gebäudes man in ein anderes gelangen kann. Dabei können Fahrtrouten zwischen entfernten Räumen im voraus berechnet und dann immer wieder verwendet werden, da sich am Grundriß eines Gebäudes selten etwas ändert.

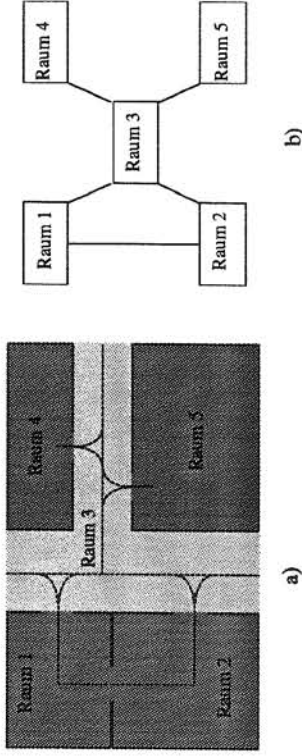


Abb. 5.21: Fahrtrouten und topologisches Modell

Abb. 5.21 a) zeigt einen Grundriß mit vorberechneten Fahrtrouten, Abb. 5.21 b) zeigt den dazugehörigen Graphen, der die Erreichbarkeit zwischen den Räumen widerspiegelt. Treten auf einem berechneten Weg unerwartete Hindernisse auf, muß kurzfristig ein anderes Umweltmodell benutzt werden.

5.3. Semantische Modelle

Die semantische Darstellung ist die letzte Abstraktionsebene der Modellierungsarten der Roboterumgebung [Hou93]. Ihr kommt im Rahmen der Mensch-Maschine-Kommunikation eine besondere Bedeutung zu, da die Mensch-Maschine-Kommunikation eine realitätsgetreue Abbildung der Einsatzumgebung benötigt, dessen Elementarkomponenten mit umgangssprachlichen Begriffen korrespondieren.

Topologische Karten liefern unzureichende Informationen über die Art, Struktur und Bedeutung der Einsatzumgebung. Deshalb soll eine belegte Fläche beispielsweise nicht als polygonale geometrische Abgrenzung in einem globalen Koordinatensystem dargestellt werden, sondern als Objekt (z.B. Tisch oder Stuhl) klassifiziert werden und in einer topologischen Beschreibung eingeordnet sein. Dies erlaubt dem Roboter, Aufträge zu verstehen, wie z.B. "hole die Kaffeetasse, die auf dem Tisch steht". Weiterhin ist diese semantische Information auch im Planungsprozeß verwertbar. Dabei sind auch Objekteigenschaften, wie z.B. die Dynamik

(geöffnete/geschlossene Türen, mobile Objekte) von Bedeutung [Kni91]. So stellen z.B. Stühle Hindernisse dar, die nicht immer am selben Ort stehen, Schränke dagegen wechseln ihre Position nur selten und enthalten zu transportierendes Material und Türen verbinden Räume und können offen oder geschlossen sein.

Zu semantischen Umweltbeschreibungen gehören weiterhin:

- die *Funktion eines Objektes*, z.B. mobiler Roboter,
- *Landmarken*, die der Orientierung und Positionierung von mobilen Systemen dienen,
- *geometrische Objekte*, die stationär (z.B. Pfeiler), quasistationär (z.B. Schrank) oder dynamisch (z.B. Papierkorb) oder mit sonstigen Attributen (dynamische Attributierung) versehen sein können,
- *topologische Umweltdarstellungen* (Kopplungspunkte mit Geometrie),
- *Bewegungssequenzen*, z.B. Fahrsequenz vom Fahrstuhl zur Ladestation,
- *Positionen*, d.h. es sind bestimmte Positionen gespeichert, die in Situationen zur Positionskorrektur, Sichtbereiche von Landmarken, Überlappungsbereiche von Roboterarmen oder Objekte, wie Transportbänder klassifiziert werden.

6.1. Einführung in die Multisensordatenverarbeitung

In einem **Multisensorsystem** werden Einzelsysteme zu einem Gesamtsystem integriert und deren unterschiedliche Informationen in einem einheitlichen Repräsentationsschema fusioniert. Auf diese Art können auch Merkmale über die reale Welt erhalten werden, die mit Hilfe einzelner Sensoren nicht erfassbar sind [LK89]. Darüber hinaus verwendet man Multisensorsysteme, um die inhärenten Nachteile von Einzelsensoren zu verringern. Messungen von Sensoren sind ungenau, partiell, gelegentlich falsch, häufig geometrisch und geographisch unvergleichbar mit anderen Messungen und sie entstehen mit unterschiedlichem Aufwand zu verschiedenen Zeitpunkten [DW88a]. Durch den integrierten Einsatz von mehreren Sensoren, können Ungenauigkeiten besser erkannt und eventuell auch behoben werden.

6.1.1. Multisensorintegration

Unter Multisensorintegration versteht man die synergetische Kombination von Informationen mehrerer Sensorsysteme zur vollständigen Durchführung komplexer Aufgaben. Der Integrationsprozeß der Sensordaten beinhaltet die Kombination artfremder Sensoren, die Kombination von Sensoren gleicher Spezifikation aus unterschiedlichen Meßpositionen und die Kombination der Sensorinformationen eines Sensors über einen längeren Zeitraum zur Erfassung beweglicher Objekte. Dabei gibt es mehrere Möglichkeiten zur Sensorintegration (Abb. 6.1).

Konkurrierende Integration: Informationsverarbeitung bzgl. eines einzigen Merkmals, das zu einem Objekt oder einem Ereignis gehört, mit dem Ziel der Reduktion von Unsicherheiten (B-A' Bereich).

Komplementäre Integration: Informationsverarbeitung bzgl. unterschiedlicher Merkmale und/oder unterschiedlicher Objekte oder Ereignisse, mit dem Ziel der Vervollständigung von Informationslücken (A-B, A'·B' Bereiche).

Kooperative Integration: Verarbeitung zusätzlicher Information, die gemeinsam von unterschiedlichen Sensoren gewonnen wird (3D-Information aus B-A' Bereich).

Kapitel 6

Multisensorintegration und -fusion

In den letzten Jahren ist das Interesse an einem synergetischen Gebrauch von mehreren Sensoren stark gewachsen, um die Fähigkeit intelligenter Maschinen und Systeme zu steigern [LK89]. Dies liegt vor allem an der Erkenntnis, daß durch den Gebrauch von Einzelsensoren fundamentale Beschränkungen bezüglich der Erfassbarkeit der realen Welt auftreten. Der Hauptgrund dieser Beschränkung liegt in der Tatsache begründet, daß einzelne Sensoren jeweils nur sehr partielle Beschreibungen der realen Welt liefern können. Bilderzeugende Sensoren wie Stereokameras, Laserscanner etc. können z.B. keine Informationen über auftretende Kräfte und Momente im Endeffektorsystem liefern. Um alle für die Lösung einer Montageaufgabe relevanten Umweltinformationen zu erhalten, setzt man verschiedene Sensoren mit unterschiedlichen Wirkprinzipien ein. Allein durch das Aufsummieren der Sensorinformation, d.h. die Sensordaten werden nicht zu einer geschlossenen Gesamtinformation zusammengefaßt, erhält man ein umfassenderes Bild vom momentanen Zustand der Welt.

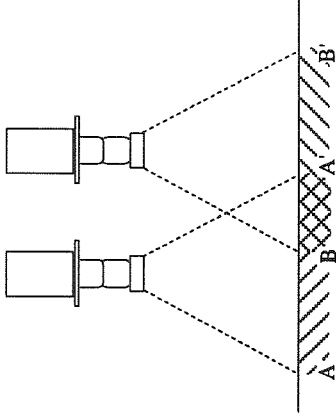


Abb. 6.1: Zwei Kameras und deren Sichtbereich

Vorteile der Integration mehrerer Sensoren sind:

Redundanz: Redundante Informationen ergeben sich bei der Wahrnehmung eines bestimmten Merkmals durch den Einsatz mehrerer Sensoren der gleichen Spezifikation aber unterschiedlicher Güte. Die Integration oder Fusion redundanter Informationen reduziert die Meßunsicherheit und erhöht somit die Erkennungsgenauigkeit von Merkmalen. Außerdem dient die Redundanz der Erhöhung der Zuverlässigkeit der Informationen im Falle von gestörten oder fehlerhaften Sensoren.

Komplementarität: Komplementäre Informationen ermöglichen die Erkennung von Merkmalen, die bei der Verwendung nur eines Sensors nicht erkannt werden könnten, d.h. die einzelnen Sensoren erkennen voneinander unabhängige Merkmale.

Rechtzeitigkeit: Verglichen mit der Geschwindigkeit der Informationsgewinnung eines einzelnen Sensors, sind Umweltinformationen mittels Einsatz eines Multisensorsystems deutlich schneller verfügbar. Ursache hierfür sind die Abhängigkeit von der momentanen Arbeitsgeschwindigkeit der einzelnen Sensoren und die Möglichkeit der parallelen Berechnung einzelner Integrationschritte.

Geringere Kosten: Die Kosten der Information aus einem Multisensorsystem sind, verglichen mit der äquivalenten Information von nur einem Sensor, deutlich geringer.

6.1.2. Multisensorfusion

Unter Sensorfusion wird der Prozeß verstanden, durch den die Daten unterschiedlicher Sensorsysteme in verschiedenen Stadien der Integration in eine einheitliche Darstellungsform gebracht werden können [LK89, LK90]. Diese Transformation von Daten in eine homogene Form ist somit ein Teilgebiet der Sensorintegration. Obwohl die Differenzierung zwischen Sensorintegration und Sensorfusion kein Standard in der Fachliteratur ist, kann zwischen den Ausgaben des Gesamtsystems bezüglich Sensorintegration auf der Architektur- und Kontrollebene und den eher mathematischen oder statistischen Ausgaben der einzelnen Fusionschritte unterschieden werden.

Es gibt folgende Fusionsmethoden[HM90]:

Entscheidung: Man entscheidet sich zu bestimmten Zeitpunkten für jeweils eine der vorliegenden Informations- bzw. Datenquellen. Als Grundlage für eine Entscheidung dient die Beurteilung der Wahrscheinlichkeit oder Zuverlässigkeit einer Information.

Durchschnitt: Das Ergebnis eines solchen Kombinationsprozesses ist weder eine bestimmte Informationsquelle, noch ein tatsächlich gemessener Wert, sondern eine Mittelung aller Datenquellen, die eventuell entsprechend der Zuverlässigkeit oder des Informationsgehaltes einer Informationsquelle gewichtet wird.

Führung/Leitung: Unter geführter Informationskombination versteht man den gezielten Einsatz eines Sensorsystems der aus vorhandener Information abgeleitet wurde. Ein geführter Sensoreinsatz ist z.B. sinnvoll bei einem zweistufigen Hinderniserkennungsprozeß, bei dem Hindernisse von eher qualitativ messenden Sensoren bemerkt und dann von besser spezialisierten Sensoren genau vermessen werden.

Ziel des Fusionsprozesses ist die Generierung einer einheitlichen Darstellungsform aus verschiedenen Eingabeinformationen. Die Informationen der Ausgabewerte müssen natürlich mit den Eingabeinformationen im Einklang sein. In der Robotik soll mit Hilfe der Integrationsverfahren der Umweltzustand durch die Sensoren erkannt werden. Aus einer oder mehreren Sensorinformationen wird versucht, ein Umweltmodell zu erzeugen.

Ohne Auftreten von Störungen ist eine Beobachtung identisch mit einem Ereignis [MC78]. Da ein Meßsignal in der Realität immer durch Störungen verfälscht wird, kann nicht direkt auf das ursprüngliche Signal geschlossen werden. Zu diesem Zweck werden sogenannte Schätzverfahren eingesetzt. In einem **Entscheidungs- oder Schätzprozeß** wird aus verrauschten Meßsignalen auf das wahrgenommene Ereignis geschlossen.

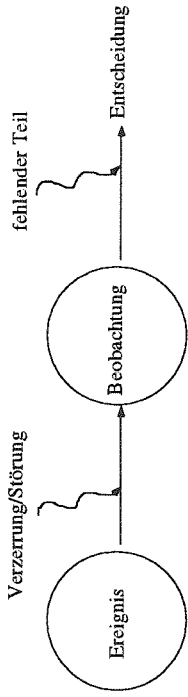


Abb. 6.2: Struktur eines Schätzproblems

Bei einem typischen Entscheidungsproblem sind die Beziehungen zwischen Ereignisraum, Signalraum und Beobachtungsräum in der Regel vorgegeben. Der fehlende Teil ist der Übergang vom Beobachtungsräum zum Entscheidungsraum. An dieser Stelle werden "Entscheidungsregeln" bzw. Schätzmethoden angewandt.

Ein zu berücksichtigendes Problem sind Unsicherheiten und Ungenauigkeiten. Ungenauigkeiten entstehen aus systematischen Fehlern (z.B. Kalibrierungsfehlern) und zufälligen Fehlern, deren Charakteristik durch ein geeignetes Sensormodell beschrieben wird. Die beim Sensorfusionsprozeß verwendeten fehlerbehafteten Daten führen folglich zu Unsicherheiten der Fusionsergebnisse. Von Interesse ist somit nicht nur eine Schätzung des aktuellen Zustandes eines Ereignisses, sondern auch eine Aussage über die Genauigkeit dieser Schätzung. Dies ist vor allem dann wichtig, wenn das Ergebnis eines Fusionssschrittes Grundlage weiterer Fusionssschritte sein soll.

Abb. 6.3 zeigt die Eingliederung eines Multisensorsystems in ein Robotersystem nach [LK89]. Während die Fusion der Informationen an den einzelnen Knoten in der Abbildung stattfindet, stellt das gesamte Netzwerk zusammen mit den Integrationsfunktionen einen Teil der Multisensorintegration dar. Auf mehreren Abstraktionsebenen werden Sensordaten durch einen Fusionsprozeß in eine einheitliche Umweltdarstellung übertragen. Eine solche Umweltdarstellung kann neben weiteren Sensordaten und Systeminformationen auch Grundlage eines Fusionsprozesses auf höherer Abstraktionsebene sein. Die Funktion *Sensoreinsatzplanung* wählt die am besten geeigneten Sensoren für verschiedene Umweltbedingungen aus. Die Sensorinformationen werden in einem *Umweltmodell* dargestellt. Die Informationen verschiedener Sensoren müssen eventuell vor einem Fusionsschritt oder vor der Darstellung im Weltmodell mittels *Daten transformation* angepaßt werden.

Die Transformation der Informationen von einem niedrigen zu einem hohen Abstraktions- bzw. Darstellungsniveau ist in den meisten Multisensor-Integrationsprozessen vorhanden. Auf der niedrigsten Ebene werden die rohen Sensordaten in eine signalförmige Informationsdarstellung gebracht. Nach vielen Fusionsschritten ergeben sich aus den Signalen abstraktere, numerische oder symbolische Darstellungen. Dieser Prozeß wird auch mit *Signal-zu-Symbol* - Transformation bezeichnet.

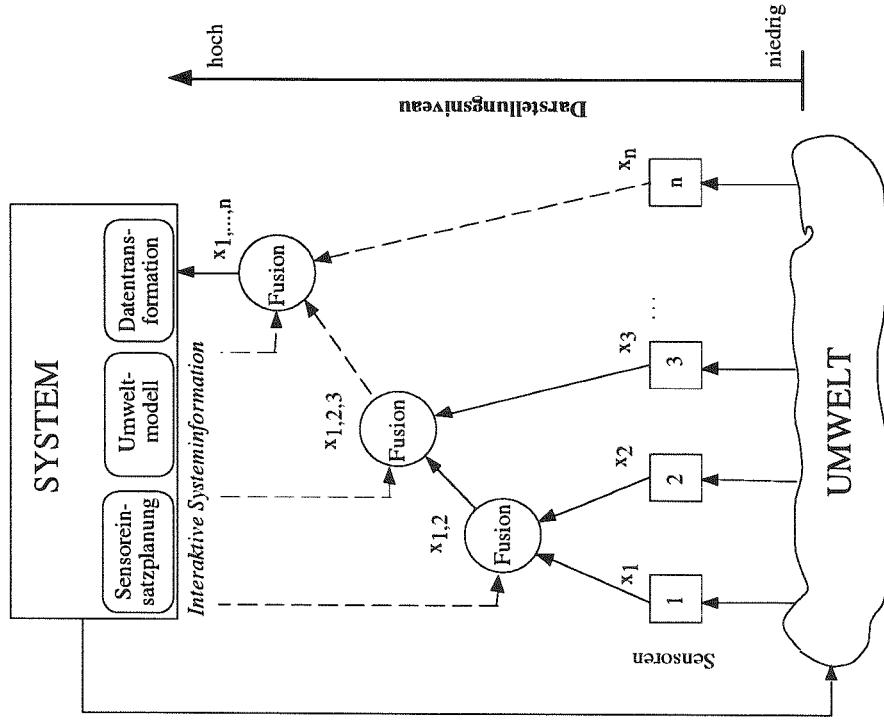


Abb. 6.3: Eingliederung eines Multisensorsystems in ein Robotersystem

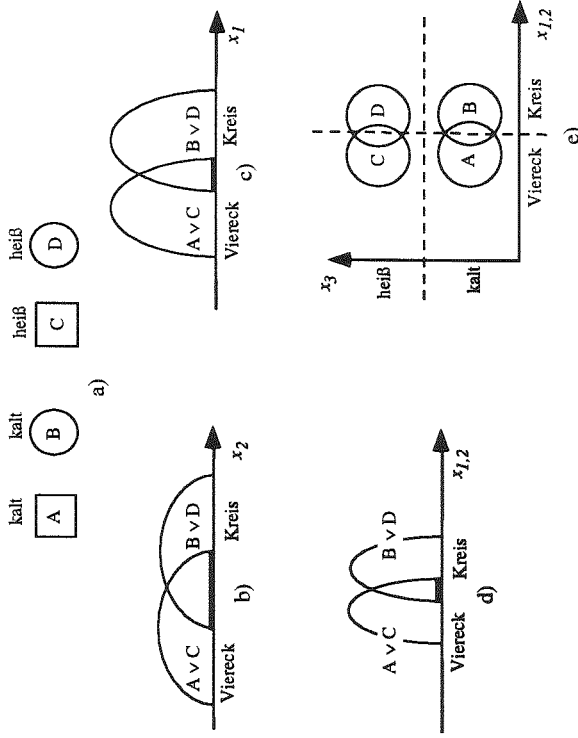


Abb. 6.4: Vier Objekte sollen mit Hilfe von drei Sensoren identifiziert werden [LK89]

Abb. 6.4 zeigt ein einfaches Beispiel für die Verwendung der obigen Struktur. Vier Objekte sollen unterschieden werden, sie sind durch die zwei unabhängigen Merkmale Form und Temperatur ausgezeichnet (Abb. 6.4 a). Sensor 1 und 2 liefern redundante Informationen über die Form eines Objektes (Kameras), Sensor 3 liefert Information über die Temperatur. Abb. 6.4 b) und c) zeigen hypothetische Häufigkeitsverteilungen für runde und viereckige Objekte. Die horizontale Achse repräsentiert die Reichweite von möglichen Sensormessungen. Die Meßwerte x_1 und x_2 entsprechen dabei einem numerischen Wert zwischen "rund und viereckig". Der dunkle Bereich auf jeder Achse entspricht dem Bereich der Meßwerte mit Unsicherheiten bezüglich der Form des Objektes. Abb. 6.4 d) zeigt die Häufigkeitsverteilung, die aus der Fusion von x_1 und x_2 resultiert. Man erkennt, daß diese Verteilung eine kleinere Streuung als die einzelnen Verteilungen hat. Die Unsicherheit hat sich näherungsweise halbiert.

Weil Sensor 1 und 2 natürlich nicht in der Lage sind, die Temperatur eines Objektes zu messen, können die Objekte noch nicht unterschieden werden. Abb. 6.4 e) zeigt die Fusion der komplementären Information von Sensor 3 mit den Informationen von Sensor 1 und 2. Als Ergebnis der Fusion mit diesem zusätzlichen Merkmal ist es nun möglich, alle vier Objekte zu unterscheiden. Diese bessere Unterscheidungsfähigkeit ist eine der Vorteile, die aus der Fusion von komplementären Informationen entsteht. Wie in Abb. 6.3 gezeigt, kann diese Information, die aus der zweiten Fusion entsteht auf einem höheren Level repräsentiert werden. Z.B. kann das

Ergebnis der ersten Fusion $x_{1,2}$ immer noch ein numerischer Wert sein, während $x_{1,2,3}$ ein Symbol ist, das eines der vier Objekte repräsentiert [LK89].

Neben Sensordaten, die Information über den unmittelbaren Zustand der Umgebung liefern, kann zusätzliche Information die Ausführung einer Aufgabe leichter oder sicherer machen. Solche Informationsquellen können z.B. sein:

- A-priori Information über die Einsatzumgebung oder Objekte in der Einsatzumgebung eines Robotersystems. Dies kann rein geometrische Information in Form eines CAD-Modelles oder weiterführende semantische Information (Materialeigenschaften, Objektverhalten...) sein.
- Wissen oder Erfahrung, die das Robotersystem im Laufe früherer Einsätze bei der Lösung ähnlicher Aufgaben erlangt hat.
- Information oder Entscheidungshilfen, die ein Operator dem System während des Einsatzes zur Verfügung stellt.

Redundante Informationen können gewöhnlich auf einem niedrigeren Darstellungsniveau als komplementäre fusioniert werden, da sie einfacher in eine einheitliche Darstellungsform gebracht werden können. Komplementäre Informationen werden gewöhnlich entweder auf einer symbolischen Ebene kombiniert oder direkt ohne Fusionsprozeß den verschiedenen Systembereichen zugewiesen.

Ein wichtiges Problem bei der Sensorintegration von redundanten Informationen ist die Justierung bzw. die Zuordnung der Sensorinformationen der einzelnen Sensoren zu einem bestimmten Umweltmerkmal [LK89].

Beim Auftreten konkurrierender Informationen müssen geeignete Verfahren angewendet werden, um die falsche Information zu detektieren. In den meisten Fällen werden allerdings konkurrierende Informationen während des Integrationsprozesses vernachlässigt.

Die bei der Sensormessung auftretenden Störungen müssen im Integrationsprozeß berücksichtigt werden. In vielen Fällen kann der Meßfehler durch normalverteiltes, stochastisch unabhängiges Rauschen modelliert werden. Gerade bei den auf Wahrscheinlichkeitstheorien basierenden Fusionsmethoden wird dadurch die Einbeziehung der Störungen vereinfacht.

6.2. Architekturen von Multisensorsystemen

Die wesentliche Motivation für die Entwicklung von Multisensorsystemen besteht darin, das Gesamtsystem (Roboter, Sensoren, Arbeitszelle, Führungseinrichtungen, Handhabungsobjekte u. a. m.) mit mehr Intelligenz auszustatten, um es in die Lage zu versetzen, autonom und dynamisch auf Vorgänge in der realen Welt zu reagieren. Beim Entwurf und der Realisierung solcher komplexer Systeme müssen daher einige Aspekte besonders berücksichtigt werden:

Robustheit: Fehler bzw. Ausfälle von Teilkomponenten sollen die Funktionsfähigkeit des Gesamtsystems nicht gefährden.

Konfigurierbarkeit: Wegen der Komplexität und der häufig wechselnden Anforderungen muß das Multisensorsystem leicht konfigurierbar sein (HS84) (Rekonfigurierbarkeit). Das Ein- und Ausfügen von Sensoren und Sensorinformation muß leicht bewerkstelligt werden können.

Spezifikation: Die Fähigkeiten der einzelnen Sensoren müssen genau definiert sein, ebenso die Informationen, die der Sensor liefert.

Validierung: Die gewünschten (Multi-) Sensorfähigkeiten müssen überprüfbar sein.

Leistungsfähigkeit: Die zeitlichen und qualitativen Anforderungen an das Multisensorsystem müssen überprüfbar sein.

Architekturen für Multisensorsysteme und Robotersysteme kann man prinzipiell in hierarchische und heterarchische Systeme aufteilen. Hierarchische Kontrollsysteme sind nicht neu und werden im militärischen und verwaltungstechnischen Bereich seit langer Zeit eingesetzt. Schon 1981 hat [Alb81] eine hierarchische Architektur für ein Robotersystem vorgeschlagen, das auf dem mathematischen Modell eines *cerebellar model arithmetic computer* (CMAC) basiert. In hierarchischen Systemen werden globale Ziele und Anweisungen schrittweise in kleinere und primitivere Unteraufgaben zerlegt, bis eine Komplexität erreicht ist, die das System befriedigend bearbeiten kann. Solche Systeme sind sehr populär, da komplexe Probleme streng strukturiert in kleine Aufgaben zerlegt werden, wobei die Koordination der Unteraufgaben leicht bewerkstelligt werden kann. Diese Hierarchie wirkt sich aber auch nachteilig aus, da Flexibilität verloren geht, weil es einen engen direkten Zusammenhang zwischen Globalziel auf der oberen Ebene und den elementaren Anweisungen auf der untersten Ebene gibt.

Dies führt auch dazu, daß Fehler, die in einem hierarchischen System auftreten, sich auf die darüberliegenden Schichten negativ auswirken.

Wesentlich flexibler und fehlertoleranter verhalten sich heterarchische Systeme, da alle Elemente in einem solchen System gleich behandelt werden. Als Repräsentanten solcher Architekturen können die *Blackboard-Systeme* angesehen werden. Für die Multisensorik liegt

der Vorteil darin, daß es sehr einfach ist, unterschiedliche Sensoren in ein schon vorhandenes System zu integrieren. Durch diese Flexibilität ist es aber nicht mehr möglich, ein komplexes heterarchisches System zu überwachen. Die im folgenden vorgestellten Architekturen beinhalten meistens beide Komponenten, so daß es keine reinen Vertreter der hierarchischen oder heterarchischen Architektur gibt.

6.2.1. Verteiltes Sensor- und Roboterkontrollsystem

Dieses System [PDWM85] wurde am GASP LAB der Universität von Pennsylvania entwickelt. Auf diese Architektur beziehen sich die Arbeiten von Durrant-Whyte, Hager und Mintz [DW87], [DW88a], [DW88b], [DW88c], [DWRH90], [Hag88], [HDW88], [HM90a], [HM90b].

Das komplette System wird als Netzwerk von Agenten organisiert. Die Hauptaufgabe des Koordinators ist, die Informationen der Sensoren und Roboter zu integrieren, entsprechende Tasks zu aktivieren und zwischen den Agenten zu vermitteln. Um alle Aufgaben erledigen zu können, verfügt das System über eine globale Wissensbasis. Das darin enthaltene geometrische Weltmodell ist hierarchisch organisiert. Darüber hinaus wird dort auch Wissen repräsentiert, das für Planungsaufgaben notwendig ist.

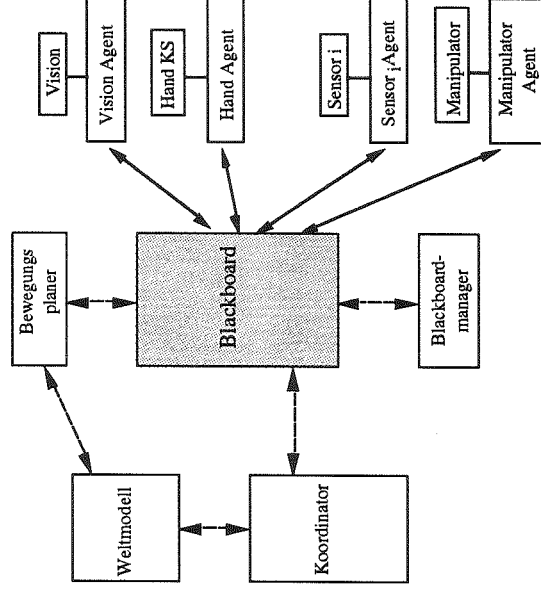


Abb. 6.5: Verteiltes Sensor- und Roboterkontrollsystem des GRASP Lab (nach [PDWM85])

Die Agenten werden in einem System organisiert, das man als verteilte Gemeinschaft kooperierender Experten auffassen kann. Im wesentlichen gibt es drei verschiedene Typen von Agenten.

Sensing Agent: liefert Informationen über die reale Welt,

Action Agent: ändert Zustand der realen Welt,

Reasoning Agent: Herleitung weiterer Informationen aus seinem eigenen Wissen.

Die meisten Agenten in diesem System stellen eine Mischung der drei Typen dar. Jeder Agent besitzt ein eigenes lokales Weltmodell. Zu Beginn einer Aufgabe werden vom Koordinator die notwendigen Informationen aus dem globalen Weltmodell an die Agenten weitergegeben, die daraus ihr spezifisches Modell bilden. Die Kommunikation zwischen allen beteiligten Partnern erfolgt über eine *Blackboard-Struktur*, die die dynamischen Interaktionen zwischen Sensoren, Aktoren und der Umwelt reflektiert. Durrant-Whyte verwendet für seine Arbeit mehrere unterschiedliche Sensoren. Dazu gehören ein Bildverarbeitungssystem, in dem eine Stereokamera auf einem beweglichen Kopf montiert ist, ein taktiles Array für jeden der zwei Finger und Kraftsensoren in den Robotergelenken. Hager dagegen arbeitet "nur" mit einem Bildverarbeitungssystem, das er wahlweise als festes oder bewegliches System benutzt. Die Sensordatenfusion realisiert er durch unterschiedliche Bildverarbeitungsprozesse auf ein- und denselben Daten.

6.2.2. Wissensbasierte Roboter-Arbeitszelle der Purdue Universität

Das System, das im Robot Vision Laboratory der Purdue Universität von der Gruppe Kak, Chen et al. [HCK88], [KBC88], [KRAC87], [KVC+87], [Cas84] vorgeschlagen wird, besteht im wesentlichen aus fünf Systemen:

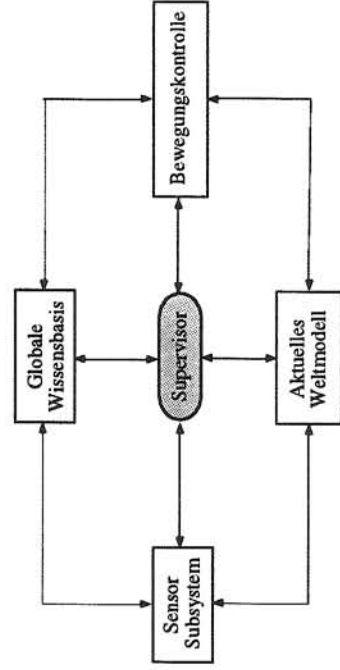


Abb. 6.6: Wissensbasierte Roboterarbeitszelle der Purdue Universität (nach [KBC88])

Als zentrale Komponente dieses Systems fungiert der *Supervisor*. Seine Aufgabe ist, die Aktivitäten des Gesamtsystems zu koordinieren und kontrollieren. Dies gilt auch für direkte Interaktionen zwischen den Subsystemen. Ausgehend von einer Montageanleitung bestimmt der Supervisor die notwendigen Operationen, die zur Erfüllung der Aufgabe notwendig sind. Die Einzeloperationen werden dann als Task an die Subsysteme weitergeleitet. Die *Bewegungskontrolle* hat die Aufgabe, die Durchführbarkeit der verlangten Operationen zu überprüfen und zu überwachen. Dieses Modul steuert alle Montageeinrichtungen wie Roboter, Greifer, Zu- und Abfuhreinrichtungen, Positioniereinheiten u.ä.m. Die *globale Wissensbasis* enthält alle Informationen, die für eine automatische Montage notwendig sind. Dazu zählen unter anderem Modelle der Einzelteile, Anweisungen wie Einzelteile zusammengebaut werden, allgemeines Montagewissen u.ä.m. Die Wissensbasis stellt somit ein Langzeitgedächtnis dar, das zentral allen Subsystemen zur Verfügung steht. Diese globale Wissensbasis wird nicht durch das System verändert. Änderungen können nur *offline* durch einen Operator eingebracht werden. Das *aktuelle Weltmodell* kann auch als *Online-Weltmodell* angesehen werden. Es enthält eine Beschreibung aller bekannten Objekte in der Arbeitszelle. Dazu gehören auch deren Lage und Orientierung. Zusätzlich sind auch Lage und Orientierung der Endeffektoren im Weltmodell enthalten. Dieses Modell wird bei erkannten Änderungen in der realen Welt aktualisiert. Aus diesem Grund wird dieses Modell auch als dynamisches Weltmodell bezeichnet.

Das *Sensor Subsystem* enthält alle Sensoren, deren Prozesszyklus größer ist, als der des Roboters. Dies bedeutet, daß die Auswertung der Sensordaten, die für die direkte Robotersteuerung notwendig sind, durch den Bewegungsüberwacher erfolgt. Damit werden im Sensorsubsystem alle Sensoren und Verarbeitungsprozesse zusammengefaßt, deren Verarbeitung viel Zeit benötigt.

Im *Robot Vision Laboratory* wird mit folgenden Sensoren experimentiert:

- 3D - Abstandsscanner,
- 2D - Überkopfkamera,
- 2D - Handkamera,
- Kraft - Momentsensor im Handgelenk,
- Taktile Arrays.

6.2.3. Logische Sensoren

Bei der Entwicklung des Konzeptes *Logische Sensoren* standen zwei Aspekte im Vordergrund, die für die Konfiguration eines Sensorsystems besonders wichtig sind [HS84], [HF83], [HFH84], [HWHG87], [HWHM88]:

1. kohärente und effiziente Bearbeitung von Sensorinformation,
2. Rekonfigurierbarkeit von Sensorsystemen.

Bemerkenswert ist, daß sich diese beiden Aspekte nicht direkt auf die Sensordatenverarbeitung beziehen, sondern vielmehr auf den Aufbau eines Multisensorsystems. Deshalb ist schon sehr früh eine *Logische-Sensor-Spezifikationssprache* (LSS = Logical Sensor Specification) entwickelt worden, die zu einer geräteunabhängigen Beschreibung von Sensoren führt. Ein *Logischer Sensor* besitzt folgende Eigenschaften:

- Ein *Logischer Sensor* ist ein Netzwerk, das aus Subnetzen zusammengesetzt ist, die wiederum *Logische Sensoren* darstellen (Rekursivität).
- Ein *Logischer Sensor* wird nur in Termen anderer *Logischer Sensoren* definiert.
- Jeder *Logische Sensor* löst eine seinem Typ spezifische Ausgabe, d. h. die von ihm detektierbaren Merkmale.

Das gesamte Multisensorsystem besteht aus den Komponenten Weltmodell, Multisensor Kernel System (MKS) und einer Reihe von Sensorsystemen. Ein Sensorsystem besteht aus mehreren Sensorkomponenten S_i und den dazugehörigen Steuerungen C_i . Als zentrale Komponente koordiniert das MKS die aktive Kontrolle über die verschiedenen Sensoren und integriert die Sensordaten in eine kohärente und für die Aufgabe brauchbare Beschreibung der Welt.

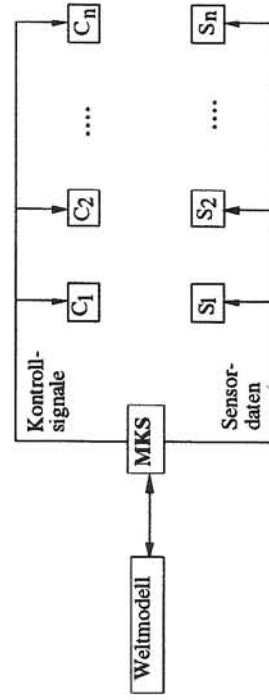


Abb. 6.7: Logische Sensoren (Multi Kernel System nach [HS84])

6.2.4. Das Multisensorkonzept der Universität Karlsruhe

Am Institut für Prozeßrechenstechnik und Robotik der Universität Karlsruhe wurde ein Konzept für die Multisensordatenverarbeitung entwickelt und in ein Konzept für komplexe Planungs- und Steuerungsstrukturen eines Roboters integriert [Rac89]. Die Struktur besteht im wesentlichen aus vier Funktionsblöcken: Planung, Exekutive, Überwachung und Steuerung. Das Planungsmodul erstellt aus einem explizit formulierten Handlungsauftrag für das Gesamtsystem die einzelnen Aktionspläne, wobei der dazu notwendige Status der Roboterarbeitszelle sowohl aus einem idealen Weltmodell oder aus Sensorinformationen gewonnen werden kann.

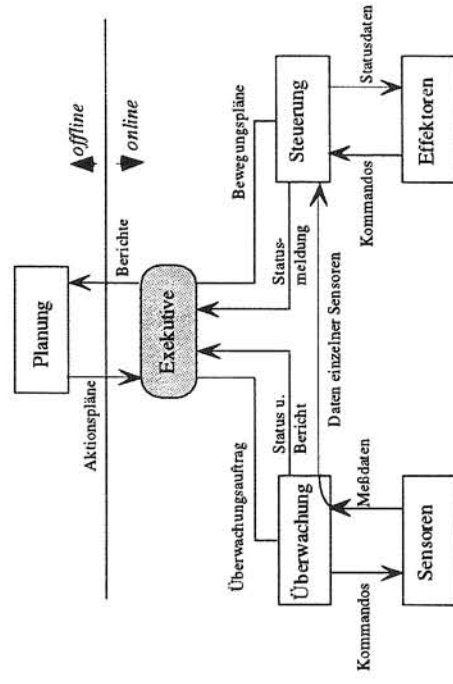


Abb. 6.8: Konzept einer Planungs- und Steuerungsstruktur für einen multisensoriellen Roboter [Rac89]

Die Planung gehört zum offline-Teil des Gesamtsystems und ist während des eigentlichen Roboterbetriebs inaktiv. An zentraler Stelle (siehe Abb. 6.8) gibt es eine Exekutive, die die Aktionspläne in elementare Operationen zerlegt. Für diese Operationen, die als Bewegungspläne an die Robotersteuerung gehen, werden gleichzeitig Sensoreinsatzpläne generiert, die für die Aufgabe notwendigen Sensoroperationen bestimmen. Entsprechend den Aufträgen erhält die Exekutive Statusmeldungen zurück. Die Steuerung zergliedert die Elementaroperationen in Robotersteuerkommandos. Das Überwachungsmodul beinhaltet das Multisensorsystem. Die bereits ausgewerteten Sensordaten werden dazu herangezogen, den momentanen Zustand der Welt mit dem Zustand des Weltmodells zu vergleichen, der zum Zeitpunkt der Planung angenommen wird. Eine Aktion bzw. ein Eingriff in das Prozeßgeschehen erfolgt nur dann, wenn eine zu

große Diskrepanz festgestellt wird. Aufgrund der unterschiedlichen Anforderungen an ein globales Weltmodell ist dieses in mehrere Submodelle aufgeteilt. Dazu gehören ein geometrisches Modell, ein kinematisches Modell, ein dynamisches Modell, ein Sensormodell, ein Umweltmodell und ein Steuerungsmodell.

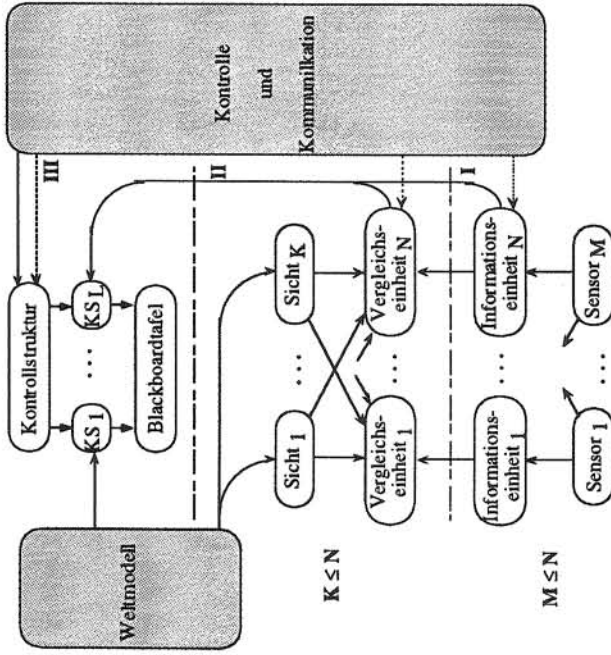


Abb. 6.9: Multisensorsystem der Universität Karlsruhe [Rac99]

Das Multisensorsystem ist in drei Ebenen gegliedert:

1. *Vorverarbeitung der Sensordaten:* Prozedurale, datenbezogene Verarbeitungsschritte. Das dazu benötigte Wissen ist implizit in den Algorithmen enthalten.
2. *Vergleich mit Referenzdaten des Weltmodells:* Ein Sensor wird ähnlich dem Prinzip der Logischen Sensoren nach informationstheoretischen Gesichtspunkten gebildet. Die Referenzdaten kommen aus dem Weltmodell, auf das nach dem Sichtenmodell für relationale Datenbankschemata zugegriffen wird.
3. *Diagnose mit wissensbasierten Techniken:* Falls der Vergleich in der zweiten Ebene ungünstig ausfällt, wird in dieser Ebene eine umfassende Analyse durchgeführt, um eine Neuplanung des Ablaufes zu ermöglichen. Die Analyse und die dazu notwendige Kommunikation wird über das Blackboard-Konzept realisiert.

6.2.5. Standard Reference Model for Telerobot Control System Architecture (NASREM)

Die NASA hat die Entwicklung einer permanent bemannten Raumstation gestartet. Teil dieses wissenschaftlichen Projekts ist der *Flight Telerobotic Servicer (FTS)*, der beim Aufbau und der Wartung der Raumstation eingesetzt werden soll. Der FTS ist ein zweiarmer Roboter mit jeweils 7 Freiheitsgraden und soll in der Anfangsphase des Projektes ferngesteuert werden. Ziel ist jedoch, den Roboter mit immer mehr autonomen Fähigkeiten auszustatten. Um den Übergang von der Telerobotik in die autonome Robotik zu ermöglichen, wurde von der NASA/NBS ein Standard Referenzmodell für eine Telerobotik Systemarchitektur entwickelt (NASREM). Diese Architektur ist eng an die hierarchische CMAC - Architektur angelehnt, die vielen Arbeiten auf dem Gebiet der Robotik zugrunde gelegt worden ist [RM88], [AML89], [CN89]. Die NASREM Architektur beschreibt die funktionalen Anforderungen an die hochsprachliche Spezifikation des Kontrollsystems für den Flight Telerobotic Servicer.

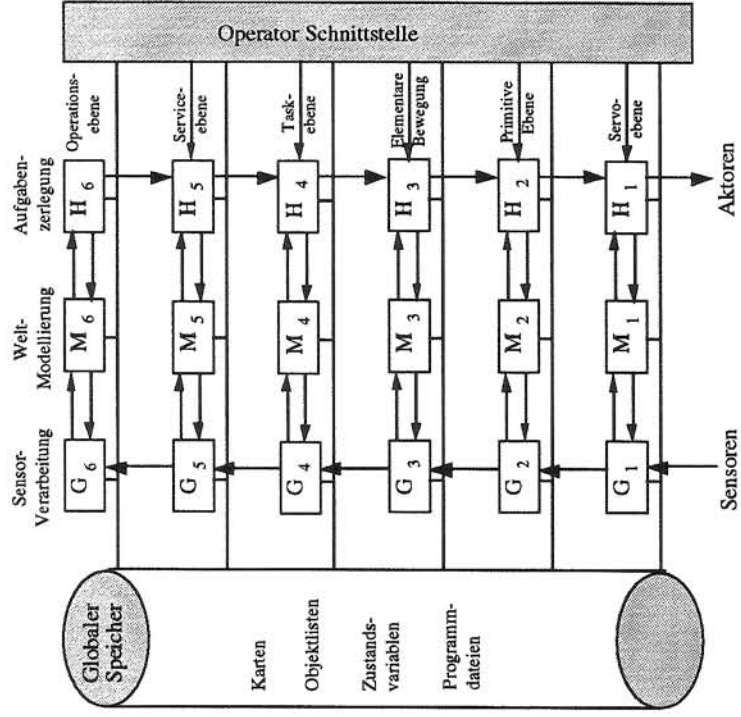


Abb. 6.10: Hierarchisches Kontrollsystem für NASREM (nach [AML89])

Die NASREM-Kontrollarchitektur ist sowohl vertikal als auch horizontal gegliedert. Sie stellt eine dreieinige Hierarchie von Berechnungsmodulen dar, die durch ein Kommunikationssystem und einen globalen Speicher unterstützt wird. Jede Hierarchieebene besteht aus drei Komponenten:

- Aufgabenzerlegung (H - Modul),
- Weltmodellierung (M - Modul),
- Sensorverarbeitung (G - Modul).

Die Hierarchie der Aufgabenzerlegung (*Task-Dekomposition*) besteht aus den H-Modulen, die eine Zerlegung von globalen Zielen in mehrere lokale Aktionen planen und ausführen. Die Aufteilung beinhaltet sowohl zeitliche als auch räumliche Aspekte.

Jedes H-Modul ist noch einmal in drei Submodule aufgegliedert.

- Job - Zuweisungsmanager (JA),
- eine Menge von Planer (PL(i)),
- eine Menge von Ausführungseinheiten (EX(i)).

Die Aufgabenzerlegung wird durch einen streng hierarchischen Baum organisiert, d.h. jeder Knoten besitzt genau einen Vorgänger.

In NASREM wird das Weltmodell folgendermaßen definiert: *Das Weltmodell ist die beste Schätzung und Berechnung des Systems über die Vergangenheit, Gegenwart und mögliche Zukunft der realen Welt.*

Das Weltmodell umfaßt somit das M-Modul und den Globalen Speicher, in dem alle Zustandsvariablen, Karten, Listen von Objekten, Attributen von Objekten und Ereignisse gespeichert sind. Nach dieser Definition entspricht das Weltmodell einer *Blackboard*, wie sie im Bereich der künstlichen Intelligenz verstanden wird. Die Aufgaben des Weltmodells sind für alle Ebenen gleich. Sie unterscheiden sich lediglich durch den Grad der Abstraktion, die von unten nach oben zunimmt.

Die Aufgaben können folgendermaßen klassifiziert werden:

- Erinnern,
- schätzen,
- vorhersagen,
- herausarbeiten.

All diese Prozesse beziehen sich auf die Handhabung geometrischer Modelle des Arbeitsraumes, das Aktualisieren von Attributen der Objekte und von Zustandsvariablen des Systems. Jedes Weltmodell besitzt eine konstante Kommunikation mit den Sensorverarbeitungsmodulen.

Das Sensorverarbeitungsbein besteht aus den G - Modulen die Muster erkennen, Ereignisse detektieren, Sensorinformationen über Raum und Zeit skalieren, filtern und integrieren. Jedes G-Modul besteht ebenfalls aus drei Submodulen:

- Vergleich der Beobachtung mit der Vorhersage,
- Integration der Korrelation und Differenz über die Zeit,
- Integration der Korrelation und Differenz über den Raum.

Der Datenfluß ist in diesem Bein von unten nach oben gerichtet, wobei die Datenabstraktion entsprechend zunimmt.

In NASREM gibt es neben der dreieinigen Hierarchie noch zwei hierarchietübergreifende Komponenten. Im Globalen Speicher wird das Wissen über den Zustand der Welt inklusive des inneren Zustands des Überwachungssystems gespeichert. Zu diesem Wissen gehören z.B. Karten, die eine räumliche Ausdehnung der Welt beschreiben, Listen von Objekten, Merkmale, Beziehungen und Ereignisse, sowie Zustandsvariablen, um konkrete Situationen identifizieren zu können. Alle Ein- und Ausgabeveriablen der Module jeder Ebene sind global definiert und stehen allen Modulen in jeder Ebene über dem Globalen Speicher zur Verfügung. Sie werden symbolisch aufgerufen und bearbeitet. Dieser hierarchietübergreifende Speicher hat zur Konsequenz, daß es keinerlei konzeptionelle Beschränkungen gibt, Daten an nichtbenachbarte Ebenen weiterzuleiten.

Die zweite hierarchietübergreifende Komponente ist das *Operator-Interface*. Diese Schnittstelle erlaubt auf jeder Ebene, in das H - Modul einzugreifen und somit die automatische Aufgabenzerlegung zu überlagern. Als Eingabegeräte können z.B. Joystick, Maus, DLR-Sensorkugel, Tastatur oder auch Spracheingabesysteme verwendet werden.

Die NASREM Architektur besteht aus sechs Ebenen, wobei in jeder Ebene fundamentale thematische Transformationen durchgeführt werden.

Ebene 1: Servo / Coordinate Transform Level

Aufgabe dieser Ebene ist, die Bewegungen von Aktoren im 16 ms die 1ms Takt mit den entsprechenden Daten. Das Sensormodul nimmt Last, Reibung und g-Kräfte auf, skaliert und filtert sie. Darüber hinaus findet eine Korrelation und Differentiation von vorhergesagten und beobachteten Sensordaten statt. In der Bildverarbeitung werden die Daten skaliert, gefiltert und Histogramme erstellt. Dieser Prozeß greift aber nicht in die Weltmodellierung ein, da das Abtasten eines Bildframes ca. 16 ms benötigt.

Ebene 2: Primitive Level

Diese Ebene berechnet die Trägheitsmomente und erzeugt eine glatte, dynamisch effektive Trajektorie. Ausgangspunkt dazu ist ein kollisionsfreier Pfad. Aus der Ebene 1 werden Position, Geschwindigkeit, Nähe von Hindernissen usw. zurückgemeldet. Diese Informationen werden im 16 ms Zyklus angeliefert. Das JA(2,i) berechnet die x, y, z , roll, pitch, yaw Komponenten. Pl(2,s) berechnet alle 128 ms eine dynamisch effiziente Trajektorie. Das Ausführungsmodul vergleicht die erwarteten und gemessenen Positionen, Geschwindigkeit, Kräfte und Steifigkeiten. Das G - Modul arbeitet auf den gefilterten Daten von Kraft-/Momenten- und Taktile Sensoren, den Beschleunigungsmessern usw. Diese unterschiedlichen Sensorinformationen werden integriert, um 3D-Informationen, wie Position, Orientierung und dynamische Bewegung von Objektmerkmalen, wie Kanten, Ecken, Löcher bestimmen zu können. In den bildverarbeitenden Systemen werden 2D-Merkmale, wie Kanten und Ecken extrahiert und falls möglich in den 3D-Raum transformiert.

Ebene 3: Elementare Move

Diese Ebene transformiert symbolische Kommandos elementarer Bewegungen, wie z.B. *reach_to x, approach_grasp_point_to y, grasp, track_edge E with_camera 1* in Terme kollisionsfreier Bahnen. Der Job-Zuweisungsmanager separiert aus diesen Kommandos die translatorischen und rotatorischen Werte. Das Planungsmodul ist für eine kollisionsfreie Bahn verantwortlich und muß diese für eine Sekunde im voraus garantieren. Zur Planungsunterstützung können vordefinierte Pläne herangezogen werden. In dieser Ebene werden zum erstenmal die Ergebnisse aus der Bildverarbeitung genutzt. Die gewonnenen Informationen über Objekte werden zur Kollisionsvermeidung herangezogen. Darüber hinaus können sie auch zur Steuerung von Fokus, Zoom, und Blende der Kamera benutzt werden. Der Takt für diese Ebene liegt im Bereich von einigen zehntel Sekunden.

Ebene 4: Objekt / Task Level

Die Taskebene transformiert Ziele in Terme von gewünschten Aktionen. Sie stellt die höchste Ebene im individuellen *Flight Telerobotic Servicer* dar. Die Kommandos aus der höheren Ebene haben die Form: *Replace ORU, Inspect Surface Z, Close/open VALVE*. Der Job-Assignment Manager JA(4,s) wählt vorbestimmte optimierte Pläne aus. Die Kommandosequenzen für die Ebene 3 werden in "Echtzeit" durch KI-Methoden (Planungs- und Suchstrategien, Lineare Programmierung, Spieltheorie, etc.) erarbeitet. Im Sensormodul werden Objektmerkmale mit den vorhergesagten verglichen. Beobachtete Merkmale können aus Helligkeitsbildern, Tiefenkarten, strukturiertem Licht oder aus

Daten taktile Sensoren extrahiert werden. Der Zeitrahmen für diese Ebene beträgt einige Sekunden.

Ebene 5: Service-Bay Control Level

Diese Ebene wird nicht mehr durch Computer im All bedient, sondern von leistungsstarken Workstations auf der Erde. Hier werden globale Operationsziele in Terme von Reparatur- oder Handhabungsanweisungen für ein ganzes Raumfahrzeug in Handlungsanweisungen transformiert, die sich auf einzelne Objekte beziehen. Das Sensorverarbeitungsmodul vergleicht gemessene Positionen von Service-Bay-Objekten oder Teleroboticssystemen mit den vorhergesagten. Auf dieser Ebene werden die Sensordaten von Bildverarbeitungs-, Taktile-, Kraft-/Momenten- und Abstandssensoren fusioniert. Der Takt in dieser Ebene geht bis zu einer Minute.

Ebene 6: Operations Control Level

In der obersten Ebene wird ein vollständiger Missionsplan für einen Satellitendienst in Einzeldienstaktionen zerlegt. Diese Zuweisung erfolgt manuell oder automatisch nach einer priorisierten Liste. Das Planungsmodul erzeugt einen zeitlichen Ablaufplan der einzelnen Serviceaktivitäten. Das G - Modul wird hier verwendet, um die Qualität der Sensordatenverarbeitung zu beurteilen und um eventuelle Konsequenzen für künftige Planungen zu ziehen.

6.3. Komponenten eines Multisensorsystems

In Multisensorsystemen werden unterschiedliche Modelle verwendet, um die verschiedenen Aspekte der Sensordatenverarbeitung repräsentieren zu können. Die Fähigkeit der Sensoren, die reale Welt zu beobachten, wird im Sensormodell festgehalten. Eng verknüpft mit dem Sensormodell sind die Fusionsmethoden, diese beruhen auf Sensordaten oder -informationen unterschiedlichen Charakters. Bei der modellbasierten Sensordatenverarbeitung wird das geometrische Modell dazu herangezogen, die räumliche Ausdehnung von Objekten und deren sensorielle Wahrnehmbarkeit zu repräsentieren.

Für den Sensoreinsatzplaner spielen diese Modelle eine wichtige Rolle, da in ihnen alle relevanten Informationen über die Leistungsfähigkeit des Sensorsystems, der Sensordatenverarbeitung und der zu betrachtenden Objekte enthalten sind.

Komponenten eines Multisensorsystems sind also:

- Sensormodell,
- Wissensbasis und Umweltmodell,
- Fusionsmethoden (siehe Kapitel 6.4),
- Sensoreinsatzplanung.

6.3.1. Sensormodelle

Aufgabe eines Sensormodells ist, die Fähigkeit eines Sensors zu repräsentieren, wie er die Informationen aus der realen Welt gewinnt (siehe dazu auch Kapitel 3.1). Bei der Modellierung der Sensoren werden dabei unterschiedliche Aspekte berücksichtigt, je nachdem, welche Intention damit verfolgt wird. So werden z.B. physikalische Eigenschaften der Sensoren modelliert, welchen Arbeitsbereich sie haben oder wie sie angesteuert werden. Andere konzentrieren sich mehr auf den Aspekt, die Informationen, die die Sensoren liefern, mathematisch zu beschreiben. Dabei werden besonders die Unsicherheiten, die durch die Sensorverarbeitung induziert werden, berücksichtigt [Gru94].

Im folgenden sind drei wesentliche Modelle zur Sensorintegration kurz dargestellt. Nähere Informationen siehe [LK89].

6.3.1.1. Logische Sensoren

Eines der ersten expliziten Sensormodelle ist das Konzept der logischen Sensoren von [HS84], um Sensorinformationen in einer konsistenten und effektiven Weise bearbeiten und Sensorsysteme leichter rekonfigurierbar zu machen. Dabei sieht Henderson die Sensoren nicht

nur als physikalische Geräte, die über ihr Ergebnis definiert sind, sondern erweitert sie auf ganze Programmsysteme zur Sensordatenverarbeitung (Abb. 6.11).

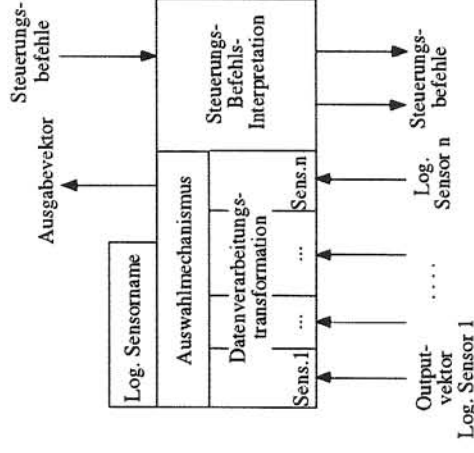


Abb. 6.11: Logische Sensoren

Die Komponenten des logischen Sensors sind:

- Eindeutiger Name des Logischen Sensors.
- Charakteristischer *Ausgabevektor*, der den Datentyp beschreibt, den der Logische Sensor als Ergebnis produziert.
- *Interpreter* für Kontrollkommandos, der die Aufträge von übergeordneten Logischen Sensoren bearbeitet.
- Eine Menge von *Programmeinheiten*, die aus den Daten der Logischen Sensoren den Ausgabevektor berechnen
- Ein *Selektor*, der die korrekte Funktion der ihm untergeordneten Programmeinheiten überwacht und festlegt, welches Programmergebnis den jeweiligen Auftraggebern übergeben wird

Die Kommunikationsverbindungen der Logischen Sensoren definieren ein Netzwerk. Die Sensordatenverarbeitung wird dadurch zu einem hierarchischen Prozeß, der die Sensordaten über die einzelnen Stufen verarbeitet. Jeder Knoten nimmt dabei aus der tieferen Schicht logische oder reale Daten auf und bearbeitet diese nach seiner eigenen Funktion (siehe auch Abb. 6.12). Durch diese Hierarchiebildung findet eine Abstraktion der zu verarbeitenden Informationen von unten nach oben statt [Gru94].

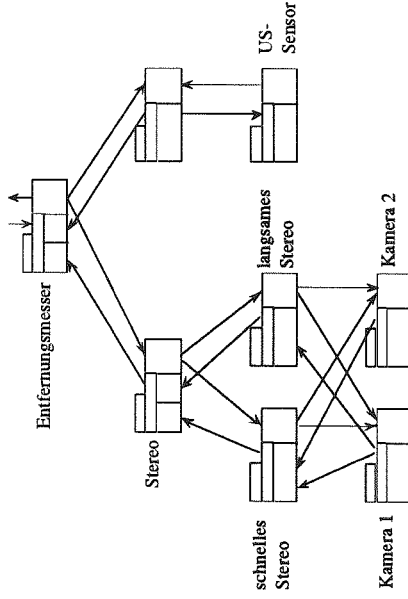


Abb. 6.12: Netzwerk Logischer Sensoren zur Entfernungsmessung [HS84]

6.3.1.2.

Hierarchische Integration

Dieses Modell zur Multisensorintegration basiert auf vier unterschiedlichen Phasen [LL88]. Abb. 6.13 zeigt ein Schema dieses Modells:

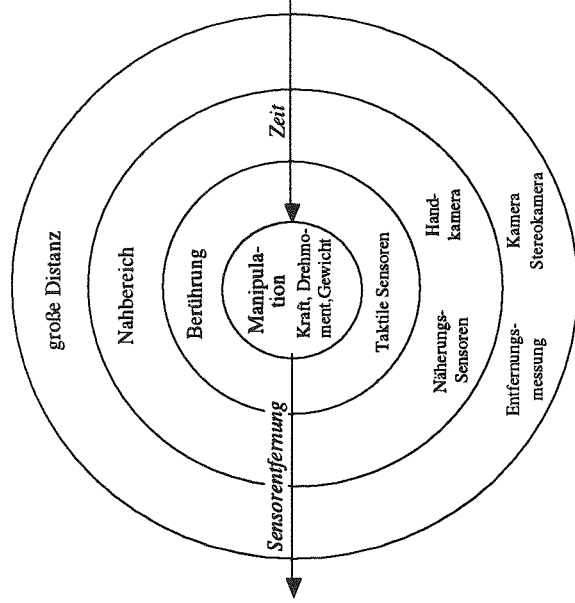


Abb. 6.13: Vier Phasen der hierarchischen Integration

6.3 Komponenten eines Multisensorsystems

Die einzelnen Phasen unterscheiden sich durch die zu messende Entfernung, die eingesetzten Sensoren und durch die Art der gewünschten Information.

Der Bereich *große Distanz* liefert globale Information über die Umwelt. Typische Meßaufgaben innerhalb dieses Entfernungsbereiches sind Detektion, Positionsbestimmung und Identifikation von Objekten einer Szene. Ist das Ergebnis der ersten Phase von Interesse, so erfolgt die Annäherung des Manipulators an das Objekt und damit der Übergang in den *Nahbereich*. Im Nahbereich sind allerdings oft keine kompletten Objekte sichtbar. Eine Handkamera oder Entfernungs- bzw. Schwellwertgeber liefern aber genaue Lageinformationen des Objektes. Im Bereich der *Berührung* ist eine sehr genaue Lagebestimmung möglich. Diese dient der Vorbereitung zur Manipulation, da der Zugang für andere Sensoren oft versperrt ist. Falls eine Objektmanipulation notwendig ist, geschieht sie in der Phase der *Manipulation* mittels Kraft-Drehmoment-Sensoren und Künstlicher Haut, um die Greifkraft geeignet einstellen zu können und um ein Rutschen des Objektes zu verhindern.

6.3.1.3. Entscheidungsträgermodell

Ein Entscheidungsträgermodell von Durrant-Whyte ist ein "Team" von Entscheidungsträgern, die beobachtete lokale Entscheidungen treffen und eigene Aktionen starten. Gleichzeitig verhält sich jeder Sensor als Mitglied eines Teams mit gemeinsamen Zielen. Ein System (Modell) besteht dabei aus den drei Komponenten:

- Beobachtungsmodell,
- Abhängigkeitsmodell,
- Zustandsmodell.

Sensormodell (Beobachtungsmodell): Dieses Modell beschreibt die Messungen, die durch einen Sensor ausgeführt werden, unter der Annahme, daß alle a-priori-Informationen gegeben sind und der Zustand des Sensors selbst bekannt ist. Im wesentlichen repräsentiert das Beobachtungsmodell das Sensorrauschen und die Sensorfehler (gewichtet normalverteilt).

Abhängigkeitsmodell: Das Abhängigkeitsmodell beschreibt den Informationsaustausch zwischen Sensoren. Hauptsächlich wird dazu ein Satz von bedingten Wahrscheinlichkeiten verwendet.

Ein Beispiel ist die Sensormessung auf eine Wand. Von den zwei Sensoren wird nicht exakt der gleiche Punkt, angemessen. Daraus ergeben sich verschiedene Entfernungen mit unterschiedlicher Sicherheit. Benutzt werden deshalb der Erwartungswert und kombinierte Wahrscheinlichkeit.

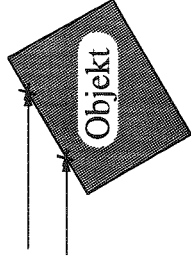


Abb. 6.14: Abhängigkeit der Sensormessung

Zustandsmodell: Das Zustandsmodell berücksichtigt die Fähigkeit bestimmter Sensoren, die Beobachtungscharakteristik (Meßposition, -orientierung) zu ändern. Hier können aktive Wahrnehmungsstrategien entwickelt werden.

Um "aktive" Sensoreigenschaften zu berücksichtigen, z.B. Kamera mit Zoom und Fokus, müssen die Aufnahmeeigenschaften und evtl. auch die Position verändert werden bzw. verstellbar sein.

Jeder Beobachter des Teams liefert eine Aussage über den Zustand der Umwelt in Form einer unsicheren Aussage. Team soll bedeuten, daß man versucht auf eine gemeinsame Aussage über die Umwelt zu kommen [DW88a]. Durch die Kombination geometrischer Aussagen, ist es möglich Informationen auszutauschen, d.h. unterschiedliche Sichten über die Umwelt zu behandeln, zusätzlich wird die Sicherheit einer Aussage als Diskussionsgrundlage zugelassen.

Das Sensormodell liefert eine Vorhersage über eine eigene Aufnahme aus der Umweltgeometrie. Die Transformation von zwei Aufnahmen ist jedoch nicht möglich, da das Modell sensorspezifisch ist.

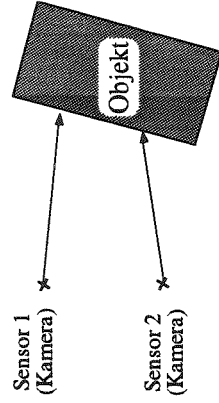


Abb. 6.15: Team von Beobachtern

6.3.2. Wissensbasis und Umweltmodell

Um sich effizient in einer Umgebung bewegen zu können, braucht ein Roboter ein geometrisches Modell seiner Umgebung. Dieses Modell ist die Basisinformation auf der ein Bahnplaner operiert, allerdings dient es auch zu anderen Zwecken. Aus einem geometrischen Modell werden z.B. Vorhersagen von Messungen abgeleitet, um aus dem Vergleich mit tatsächlichen Daten die Position des Fahrzeugs in dem Modell zu bestimmen.

Es gibt zwei Prinzipien der geometrischen Umweltdarstellung. Die erste, die sogenannte **Gitterdarstellung**, definiert eine zwei- bzw. dreidimensionale Rasterstruktur über einen Bereich der Umgebung. Die Form des Hindernisses wird dann nicht exakt in Koordinaten angegeben, sondern über eine Anzahl von zugehörigen Zellen angenähert. Die zweite, **parametrische Darstellung**, ist die klassische Methode, bei der ein Hindernis durch ein Kanten-, Oberflächen- oder Volumenmodell beschrieben bzw. approximiert wird (siehe auch Kapitel 5.1).

Eine geometrische Beschreibung der Umgebung kann entweder zu Beginn des Einsatzes in einem Fahrzeug zur Verfügung stehen (z.B. ein zweidimensionaler Grundriß eines Gebäudes) oder muß vom Fahrzeug in einer Kartographierungsphase erstellt werden. Eine grundlegende Voraussetzung für den flexiblen Einsatz ist allerdings, daß Information, die während des Einsatzes gewonnen wurde, in diese Umweltschreibung integriert werden kann. Die Adaption des Umweltmodells kann aus folgenden drei Gründen notwendig sein:

1. Die Position eines bekannten Objektes hat sich verändert.
2. Die Beschreibung eines Objektes an sich ist nicht mehr richtig.
3. Ein neues Objekt ist vorhanden.

Im ersten Fall ist ein Parametermodell geeignet, um die Position einer gesamten Datenstruktur (z.B. alle Oberflächen eines Objektes) gemeinsam zu verändern [Cro89a], da die Beschreibung des Objektes an sich richtig ist. In den letzten beiden Fällen stößt man dagegen auf enorme Schwierigkeiten. Es ist problematisch, direkt aus Meßdaten zuverlässig die Parameter eines Objektmodells anzupassen oder gar eine Beschreibung eines neu aufgetauchten Hindernisses zu finden. Es ist wesentlich günstiger, eine Beschreibungsform zu finden, die es erlaubt, Messungen über einen längeren Zeitraum zu sammeln und erst nach einer gewissen Zeit Rückschlüsse auf die Form des Objektes zu erzielen.

Das Verfahren der Erstellung eines geometrischen Umweltmodells wird als geometrische Fusion bezeichnet. Hier wird kein Eingabevektor direkt in einen Ausgabevektor verrechnet, sondern in eine Darstellung integriert, deren Interpretation erst bei Bedarf in geeigneter Art und Weise durchgeführt wird.

6.4. Fusionsmethoden

Als zentraler Teil eines Multisensorsystems kann die Sensordatenfusion angesehen werden. Durch die Wahl einer Methode wird auch der Informationstyp, den die einzelnen Sensoren liefern, festgelegt.

6.4.1. Numerische Fusionsmethoden

Unter numerischer Fusion versteht man die direkte Verknüpfung von Meßdaten. Ein numerisches Fusionsverfahren kann Anwendung finden, wenn über ein Ereignis mehrere, durch Meßfehler unterschiedliche Aussagen vorliegen und aus den vorhandenen Daten eine möglichst wahre Aussage über das Ereignis getroffen werden soll. Es existieren eine Vielzahl von Formalismen zur Kombination dieser Meßdaten. Im folgenden werden die grundlegendsten, so wie sie in der Robotik am meisten verwendeten numerischen Fusionsmethoden behandelt.

6.4.1.1. Stochastische Approximation

Eine reale, verrauschte und stochastisch unabhängige Beobachtung z_n wird beschrieben durch ein allgemeines Sensormodell [Hag90]:

$$z_n = h(\theta_n) + v_n, \quad (6.1)$$

d.h. ein Zustand θ wird durch das Beobachtungsmodell $h(\cdot)$ transformiert und additiv mit Störungen v , die statistisch durch mittelwertfreies Rauschen modelliert werden können, versehen.

Die Schätzung $\hat{\theta}$ eines realen konstanten Zustandes θ kann in folgender rekursiver Form durchgeführt werden:

$$\hat{\theta}_{n+1} = \hat{\theta}_n + a_n(z_n - h(\hat{\theta}_n)), \quad \hat{\theta}_0 = \text{const.} \quad (6.2)$$

Durch Einsetzen von (6.1) in (6.2) ergibt sich:

$$\hat{\theta}_{n+1} = \hat{\theta}_n + a_n(h(\theta_n) + v_n - h(\hat{\theta}_n)). \quad (6.3)$$

Nach einer erfolgten Messung wird die Differenz zwischen der realen vorauschten Beobachtung und der aufgrund der bisherigen Schätzung zu erwartenden Beobachtung berechnet [BA77]. Dieser Fehler wird mit der Gewichtung a auf den vorherigen Schätzwert addiert. Bei der Methode der stochastischen Approximation läßt sich jedoch fast nichts über die Konvergenzgeschwindigkeit und über den Schätzfehler zu einem bestimmten Zeitpunkt aussagen [Hag90].

Um die Forderung der Konvergenz der Schätzungen gegen den realen Wert zu erfüllen, bedarf es folgender Voraussetzungen:

- Die Funktion h ist monoton, zusammenhängend und begrenzt,
- v_i ist eine Folge von statistisch unabhängigen und mittelwertfreien Zufallsvariablen mit endlicher Varianz,
- die Gewichtungsfaktoren a_n mit $a_n \in [0,1]$ erfüllen die Bedingungen

$$\sum_{i=1}^{\infty} a_i \rightarrow \infty \text{ und } \sum_{i=1}^{\infty} a_i^2 \rightarrow 0.$$

Die erste Bedingung verhindert, daß die Größe der konvergenten Sprünge nicht zu schnell abnimmt. Die zweite Bedingung bewirkt, daß Sprünge mittels Gewichtung gedämpft werden, um eine bleibende Oszillation um den gesuchten realen Wert zu vermeiden, d.h. die a_n konvergieren gegen Null.

6.4.1.2. Gewichteter Durchschnitt

Bei dieser sehr einfachen Methode werden redundante Sensorinformationen gemittelt [Gru94]. Diese Methode kann sehr schnell durchgeführt werden und ist deshalb für zeitkritische Anwendungen anwendbar.

Der Mittelwert aus n Messungen des Zustandes θ wird folgendermaßen berechnet [MC78]:

$$\theta_{n+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \theta_i. \quad (6.4)$$

Problematisch bei diesem Verfahren ist, daß Fehlmessungen, die weit vom Durchschnitt abweichen einen unverhältnismäßig großen Einfluß auf das Schätzergebnis haben. Um die Verfälschung der Schätzwerte zu verringern, kann nun ein Intervall definiert werden. Nur Werte, die in diesem Toleranzbereich liegen, werden als Eingabe akzeptiert. Sinnvolle Intervallgrenzen (L, R) mit $L \leq \theta_i \leq R$ können aufgrund von a-priori-Wissen über den idealen Meßbereich der Sensoren bestimmt werden.

Eine weitere Schwäche dieses Ansatzes besteht darin, daß sehr unsichere Werte den gleichen Einfluß auf das Schätzergebnis haben wie sichere Daten. Vor allem bei der Kombination von Sensoren unterschiedlicher Qualität oder bei der Fusion von Daten, die unter verschiedenen Voraussetzungen aufgenommen wurden (z.B. geometrische Trennung der Sensoren), kann der Einfluß einer Messung nicht skaliert werden. Um dies zu ermöglichen, werden in Erweiterung des ursprünglichen Verfahrens die einzelnen Daten individuell gewichtet:

$$\theta_{n+1} = \frac{1}{x} (a_1 \theta_1 + \dots + a_n \theta_n) \text{ mit } \sum_{i=1}^n a_i = x \quad (6.5)$$

Allerdings ist es schwierig diese Gewichtung festzulegen, wenn eine Vielzahl von Sensoren verwendet werden, die Aufnahmecharakteristik des Sensors nicht exakt bekannt ist oder die wahrgenommene Szene vorab nicht bekannt ist.

Ein Problem beider bisher vorgestellter Ansätze ist, daß nur ein Schätzwert gefunden wird, aber keine Aussage über die Qualität dieser Schätzung vorliegt. Diese Schwäche wird mit den folgenden Fusionsverfahren behoben.

6.4.1.3. Bayes'scher Schätzer

Der Bayes'sche Schätzer ist keine Fusionsmethode, da kein Schätzwert ausgegeben wird, sondern nur die Wahrscheinlichkeit einer Objekthypothese. Da er allerdings die stochastische Grundlage für die folgenden Schätzverfahren bildet soll hier auf ihn eingegangen werden. Bayes betrachtet Ungenauigkeit als eine Wahrscheinlichkeit, wobei diese als eine relative Häufigkeit oder als Grad einer Überzeugung interpretiert werden kann.

Im folgenden Abschnitt bezeichnet z die Sensormeßwerte und θ die Objektmerkmale und Eigenschaften (Position, Orientierung,...), die geschätzt werden sollen.

Ausgangspunkt ist die bedingte Wahrscheinlichkeit $P(z|\theta)$. Sie ist die Wahrscheinlichkeit, daß ein bestimmter Sensorwert bei einer gegebenen Objekteigenschaft θ vorliegt [Win72]. Diese Wahrscheinlichkeit kann aus dem entsprechenden Sensormodell abgeleitet werden. $P(\theta|z)$ ist die Wahrscheinlichkeit einer Objekteigenschaft θ , wenn ein Meßwert z vorliegt. Dies ist die gesuchte a-posteriori Wahrscheinlichkeit mit der aus Sensordaten auf den realen Umweltzustand geschlossen werden kann.

Eine **bedingte Wahrscheinlichkeit** $P(z|\theta)$ wird allgemein wie folgt berechnet:

$$P(z|\theta) = \frac{P(z \cap \theta)}{P(\theta)}$$

Die a-posteriori Wahrscheinlichkeit läßt sich bei n stochastisch unabhängigen Ereignissen nach folgender Gleichung, die als **Satz von Bayes** bezeichnet wird, bestimmen:

$$P(\theta_i|z) = \frac{P(z|\theta_i)P(\theta_i)}{\sum_{i=1}^n P(z|\theta_i)P(\theta_i)} \quad (6.6)$$

Um zu berechnen, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Ereignis θ_i Ursache der Sensormessung z war, müssen die a-priori Wahrscheinlichkeit $P(\theta_i)$ eines Ereignisses und die Übergangswahrscheinlichkeit $P(z|\theta_i)$ als bekannt vorausgesetzt werden. Diese Formeln sind auch für Wahrscheinlichkeitsdichten anwendbar.

6.4.1.4. Kalman Filter

Maybeck [May79] bezeichnet den Kalman Filter als einen optimalen rekursiven Datenverarbeitungsalgorithmus, der alle zur Verfügung stehenden Sensordaten entsprechend ihrer Genauigkeit verarbeitet. Der Kalman Filter löst im allgemeinsten Fall die Aufgabe, den sich ändernden Zustand eines linearen, zeitvarianten Systems zu schätzen. Grundlage der Schätzung des Systemzustandes sind zum einen die beobachtbaren Sensordaten und zum anderen ein Modell des Systems, das erforderlich ist, um von den Sensordaten auf den inneren Systemzustand schließen zu können.

Unter der Voraussetzung, daß das zugrundeliegende System linear ist und die Meßwerte weißem Rauschen unterliegen, liefert der Filter im Gegensatz zu anderen Methoden ein statistisch optimales Ergebnis. Ein Aspekt davon ist, daß ein Kalman-Filter alle zur Verfügung stehenden Informationen vereint. Für eine aktuelle Schätzung wird folgendes Wissen verwendet:

- Dynamik des Systems und der Meßgeräte,
- statistische Beschreibung des Systemrauschens, der Meßfehler und der Unsicherheit des dynamischen Modells,
- alle verfügbaren Informationen über die Anfangsbedingungen der zu bestimmenden Werte.

Der Filteralgorithmus ist rekursiv, da im Falle des Eintreffens neuer zu fusionierender Daten ein Neubeginn der Berechnung oder ein Verwerfen des alten Ergebnisses nicht notwendig ist. Vielmehr werden die alten Erkenntnisse mit den neuen Daten geeignet gewichtet. Somit besteht die Möglichkeit, ohne Speicherung der gesamten Datenmenge zu sinnvollen Resultaten zu kommen. Abb. 6.16 zeigt eine typische Anwendung des Kalman-Filters [May79]. Der Einsatz eines Filters wird erforderlich, wenn der Systemzustand nicht direkt gemessen werden kann, sondern nur aus den Daten, auf deren Erfassung die Meßeinrichtung spezialisiert ist, bestimmt werden kann. Der Kalman-Filter kombiniert alle verfügbaren Meßwerte mit a-priori Wissen über das System und die Meßeinrichtungen. Er erzeugt daraus eine Schätzung der gewünschten Variablen bei der der statistische Fehler minimal ist.

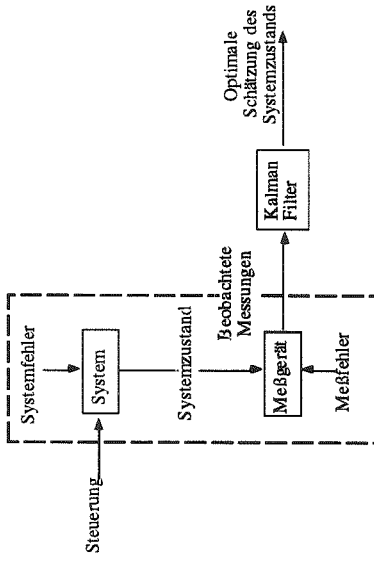


Abb. 6.16: Typische Anwendung des Kalman-Filters

Im folgenden erfolgt der Kalman Filter und die Systembeschreibung für den zeitdiskreten Fall. Die allgemeinen System- oder Zustandsgleichungen lauten:

$$\bar{\theta}(t+1) = A(t)\bar{\theta}(t) + B(t)\bar{u}(t) \quad (6.7)$$

$$\bar{y}(t) = F(t)\bar{\theta}(t) + \bar{w}(t) \quad (6.8)$$

Der Vektor $\bar{\theta}(t)$ repräsentiert den inneren Zustand des Systems zum Zeitpunkt t . Die einzelnen Parameter von $\bar{\theta}$ beschreiben die inneren Systemgrößen. Der Vektor $\bar{u}(t)$ ist die auf das System wirkende Eingangsgröße, wobei die einzelnen Parameter $u_i(t)$ des Ereignisvektors durch einen weißen Rauschprozess modelliert werden. Die beobachtbaren Sensordaten werden durch $\bar{y}(t)$ beschrieben. Die Systemmatrizen $A(t)$, $B(t)$ und ihre Abhängigkeiten von der Zeit werden als bekannt vorausgesetzt. $A(t)$ stellt das Systemmodell und $B(t)$ das Rausch- bzw. Störungsmodell dar. Durch die Gestalt der Matrix $B(t)$ werden zusätzlich die stochastischen Parameter des Prozesses $\bar{u}(t)$ verändert. $F(t)$ wird als Beobachtungsmatrix bezeichnet, da sie den Zusammenhang zwischen innerem Systemzustand und den Sensordaten herstellt.

Die Aufgabe des Kalman Filters ist die Schätzung des Zustandsvektors $\bar{\theta}$ aus den beobachteten Sensordaten, wobei $\bar{w}(t)$ den Meßfehler beschreibt, der ebenfalls als weißer Rauschprozess modelliert ist.

Der Kalman Filter schätzt den nächsten Systemzustand basierend auf dem aktuellen Systemzustand und den erhaltenen Sensordaten.

$$\bar{\theta}(t+1) = G(t)\bar{\theta}(t) + K(t)\bar{y}(t) \quad (6.9)$$

Dabei stellen $G(t)$ und $K(t)$ Matrizen dar, für die bereits beim Entwurf des Schätzers unter Berücksichtigung von $A(t)$ und $F(t)$ die Initialisierungswerte $G(t_0)$ und $K(t_0)$ (a priori Wissen) bestimmt werden müssen. Die Gewichtung der Matrix $K(t)$, **Kalman Gain** genannt, ist hoch,

wenn die Sensordaten sehr genau sind und der Schätzer sehr unsicher ist. Dies sorgt für eine starke Gewichtung der Korrektur. Die Matrix $G(t)$ läßt sich in Termen von $A(t)$, $F(t)$, und $K(t)$ beschreiben, so daß der geschätzte Systemzustand durch folgende Gleichungen berechnet werden kann:

$$\hat{\theta}(t+1) = A(t)\hat{\theta}(t) + K(t)[F(t)\bar{\theta}(t) + \bar{w}(t) - F(t)\hat{\theta}(t)] \quad (6.10)$$

Zusammen mit der Definition der Anfangsbedingung, daß der geschätzte Systemzustand $\hat{\theta}(t_0)$ gleich dem Erwartungswert des Systemzustandes zum Zeitpunkt t_0 ist, ist der Zustandsschätzer vollständig beschrieben. Um den Kalman Gain $K(t)$ immer wieder neu bestimmen zu können, muß der Erwartungswert der Summe der quadratischen Differenzen zwischen allen Komponenten des Schätzwertes und des wahren Zustandes minimiert werden. Dazu ist es notwendig, die Kovarianzmatrix $P(t)$ des Schätzfehlers $\tilde{\theta}(t) = \hat{\theta}(t) - \bar{\theta}(t)$ zu berechnen. Sie lautet:

$$P(t+1) = A(t)P(t)A^T(t) - K(t)F^T(t)P(t)A^T(t) + B(t)Q(t)B^T(t) \quad (6.11)$$

$Q(t)$ ist dabei die Kovarianzmatrix der Eingangsgröße $\bar{u}(t)$. Analog beschreibt $R(t)$ die Kovarianzmatrix des Meßrauschens $\bar{w}(t)$. Der Kalman Gain in der Form

$$K(t) = A(t)P(t)F^T(t)[F^T(t)P(t)F^T(t) + R(t)]^{-1} \quad (6.12)$$

minimiert den mittleren quadratischen Schätzfehler. Der Algorithmus des diskreten Kalman Schätzers läßt sich somit folgendermaßen formulieren:

1. Initialisierung der Anfangswerte:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t_0) &= E[\bar{\theta}(t_0)] \\ P(t_0) &= E[\hat{\theta}(t_0)\hat{\theta}^T(t_0)] \end{aligned} \quad (6.13)$$

2. Berechne den Kalman Gain für den Zeitpunkt t :

$$K(t) = A(t)P(t)F^T(t)[F(t)P(t)F^T(t) + R(t)]^{-1} \quad (6.14)$$

3. Berechne den Schätzwert $\hat{\theta}(t+1)$ unter der Benutzung der bekannten Sensordaten $\bar{y}(t)$:

$$\hat{\theta}(t+1) = A(t)\hat{\theta}(t) + K(t)[F(t)\bar{\theta}(t) + \bar{w}(t) - F(t)\hat{\theta}(t)] \quad (6.15)$$

4. Berechne die verbesserte Kovarianzmatrix des Schätzfehlers $P(t+1)$:

$$P(t+1) = A(t)P(t)A^T(t) - K(t)F^T(t)P(t)A^T(t) + B(t)Q(t)B^T(t) \quad (6.16)$$

5. Wiederhole ab Schritt 2 für den Zeitpunkt $t:=t+1$.

Im folgenden betrachten wir den Kalman Filter als einen Spezialfall des Bayes'schen Schätzers mit einer gegebenen normalverteilten Grundgesamtheit [Län93]. In Anhang C befinden sich dazu zum besseren Verständnis zwei Anwendungsbeispiele.

$$p(z|\mu) = N(\mu, \sigma^2)$$

Über den Mittelwert μ gebe es die a-priori-Information, daß er in dem Beobachtungsraum normalverteilt ist mit dem Mittelwert μ_0 :

$$p(\mu) = N(\mu_0, \sigma_0^2)$$

Aus dieser Grundgesamtheit wird eine Reihe von Messungen $Z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ ermittelt. Durch Auswertung dieser Messungen wird versucht, eine Antwort auf folgende Fragen zu finden:

- Kann die Schätzung von μ_0 sowie σ_0^2 verbessert werden?
- Ist die a-posteriori-Verteilung immer noch eine Normalverteilung?

Diese a-posteriori-Verteilung wird durch Integration der n Messungen berechnet und wird mit $N(\mu_n, \sigma_n^2)$ bezeichnet (sofern es sich um eine Normalverteilung handelt).

Durch Anwendung der Bayes-Regel auf die a-priori-Wahrscheinlichkeit ergibt sich wegen der statistischen Unabhängigkeit in Z :

$$p(\mu|Z) = \frac{p(Z|\mu)p(\mu)}{\int p(Z|\mu)p(\mu)d\mu} \quad (6.17)$$

Diese Gleichung zeigt, wie Beobachtungen eine Schätzung von μ verändern, indem die a-priori Information $p(\mu)$ in eine a-posteriori Schätzung $p(\mu|Z)$ umgerechnet wird [Län93]. Durch weitere Umformungen erhält man als Ergebnis für den gesuchten Mittelwert und die Standardabweichung:

$$\begin{aligned} \mu_n &= \frac{n\sigma_0^2}{n\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu_0 + \frac{\sigma^2}{n\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu_0 \\ \sigma_n^2 &= \frac{\sigma_0^2 \sigma^2}{n\sigma_0^2 + \sigma^2} \end{aligned} \quad (6.18)$$

Dabei ist m_n der einfache Mittelwert der Meßreihe mit $m_n = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n z_k$.

Dieses Resultat zeigt, wie die a-priori-Information mit den empirischen Ergebnissen fusioniert wird, um eine a-posteriori-Dichte $p(\mu|Z)$ zu erhalten. Durch Diskussion dieser Formel ergeben sich wertvolle Aufschlüsse [Län93]:

1. Es gilt $\sigma_n^2 \approx \sigma^2/n$ für $n \rightarrow \infty$. So verringert sich mit jeder Beobachtung die Unsicherheit über μ . Für $n \rightarrow \infty$ nähert sich $p(\mu|Z)$ der Diracschen Delta-Funktion. Dieser Vorgang wird in der Literatur auch als *Bayesian Learning* bezeichnet.
2. μ_n ist eine lineare Kombination von μ_0 mit m_n mit Koeffizienten, die sich zu Eins summieren. Folglich liegt μ_n immer zwischen μ_0 und m_n .
3. $\sigma_0 = 0$: Dies ist der Grenzfall, bei dem das Modell so sicher ist, daß beliebig viele Messungen, die einen anderen Wert beinhalten, die Modellparameter nicht ändern. Folglich gilt $\mu_n = \mu_0$ sowie $\sigma_n = 0$.
4. $\sigma_0 \gg \sigma$: Dies ist der Grenzfall, bei dem dem Modell nicht vertraut wird. Folglich wird versucht, die gesamte Information aus den Messungen zu bestimmen. Somit ergibt sich $\mu_n \approx m_n$ sowie $\sigma_n^2 \approx \sigma^2/n$ (siehe auch 1.)
5. $\sigma_0 \neq 0$: Der Wert des Lernens wird durch den Quotienten σ^2/σ_0^2 gesteuert, es gilt $\mu_n \rightarrow m_n$ für $n \rightarrow \infty$.

Es sei nun $n=1$ gesetzt, d.h. es erfolgt nur eine Messung z_1 :

$$\mu_1 = \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} m_1 + \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu_0 \quad (6.19)$$

$$\sigma_1^2 = \frac{\sigma_0^2 \sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \quad (6.20)$$

Unter Beachtung von $m_1 = z_1 = \mu$ ergibt sich:

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu + \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu_0 \\ &= \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu + \frac{\sigma^2 + \sigma_0^2 - \sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \mu_0 \\ &= \mu_0 - \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} (\mu_0 - \mu) \\ &\Rightarrow \mu_1 = \mu_0 - K \Delta \mu \end{aligned} \quad (6.21)$$

Hierbei bezeichnet:

$$\Delta\mu = \mu_0 - \mu_1 \quad (6.22)$$

$$K = \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \quad (6.23)$$

Analog dazu wird die Standardabweichung berechnet:

$$\begin{aligned} \sigma_1^2 &= \frac{\sigma^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \sigma_0^2 \\ &= \frac{\sigma^2 + \sigma_0^2 - \sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \sigma_0^2 \\ &= \left(1 - \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \right) \sigma_0^2 \\ &\Rightarrow \sigma_1^2 = \sigma_0^2 - K\sigma_0^2 \end{aligned} \quad (6.24)$$

Als Endergebnis ergibt sich folglich:

$$\begin{aligned} \mu_1 &= \mu_0 - K\Delta\mu \\ \sigma_1^2 &= \sigma_0^2 - K\sigma_0^2 \\ \Delta\mu &= \mu_0 - \mu \\ K &= \frac{\sigma_0^2}{\sigma_0^2 + \sigma^2} \end{aligned}$$

Die Fusionsgewichtung K wird auch als **Kalman-Gain** bezeichnet. In jedem neuen Fusionsschritt wird nur die bisherige Gesamtunsicherheit und die Unsicherheit des neuen Meßwertes berücksichtigt. Dadurch wird eine exakte Unsicherheitsabschätzung des Endergebnisses möglich. Ein weiterer Vorteil ist, daß Werte mit größeren Unsicherheiten die aktuellste Schätzung weniger beeinflussen, als sehr exakte Werte.

Vorteile dieses Bayes'schen Schätzers sind:

- Sämtliche Messungen können mit Unsicherheiten versehen werden.
- Es existiert eine Fehlerabschätzung des Endergebnisses, welche sich direkt aus den Fehlerabschätzungen der einzelnen Messungen ableiten läßt.

- Der Ansatz ist rekursiv, d.h. im Falle des Eintreffens neuer zu fusionierender Daten ist ein Neubeginn der Berechnung nicht notwendig. Vielmehr werden die alten Erkenntnisse mit den neuen Daten geeignet gewichtet.
- Das Fusionsergebnis ist bei Verwendung des Kalman-Filters optimal im statistischen Sinne.

Im Falle von Nichtlinearität gibt es durch den Einsatz des erweiterten Kalman-Filters (EKF) die Möglichkeit, Daten zu fusionieren [Gru94]. Der dezentralisierte Kalman-Filter (DKF) basiert auf dem EKF. Der Unterschied besteht darin, daß bei der dezentralisierten Version an jedem Sensor eine lokale Zustandsschätzung berechnet wird, im Gegensatz zur Schätzung des Zustands mittels Informationen von mehreren Sensoren [DWRH90]. Jeder Sensor kommuniziert mit den anderen Sensoren und nimmt deren Daten auf. Letztlich berechnen alle Sensoren eine globale Zustandsschätzung. Der Kommunikationsaufwand ist hierbei geringer als bei einer hierarchische Struktur.

6.4.1.5. Maximum-Likelihood-Schätzung

Das grundsätzliche Prinzip der Maximum-Likelihood-Schätzung ist die Entscheidung für die Beobachtung bzw. das Ereignis, dessen Auftreten am wahrscheinlichsten ist. Es ist deshalb ein relativ einfaches Verfahren [Hag90].

Ausgangspunkt hierbei ist die Dichtefunktion der Übergangswahrscheinlichkeit, d.h. die Wahrscheinlichkeiten, mit denen bestimmte Beobachtungen eines erfolgten Ereignisses gemacht werden sind bekannt. θ ist der unbekannte Parameter, wie z.B. Mittelwert, Standardabweichung, Varianz, etc. Die verschiedenen Zustände werden mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit beobachtet. Ziel ist es, nach einer Beobachtung festzustellen, welcher Zustand zugrundegelegen hat, d.h. man versucht nun, von der Beobachtung auf den wahrscheinlichsten Zustand zu schließen.

Der Schätzwert $\hat{\theta}$ mit dem größten Wahrscheinlichkeitsdichtewert ist der Maximum-Likelihood-Schätzwert $\hat{\theta}_{ML}(z)$ des Parameters θ :

$$\Rightarrow p(z | \hat{\theta}_{ML}) \geq p(z | \theta),$$

d.h. an der Stelle $\theta = \hat{\theta}_{ML}$ hat die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion für ein gegebenes z Maximum. Somit haben $\hat{\theta}_{ML}$ und θ die größte Übereinstimmung.

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} p(z | \theta) \quad (6.25)$$

Rechnerisch bestimmt man $\hat{\theta}_{ML}(z)$, indem man die erste Ableitung der Dichtefunktion nach θ zu Null setzt und dann nach dem unbekannten Parameter umstellt. Bei Exponentialfunktionen verwendet man dagegen *lnp* anstelle von *p*.

Bei mehreren unabhängigen Beobachtungen gilt für die Dichtefunktion:

$$p(z|\theta) = \prod_{i=1}^n p(z_i|\theta) \quad (6.26)$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^n p(z_i|\theta) \quad (6.27)$$

6.4.1.6. Methode der gewichteten kleinsten Quadrate

Bei dieser Methode wird auf vorhandene stochastische Informationen verzichtet. Das Schätzproblem wird wie ein deterministisches Optimierungsproblem behandelt [Hag90].

Zugrunde liegt folgendes lineares Beobachtungsmodell:

$$z = H\theta + v \quad (6.28)$$

Ziel dieser Methode ist die Schätzung $\hat{\theta}$ des Zustands θ , so daß der quadratische Leistungsindex J minimal wird. W wird als Gewichtungsmatrix bezeichnet. Sie ist positiv definit und symmetrisch [MC78].

$$J(\hat{\theta}) = \frac{1}{2} (z - H\hat{\theta})^T W (z - H\hat{\theta}) \quad (6.29)$$

Die notwendige Bedingung für das Minimum lautet:

$$\left. \frac{\partial J(\hat{\theta})}{\partial \hat{\theta}} \right|_{\hat{\theta}=\hat{\theta}_{LS}} = 0 \quad (\text{LS steht für Least Squares})$$

Nach der Ableitung erhält man: $H^T W (z - H\hat{\theta}_{LS}) = 0$

Die Kleinste-Quadrate-Schätzung $\hat{\theta}_{LS}$ ergibt sich somit:

$$\hat{\theta}_{LS} = (H^T W H)^{-1} H^T W z \quad (2.30)$$

6.4.1.7. Evidentes Schließen (Dempster-Shafer-Reasoning)

Bei dieser Methode werden keine a-priori Informationen vorausgesetzt. Einer Menge von Aussagen wird eine Zuverlässigkeit zugeordnet, im Gegensatz zum Bayes'schen Prinzip, bei dem jede Einzelaussage bewertet werden muß [HM90].

Ausgangspunkt ist eine endliche Menge von möglichen Ereignissen bzw. Aussagen (Entscheidungsraum), die mit 2^Θ bezeichnet wird. Darin wird m als elementare Wahrscheinlichkeitszuordnung (basic probability assignment) bezeichnet:

$$m: \{A_i | A_i \in 2^\Theta\} \rightarrow [0;1]$$

Die A_i ($i = 1, \dots, n$) werden als fokale Elemente bezeichnet, d.h. Elemente, von denen statistische oder subjektive Informationen bekannt sind [Rac90]. A ist mit folgenden Eigenschaften definiert:

$$\sum_{A_i \in 2^\Theta} m(A_i) = 1 \quad m(\emptyset) = 0$$

Die Summe aller Wahrscheinlichkeiten muß also 1 ergeben. Da auch Elemente existieren, denen keine präzise Wahrscheinlichkeit zugeordnet werden kann, definiert man ein sogenannten Glaubwürdigkeitsintervall. Dieses Intervall stellt die Unsicherheit der Sensoraussagen dar. Die untere Schranke gibt den Grad der Sicherheit bzw. die minimale Wahrscheinlichkeit jeder Aussage A an, und wird als Vertrauensfunktion $Bel(A)$ (Belief-Funktion) bezeichnet.

$$Bel(A) = \sum_{A \supseteq A_i} m(A_i) \quad (6.31)$$

In ähnlicher Weise kann man Zweifel, Plausibilität (Glaubwürdigkeit) und Unsicherheit definieren. Zweifel (doubt) entspricht gerade dem Komplement der Belief-Funktion.

$$Dbr(A) = Bel(A^c) \quad (6.32)$$

Die Obergrenze wird Plausibilität $Pls(A)$ genannt. Sie gibt die maximal mögliche Wahrscheinlichkeit an.

$$Pls(A) = 1 - Bel(A^c) \quad (6.33)$$

Das Unsicherheitsintervall ergibt sich somit aus:

$$U(A) = Pls(A) - Bel(A) \quad (6.34)$$

Die Dempster-Regel wird dazu verwendet, die Aussagen A und B zweier Sensoren zu einer Gesamtaussage C zu fusionieren. Dabei werden die elementaren Wahrscheinlichkeitszuweisungen folgendermaßen kombiniert:

$$m(C) = \frac{\sum_{A \cap B = C} m_1(A)m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A)m_2(B)} \quad (6.35)$$

Diese Kombination wird auch als *Orthogonale Summe* bezeichnet. Man erhält als Ergebnis die Aussage, wie glaubwürdig die Zusammenfassung aller Einzelmessungen ist und somit die wahrscheinlichste Kombination aus den Einzelmessungen [LK90]. Die Bedingung $A \cap B = C$ besagt, daß es zwischen den einzelnen Aussagen Übereinstimmungen geben muß, um eine Gesamtaussage zu erhalten. Der Nenner obiger Formel wird auch als Normierungsfaktor bezeichnet, der den Grad der Widerspruchlichkeit der Sensorwerte beschreibt. Nimmt dieser Faktor den Wert 0 an, so bedeutet das, daß sich die Sensoraussagen A und B komplett widersprechen. Die Kombinationsregel ist in diesem Fall undefiniert. Diese Methode unterscheidet sich von der Bayes'schen dadurch, daß ein Unsicherheitsintervall berechnet wird, wodurch ein Mangel an Vorinformation ausgeglichen wird. Bayes'sche Schätzungen dagegen verwenden feste Wahrscheinlichkeiten (die vorher bekannt sein müssen) und liefern dann auch nur einen bestimmten WS-Wert für eine Gesamtaussage, d.h. ohne Unsicherheiten entspricht die Dempster-Methode der Bayes'schen Schätzung.

6.4.1.8.. Fuzzy-Set Theorie

Die Fuzzy-Mengentheorie wurde erstmals 1965 von Zadeh [Zad65] formuliert und in den folgenden Jahren in vielen Bereichen erfolgreich angewendet. Die Fuzzy-Mengentheorie und die Fuzzy-Logik bilden die Grundlage einer Fuzzy-Steuerung [Kap93]. Sie versucht die vagen Ausdrücke der realen Welt in eine mathematische Form zu bringen. Gegenüber traditionellen logischen Systemen orientiert sich die Fuzzy-Logik sehr stark an der menschlichen Denkweise sowie an der natürlichen Sprache. Dies ermöglicht eine nahezu direkte Abbildung von Aussagen in das mathematische System. Aus dieser Sicht ist die Fuzzy-Steuerung eine Menge von linguistischen Regeln, die auf Fuzzy-Implicationen, sowie einer abschließenden Inferenz, beruhen. Erfahrungen haben gezeigt, daß Fuzzy-Regler bessere Ergebnisse als konventionelle Regler erzielen können, wenn ein vorliegendes System sehr komplex ist, die Systeminformationen nur sehr unsicher oder unvollständig sind oder wenn das zu regelnde System unter manueller Kontrolle erfolgreich betrieben werden konnte [Rac90].

Mathematisch wird eine unscharfe Menge $A \subseteq X$ (fuzzy set) durch die verallgemeinerte charakteristische Funktion $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$ beschrieben, die auch häufig als Zugehörigkeitsfunktion bezeichnet wird [Gru94]. X bezeichnet dabei die Gesamtheit aller Objekte, das sogenannte Universum der Objekte. Der Wert, den die Funktion μ_A für ein $x \in A$ liefert, wird als Zugehörigkeitsgrad zu dieser Menge definiert. Im Gegensatz zur klassischen Mengentheorie kann der Zugehörigkeitsgrad jeden Wert aus dem Intervall $[0,1]$ und nicht nur

aus der Menge $\{0,1\}$ annehmen. Je größer der Wert $\mu_A(x)$ ist, desto mehr gehört das Element x zur Menge A . Damit wird es möglich, linguistische Variablen wie groß, klein, wenig, viel usw. mathematisch zu formulieren. Der Grad der Zugehörigkeit drückt allerdings keine Wahrscheinlichkeit aus. Um die Fuzzy-Set-Theorie praktisch einsetzen zu können, ist es notwendig, für jede interessierende Menge eine eigene Zugehörigkeitsfunktion zu definieren. Es gibt zwei Arten von Zugehörigkeitsfunktionen. Die numerischen werden bei diskretem Universum eingesetzt und bestehen aus einem Vektor, dessen Dimension von dem Grad der Feinheit abhängt. Bei der funktionalen Zugehörigkeitsfunktion werden die Zugehörigkeiten durch mathematische Funktionen ausgedrückt (z.B. Glockenkurve, Trapez, Dreieck, Parabelstücke). Da die charakteristischen Funktionen vom jeweiligen Kontext (Universum) abhängen, obliegt es dem Designer festzulegen, wie die linguistischen Variablen von dem System zu interpretieren sind. Die Zuordnung eines Sensordatums zu einer Fuzzymenge wird in diesem Zusammenhang als Fuzzyfikation bezeichnet [Gru94]. Auf den unscharfen Mengen werden eine Vielzahl von Operationen definiert. Die gebräuchlichsten Operationen sind Vereinigung, Durchschnitt und Komplement:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (6.35)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (6.36)$$

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (6.37)$$

Die Form der hier dargestellten Operatoren wird in fast allen Fuzzy Set Systemen verwendet. Es ist aber auch möglich, diese Operatoren je nach Anwendung anders zu definieren. Zur Regelung eines Prozesses benötigt ein Fuzzy-Regler neben Prozeßdaten auch eine Menge von Regeln und Gesetzmäßigkeiten, die ihm beschreiben, wie ein Prozeß zu regeln ist. Diese werden basierend auf Expertenwissen in Form von Konditionalsätzen gespeichert.

Ein anschauliches Beispiel befindet sich in Anhang C.

6.4.2. Geometrische Fusionsmethoden

Neben der direkten oder numerischen Fusion von Daten gibt es Verfahren, die nach einem anderen Prinzip aufgebaut sind. Hier wird kein Eingabevektor direkt zu einem Ausgabevektor verrechnet, sondern in eine Darstellung integriert, die dann erst bei Bedarf auf geeignete Art und Weise interpretiert wird. Anwendung finden solche Verfahren bei der Erstellung eines geometrischen Umweltmodells aus inhomogenen Sensorinformationen.

Man unterscheidet entsprechend den geometrischen Umweltmodellen gitter- und parameterbasierte Ansätze.

6.4.2.1. Gitterbasierte Ansätze

Eine Methode zur Darstellung von Hinderniswahrscheinlichkeiten in einem Gitter wurde an der Carnegie-Mellon-University (CMU) [ME85] entwickelt. Das Verfahren eignet sich besonders für verlässliche, ungenaue Sensordaten, wie z.B. die Abstandsmessungen eines Ultraschallsensors.

Das Arbeitsgebiet des Roboters ist ein zweidimensionales Gebiet (Array), bestehend aus quadratischen Elementen, die als Zellen bezeichnet werden. Jede Zelle kann entweder frei, besetzt oder unbekannt sein. Bei der CMU-Methode wird jeder Zelle ein Wahrscheinlichkeitswert zugewiesen, der die Zuverlässigkeit der Existenz eines Gegenstandes innerhalb dieses Zellbereiches angibt. Die Wahrscheinlichkeitswerte werden nach jeder Messung mittels einer Wahrscheinlichkeitsfunktion, die die Merkmale des vorgegeben Sensors berücksichtigt, aktualisiert. Die Systeme zur Umwelterkennung, vorwiegend werden Ultraschallsensoren eingesetzt, verwenden kein a-priori Wissen. Dafür liegen folgende Überlegungen zugrunde [LDW92]:

- Es gibt nur wenig komplett statische Arbeitsumgebungen, somit wäre jede a-priori Karte sehr schnell ungenau.
- Ein Sensor steht die Umwelt aufgrund seiner physikalischen Eigenschaften völlig anders als ein Mensch. Daher ist es sehr schwierig, vorab aus einer menschlichen Umweltbeobachtung eine Karte zu erstellen und vorauszusagen, welche Merkmale ein Sensor wahrnehmen würde.
- Um Sensordaten in der Praxis voraussagen zu können, muß eine Karte die Objekttypen Ebene, Zylinder, konkave und konvexe Winkel beinhalten. Dies erfordert aber eine sehr detaillierte Beschreibung.

6.4.2.1.1. Vorverarbeitung der Sensordaten

Grundvoraussetzung für das Eintragen von Sensorwerten in ein Gitter ist das Bekanntsein der Roboterposition. Um die Zuverlässigkeit der Meßwerte zu erhöhen, werden die Sensordaten verarbeitet [EI87]. Dabei werden Werte, die unterhalb der unteren Entfernungsschwelle $R_{\min}$ (gewöhnlich aus fehlerhaften Sensoren bestimmt) liegen, gelöscht. Gleichermaßen wird mit Werten verfahren, die oberhalb der sinnvollen Meßentfernung R_d des Sensors liegen. Zusätzlich werden mehrere Messungen eines Sensors, die von einer Roboterposition aus erfolgt sind, gemittelt. Die sinnvolle Meßentfernung R_d wird als das Minimum aus dem Abstand R_g des Sensors vom Boden und der maximalen Meßentfernung $R_{\max}$ definiert:

$$R_d = \min(R_g, R_{\max}) \quad (6.38)$$

6.4.2.1.2. Besetzungswahrscheinlichkeiten

Bei der von der CMU entwickelten Methode bleibt der Roboter in einer stationären Position, während der Ring von Sensoren eine Messung durchführt. Der von einem Sensor ausgehende Abstandswert muß nun geeignet interpretiert werden, um das Wahrscheinlichkeitsgitter auszufüllen.

Dabei wird einem Meßwert in Abhängigkeit seiner Position innerhalb der Schallkeule ein Wahrscheinlichkeitswert zugeordnet [EI86]. Jede einzelne Messung liefert eine Aussage über zwei Bereiche innerhalb des Strahlkegels. Der Bereich zwischen Sensor und Meßbereich wird als wahrscheinlich leer angenommen, da das Signal diesen Bereich ungehindert passieren konnte. Der eigentliche Meßbereich beinhaltet die Unsicherheit über die Lage eines Objektes, das ein Echo an der Strahlfront verursacht hat. Somit ist dieser Bereich wahrscheinlich besetzt. Werte nahe der akustischen Achse besitzen eine höhere Wahrscheinlichkeit, als die in der Peripherie gelegenen. Für die Entfernungabhängigkeit gilt, daß Werte in der Mitte des Meßbereichs aufgrund des besseren Auflösungsvermögens des Sensors mit geringerer Unsicherheit behaftet sind, als Meßwerte am Rand des Meßbereichs. Anhand dieser Vorkenntnisse läßt sich eine formale Beschreibung der Interpretation von Sensorwerten herleiten.

Die Wahrscheinlichkeit, daß eine Zelle innerhalb des Sonarkegels leer (Empty) ist, wird wie folgt definiert:

$$\begin{aligned} p_E(x, y, z) &= p[\text{Position}(x, y, z) \text{ ist frei}] \\ p_E(x, y, z) &= f_E(\delta) f_E(\varphi) \end{aligned} \quad (6.39)$$

dabei bedeuten:

$$f_E(\delta) = 1 - \left(\frac{\delta - R_{\min}}{R - \varepsilon - R_{\min}} \right)^2, \quad f, r \quad \delta \in [R_{\min}, R - \varepsilon]$$

$$f_E(\delta) = 0, \quad \text{sonst}$$

$$f_E(\varphi) = 1 - \left(\frac{2\varphi}{\omega} \right)^2, \quad f, r \quad \varphi \in \left[-\frac{\omega}{2}, \frac{\omega}{2} \right]$$

$$f_E(\varphi) = 0, \quad \text{sonst}$$

Die Wahrscheinlichkeit, daß eine Zelle besetzt (Occupied) ist, ist gegeben durch:

$$\begin{aligned} p_O(x, y, z) &= p[\text{Position}(x, y, z) \text{ ist besetzt}] \\ p_O(x, y, z) &= f_O(\delta) f_O(\varphi) \end{aligned} \quad (6.40)$$

dabei bedeuten:

$$f_O(\delta) = 1 - \left(\frac{\delta - R}{\varepsilon} \right)^2 \quad f r \quad \delta \in [R - \varepsilon, R + \varepsilon]$$

$$f_O(\delta) = 0 \quad sonst$$

$$f_O(\varphi) = 1 - \left(\frac{2\varphi}{\omega} \right)^2 \quad f r \quad \varphi \in \left[-\frac{\omega}{2}, \frac{\omega}{2} \right]$$

$$f_O(\varphi) = 0 \quad sonst$$

Die graphische Darstellung obiger Formeln ist der Abb. 6.17 zu entnehmen.

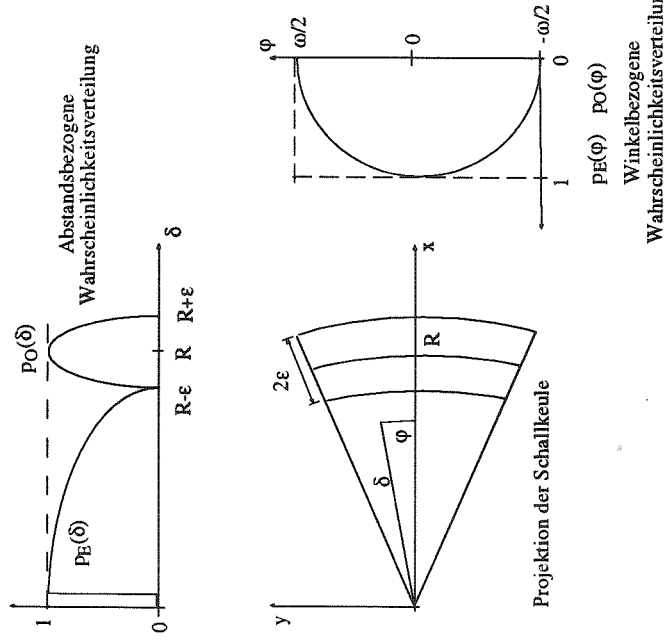


Abb. 6.17: Wahrscheinlichkeitsprofile der wahrscheinlich freien und wahrscheinlich besetzten Bereiche

6.4.2.1.3. Vereinigung mehrerer Messungen bzw. Aktualisierung einer bereits gespeicherten Karte

Eine Karte wird erstellt, indem nach jeder Messung die Wahrscheinlichkeitsverteilung für den freien und den besetzten Zustand berechnet wird. Anschließend werden diese Wahrscheinlichkeiten diskreten Zellen aus dem Blickfeld des Sensors zugeordnet, wobei die aktuelle Umweltansicht des Sensors mit der bisher gespeicherten Karte kombiniert wird [MaE88].

Liefere verschiedene Messungen die Aussage, daß eine bestimmte Zelle frei ist, so vergrößert sich die Wahrscheinlichkeit, daß diese Zelle unbesetzt ist. Gleiches gilt für Aussagen über besetzte Zellen. Andererseits schwächen gegensätzliche Sensoraussagen die bisherigen Wahrscheinlichkeiten ab.

Die Aktualisierungsberechnung der freien und der besetzten Zellen ist nicht symmetrisch. Der Ablauf der Kartographie gliedert sich in folgende Bereiche:

- Initialisierung der Karte,
- Überlagerung der unbesetzten Bereiche,
- Überlagerung der besetzten Bereiche,
- Schwellwertprozedur zur Erstellung der endgültigen Karte.

Bei der Initialisierung wird die gesamte Karte als unbekannt vorausgesetzt, d.h. die Wahrscheinlichkeiten für besetzt bzw. frei werden mit Null angegeben. Die Überlagerung der unbesetzten Bereiche geschieht durch Kombination der Wahrscheinlichkeiten der freien Zellen mittels der Additionsformel für Wahrscheinlichkeiten.

$$p_E(Zelle_{neu}) = p_E(Zelle_{alt}) + p_E(Messung) - p_E(Zelle_{alt}) \times p_E(Messung) \quad (6.41)$$

Die Überlagerung von besetzten Bereichen wird wie folgt erreicht. Die Wahrscheinlichkeiten der besetzten Zellen werden zunächst durch die Wahrscheinlichkeiten, daß diese Zellen frei sind, abgeschwächt.

$$p_O(Messung) = p_O(Messung) \times (1 - p_E(Zelle)) \quad (6.42)$$

Grund hierfür ist die Tatsache, daß die Verteilung der "Besetztwahrscheinlichkeit" einer einzelnen Messung im Gegensatz zur Verteilung der "Freiheitswahrscheinlichkeit" einen Mangel an Wissen über die Lage eines Objektes innerhalb des Strahlkegels darstellt. Die Besetztwahrscheinlichkeiten werden anschließend über der Strahlfront normiert, um wieder eine einheitliche Summe zu erhalten [MaE88].

$$p_O(Messung) = \frac{p_O(Messung)}{\sum_{\text{Zellen der Strahlfront}} p_O(Messung)} \quad (6.43)$$

Erst dann kann die Additionsformel zur Aktualisierung angewendet werden.

$$p_O(Zelle_{neu}) = p_O(Zelle_{alt}) + p_O(Messung) - p_O(Zelle_{alt}) \times p_O(Messung) \quad (6.44)$$

Unter Anwendung einer Schwelle wird aus allen Messungen eine endgültige Karte erstellt. Die Gitter beinhalten nicht direkt die Wahrscheinlichkeitswerte, sondern Zuverlässigkeitswerte. Diese Unterscheidung ist notwendig, da Wahrscheinlichkeiten nur Werte aus dem Intervall $[0,1]$ beinhalten, der Wertebereich der Zuverlässigkeitsfaktoren umfasst dagegen auch negative Zahlen $[-1,1]$. Die Besetzwahrscheinlichkeit $p_O(x,y)$ einer Gitterzelle (x,y) wird mit dem Faktor $Occ(x,y)$ bezeichnet. Entsprechend wird der Faktor der Freiwahrscheinlichkeit $p_F(x,y)$ mit $Emp(x,y)$ bezeichnet. Für den Status (unbekannt, frei, besetzt) einer Zelle gilt folgende Konvention:

unbekannt = 0

$Occ(x,y) \in (0,1]$

$Emp(x,y) \in [-1,0)$

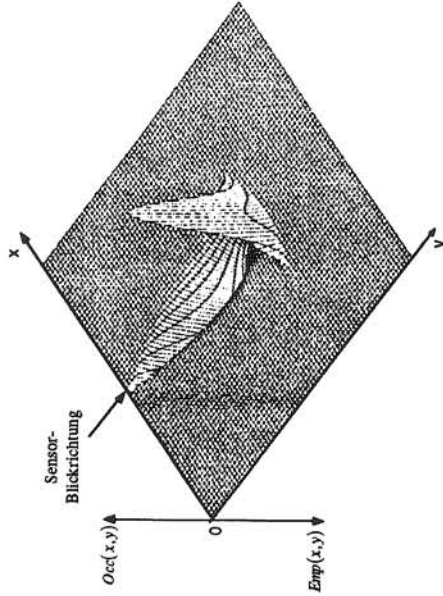


Abb. 6.18: 3D-Wahrscheinlichkeitsprofil einer Sensormessung. Die Ebene stellt den Unbekannt-Status dar, Werte oberhalb davon Repräsentieren die Besetzwahrscheinlichkeiten, Werte unterhalb die Freiwahrscheinlichkeiten

Nach einer Messung wird für das Blickfeld des Sensors eine Karte mit den Besetzwahrscheinlichkeiten und eine mit den Freiwahrscheinlichkeiten berechnet. Die Kombination dieser beiden Zelltypen zu einem endgültigen Sensorgitter wird als Schwellwertprozedur bezeichnet:

$$Gitterzelle(x,y) = \begin{cases} Occ(x,y) & \text{falls } Occ(x,y) \geq |Emp(x,y)| \\ Emp(x,y) & \text{falls } Occ(x,y) < |Emp(x,y)| \end{cases} \quad (6.45)$$

Da dieses Verfahren ziemlich robust gegenüber Meßrauschen und Mehrfachreflexionen ist, wird es zur kollisionsfreien Navigation eines mobilen Roboters in einer statischen, unbekannten Umgebung verwendet [Elf87].

6.4.2.1.4. Das Wahrscheinlichkeitsgitter zur Echtzeitkartographie

Borenstein und Koren nutzen Wahrscheinlichkeitsgitter für die Kollisionsvermeidung [BK90],[BK91a],[BK91b]. Das an der CMU entwickelte HMM-Verfahren (Histogrammic-In-Motion-Mapping) ist eine Methode der Echtzeitkartographie, die die Basis der Vector-Field-Histogramm-Kollisionsvermeidungsstrategie des Roboters CARMEL bildet. Das Wahrscheinlichkeitsgitter unterscheidet sich nur in der Art der Eintragung und Aktualisierung von den bisherigen Wahrscheinlichkeitsgittern.

Zur Vereinfachung der Wahrscheinlichkeitsdichten von Moravec und Elfes, führen Borenstein und Koren diskrete Belegungswerte ein. Die Belegungswerte ihres Wahrscheinlichkeitsgitters sind natürliche Zahlen aus dem Intervall $[0,15]$. Die Hauptmotivation hierfür ist der wesentlich geringere Rechenaufwand. Hohe Belegungswerte zeigen an, daß eine Zelle wahrscheinlich belegt ist. Niedrige Werte bedeuten, daß die Zelle entweder frei ist oder keine Information über den Zustand der Zelle vorhanden ist.

Um die Sensordaten zu modellieren, wird analog zum Ansatz von Moravec/Elfes zwischen zwei Bereichen des Sensorblickfelds unterschieden. Der erste Bereich ist der, in dem sich das reflektierte Objekt befindet. Der zweite Bereich liegt zwischen dem ersten Bereich und dem Sensor und ist wahrscheinlich frei. Im Gegensatz zur CMU-Methode werden aber nicht alle Zellen des Blickfelds berücksichtigt, sondern nur die Zellen, die sich auf der akustischen Achse befinden. Die Autoren schlagen zwei verschiedene Möglichkeiten der Inkrementierung bzw. Dekrementierung vor:

1. Inkrementieren des Belegungswertes einer Zelle mit Eins. Es wird immer nur die Zelle inkrementiert, die sich in der Meßdistanz d auf der akustischen Achse befindet (Abb. 6.19).
2. Inkrementieren und Dekrementieren der Zellen, die auf der akustischen Achse liegen. Der Belegungswert der Zelle in der Meßdistanz d wird mit Drei inkrementiert, alle Belegungswerte innerhalb des freien Bereiches zwischen dieser Zelle und dem Sensor werden mit Eins dekrementiert (Abb. 6.20). Die Inkrementierungs- bzw. Dekrementierungswerte wurden experimentell bestimmt. Die Dekrementierung ist viel

kleiner gewählt, da bei jeder einzelnen Messung mehrere Zellen dekrementiert werden, aber nur eine Zelle inkrementiert.

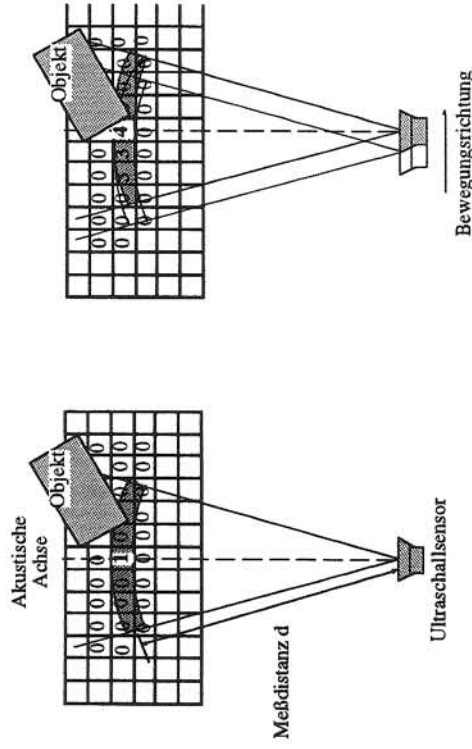


Abb. 6.19: Inkrementierung einer Zelle bei jeder Sensormessung (links). Erzeugung einer Wahrscheinlichkeitsverteilung durch schnelle und kontinuierliche Messung eines sich bewegenden Fahrzeugs (rechts).

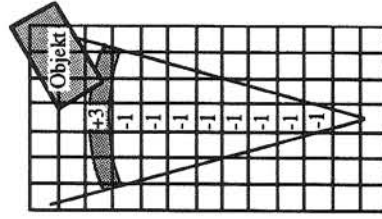


Abb. 6.20: Inkrementierung und Dekrementierung nach einer einzelnen Sensormessung.

Die Modellierungsart nach Borenstein und Koren [BK91a, BK91b] führt zu einer starken Vereinfachung der Interpretation der Sensordaten, was zu erheblich geringerem Rechenaufwand und somit kürzerer Rechenzeit bei der Gittererstellung führt. Diese Methode liefert allerdings nur

dann ausreichend genaue Ergebnisse, solange sich das sensorbestückte Fahrzeug in Bewegung befindet. Die kontinuierliche und wiederholte Inkrementierung von Zellen führt zu einer histogramartigen Wahrscheinlichkeitsverteilung. Diese Verteilung zeigt in der Nähe von Objekten hohe Belegungswerte der Zellen, in unbekannten oder freien Bereichen niedrige Belegungswerte. Die Position dieser Objekte läßt sich allerdings nicht exakt bestimmen. Beim Einsatz dieses Verfahrens als Teil einer Kollisionsvermeidungsstrategie reicht diese Genauigkeit aus. Die Schnelligkeit dieses Verfahrens ist dabei ein entscheidender Aspekt bei der Kollisionsvermeidung.

6.4.2.1.5. Gitterbasierte Kartographierung mit Vertrauenswerten

Weigl et al. [WSSB93] verwenden ebenfalls ein quadratisches Gitter zur Umweltdarstellung. Im Gegensatz zu anderen Verfahren wird nur ein Ultraschallsensor (KKDM-1) eingesetzt. Dieser Abstandsmesser besitzt eine rotierende Antenne, welche auf einem autonomen mobilen Roboter befestigt ist.

Die Darstellung der Roboterumwelt wird in zwei Ebenen unterteilt. Das lokale Modell behandelt nur die Bereiche, die sich in der Nähe des Roboters befinden und die im Blickfeld des Sensors liegen. Das globale Modell repräsentiert den gesamten Arbeitsbereich des Roboters. In dieser Karte sind die Messungen von verschiedenen Sensoren integriert, sowie das in Zahlenwerten ausgedrückte Maß an Vertrauen für verschiedene wahrgenommene Objekte gespeichert, d.h. die globale Karte ist die Vereinigung aller lokalen Modelle.

Auch bei dieser Kartographierungsmethode stellen sekundäre Echos eine Hauptfehlerquelle dar. Um deren Einfluß zu verringern, wird eine Vorfilterung der Sensordaten vorgenommen. Das Verfahren der Vorfilterung basiert auf der Beobachtung, daß die Differenz zwischen zwei Abstandsmessungen des gleichen Objektes von zwei verschiedenen Positionen aus, etwa in der Größenordnung der Entfernung der beiden Meßpunkte liegt. Wird eine der beiden Messungen von Mehrfachreflexionen hervorgerufen, so wird die Meßwertdifferenz mit großer Wahrscheinlichkeit erheblich größer.

Die Vorfilterung umfasst folgende Teilschritte [WSSB93]:

- Zwischen zwei Sensormessungen, die nacheinander von verschiedenen Positionen aus durchgeführt wurden, wird eine Beziehung hergestellt.
- Beide Messungen werden in ein gemeinsames Bezugssystem übertragen.
- Die Differenz der beiden Meßwerte wird mit einer experimentell ermittelten Schwelle verglichen.

Ist die Differenz geringer als der Schwellwert, werden beide Meßwerte als zuverlässig anerkannt. Andernfalls werden beide Messungen bei der Kartographie nicht berücksichtigt, da nicht ermittelt werden kann, welche Messung von einem sekundären Echo ausgelöst wurde.

Anhand der Schwelle der Meßwertdifferenzen wird auch die maximale Meßdistanz justiert, um die Zuverlässigkeit der Messungen zu erhöhen. Die Vorfilterung kann die aus Mehrfachreflexionen resultierenden Fehler aber nicht vollständig eliminieren.

Nach dem Vorfilterungsprozeß werden die Daten des lokalen Modelles zur globalen Ebene weitergegeben, um dort eine Umweltkarte zu erstellen, verfeinern oder aktualisieren.

Für jede Zelle wird eine Wahrscheinlichkeit bestimmt, mit der sie frei oder besetzt sein kann. Das Vertrauen in die Sensoraussagen wird durch eine ganze Zahl aus dem Intervall [0,100] repräsentiert. Jeder Zelle wird ein Vertrauenswert h_f (Zelle ist frei) und h_o (Zelle ist besetzt) zugewiesen. h_u gibt den Grad der Unsicherheit an. Für diese Vertrauenswerte jeder Zelle gilt die Beziehung:

$$h_f + h_o + h_u = 100 \quad (6.46)$$

Durch die Vorfilterung werden den Zellen im Blickfeld des Sensors Werte für h_f und h_o zugewiesen. In der Nähe der Hauptabstrahlrichtung sind die Werte höher als im Randbereich des Strahlkegels. Die höchsten Besetztwerte ergeben sich, wenn mehrere Messungen ein Objekt erkennen, dessen Orientierung senkrecht zur Strahlrichtung des Sensors ist. Sobald ein Liniensegment erkannt ist, werden die Freiwerte h_f aller Zellen zwischen der Linie und dem Roboter erhöht. Auf diese Weise werden zufällige Streuungen von Einzelmesswerten übergangen [WSSB93].

Ziel der weiteren Berechnung ist die Vereinigung der lokalen Modelle zu einer globalen Karte. Zunächst werden alle Zellen der globalen Karte mit den Anfangswerten h_f^0 und h_o^0 initialisiert. Ist vom Arbeitsbereich bekannt, daß sich nur sehr wenige Objekte in ihm befinden, wählt man:

$$h_f^0 > 0, \quad h_o^0 = 0$$

Muß man dagegen mit vielen Hindernissen rechnen, initialisiert man mit:

$$h_o^0 > 0, \quad h_f^0 = 0$$

Aus Experimenten hat sich ergeben, die Anfangsvertrauenswerte aus dem Intervall [0,10] zu wählen.

Der Integrations- bzw. Aktualisierungsprozeß beschränkt sich bei diesem Verfahren auf die Theorie von Shafer [Sha76]. Die Aktualisierung der Zellen der globale Karte wird unter Einbeziehung der bisherigen Vertrauenswerte h^{alt} und der vorgefilterten Sensordaten h^{sens} mittels folgender Formeln durchgeführt:

$$h_f^{neu} = \frac{1}{\delta} (h_f^{alt} h_f^{sens} + h_f^{alt} h_u^{sens} + h_u^{alt} h_f^{sens}) \quad (6.47)$$

$$h_o^{neu} = \frac{1}{\delta} (h_o^{alt} h_o^{sens} + h_o^{alt} h_u^{sens} + h_u^{alt} h_o^{sens}) \quad (6.48)$$

wobei

$$\delta = 100 - \frac{1}{100} (h_o^{alt} h_u^{sens} + h_u^{alt} h_o^{sens}) \quad (6.49)$$

Es genügt, die Werte h_f und h_o zu speichern, da sich der Grad der Unsicherheit h_u nach Formel (6.46) berechnen läßt.

6.4.2.1.6. Gitteraktualisierungsmethode mittels Funktionalbeziehung

Bouffouix et al. [BBD93] verwenden bei ihrem Aktualisierungsverfahren das quadratische Belegungsgrid nach Elfes [Elf86]. Die Belegungsgrade reichen hier von 0 (100% Wahrscheinlichkeit, daß eine Zelle frei ist) über 50 (Status einer Zelle ist unbekannt) bis 100 (100% Wahrscheinlichkeit, daß eine Zelle belegt ist).

Die Aktualisierung des Gitters orientiert sich an Methoden, denen Bayesformeln zugrunde liegen. Das bedeutet, der aktuelle Belegungsgrad ist eine Funktion des bisherigen Zellwertes und der neuen Sensordaten. Die Reihenfolge der eintreffenden Sensormeßwerte beeinflußt das Ergebnis des Aktualisierungsverfahrens nicht.



Abb. 6.21: US-Sensor-Modell

Bouffouix et al. verwenden einen typischen Ultraschallsensor, der die Entfernung des nächsten Hindernisses als Ausgabewert liefert. Nach einem erhaltenen Echo wird die Sensorumwelt in drei Bereiche unterteilt. Der Bereich außerhalb des Strahlkegels wird nicht berücksichtigt, da über ihn keine Aussage gemacht werden kann. Der Bereich der gemessenen Distanz einschließlich Toleranzbreite wird als besetzt angenommen. Alle Zellen zwischen Sensor und Meßdistanz werden als frei bezeichnet.

Nachdem die zur Aktualisierung relevanten Zellen identifiziert sind, muß für jede dieser Zellen ein neuer Belegungswert berechnet werden. In Abb. 6.22 sind die dafür notwendigen Kurven dargestellt. Die Kurven geben die Abhängigkeit der neuen Belegungswahrscheinlichkeit neu_occ von der alten bisherigen Belegungswahrscheinlichkeit alt_occ für die oben genannten Bereiche an.

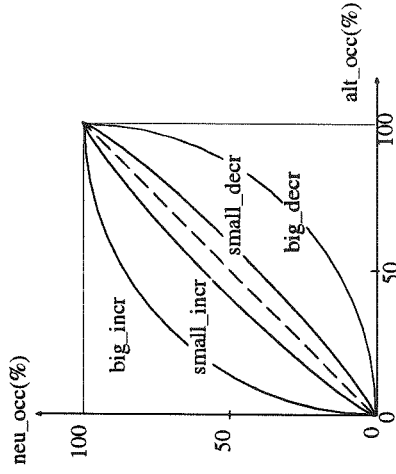


Abb. 6.22: Kurven zur Aktualisierung der Belegungswerte

Die gestrichelte Linie entspricht dem Bereich, der von der Aktualisierung nicht betroffen ist, d.h. die Belegungswerte dieser Zellen werden nicht verändert ($neu_occ = alt_occ$). Die $small_incr$ Kurve wird zur Aktualisierung der Zellen innerhalb der Zone 2 verwendet. Die Belegungswahrscheinlichkeit wird mittels dieser Kurve erhöht, wobei geringe alte Belegungswerte stärker verändert werden als hohe. Entsprechendes gilt für die $small_decr$ Kurve der Zone 1, wodurch die Belegungswerte reduziert werden. Für die big_incr und die big_decr Kurven gilt das gleich wie für die $small$ Kurven. Allerdings bewirkt die größere Krümmung der Kurven eine stärkere Veränderung der Belegungswerte durch Sensormeßdaten. Diese Kurven werden deshalb bei genaueren und zuverlässigeren Sensoren angewendet.

Bei Anwendungen in geschlossenen Räumen enthält ein Gitter 128×128 Zellen der Größe $10\text{cm} \times 10\text{cm}$. Der Aktualisierungsprozeß durch eine Sensormessung benötigt dann zwischen 30 und 40 ms.

Auch diese Aktualisierungsmethode ist Teil eines Kollisionsvermeidungsverfahrens [BBD93].

6.4.2.2. Parameterbasierte Ansätze

Die wichtigsten parameterbasierten Ansätze zur geometrischen Fusion sind die Methode der Regionen konstanter Entfernung und die Erkennung von Geradensegmenten mittels Kalman-Filter.

6.4.2.2.1. Regionen konstanter Entfernung

Leonard und Durrant-Whyte [LDW92] verwenden Standard-Ultraschallsensoren, um ein detailliertes Bild der Umwelt zu erhalten. Grundlage für die Interpretation der Sensordaten bilden die Bereiche konstanter Tiefe (Region of Constant Depth). Die Entfernungsdifferenz einer verbundenen Menge von Echos ist die Differenz zwischen dem maximalen und dem minimalen Wert der Menge. Bei nur zwei Echos entspricht die Entfernungsdifferenz gerade der Differenz der beiden absoluten Abstandswerte. Man definiert nun eine Schwelle für diese Abstandsdifferenzen. Ein Echo, dessen Differenz zu den benachbarten Echos größer als diese Schwelle ist, erzeugt eine einelementige RCD. Die Entfernung einer RCD ergibt sich somit als Mittelwert aller Abstandswerte der in der RCD enthaltenen Echos. Abb. 6.23 zeigt einen Ultraschall-Scan eines Raumes mittels eines drehbaren Sensorarrays. Das Dreieck stellt die Position des Sensors dar. Eine Aufnahme besteht aus 612 Echos, die gleichmäßig über eine 360° -Drehung verteilt sind. Der Raum hat eine Ausdehnung von 12×5 Metern und ist manuell eingegeben worden. Das Modell des Raumes liegt dem Roboter somit als a-priori Wissen vor. Die gemessenen Entfernungen wurden in die Umrisskarte des Raumes eingetragen und die so ermittelten Punkte miteinander verbunden. Bis zu einem bestimmten Auftreffwinkel wird der Schall von der Wand wieder zum Sensor zurückreflektiert. Trifft der Schall noch flacher auf die Wand, so erreicht das reflektierte Signal nicht mehr den Sensor. Deshalb sind es immer nur kurze Stücke, in denen die Entfernung richtig gemessen wird. Da die gemessene Entfernung der kürzesten Entfernung des Sensors zum Objekt entspricht, ergeben sich Kreissegmente. Die Breite dieser Kreissegmente ist abhängig von der Art und der Beschaffenheit des reflektierenden Objektes.

Aus der Sonaraufnahme Abb. 6.23 lassen sich dann RCDs extrahieren. In Abb. 6.24 sind die RCDs mit einer Mindestbreite von 10° dargestellt. Allerdings ist es nicht möglich, aus nur einem Meßdurchgang und den daraus resultierenden RCDs, Objekthypothesen zu erhalten.

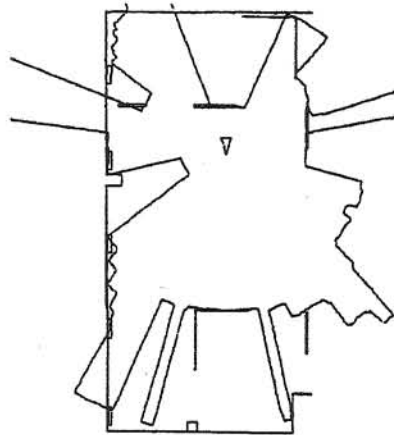


Abb. 6.23: Sonaraufnahme eines bekannten Raumes, bestehend aus 612 Echos. Es befindet sich lediglich ein unbekanntes Objekt im Raum

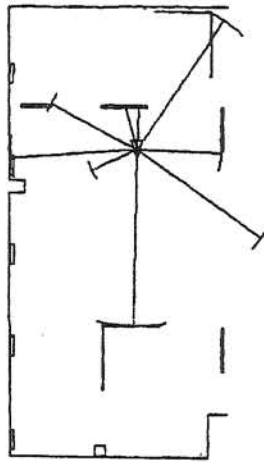


Abb. 6.24: RCDs mit einer Mindestbreite von 10° der Sonaraufnahme aus Abb. 6.23

Die Richtung, in der sich ein detektiertes Objekt befindet ist normalerweise nicht genau erkennbar. Deshalb werden Grenzwinkel (constraint angles) eingeführt. Man definiert α_1 als den Winkel zum am weitesten rechts liegenden Echos der RCD und α_2 entsprechend dem am weitesten links liegenden Echo. Die Orientierung α_m der RCD ergibt sich als Mittelwert von α_1 und α_2 :

$$\alpha_m = \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \quad (6.50)$$

Um alle Objekte erfassen zu können, wird für den Mindestwinkel zwischen rechtem und linkem Randecho einer RCD ein Wert von $\beta_{\max} = 30^\circ$ gewählt. Basierend auf diesem Wert werden zwei Grenzwinkel definiert:

$$\alpha_u = \alpha_1 + \frac{\beta_{\max}}{2} \quad (6.51)$$

$$\alpha_l = \alpha_2 + \frac{\beta_{\max}}{2} \quad (6.52)$$

α_u ist der obere Grenzwinkel der RCD, α_l der untere.

Fehlmessungen durch schwache Echos, entstanden durch einen zu flachen Einfallswinkel, sie lassen sich mit Hilfe von RCDs leicht lokalisieren [LDW92]. Eine Eigenschaft dieser schwachen Echos ist, daß bei kleineren Orientierungsänderungen des Sensors größere Sprünge in der Entfernung auftreten können. Die aus schwachen Echos entstandenen RCDs haben folglich eine deutlich geringere Breite. Sie lassen sich somit einfach aussondern, indem nur RCDs mit einer bestimmten Mindestbreite berücksichtigt werden. Dieser Sachverhalt wird als *Local Support* bezeichnet. In der Praxis haben sich Mindestbreiten zwischen 5° und 10° bewährt.

Jede RCD beschreibt einen Kreis um die jeweilige Sensorposition mit einem Radius, der der Entfernung der RCD entspricht. Ziel ist es, nach mehreren Messungen gemeinsame Tangenten und Schnittpunkte zu finden, um dadurch die Geradensegmente der reflektierenden Flächen zu approximieren. Dazu bedarf es der Festlegung zweier Bedingungen:

- *Kreis-Test*: Alle RCDs, die zu einer ebenen Fläche (oder einem Zylinder) gehören, haben diese Fläche (oder Zylinder) als Tangente, während alle zu einer Ecke zugehörigen RCDs sich in einem Punkt, nämlich genau dem Eckpunkt, schneiden (siehe Abb. 6.25).
- *Grenzwinkel-Test*: Die Richtung des vermuteten Objektes muß innerhalb der Grenzwinkel α_u und α_l liegen (siehe Abb. 6.26).

Bei diesem Verfahren werden einelementige RCDs eines Rings von Sensoren oder eines sich bewegenden Fahrzeugs gleichbehandelt wie RCDs eines Sensors in einer stationären Position.

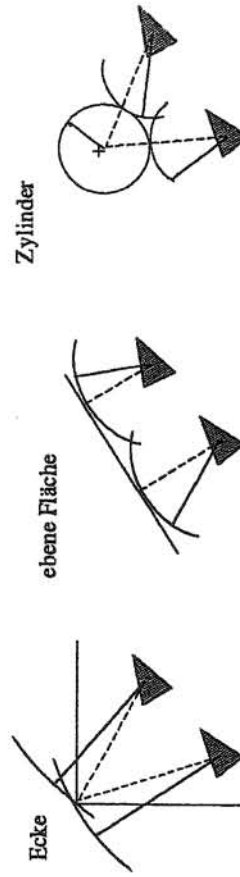


Abb. 6.25: Kreis-Test

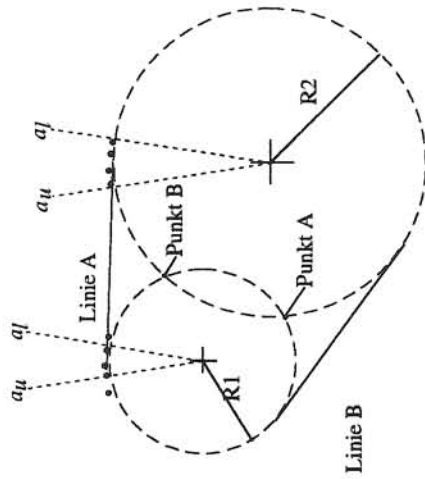


Abb. 6.26: Grenzwinkel-Test zur Vermeidung falscher Objekthypothesen

Die Überlagerung der RCDs aus mehreren Sonaraufnahmen ist in Abb. 6.27 dargestellt. An jeder mit einem Kreuz markierten Position wurden Aufnahmen durchgeführt und daraus RCDs mit einer Mindestbreite von 10° extrahiert. Das Modell des Raumes mit einer Länge von 3 Metern und 2 Metern Breite wurde manuell eingegeben und ist daher bereits in Abb. 6.27 erkennbar.

Die Grundaufgabe besteht nun darin, zwei unerwartete RCDs, d.h. RCDs, die keine bereits in der Karte existente Objekte tangieren, miteinander zu verbinden, um ein Geradensegment zu approximieren. Gemäß dem Kreistest werden die RCDs als Kreise dargestellt, wobei sich der Sensor in dessen Mittelpunkt befindet. Die erste Sensorposition wird als Ursprung eines Koordinatensystems gewählt. Der zweite Sensor befindet sich im Abstand d auf der x-Achse (siehe Abb. 6.28). Die Radien der beiden RCDs seien z_1 und z_2 . Das allgemeine Problem ist, einen dritten Kreis zu finden, der beide RCD-Kreise tangiert. Dann können die Spezialfälle eines Kreises $R \rightarrow \infty$, d.h. Geradensegment, und $R \rightarrow 0$, d.h. punktförmiges Objekt, ermittelt werden.

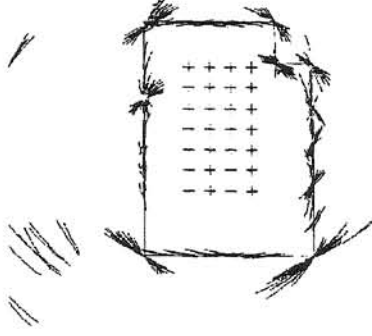


Abb. 6.27: RCDs aus einer gitterförmigen Anordnung von Sonaraufnahmen in einer bekannten Umwelt

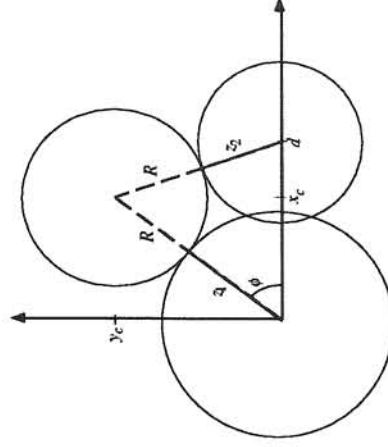


Abb. 6.28: Anpassung zweier beobachteter RCDs

Der Winkel ϕ sei die Richtung eines vermuteten Objektes, ausgehend vom Ursprung des lokalen Koordinatensystems. Er läßt sich mit dem Cosinussatz berechnen:

$$\cos(\phi) = \frac{(z_1 + R)^2 + (z_2 + R)^2 + d^2}{2d(z_1 + R)} \quad (6.53)$$

Betrachtet man den Grenzfalle $R \rightarrow \infty$, so ergibt sich für Geradensegmente:

$$\cos(\phi) = \frac{z_1 - z_2}{d} \quad (6.54)$$

Für den Grenzfalle $R = 0$ erhält man:

$$\cos(\phi) = \frac{z_1^2 - z_2^2 + d^2}{2 d z_1} \quad (6.55)$$

Bei Punkt- und Bogenobjekten berechnet sich der Mittelpunkt des Kreises wie folgt:

$$x_c = (z_1 + R) \cos(\phi) \quad (6.56)$$

$$y_c = (z_1 + R) \sin(\phi) \quad (6.57)$$

Der nächste Schritt nach der Objekthypothese ist der Grenzwinkel-Test, um falsche Objektannahmen zu vermeiden [LDW92]. Eine Anpassung der RCD-Informationen an ein mögliches Objekt wird dann akzeptiert, wenn sich die Richtung eines Objektes, von der jeweiligen Sensorposition aus, innerhalb der Grenzwinkel α_u und α_l befindet. Jede Paarkombination von RCDs liefert zwei Kontaktpunkte, die genau an den Positionen sind, an denen die RCD-Kreise das vermutete Objekt tangieren. Die Kontaktpunkte für eine Ecke als Objekt decken sich mit dem Schnittpunkt der beiden RCD-Kreise.

Mehrere beobachtete Segmente werden anschließend zu Objekten gruppiert. Aus den Ergebnissen der Implementierung hat sich ergeben, daß Objekte solange als unbekannt gelten, bis mindestens drei RCDs die entsprechende Objekthypothese bestätigen, bzw. bis der Prozentsatz der Paarkombinationen, die eine alternative Objekthypothese unterstützen, unter 70% abgesunken ist.

Für die Beobachtung von RCDs ergeben sich somit folgende Konsequenzen [MDW93]:

- Auf der Basis einer einzigen Umweltaufnahme und den daraus extrahierten RCDs ist es unmöglich, zwischen verschiedenen Objektmerkmalen bzw. Objekttypen zu unterscheiden.
- Jede RCD kann durch einen einzigen Abstandswert und durch die Richtung zum RCD-Mittelpunkt parametrisiert werden. Die Mehrheit der Sonar-Abstandsmessungen liefert somit keine nützliche zusätzliche Information über das reflektierende Objekt. Deshalb läßt sich aus der Mehrzahl der Daten und deren Berechnungen keine verwertbare Umweltinformation gewinnen.

Ziel der weiteren Forschung ist es, die Aufmerksamkeit der Sensoren nur auf die für die Aufgabenstellung relevanten Informationen zu konzentrieren, um dadurch weitere Merkmalsinformationen zur Navigation zu erhalten.

6.4.2.2.2. Erkennung von Geradensegmenten mittels Kalman Filter

Crowley [Cro89a, Cro89b] verwendet zur Approximation von Geradensegmenten den bereits in Kap 6.2.5 beschriebenen Kalman-Filter.

Die Geradensegmente werden dabei in einem externen Koordinatensystem angegeben. Das hat den Vorteil, daß auch Abstandsmessungen eines sich bewegenden Roboters integriert werden können. Die Unsicherheit der Roboterposition muß bei der Bildung von Geradensegmenten zunächst nicht berücksichtigt werden, da dieser Fehler durch die Tiefe des Meßbereichs eingerechnet wird. Erst nach der Generierung eines Segments wird die Unsicherheit der Roboterposition zur Segmentunsicherheit addiert.

Um Liniensegmente aus fehlerhaften Daten zu erzeugen, erfolgt die Generierung eines Segments nur dann, wenn mindestens drei aufeinanderfolgende Messungen innerhalb eines Toleranzbereiches liegen. Aus diesen drei Messungen wird gemäß dem Beispiel zum Kalman-Filter (siehe Anhang C) der senkrechte Abstand zum Ursprung des Koordinatensystems und die Orientierung des Geradensegments berechnet. Das Geradensegment verbindet lediglich diese drei Meßwerte. Anschließend werden die Varianzen des Segments und des Roboters bezüglich Orientierung und Abstand addiert.

Der Prozeß der Anpassung dient der Kombination mehrerer Segmente zu einem zusammengesetzten Modell [Cro89a, Cro89b]. Hierbei wird versucht, Ähnlichkeiten in der Orientierung und der Kolinearität, sowie Überlappungsbereiche zu finden. Jeder dieser drei Tests wird durch Vergleich der Parameter zweier Geradensegmente (Orientierung θ , Abstand c) durchgeführt. Dabei muß das Quadrat der Differenz zweier Parameter kleiner oder gleich der Summe beider parameterbezogenen Varianzen sein, um den Test zu bestehen. Für zwei Segmente gilt somit:

$$(\theta_2 - \theta_1)^2 \leq \sigma_{\theta_1}^2 + \sigma_{\theta_2}^2 \quad (6.58)$$

$$(c_2 - c_1)^2 \leq \sigma_{c_1}^2 + \sigma_{c_2}^2 \quad (6.59)$$

Der Test auf Überlappung vergleicht den Abstand der beiden Segmentmittelpunkte (x, y) und die Summe der beiden Halblängen h der Geradensegmente:

$$(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 \leq h_1 + h_2 \quad (6.60)$$

Normalerweise wird nach diesen drei Tests eine Anpassung akzeptiert. Es kann aber auch vorkommen, daß mehrere mögliche Anpassungen detektiert werden. In diesem Fall wird das zusammengesetzte Modell gewählt, dessen Ähnlichkeitsmaß zweier Segmente am kleinsten ist. Das Ähnlichkeitsmaß $Sim_{1,2}$ ist wie folgt definiert:

$$Sim_{1,2} = \frac{(\theta_2 - \theta_1)^2}{\sigma_{\theta_2}^2} + \frac{(c_2 - c_1)^2}{\sigma_{c_2}^2} \quad (6.61)$$

Abb. 6.29 stellt das Prinzip der Geradenerkennung aus drei Sensormessungen, wie bereits beschrieben, dar.

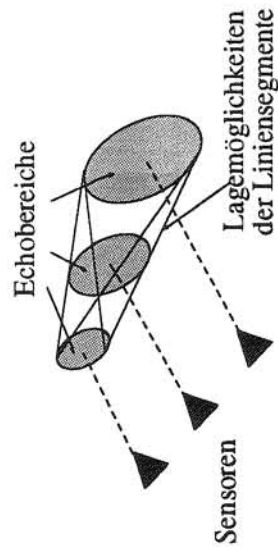


Abb. 6.29: Erkennung von Geradensegmenten nach Crowley

Die Verfahren von Crowley und von Leonard und Durrant-Whyte haben gegenüber gitterbasierten Methoden den Nachteil, daß kurze Liniensegmente (z.B. Tischbeine) fast nicht erkannt werden. Der Ursache hierfür liegt darin, daß bei beiden Verfahren keine zeitliche Integration von einzelnen Sensordaten, sondern nur von bereits erzeugten Liniensegmenten erfolgt.

$\bar{v}(t)$:	Meßrauschen
$\hat{\theta}(t)$:	geschätzter Systemzustand zum Zeitpunkt t
$\mathbf{K}(t)$:	Kalman Gain
$\bar{\theta}(t)$:	innerer Zustandsvektor des Systems zum Zeitpunkt t
$\bar{u}(t)$:	auf das System wirkende Eingangsgröße, Störungsvektor
$\bar{y}(t)$:	beobachtbare Sensordaten
$\mathbf{A}(t)$:	Systemmatrix (Systemmodell)
$\mathbf{B}(t)$:	Systemmatrix (Rausch- bzw. Störungsmodell)
$\mathbf{F}(t)$:	Beobachtungsmatrix (Beobachtungsmodell)
$\bar{w}(t)$:	Beobachtungsstörung, Meßfehler
K :	Kalman-Gain
J :	Leistungsindex
W :	Gewichtungsmatrix
H :	Beobachtungsmatrix des Sensors
A_i :	fokale Elemente
$m(\)$:	elementare Wahrscheinlichkeitszuordnung
μ_A :	Zugehörigkeitsfunktion

Geometrische Fusionsmethoden

R :	Meßwert eines Sensors (z.B. Entfernung)
ε :	mittlere Fehlerabweichung
ω :	Öffnungswinkel des Strahlkegels
δ :	Abstand zwischen einer gegebenen Zelle innerhalb des Kegels und dem Sensor
φ :	Winkel zwischen der akustischen Achse des Strahls und der Achse vom Sensor zu einer gegebenen Zelle innerhalb des Kegels
$Occ(x, y)$:	Zuverlässigkeitsfaktor für besetzte Gitterzellen
$Emp(x, y)$:	Zuverlässigkeitsfaktor für freie Gitterzellen
$s(C)$:	Zustandsvariable einer Zelle C
$\{R\}_{I_k}$:	Menge aller Messungen von $R_0, \dots, R_k$
h :	Wahrscheinlichkeits- bzw. Vertrauenswert
H_k :	Zufallereignis, daß Zelle k vom Sensor als besetzt erkannt wird
M :	Mebdistanz des US-Sensors (gleichbedeutend mit R)
$S(M)$:	Mebfläche in der Distanz M
α :	Orientierung von RCDs
β :	Mindestbreite von RCDs

Anhang A

Bezeichnungsliste

Numerische Fusionsmethoden

θ :	realer Zustand der Umwelt, Objektmerkmal
$\hat{\theta}$:	Schätzung des Zustands
$h(\)$:	Beobachtungsmodell
a :	Gewichtungsfaktor
v :	mittelwertfreies Rauschen
z :	Beobachtung, Sensormebwert
Z :	Meßreihe
$N(\)$:	Normalverteilung
μ :	Mittelwert einer Verteilung
σ :	Standardabweichung
m_n :	einfacher arithmetischer Mittelwert
$\bar{\theta}(t)$:	Schätzfehler
$\mathbf{P}(t)$:	Kovarianzmatrix des Schätzfehlers
$\mathbf{Q}(t)$:	Kovarianzmatrix der Eingangsgröße $\bar{u}(t)$
$\mathbf{R}(t)$:	Kovarianzmatrix des Meßrauschens $\bar{v}(t)$

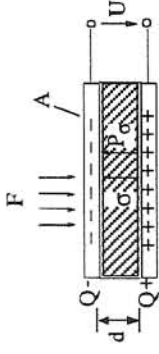


Abb. B.1: Wirkungsweise eines piezoelektrischen Sensors

Das Ersatzschaltbild besteht aus der Kapazität des Kristalls und den Kapazitäten der Hin- und Rückleitung.

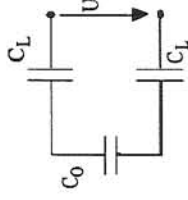


Abb. B.2: Ersatzschaltbild der Meßanordnung

Der Proportionalitätsfaktor, das *piezoelektrische Modul* k ist eine skalare Größe:

$$P_{\sigma} = k\sigma \quad (\text{B.1})$$

Zwischen der elektrischen Flußdichte D , der Polarisation P_{σ} und der elektrischen Feldstärke E , deren Vektoren im Material alle dieselbe Richtung haben, gilt die Beziehung :

$$D = \epsilon E + P_{\sigma} \quad (\text{B.2})$$

Unter der Annahme, daß die Feldstärke überall im Material gleich groß ist, gilt:

$$\int_A D \, dA = \epsilon EA + \int_A P_{\sigma} \, dA \quad (\text{B.3})$$

Die durch Influenzwirkung verschobene Ladungsmenge Q errechnet sich aus der Flußdichte D im Material nach:

$$Q = \int_A D \, dA \quad (\text{B.4})$$

Weiter gilt :

$$E = -\frac{U}{d} \quad (\text{B.5})$$

$$\epsilon EA = -U \epsilon \frac{A}{d}$$

Anhang B

Herleitung spezieller physikalischer Effekte

1. Piezoelektrischer Effekt

Der *piezoelektrische Effekt* wurde im Jahre 1880 von den Gebrüdern Curie entdeckt und beschreibt die Ladungserzeugung in einem Kristall mittels Druck. Im Inneren eines Kristalls ohne Symmetriezentrum verschieben sich durch Druck die Ionen derart, daß an der Oberfläche Ladungen festzustellen sind. Mechanische Spannungen senkrecht oder parallel zur polaren Achse erzeugen eine maximale Ladung an der Oberfläche. Der Sensor besteht im wesentlichen aus einem Plättchen (z.B. Quarz, Piezokeramik), das an zwei gegenüberliegenden Flächen mit Elektroden versehen ist. Wenn das Material bestimmte elektrische Asymmetrien aufweist, entsteht durch Deformation eine elektrische Polarisation, die durch Influenzwirkung zu einer Ladungsverschiebung in einem äußeren Stromkreis führt. Dieser Ausgleichstrom oder die sich ändernde Elektrodenspannung kann nun gemessen werden. In den meisten Fällen wird für Sensoren der longitudinale piezoelektrische Effekt ausgenutzt, bei dem die Vektoren der mechanischen Spannung σ und der elektrischen Polarisation P_{σ} in die gleiche Richtung weisen.

$$C_0 = \epsilon \frac{A}{d}$$

$$U = \frac{Q}{C}$$

$$\frac{1}{C} = \frac{1}{C_0} + \frac{2}{C_L}$$

Mit der Kapazität C_0 des Kristalls und der Gesamtkapazität C der Meßanordnung ergibt sich:

$$\epsilon EA = -UC_0 = -Q \frac{C_0}{C} \quad (\text{B.6})$$

Die von außen und aus dem Kristallinneren auf die obere Elektrode wirkenden Kräfte sind gleich groß:

$$F = \int_A \underbrace{\rho}_{\text{äußere}} dA = \int_A \underbrace{\sigma}_{\text{innere}} dA \quad \text{Kraft} \quad (\text{B.7})$$

Mit (B.1) folgt daraus:

$$\int_A P_\sigma dA = Fk \quad (\text{B.8})$$

Durch Einsetzen der Gleichungen (B.4) (B.6) (B.8) in (B.3) erhält man:

$$Q = -Q \frac{C_0}{C} + Fk \quad (\text{B.9})$$

daraus folgt:

$$Q = \frac{kC}{C + C_0} F \quad (\text{B.10})$$

und schließlich

$$U = \frac{k}{C + C_0} F \quad (\text{B.11})$$

Sowohl die verschobene Ladungsmenge Q , als auch die Ausgangsspannung U sind ein Maß für die auf den Sensor wirkende Kraft F , wobei es gleichgültig ist, wie sich der Druck p auf die Angriffsfläche verteilt.

Da piezoelektrische Sensoren außerordentlich hochohmig sind und nur sehr kleine Ladungsmengen von maximal einigen nC erzeugen, benötigt man zur Signalweiterverarbeitung entsprechend hochohmige Verstärkerschaltungen mit extrem kleinen Eingangsströmen.

2. Dehnungsmeßstreifen

Durch Einwirkung einer äußeren Kraft verbiegt sich ein Material. Ein auf diesem Material aufgebracht Dehnungsmeßstreifen (DMS) wird dadurch ebenfalls gedehnt oder gestaucht. Aufgrund seiner Längenänderung ändert sich auch der Querschnitt. Die daraus resultierende Widerstandsänderung kann meßtechnisch erfaßt werden und läßt nun Rückschlüsse auf die einwirkende Kraft zu.

Ein Dehnungsmeßstreifen (DMS) ist also ein ohmscher Widerstand, der nach Maßgabe der zu messenden Dehnung verformt wird und dabei seinen Widerstandswert ändert. Das Prinzip wird anhand Abb. B.3 erläutert.

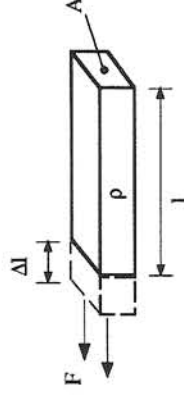


Abb. B.3: Dehnung eines Leiterstreifens infolge einer Längskraft F

Der dargestellte Leiter der Länge l besitzt im ungedehnten Zustand zwischen seinen Stirnflächen der Größe A den Widerstand:

$$R = \rho \frac{l}{A}, \quad (\text{B.12})$$

wobei ρ der spezifische Widerstand des Materials, ϵ die relative Längenausdehnung und Δl die Längenausdehnung.

$$\frac{\Delta l}{l} = \epsilon \quad (\text{B.13})$$

Wird der Leiter durch die Kraft F um das Längenelement Δl gedehnt, so ändert sich infolge der Querkontraktion auch die Querschnittsfläche A . Mit der Poisson-Konstante μ , die bei Metallen etwa zwischen 0,3 und 0,5 liegt gilt:

$$\frac{\Delta A}{A} = -2\mu \frac{\Delta l}{l} = -2\mu \epsilon \quad (\text{B.14})$$

Auch der spezifische Widerstand ρ des Materials ändert sich im allgemeinen bei einer Verformung, da die Konzentration und die Beweglichkeit der freien Ladungsträger von der Gefügestruktur abhängen. Dieser Effekt ist der bei Halbleitermaterialien besonders ausgeprägte piezoresistive Effekt und dominiert dort gegenüber dem Längen- und Querschnittseinfluß:

$$\frac{\Delta \rho}{\rho} = \beta \frac{\Delta l}{l} = \beta \epsilon \quad (\text{B.15})$$

Wendet man auf (B.12) die Fehlerrechnung an, so ergibt sich:

$$\frac{\Delta R}{R} = \frac{\Delta \rho}{\rho} + \frac{\Delta l}{l} - \frac{\Delta A}{A} \quad (\text{B.16})$$

Durch Einsetzen von (B.14) und (B.15) in (B.16) erhält man :

$$\frac{\Delta R}{R} = \epsilon(1 + 2\mu) + \frac{\Delta \rho}{\rho} = k\epsilon \quad (\text{B.17})$$

$$k = 1 + 2\mu + \frac{\Delta \rho}{\rho \epsilon} \quad (\text{B.18})$$

Die Konstante k wird als Dehnungsempfindlichkeit bezeichnet. Sie ist materialabhängig und gibt an, um welchen Faktor die relative Widerstandsänderung größer ist als die zugehörige relative Längenänderung. Die Dehnungsempfindlichkeit kann auch negativ sein, dann nimmt der Widerstand zu, wenn das Material in Stromflußrichtung gestaucht wird. In untenstehender Tabelle sind für einige wichtige Materialien die Dehnungskoeffizienten k und die Temperaturkoeffizienten α_{20} angegeben.

Material	Zusammensetzung	k	α_{20} in $0/00 / K$
Weicheisen		+4,2	+6,6
Nickel		-12	+4,6
Platin		+4,8	+3,9
Konstantan	45% Ni; 55% Cu	+2,1	$\pm 0,04$
Iso-Elastic	36% Ni; 52% Fe; 8% Cr, Mn, Si, Cu, Mo	+3,5	+0,2
Manganin	84% Cu; 12% Mn; 4% Ni	+0,47	$\pm 0,02$
Silizium monokristallin	je nach Dotierung	-150 ... +150	-1 ... +10

Dehnungsempfindlichkeiten und Temperaturkoeffizienten in verschiedenen Materialien

$$\hat{d}_{n+1} = \hat{d}_n + a_n (h(d_n) + v_n - h(\hat{d}_n))$$

$$\hat{d}_{n+1} = \hat{d}_n + a_n (\Delta d + v_n)$$

Es sei folgendes Zahlenbeispiel gegeben:

$$z_0 = 1,60m \quad a_0 = 1$$

$$z_1 = 1,35m \quad a_1 = 0,8$$

$$z_2 = 1,58m \quad a_2 = 0,6$$

Für ein beliebiges lineares Sensormodell $h(d) = d$ ergeben sich daraus folgende Schätzungen:

$$\hat{d}_1 = 1,60m$$

$$\hat{d}_2 = 1,4m$$

$$\hat{d}_3 = 1,508m$$

Die abnehmende Gewichtung bewirkt eine Konvergenz der Schätzwerte, was wiederum eine Verringerung der Differenz Δd nach sich zieht. Folglich steigt die Konvergenzgeschwindigkeit.

Beispielaufgaben

Anhang C

Beispiel 6-1: Stochastische Approximation

Der Abstand d_n eines Objektes soll mit Hilfe der stochastischen Approximation geschätzt werden.

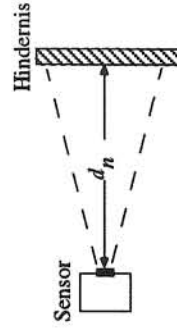


Abb. C.1: Schätzung des Objektabstandes d_n

$$z_n = h(d_n) + v_n$$

Nach Gleichung (6.3) in Kapitel 6.4.1.1. ergibt sich:

Beispiel 6-2: Der eindimensionale rekursive Kalman-Filter als Spezialfall des Bayes'schen Schätzers

Gegeben sei eine (eindimensionale) Positionsbestimmung z_1 , die allerdings fehlerbehaftet ist, was durch die Varianz $\sigma_{z_1}^2$ berücksichtigt wird [May79]. Anhand der bedingten Wahrscheinlichkeitsdichteverteilung $p(x|z_1)$ erhält man als beste Positionsschätzung $\hat{x}(t_1)$ zum Zeitpunkt t_1 gerade den Mittelwert dieser Verteilung:

$$\hat{x}(t_1) = z_1$$

Die Varianz dieser Schätzung ergibt sich wie folgt:

$$\sigma_{\hat{x}}^2(t_1) = \sigma_{z_1}^2$$

Ungefähr zur gleichen Zeit, d.h. $t_2 \approx t_1$ erfolgt eine exaktere Messung z_2 mit einer geringeren Varianz $\sigma_{z_2}^2$.

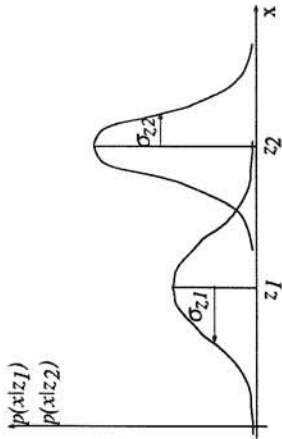


Abb. C.2: Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichten der einzelnen Messungen

Ziel ist es nun, die beiden Messungen zu kombinieren. Dabei ist es wichtig zu wissen, daß der resultierende Wert wieder zu einer Normalverteilung mit dem Mittelwert μ und der Varianz σ^2 gehört.

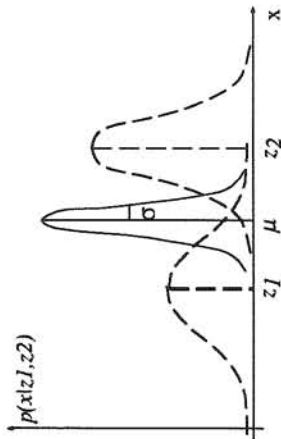


Abb. C.3: Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte basierend auf beiden Messungen

Diesem Mittelwert entspricht deshalb die optimale Positionsschätzung zum Zeitpunkt t_2 , $\hat{x}(t_2)$:

$$\begin{aligned}\hat{x}(t_2) &= \mu \\ \sigma_x^2(t_2) &= \sigma^2\end{aligned}$$

Entsprechend der Gleichungen 6.21 bis 6.24 (s. Kapitel 6.4.1.4.) ergibt sich:

$$\begin{aligned}\mu &= z_1 + K(z_2 - z_1) \\ \Rightarrow \hat{x}(t_2) &= \hat{x}(t_1) + K(z_2 - \hat{x}(t_1)) \\ \sigma_x^2(t_2) &= \sigma_x^2(t_1) - K\sigma_x^2(t_1) \\ K &= \frac{\sigma_{z_1}^2}{\sigma_{z_1}^2 + \sigma_{z_2}^2}\end{aligned}$$

Die optimale Schätzung zum Zeitpunkt t_2 , $\hat{x}(t_2)$ ergibt sich somit aus der besten Vorhersage zum Zeitpunkt t_1 , $\hat{x}(t_1)$ plus einem Korrekturterm, bestehend aus einem optimalen Gewichtungsfaktor K und aus der Differenz zwischen z_2 und seinem Wert vor der tatsächlichen Messung, $\hat{x}(t_1)$ [May79].

Beispiel 6-3: Beispiel aus der Robotik zur Anwendung des eindimensionalen Kalman-Filters

Ein sensorbestücktes Fahrzeug soll den Abstand und die Lage einer vor ihm liegenden Wand abschätzen.

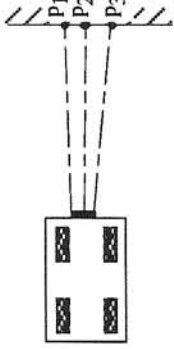


Abb. C.4: Abstandsschätzung eines autonomen Fahrzeugs

Anhand dreier Messungen ergeben sich folgende voraussichtliche Meßergebnisse einer Geraden [Län93], die angemessenen Punkte seien mit der dahinter angegebenen Unsicherheit behaftet.

$$\begin{aligned}P_1 &= (2.5609m; 0.2442m) & \sigma_{P_1}^2 &= (0.06m)^2 \\ P_2 &= (3.7142m; 0.2348m) & \sigma_{P_2}^2 &= (0.06m)^2 \\ P_3 &= (4.0001m; 0.2199m) & \sigma_{P_3}^2 &= (0.06m)^2\end{aligned}$$

Aus den beiden ersten Messungen wird eine Geradengleichung der Form $ax + by + c = 0$ bestimmt, wobei c den senkrechten Abstand der Geraden zum Koordinatenursprung bezeichnet:

$$\begin{aligned}a &= -\sin(\theta) = 0.0082 & \theta_0 &= \arctan\left(\frac{\Delta y}{\Delta x}\right) \approx 359.53^\circ \\ b &= \cos(\theta) \approx 0.99997 & c_0 &= -ap_{1x} - bp_{1y} \approx -0.265m\end{aligned}$$

Diese Geradenparameter sind nach Durrant-White [DW87] mit folgenden Unsicherheiten behaftet:

$$\frac{1}{\sigma_{c_0}^2} = \frac{1}{\sigma_{p_1}^2} + \frac{1}{\sigma_{p_2}^2} \Rightarrow \sigma_{c_0} = \sqrt{\frac{\sigma_{p_1}^2 \sigma_{p_2}^2}{\sigma_{p_1}^2 + \sigma_{p_2}^2}} \approx 0.042m$$

$$\sigma_{\theta_0} = \arctan\left(\frac{\sigma_{c_0}}{h}\right) \approx 4.2^\circ$$

Hierbei entspricht h der Halblänge der Strecke $\overline{p_1 p_2}$. Somit ergibt sich für die Verteilung der Geradenparameter:

$$\theta \propto N(\theta_0, \sigma_{\theta_0}^2) = N(359.53^\circ, (4.2^\circ)^2)$$

$$c \propto N(c_0, \sigma_{c_0}^2) = N(-0.265m, (0.042m)^2)$$

Ziel ist es nun, die dritte Messung in diese a-priori-Verteilung zu integrieren [Cro89a]. Die Gerade durch p_1 und p_2 wird parallel verschoben, so daß p_3 auf ihr liegt (siehe untere Abb.):

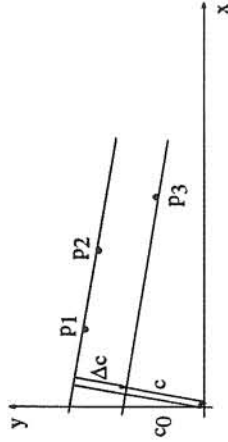


Abb. C.5: Parallelverschiebung der Geraden

Der neue Abstand c berechnet sich zu:

$$c = -ap_{3x} - bp_{3y} \approx -0.2527m$$

$$\Delta c = c_0 - c \approx -0.012m$$

Dieser c -Wert gehört zur Geraden $\overline{p_1 p_2}$, entstammt folglich der Normalverteilung $N(-0.265m, (0.042m)^2)$. Also wird die c -Schätzung nach den Formeln 6.21 bis 6.24 verbessert:

$$K = \frac{\sigma_{c_0}^2}{\sigma_{c_0}^2 + \sigma_{p_3}^2} \approx 0.3289 \quad c_1 = c_0 - K\Delta c \approx -0.2611m \quad \sigma_{c_1}^2 = \sigma_{c_0}^2 - K\sigma_{c_0}^2 \approx (0.034m)^2$$

Zur Bestimmung des Winkelunterschiedes wird die Projektion von p_1 sowie p_3 auf die neue Gerade berechnet (siehe Abb. C.6):

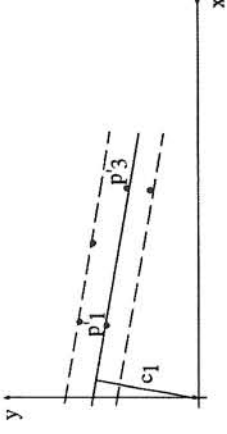


Abb. C.6: Projektionen auf die neue Gerade

$$p'_1 = (2.5609m; 0.2401m)$$

$$p'_3 = (4.0002m; 0.2283m)$$

Hieraus wird die neue Halblänge der Strecke $\overline{p'_1 p'_3}$, sowie der Abstand des Punktes p_3 von der Geraden bestimmt:

$$h' \approx 0.7197m$$

$$\Delta c' = c_1 - c \approx -0.0084m$$

Diese neue Gerade mit dem Abstand c_1 vom Ursprung wird gedreht, so daß sie p_3 schneidet (siehe Abb. C.7):

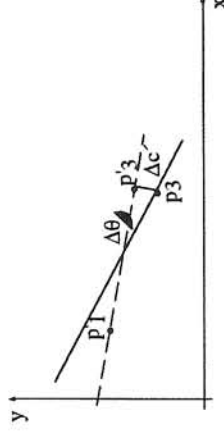


Abb. C.7: Drehung der Geraden

Der Winkelunterschied ergibt sich nun aus:

$$\Delta\theta = \arctan\left(\frac{\Delta c'}{h'}\right) \approx -0.669^\circ$$

$$\sigma_\theta = \arctan\left(\frac{\sigma_{p_3}}{h'}\right) \approx 4.7^\circ$$

Danach wird die θ -Schätzung nach den Formeln 6.21 bis 6.24 verbessert:

$$K = \frac{\sigma_{\theta_0}^2}{\sigma_{\theta_0}^2 + \sigma_{\theta}^2} \approx 0.444$$

$$\theta_1 = \theta_0 + K\Delta\theta \approx 359.23^\circ$$

$$\sigma_{\theta_1}^2 = \sigma_{\theta_0}^2 - K\sigma_{\theta_0}^2 \approx (3.13^\circ)^2$$

Man erhält somit eine optimale Orientierung θ der Geraden. Deshalb müssen die geänderten Geradenparameter a' und b' berechnet werden [Cro89a, Län93].

$$a' = -\sin(\theta_1) \approx 0.0134$$

$$b' = \cos(\theta_1) \approx 0.99991$$

Die beiden möglichen Abstände betragen (siehe Abb. C.8):

$$c'_1 = -a'p'_{1x} - b'p'_{1y} \approx -0.2744m$$

$$c'_3 = -a'p'_{3x} - b'p'_{3y} \approx -0.2819m$$

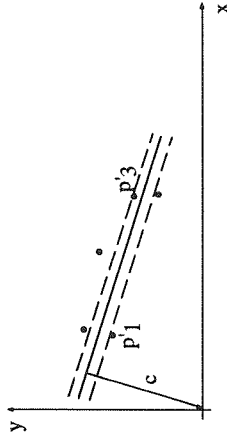


Abb. C.8: Mögliche Geradenlagen

Somit ergibt sich für c das Endergebnis:

$$c = \frac{c'_1 + c'_3}{2} = -0.2782m$$

Die Unsicherheit des c -Parameters wurde somit von $\sigma_{c_0} = 0.042m$ auf $\sigma_{c_1} = 0.034m$ reduziert, die Unsicherheit in der Orientierung von $\sigma_{\theta_0} = 4.2^\circ$ auf $\sigma_{\theta_1} = 3.13^\circ$. Gleichzeitig wurde bei den entsprechenden Parametern zunächst eine Abstands- und dann eine Orientierungskorrektur durchgeführt, welche die Werte in die richtige bzw. optimale Richtung veränderte.

Beispiel 6-4: Maximum-Likelihood-Schätzung

Wählt man für p die Dichtefunktion nach Gauß, wobei der unbekannte Parameter θ dem Mittelwert μ entspricht und setzt sie in Formel (6.25) (aus Kapitel 6.4.1.5.) ein, so ergibt sich [MC78]:

$$p(z|\theta) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \prod_{i=1}^n \exp \left(-\frac{(z_i - \theta)^2}{2\sigma^2} \right) \\ = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \right)^n \exp \left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (z_i - \theta)^2 \right)$$

Nun bestimmt man das Maximum dieser Dichtefunktion:

$$\frac{\partial \ln p(z|\theta)}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\hat{\theta}_{ML}} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n (z_i - \hat{\theta}_{ML}) \\ = \frac{1}{\sigma^2} \left(\sum_{i=1}^n z_i - n\hat{\theta}_{ML} \right) = 0$$

Nach $\hat{\theta}_{ML}$ aufgelöst, ergibt sich:

$$\hat{\theta}_{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i$$

In diesem Beispiel entspricht die Maximum-Likelihood-Schätzung gerade dem statistischen Mittelwert.

Beispiel 6-5: Methode der gewichteten kleinsten Quadrate

Gegeben sei folgendes Sensormodell:

$$z = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \theta + v \quad \text{mit: } H = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \quad z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix}$$

H ist eine identische Abbildungsvorschrift, die erforderliche symmetrische Gewichtungsmatrix W ist frei gewählt.

Durch Einsetzen in die Lösungsformel (6.30) erhält man $\hat{\theta}_{LS}$, die Lösung entspricht gerade dem arithmetischen Mittelwert.

$$\hat{\theta}_{LS} = \left(\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} \Rightarrow \hat{\theta}_{LS} = \frac{z_1 + z_2}{2}$$

In der Praxis könnte die unbekannte Größe θ z.B. dem realen Abstand eines Roboters von einem Hindernis entsprechen, wobei sich die Beobachtungen z aus Abstandsmessungen einzelner Sensoren ergeben.

Beispiel 6-6: Dempster-Shafer-Reasoning

Gegeben sind zwei Objekte, z.B. ein Quadrat(A) und ein Kreis(B). Die zwei Sensoren S₁ und S₂ können nur die Form der Objekte erkennen, d.h. die beiden Sensoren liefern mit bestimmten Wahrscheinlichkeiten entweder die Aussage A oder B. Allerdings sind die Sensoraussagen mit einer gewissen Unsicherheit behaftet, die bei der Fusion mittels $m(\theta)$ berücksichtigt werden müssen [LK90].

Sensor 2

Sensor 1	$m_2(A) = 0.71$			$m_2(B) = 0.14$			$m_2(Q) = 0.15$		
	$m_{1,2}(A) = 0.82$			$k = 0.1148$			$m_{1,2}(A) = 0.15375$		
	$m_1(B) = 0.12$			$k = 0.0852$			$m_{1,2}(B) = 0.0225$		
	$m_1(Q) = 0.06$			$m_{1,2}(A) = 0.05325$			$m_{1,2}(Q) = 0.01125$		

Die Werte für k (Widerspruch zwischen S₁ und S₂) ergeben sich als Produkt der jeweiligen Aussagewahrscheinlichkeiten. Der Normierungsfaktor NF wird dann entsprechend der Dempster-Shafer-Regel berechnet, alle anderen Werte ergeben sich durch Einsetzen in die Dempster-Shafer-Regel.

$$NF = 1 - \sum k = 1 - (0.0852 + 0.1148) = 0.8$$

Beispielswerte:

Sensor 1 liefert mit der Wahrscheinlichkeit 0.82 die Aussage A, Sensor 2 liefert ebenfalls Aussage A, jedoch mit der Wahrscheinlichkeit 0.71. Die Wahrscheinlichkeit einer Gesamtaussage A aus den beiden Sensorwerten berechnet sich somit zu:

$$m_{1,2}(A) = \frac{(0.82 * 0.71)}{0.8} = 0.72775$$

Anhand aller Wahrscheinlichkeitswerte der Tabelle lassen sich die Grenzen des Unsicherheitsintervalls berechnen.

Die minimale Wahrscheinlichkeit (Belief-Funktion), durch Fusion aller möglichen Sensoraussagen die Gesamtaussage A zu erhalten, berechnet sich per Definition folgendermaßen [LK90]:

$$Bel(A) = \sum m_{1,2}(A) = 0.72775 + 0.05325 + 0.15375 = 0.93475$$

Der Zweifel an der Gesamtaussage A ist das Komplement zu $Bel(A)$, d.h. die Wahrscheinlichkeit mit der nicht Aussage A erhalten wird. Das aber ist bei diesem Beispiel genau die minimale Wahrscheinlichkeit für Aussage B.

$$Dbl(A) = Bel(A^c) = Bel(B) = 0.021 + 0.0105 + 0.0225 = 0.054$$

Die Glaubwürdigkeit bzw. Plausibilität von A errechnet sich aus:

$$Pls(A) = 1 - Dbl(A) = 0.946$$

Somit erhält man für das Unsicherheitsintervall:

$$U(A) = Pls(A) - Bel(A) = m_{1,2}(\emptyset) = 0.01125$$

Die Wahrscheinlichkeit eine Gesamtaussage A zu erhalten liegt also in dem Bereich zwischen 0.93475 und 0.946.

Zum Vergleich die Intervallgrenzen von Aussage B:

$$Bel(B) = 0.054 \quad Dbl(B) = 0.93475$$

$$Pls(B) = 0.06525 \quad U(B) = 0.01125$$

Bei der Fusion der Sensoraussagen von S₁ und S₂ wird man folglich mit einer deutlich höheren Wahrscheinlichkeit die Gesamtaussage A erhalten.

Beispiel 6-7: Fuzzy-Set Theorie

Am Beispiel einer einfachen Fuzzy-Bremskraftregelung soll das Grundprinzip einer Fuzzy-Regelung erläutert werden:

Gegeben seien zwei Sensoren eines Fahrzeugs. Der erste Sensor (Universum X₁) mißt den Abstand zu einem vorausfahrenden Fahrzeug. Der zweite Sensor (X₂) mißt die Fahrzeuggeschwindigkeit. Mit Hilfe dieser beiden Eingabebedingungen soll die Bremskraft (Y) des Fahrzeugs in geeigneter Weise eingestellt werden.

In einem ersten Schritt werden Erfahrungen und Expertenwissen in Form von Regeln ausgedrückt. Aus Gründen der Einfachheit werden hier nur zwei Regeln aufgestellt:

Regel 1: WENN der Abstand der Fahrzeuge klein ist und die Geschwindigkeit mittel,
 DANN stark bremsen.

Regel 2: WENN der Abstand der Fahrzeuge mittelgroß ist und die Geschwindigkeit hoch,
DANN mittelstark bremsen.

Der nächste Schritt ist die Bestimmung der entsprechenden Zugehörigkeitsfunktionen. Eine mögliche Darstellung ist in Abb. C.9 vorgegeben.

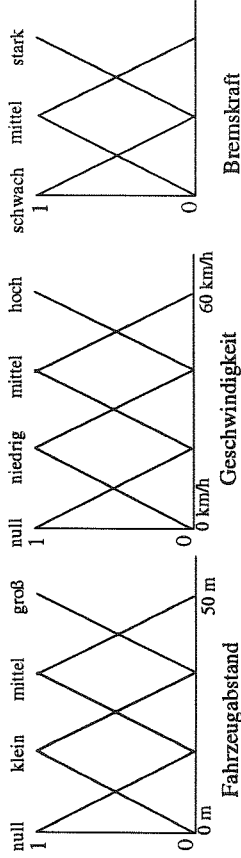


Abb. C.9: Bestimmung der Zugehörigkeitsfunktionen

Zur Vereinfachung der Dateneingabe werden die linguistischen Regeln in einem weiteren Schritt codiert:

Regel 1: Wenn X_1 = klein und X_2 = mittel, dann Y = stark.

Regel 2: Wenn X_1 = mittel und X_2 = hoch, dann Y = mittel.

Für eine angenommene Geschwindigkeit von 50 km/h und einen Fahrzeugabstand von 30 m soll die Bremskraft mittels Fuzzy-Regelung bestimmt werden. Die Zugehörigkeitsfunktion für einen kleinen Abstand liefert bei 30 m gemäß Regel 1 einen Zugehörigkeitsgrad μ_{11} von 0.25. Entsprechend ergibt die Geschwindigkeit 50 km/h nach Regel 1 einen Zugehörigkeitsgrad μ_{12} von 0.5. Die Bildung des Durchschnitts entspricht in der Fuzzy Set Theorie der Bestimmung des Minimums. In diesem Fall ergibt sich somit für die Bremskraft nach Regel 1 ein Zugehörigkeitsgrad μ_1 von 0.25. Dieser kann nun in die Zugehörigkeitsfunktion der Fuzzy-Variablen stark aus der Fuzzymenge Bremskraft eingetragen werden. Analog dazu werden die Zugehörigkeitswerte für Regel 2 bestimmt ($\mu_{21}=0.75$, $\mu_{22}=0.5$, $\Rightarrow \mu_2=0.5$).

In einem weiteren Schritt werden die Inferenzen der Zugehörigkeitsgrade aus beiden Regeln kombiniert. Dazu werden die Fuzzymengen beider Schlussfolgerungen (schraffierte Flächen) summiert. Diese Summation bzw. Vereinigung wird auch als Maximumsuche bezeichnet.

Das Spektrum möglicher Bremskraftwerte reicht allerdings von schwach bis stark. Ziel ist deshalb die Festlegung eines bestimmten Ausgangswertes, der letztendlich die Bremskraftregelung ermöglicht. Für diesen Prozeß, der auch als Defuzzifizierung bezeichnet wird, existieren verschiedene Methoden [Kap93]. Das am häufigsten verwendete Verfahren zur

Defuzzifizierung ist die Flächenschwerpunkt-Methode (center of gravity, COG). Dabei wird als Ausgangswert die Abszisse des Flächenschwerpunktes einer Fuzzymenge bestimmt. Dieses Verfahren weist die geringste Fehlerabweichung auf. Bei der Maxima-Mittelwert-Methode (mean of maximum, MOM) werden alle Stellen, an denen ein lokales Maximum vorliegt gemittelt. Die Maximum-Methode weist einer Fuzzymenge den Ausgangswert zu, an dem ihre Zugehörigkeitsfunktion ein Maximum erreicht. Letzteres Verfahren wird in der Praxis weniger eingesetzt. Wendet man das COG-Verfahren auf die Bremskraftregelung an, so ergibt sich eine Bremskraft, die zwischen mittelstark und stark liegt.

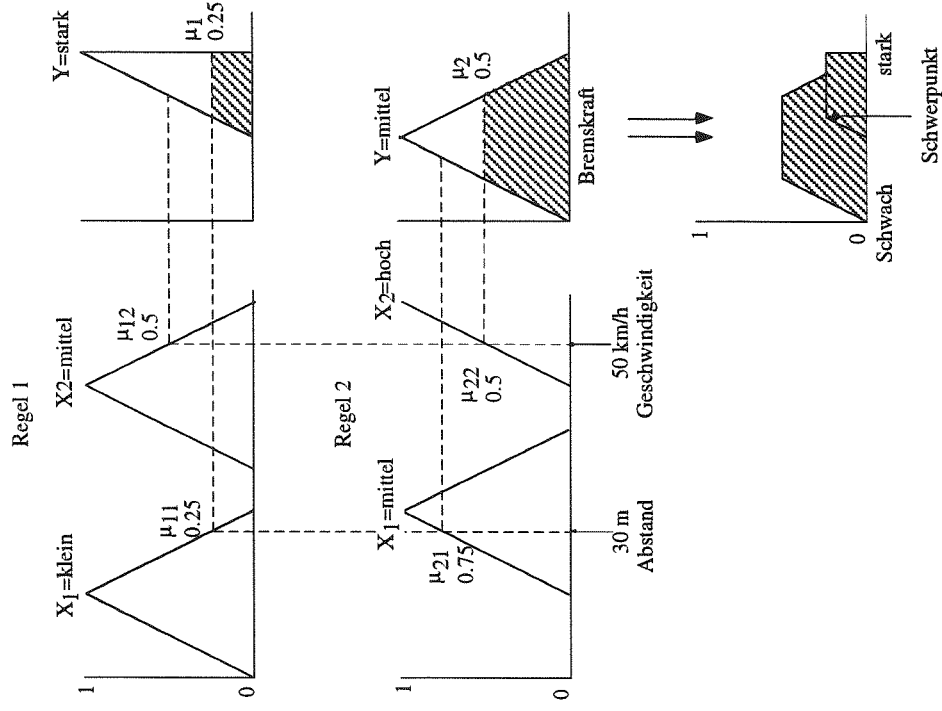


Abb. C.10: Fuzzy Inferenz

Abb. 1.12: Schematischer Aufbau eines Greifersystems	17
Abb. 1.13: Bauchredner mit Puppe	18
Abb. 2.1: Klassifikation von Sensoren	22
Abb. 2.2: Inkrementalcodierer	24
Abb. 2.3: Anordnung eines absoluten optischen Encoders	25
Abb. 2.4: optischer Absolutcodierer auf der Basis eines a) 8-Bit-Gray-Codes, b) 8-Bit-Binärcodes	26
Abb. 2.5: Differentialtransformator, a) linear (LVDT), b) rotatorisch (RVDT) [Sch91]	27
Abb. 2.6: Geschwindigkeitswandlersystem auf der Basis eines inkrementellen optischen Codierers	29
Abb. 2.7: Piezoelektrischer Beschleunigungssensor [Nue91]	31
Abb. 2.8: Typisches mechanisches Gyroskop mit zwei Achsen [Eve95]	32
Abb. 2.9: a) Photographie des Sensors, b) Skizze des Sensors, c) Skizze eines Sensorelements [YST93]	34
Abb. 2.10: Typischer Roboterfinger [SG93]	35
Abb. 2.11: Dehnungsmeißstreifen	35
Abb. 2.12: Ursache des piezoelektrischen Effekts a) unbelastete Elementarzelle, b) Longitudinaleffekt, c) Transversaleffekt [LBL89]	36
Abb. 2.13: Verteilung der Metallpartikel bei Belastung im Kunststoff und einige dabei auftretende Strompfade [Hae92]	37
Abb. 2.14: 8 x 8 drucksensitiver Sensor	38
Abb. 2.15: Druckverteilung eines F-Scan [Tek94]	38
Abb. 2.16: Skizze des Force Sensing Resistor [Int93]	39
Abb. 2.17: Magnetoelastisches taktiles Element [WS90]	39
Abb. 2.18: Magnetoresistiver Sensor [CH89]	40

Anhang D

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1.1: Roboterarme [ABB]	8
Abb. 1.2: Telemanipulator (Klein) [Nav89]	9
Abb. 1.3: Teilautonomes Manipulatorfahrzeug [IPA94]	10
Abb. 1.4: Autonomes Transportfahrzeug [Noell]	11
Abb. 1.5: Gehmaschine LAURON (FZI)	11
Abb. 1.6: HelpMate (TRC)	12
Abb. 1.7: Mehrkoordinatenmanipulator (MKM) [IPA94]	13
Abb. 1.8: Steuerung und Regelung	15
Abb. 1.9: Informationsfluß in einem Sensorsystem	16
Abb. 1.10: Intelligentes Sensorsystem	16
Abb. 1.11: Schema eines komplexen, intelligenten Erkennungssystems	17

Abb. 2.19: Taktile Sensor mit Dauermagnet und Hallsensor [Gut91]	40
Abb. 2.20: Skizze der Wirkungsweise eines kapazitiven Sensors	41
Abb. 2.21: Aufbau des taktilen induktiven Sensors, a) Aufsicht, b) Querschnitt [Gut91]	42
Abb. 2.22: Arbeitsprinzip eines optischen Tastsensors	42
Abb. 2.23: Mechanische Unterbrechungen eines Lichtstrahls	43
Abb. 2.24: Gebrauch von diffusen Reflexionen [CH89]	44
Abb. 2.25: Querschnitt durch den Roboterfinger [HC93]	44
Abb. 2.26: Positionierung einer Meßdose am Puma 260	45
Abb. 2.27: Kraft-Momenten-Sensor in Speichenradform, a) Aufsicht, b) Seitenansicht	46
Abb. 2.28: a) Kraft-Momenten-Sensor b) Sensorkugel [Lau92]	46
Abb. 2.29: Modularer-Mehr-Achsen-Kraftsensor [KFK94]	47
Abb. 2.30: Schema des Compliance-Sensors	48
Abb. 2.31: Aufbau eines induktiven Näherungsschalters	49
Abb. 2.32: Kapazitiver Näherungssensor, a) nichtleitendes Objekt, b) leitfähiges Objekt	50
Abb. 2.33: Blockdiagramm eines flugzeitmessenden Sensors	53
Abb. 2.34: Triangulation [CH89]	54
Abb. 2.35: Meßprinzip der Interferometrie [Jörg94]	55
Abb. 2.36: Skizze der Stereoskopie	56
Abb. 2.37: Frequenz und Schallbereiche in Luft	58
Abb. 2.38: Probleme der Ultraschallsensorik a) Fehlende Reflexion durch Ablenkung, b) Mehrfachreflexion [Ruo91]	60
Abb. 2.39: Abstrahlung einer ebenen Welle durch phasenverschobene Ansteuerung eines Sendearrays mit mehreren Elementen	61
Abb. 2.40: Unterschiedliche Prinzipien für opto-elektronische Halbleiterbildwandler	64

Abb. 2.41: a) Prinzipaufbau einer Lateraleffektdiode, b) Segmentanordnung einer Quadranten-Photodiode [Sch92b]	64
Abb. 2.42: Verschiedene CCD-Ausleseverfahren	65
Abb. 2.43: a) Bildtransferprinzip (FT), b) Zwischenzeilentransferprinzip (ILT), c) Zeilentransferprinzip (LT)	66
Abb. 2.44: Potentialverlauf beim 3-Phasen-(S)CCD	67
Abb. 2.45: Potentialverlauf beim 2-Phasen-(S)CCD	68
Abb. 2.46: Aufbau des GPS	70
Abb. 2.47: Atmosphärische Refraktion (A) und Mehrwegereflektionen (B) [Ever95]	71
Abb. 2.48: Schlechterster Fall des GDOP [Ever93]	71
Abb. 2.49: Hyperbolische Positionslinien [Dod89]	72
Abb. 2.50: Allgemeine Vorgehensweise bei der landmarken-basierten Positionierung	73
Abb. 2.51: Beispiel eines Navigationssystems mit künstlichen Landmarken [Amex]	74
Abb. 3.1: Zweidimensionale Projektion des Blickfeldes eines Ultraschallsensors	79
Abb. 3.2: Darstellungsformen des Ultraschallkegels	80
Abb. 3.3: Abhängigkeit der Meßwerte vom Öffnungswinkel	81
Abb. 3.4: Sonderfälle bei US-Abstandsmessungen	81
Abb. 3.5: Modellierung der Abtastung einer senkrechten Wand	82
Abb. 3.6: Physikalisches Kameramodell	83
Abb. 3.7: Modell der Lochkamera	84
Abb. 3.8: Referenzobjekte	88
Abb. 3.9: Ecke des Würfels	89
Abb. 3.10: Stereo-Sichtsystem KASTOR des mobilen Systems PRIAMOS	89
Abb. 3.11: Binokulares Stereo	90

Abb. 3.12: Matching-Problem	91
Abb. 3.13: Rekonstruktionsfehler	91
Abb. 4.1: Digitalisierung eines eindimensionalen Signals	95
Abb. 4.2: Wirkungsweise eines signalverarbeitenden Systems	96
Abb. 4.3: Aliasing-Effekt	97
Abb. 4.4: Ideales Histogramm mit einer bimodalen Verteilung	99
Abb. 4.5: Ein mit einem Hochpaß bzw. Tiefpaß gefiltertes Bild (Das Originalbild ist in Abbildung 4.9 zu sehen)	102
Abb. 4.6: Gaußfunktion	103
Abb. 4.7: Gründe für die Kantenentstehung	104
Abb. 4.8: Schritte bei der Kantenhervorhebung	107
Abb. 4.9: Kantendetektion mit Hilfe zweier Sobeloperatoren und Binarisierung	107
Abb. 5.1: Sichtbarkeitsgraphen	114
Abb. 5.2: Tangentengraph	114
Abb. 5.3: Freiraummodell (links) und dazugehöriger Freiraumgraph (rechts)	115
Abb. 5.4: Polygonales Umweltmodell [GSC79] und dazugehöriger Verbindungsgraph für eine Wegsuche von C1 nach C6	116
Abb. 5.5: Freiraumzerlegung in Dreiecke	117
Abb. 5.6: Verallgemeinerte Kegel [Bro83]	117
Abb. 5.7: Aufteilung des Freiraumes in Kacheln und dazugehöriger Freiraumgraph	118
Abb. 5.8: Kantenmodell eines einfachen Objektes	119
Abb. 5.5: Schweißaufgaben (KUKA)	119
Abb. 5.10: Zerlegung eines Objekts in seine Flächenelemente	120

Abb. 5.11: Konstruktion eines Körpers mit der CSG-Methode	121
Abb. 5.12: Graphische Darstellung der SO-Repräsentation eines Stuhles	122
Abb. 5.13: Struktur von Gittermodellen	123
Abb. 5.14: Zerlegung der Umwelt mittels Quadtree	125
Abb. 5.15: Zerlegung in rechtwinklige Zellen	126
Abb. 5.16: Voronoi-Diagramm	127
Abb. 5.17: Flächenzerlegung	127
Abb. 5.18: Flächenverbindungsgraph	128
Abb. 5.19: Konfigurationsraum eines Greifers mit zwei Freiheitsgraden	129
Abb. 5.20: Vereinfachte translatorische Konfigurationsraumdarstellung [LP83]	130
Abb. 5.21: Fahrtrouten und topologisches Modell	131
Abb. 6.1: Zwei Kameras und deren Sichtbereich	135
Abb. 6.2: Struktur eines Schätzproblems	137
Abb. 6.3: Eingliederung eines Multisensorsystems in ein Robotersystem	138
Abb. 6.4: Vier Objekte sollen mit Hilfe von drei Sensoren identifiziert werden [LK89]	139
Abb. 6.5: Verteiltes Sensor- und Roboterkontrollsystem des GRASP Lab (nach [PDWM85])	142
Abb. 6.6: Wissensbasierte Roboterarbeitszelle der Purdue Universität (nach [KBC88])	143
Abb. 6.7: Logische Sensoren (Multi Kernel System nach [HS84])	145
Abb. 6.8: Konzept einer Planungs- und Steuerungsstruktur für einen multisensoriellen Roboter [Rac89]	146
Abb. 6.9: Multisensorsystem der Universität Karlsruhe [Rac89]	147
Abb. 6.10: Hierarchisches Kontrollsystem für NASREM (nach [AML89])	148

Abb. 6.11: Logische Sensoren	154
Abb. 6.12: Netzwerk Logischer Sensoren zur Entfernungsmessung [HS84]	155
Abb. 6.13: Vier Phasen der hierarchischen Integration	155
Abb. 6.14: Abhängigkeit der Sensormessung	157
Abb. 6.15: Team von Beobachtern	157
Abb. 6.16: Typische Anwendung des Kalman-Filters	163
Abb. 6.17: Wahrscheinlichkeitsprofile der wahrscheinlich freien und wahrscheinlich besetzten Bereiche	175
Abb. 6.18: 3D-Wahrscheinlichkeitsprofil einer Sensormessung. Die Ebene stellt den Unbekannt-Status dar, Werte oberhalb davon Repräsentieren die Besetztwahrscheinlichkeiten, Werte unterhalb die Freiwahrscheinlichkeiten	177
Abb. 6.19: Inkrementierung einer Zelle bei jeder Sensormessung (links). Erzeugung einer Wahrscheinlichkeitsverteilung durch schnelle und kontinuierliche Messung eines sich bewegenden Fahrzeugs (rechts)	179
Abb. 6.20: Inkrementierung und Dekrementierung nach einer einzelnen Sensormessung	179
Abb. 6.21: US-Sensor-Modell	182
Abb. 6.22: Kurven zur Aktualisierung der Belegungswerte	183
Abb. 6.23: Sonaraufnahme eines bekannten Raumes, bestehend aus 612 Echos. Es befindet sich lediglich ein unbekanntes Objekt im Raum	185
Abb. 6.24: RCDs mit einer Mindestbreite von 10° der Sonaraufnahme aus Abb. 6.23	185
Abb. 6.25: Kreis-Test	186
Abb. 6.26: Grenzwinkel-Test zur Vermeidung falscher Objekthypothesen	187
Abb. 6.27: RCDs aus einer gitterförmigen Anordnung von Sonaraufnahmen in einer bekannten Umwelt	188
Abb. 6.28: Anpassung zweier beobachteter RCDs	188
Abb. 6.29: Erkennung von Geradensegmenten nach Crowley	191

Abb. B.1: Wirkungsweise eines piezoelektrischen Sensors	195
Abb. B.2: Ersatzschaltbild der Meßanordnung	195
Abb. B.3: Dehnung eines Leiterstreifens infolge einer Längskraft F	197
Abb. C.1: Schätzung des Objektabstandes d_n	199
Abb. C.2: Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichten der einzelnen Messungen	201
Abb. C.3: Bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte basierend auf beiden Messungen	201
Abb. C.4: Abstandsschätzung eines autonomen Fahrzeugs	202
Abb. C.5: Parallelverschiebung der Geraden	203
Abb. C.6: Projektionen auf die neue Gerade	204
Abb. C.7: Drehung der Geraden	204
Abb. C.8: Mögliche Geradenlagen	205
Abb. C.9: Bestimmung der Zugehörigkeitsfunktionen	209
Abb. C.10: Fuzzy Inferenz	210

- [Kor82] A. Korn: Bildverarbeitung durch das visuelle System, Springer-Verlag, Berlin, 1982
- [LK91] R.C. Luo; M.K. Kay: Multisensor Integration and Fusion in Intelligent Systems, in: Autonomous Mobile Robots Volume 1 (Ed. S.S. Iyengar & A. Elfes), Ieee Computer Society Press, Los Alamitos, California, 1991
- [Nav89] M. Naval: Roboter-Praxis: Aufbau, Funktion und Einsatz von Industrierobotern, Würzburg, Vogel, 1989
- [Noell] Noell, Automated Guided Vehicles, Noell GmbH, Dept. T55, Informationsbroschüre
- [Schn73] H.U. Schnitzler: Die Echoortung der Fledermäuse und ihre hörphysiologischen Grundlagen, Fortschritte der Zoologie, Band 21, Gustav Fischer Verlag, Stuttgart, 1973
- [Suga90] N. Suga: Neuronale Verrechnung: Echoortung bei Fledermäusen, Spectrum der Wissenschaft, pp. 98-106, August 1990

Kapitel 2

- [Age91] A. Agent: The advantages of absolut encoders for motion control, Sensors, pp. 19-24, April 1991
- [AH93] S. Atiya and C. Hager: Real Time Vision based Robot Lokalization, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 9, No. 6, pp 785-800, 1993
- [Ahl89] R.-J. Ahlers: Halbleitersensoren zur Bildwandlung, In Halbleitersensoren, Expert-Verlag, pp. 296-313, Ehningen 1989
- [Ahr85] U. Ahrens: Möglichkeiten und Grenzen des Einsatzes von Luft-Ultraschallsensoren in der Montage- und Handhabungstechnik, Robotersysteme 1, Springer-Verlag, pp. 203-210, Stuttgart 1985
- [Ahr85a] U. Ahrens: Möglichkeiten und Grenzen des Einsatzes von Luft-Ultraschallsensoren in der Montage- und Handhabungstechnik, Robotersysteme 1, Springer-Verlag, Berlin, pp. 203-210, 1985

Anhang E

Literaturverzeichnis

Kapitel 1

- [ABB] ABB Robotics Automation centres, Informationsbroschüre des IRB 6400, März 1994
- [How82] I. P. Howard: Human Visual Orientation, Wiley, Chichester, United Kingdom, 1982
- [IPA94] Untersuchung des Fraunhofer-Instituts für Produktionstechnik und Automatisierung (IPA): Serviceroboter - ein Beitrag zur Innovation im Dienstleistungswesen, 1994
- [Jörg94] K.W. Jörg: Echtzeitfähige Multisensorintegration für autonome mobile Roboter, BI Wissenschaftsverlag, Mannheim, 1994
- [Knie91] T. Knieriem: Autonome mobile Roboter, BI Wissenschaftsverlag, Mannheim, 1991

- [Amex] ARNEX: Navigation Systems AB, Informationsbroschüre, Stora Badhusgatan 16, S-411 21 Göteborg
- [Avo93] G. Avolio: Principles of rotary optical encoders, Sensors, pp. 10-18, April 1993
- [Bau92] M. Bauer: Vermessung und Ortung mit Satelliten. NAVSTAR-GPS und andere satellitengestützte Navigationssysteme. Eine Einführung in die Praxis, 2. Auflage, Herbert Wichmann Verlag GmbH, Karlsruhe, 1992
- [Bon93] K.W. Bonfig: Sensoren und Mikroelektronik Bd.3, Expert-Verlag, Ehningen 1993
- [Bor87] J. Borenstein: The Nursing Robot System, Ph.D. Thesis, Technion, Haifa, Israel, pp. 146-158, Jan. 1987
- [BrHw92] R.G. Brown, P.Y.C. Hwang: Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering, 2nd ed., New York, NY, John Wiley and Sons, 1992
- [Byr93] R.H. Byrne: Global Positioning System Receiver Evaluations Results, Sandia report SAND93-0827, Sandia National Laboratories, Albuquerque, NM, September 1993
- [CH89] D. McCloy; D.M.J. Harris: Robotertechnik, VCH, Weinheim 1989
- [DH91] R. Dillmann; M. Huck: Informationsverarbeitung in der Robotik, Springer-Verlag, Berlin 1991
- [Dod89] S.H. Dodington: Electronic navigation systems, Electronic Engineer's Handbook, D. Christiansen and D. Fink, eds., 3rd edition, New York, McGraw Hill, pp. 76-95, 1989
- [Dol86] T.J. Doll: Nichttaktile Sensoren für Roboter und Sensoreinsatzplanung, Robotersysteme2, pp. 55-62, Springer-Verlag, Berlin 1986
- [Ever95] H.R. Everett: Sensors for Mobile Robots: Theory and Application, ISBN 1-56881-048-2, A.K. Peters, Ltd., Wellesley, MA
- [Gau93] H. Gaus: Entwicklung und Untersuchung eines mikromechanisch gefertigten Beschleunigungssensors mit Kraftkompensation, VDI-Verlag, Düsseldorf 1993

- [GEE93] B.M. Gothard, R.D. Etersky, R.E. Ewing: Lessons learned on a low-cost global navigation system for the Surrogate semi-autonomous vehicle, Proceedings, SPIE Vol. 2058, Mobile Robots VIII, pp. 258-269, 1993
- [Get93] I.A. Getting: The Global Positioning System, IEEE Spectrum, pp. 36-47, Dezember 1993
- [Gut91] U. Guttenberg: Künstliche Sensoren zur Erfassung der Dynamik gelähmter Gliedmaßen bei der Funktionellen Elektrostimulation, Dissertation, Karlsruhe 1991
- [Hae92] K.H. Härdtl: Sensoren, Vorlesungsskript Institut für Technologie der Elektrotechnik, Karlsruhe 1992
- [HC93] R.D. Howe; M.R.: Dynamic tactile sensing: perception of fine surface features with stress rate sensing, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 140-150, 1993
- [Henk87] S.L. Henkel: Optical encoders: a review, Sensors, pp. 9-12, September 1987
- [Hum93] J. Hum: GPS - a guide to the next utility, No. 16778, Trimble Navigation, Sunnyvale, Ca, November 1993
- [Int93] Interlink Electronics: Was ist ein Force Sensing Resistor, Produktinformationsbroschüre Interlink Electronics, Echternach Luxembourg 1993
- [Jörg94] Jörg, K. W.: Echtzeitfähige Multisensorintegration für autonome mobile Roboter, BI Wissenschaftsverlag, Mannheim, 1994
- [JoSt89] R. Joeckel, M. Stober: Elektronische Entfernungs- und Richtungsmessung, Verlag Konrad Wittwer, Stuttgart, 1989
- [KA87] M. Kabuka and A. Arnas: Position Verification of a Mobile Robot Using Standard Pattern, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-3, No. 6, pp. 505-516, 1987
- [KFK94a] Kernforschungszentrum Karlsruhe: Mikrosystem zur Messung von Beschleunigungen, Produktinformationsbroschüre Kernforschungszentrum Karlsruhe, Karlsruhe 1994

- [KFK94b] Kernforschungszentrum Karlsruhe: Chirurgie mit dem Sprachcomputer, KfK Hausmitteilung 5/94, Karlsruhe 1994
- [Lau92] H.-G. Lauffs: Bediengeräte zur 3D-Bewegungsführung, Vieweg, Braunschweig 1992
- [LBL89] H. Lindner, H. Brauer, C. Lehmann: Taschenbuch der Elektrotechnik und Elektronik, Verlag Harri Deutsch, Frankfurt 1989
- [Lem93] H. Lemme: Sensoren in der Praxis, Franzis' Verlag, München 1993
- [NF92] J.L. Novak; J.T. Feddema: A capacitance-based proximity sensor for whole arm obstacle avoidance, IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation, pp. 1307-1314, 1992
- [NL94] J. Niebuhr; G. Lindner: Physikalische Meßtechnik mit Sensoren, Oldenbourg Verlag, München 1994
- [Nue91] D. Nührmann: Sensor-Praxis, Franzis Verlag, München 1991
- [PP92] P.Profos; T. Pfeifer: Handbuch der industriellen Meßtechnik, R. Oldenbourg Verlag, München 1992
- [Pur94] M. Purkey: On target, Golf magazine, pp. 120-121, Mai 1994
- [RDL92] M. Rozmann; J. Dettlefsen; M. Lange: Millimeterwellen-Radarsensor für autonome mobile Fahrzeuge, In VDI Berichte Nr.939: Sensoren -Technologie und Anwendung, VDI-Verlag, pp. 101-106, Bad Nauheim 1992
- [Ruo91] S.R. Ruocco: Sensoren und Wandler für Roboter, VCH, Weinheim 1991
- [Sch90] R.D. Schraft: Industrierobotertechnik, expert Verlag, Ehningen 1990
- [Sch91] G. Schnell: Sensoren in der Automatisierungstechnik, Vieweg, Braunschweig 1991
- [Sch92a] E. Schiessle: Sensortechnik und Meßwertaufnahme, Vogel Buchverlag, Würzburg 1992
- [SG93] K.B. Shimoya; A.A. Goldenberg: Soft Materials for Robotic Fingers, IEEE Int. Conf. of Robotics and Automation, pp.1300-1305, 1993

- [TA93] R. Talluri and J. Aggarwal: Position Estimation Techniques for an Autonomous Mobile Robot - a Review, Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, chapter 4.4, pp. 769-801, World Scientific: Singapore, 1993
- [Tek94] Tekscan: The world of gait analysis, Produktinformationsbroschüre Tescan, Boston 1994
- [TUR94] TURCK: Sensortechnik, Produktinformationskatalog TURCK, Mülheim 1994
- [Vis92] D. Vischer: Cooperating Robot with visual and tactile skills, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. 2018-2025, 1992
- [Wol92] H. Wolf: Schnelle 3-dimensionale Abb.erfassung mit einem codiertem Lichtansatz, In VDI Berichte Nr.939: Sensoren -Technologie und Anwendung, pp 393-398, Bad Nauheim 1992
- [WS90] H.-J. Warnecke; R.D. Schraft: Industrieroboter, Springer-Verlag, Berlin 1990
- [YST93] Y. Yamada; K. Shin; N. Tsuchida; M. Komai: A tactile sensor system for universal joint sections of manipulators, IEEE Transactions on Robotics and Automation, pp. 512-517, 1993
- [Yu92] Y. Yu: Entwicklung und Untersuchung eines Beschleunigungssensor-System zur Positionsbestimmung von Vorlagen-Abtastgeräten, VDI-Verlag, Düsseldorf 1992
- [ZF91] Y. Zheng; Y. Fan: Robot Force Sensor Interacting with Environments, IEEE Transactions on Robotics and Automation, pp. 156-163, 1991
- Kapitel 3**
- [DH91] R.Dillmann, M. Huck: Informationsverarbeitung in der Robotik, Springer Verlag, 1991
- [Jäh89] B. Jähne: Digitale Bildverarbeitung, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 1989
- [Län93] T. Längle: Modellierung der lokalen Umgebung unter Berücksichtigung von dynamischen Objekten, Diplomarbeit, Inst. für Prozeßrechenstechnik und Robotik, TH Karlsruhe, 1993

- [ILDW92] J.J. Leonard, H.F. Durrant-Whyte: Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation, Kluwer Academic Publishers, 1992
- [RL87] U. Rembold, P. Levi: Entwicklung von Sensoren für die Montageautomatisierung, atp-Sonderheft Fertigungsautomatisierung, pp. 64-80, 1987
- [Sch89] R.J. Schalkoff: Digital Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, New York, 1989
- Kapitel 4**
- [Can86] J.V. Candy: A Computational Approach to Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine. Intell., pp. 679-698, November 1986
- [Fan93] O. Faugeras: Three-Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint, MIT Press, Cambridge, Mass., 1993
- [Fro84] H. Frohne, E. Ückert: Grundlagen der elektrischen Meßtechnik, Teubner, Stuttgart, 1984
- [Jäh89] B. Jähne: Digitale Bildverarbeitung, Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, 1989
- [Kam89] K.D. Kammeyer, K. Kroschel: Digitale Signalverarbeitung: Filterung und Spektralanalyse, Teubner, Stuttgart, 1989
- [Sch89] R.J. Schalkoff: Digital Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, New York, 1989

Kapitel 5

- [Alm89] M. de Almeda, "Exploration of unknown environments by a mobile robot", Intelligent Autonomous Systems, Proceedings of an international conference in Amsterdam, Vol. 2, pp. 715-725, 1989
- [BK91a] J. Borenstein, Y. Koren: The Vector Field Histogram - Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 7, No.3, June 1991

- [BK91b] J. Borenstein, Y. Koren: Histogramic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 7, No. 4, August 1991
- [Bro83] R.A. Brooks: Solving the Find-Path Problem by Good Representation of Free Space, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 13, 1983
- [Cro89a] J. L. Crowley: World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging, IEEE Inter. Conference on Robotics and Automation, 1989
- [Cro89b] J.L. Crowley: Dynamic Modeling of Free-Space for a Mobile Robot, IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems, 1989
- [IDH91] R.Dillmann, M. Huck: Informationsverarbeitung in der Robotik, Springer Verlag, 1991
- [Elf86] A. Elfes: A Sonar-Based Mapping and Navigation System, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, San Francisco, 1986
- [Frog] Fa. Frog Systems B.V.: FROG - Navigationssystem für fahrerlose Transportsysteme, Firmenprospekt, Utrecht, Niederlande
- [GSC79] G. Giralt, R.P. Sobek, R. Chatila: A Multi-Level Planning and Navigation System for a Mobile Robot - A First Approach to HILARE, 6. International Joint Conference on Artificial Intelligence, Tokyo, 1979
- [HJ89] Holmes, Jungert: A hierarchical knowledge structure for heuristic path planning, Intelligent autonomous Systems, Proceedings on an international conference in Amsterdam, 1989
- [Hou93] D. Houssi: Umweltkartographierung, Stand der Forschung, Studienarbeit, Institut für Prozeßrechenstechnik und Robotik, Universität Karlsruhe, 1993
- [HS91] Heine, Schnarre: Kollisionsfreie Bahnplanung für mobile Roboter, Robotersysteme, März 1991
- [Kni91] T. Knierrmen: Autonome Mobile Roboter, Reihe Informatik, Bd. 80, BI-Wissenschaftsverlag, 1991

- [KS89a] P. Kampmann, G. Schmidt: Indoor navigation for mobile robots by use of learned maps, *Proceeding in Autonomous Mobile Robots*, 1989
- [KS89b] P. Kampmann, G. Schmidt: Topologisch strukturierte Geometrie-Wissensbasis und globale Bewegungsplanung für den autonomen mobilen Roboter MACROBE, *Roboter Systeme* 5, 1989
- [LA91] Y.H. Liu, S. Arimoto: Proposal of tangent graph and extended tangent graph for path planning of mobile robots, *IEEE International conference on Robotics and Automation*, 1991
- [LDW92] J.J. Leonard, H.F. Durrant-Whyte: *Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation*, Kluwer Academic Publishers, 1992
- [LP83] T. Lozano-Pérez: *Spatial Planning - A Configuration Space Approach*, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. C-32, 1983
- [Lüd91] J. Lüder: Untersuchung von Weltmodellen für mobile Roboter sowie ihrer manuellen bzw. automatischen Erstellung und Aktualisierung, Studienarbeit Forschungszentrum Informatik, Universität Karlsruhe, 1991
- [MaE88] L. Matthies, A. Elfes: Integration of sonar and stereo data using a grid-based representation, *Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. (2)727-733, April 1988
- [ME85] H.P. Moravec, A. Elfes: *High-Resolution Maps from Wide-Angle Sonar*, *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, St. Louis, 1985
- [Reg92] B. Regitz: Entwicklung eines dynamischen Weltmodells für mobile Roboter, Diplomarbeit, Institut für Prozeßrechentechik und Robotik, Universität Karlsruhe, 1992
- [PH90] Pritschow, Heller: FTS: Navigieren ohne Leitdraht, *f+h Fachzeitschrift*, Nr.11, 1990
- [Sim90] J.E. Simpor: *Modelisation Variable de l'environnement d'un Robot Mobile*, PhD Thesis, Université de Montpellier, July 1990
- [JS91] B. Jouvencel, J.E. Simpor: The Variable Modelling of Mobile Robot Environments, *IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems, IROS 1991*

- [Tia89] Tian: Ein wissensbasiertes System zur Fahrplanung und -kontrolle eines autonomen mobilen Roboters, *Forschungsbericht, VDI-Reihe 10*, Nr. 110, VDI-Verlag 1989
- [Zel89] Zelinsky: *Navigation by Learning*, *IEEE RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems*, Japan, 1989
- [ZL91] Zhu, Latombe: New heuristic algorithms for efficient hierarchical path planning, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Februar 1991
- Kapitel 6**
- [Alb81] J.S. Albus: *Brains, behavior & Robotics*, Peterborough, NH: Byte Books, 1981
- [ALM89] J.S. Albus, H.G. McCain, R. Lumia: "NASA/NBS Standard Reference Model for Telerobot Control System Architecture (NASREM)", Technical Report, National Institute of Standard and Technology NIST, Technical Note 1235, 1989
- [BA77] J.V. Beck, K.J. Arnold: *Parameter estimation in engineering and science*, New York, Wiley series in probability and mathematical statistics, 1977
- [BBD93] S. Bouffouix, M. Bogaert, S. Do: A real-time obstacle avoidance algorithm for teleoperated vehicles, *Intelligent Autonomous Vehicle*, 1993
- [BK90] J. Borenstein, Y. Koren: Real-time Obstacle Avoidance for fast Mobile Robots in Cluttered Environments, *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1990
- [BK91a] J. Borenstein, Y. Koren: *The Vector Field Histogram - Fast Obstacle Avoidance for Mobile Robots*, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 7, No.3, June 1991
- [BK91b] J. Borenstein, Y. Koren: *Histogramic In-Motion Mapping for Mobile Robot Obstacle Avoidance*, *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 7, No. 4, August 1991
- [Cas84] G.M. Castore: "Solid Modeling, Aspect Graphs and Robot Vision", In *Solid Modeling by Computers From Theory to Applications*, M.S. Pickett, and J.W. Boyse, 1984

- [CN89] K. Chaconas, M. Nashman: Visual Perception Processing in a Hierarchical Control System, Technical Report, National Institute of Standards and Technology (NIST), Technical Note 1260, 1989
- [Cro89a] J. L. Crowley: World modeling and position estimation for a mobile robot using ultrasonic ranging, IEEE Inter. Conference on Robotics and Automation, 1989
- [Cro89b] J.L. Crowley: Dynamic Modeling of Free-Space for a Mobile Robot, IEEE/RSJ International Workshop on Intelligent Robots and Systems, 1989
- [DW87] H.F. Durrant-Whyte: Consistent Integration and Propagation of Disparate Sensor Observations, Int. Journal of Robotics Research, Springer, 1987
- [DW88a] H.F. Durrant-Whyte: Interpretation, Coordination and Control of Multi-Sensor Robot Systems, Kluwer Academic Publishers, 1988
- [DW88b] H.F. Durrant-Whyte: Sensor Models and Multisensor Integration, The International Journal of Robotics Research, 7(6), 1988
- [DW88c] H.F. Durrant-Whyte: Uncertain Geometry in Robotics, IEEE Journal of Robotics and Automation, 4(1), 1988
- [DWRH90] H.F. Durrant-Whyte, B.Y.S. Rao, H. Hu: Toward a Fully Decentralized Architecture for Multi-Sensor Data Fusion, 1990
- [Elf86] A. Elfes: A Sonar-Based Mapping and Navigation System, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, San Francisco, 1986
- [Elf87] A. Elfes: Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation, IEEE Journal of Robotics and Automation, Invited Paper, Vol. RA-3, No. 3, June 1987
- [Gru94] G.Grunwald: Aufgabenorientierte Planung kooperierender Sensoren, Dissertation an der TH Karlsruhe, 1994
- [Hag88] G.D. Hager: Active Reduction of Uncertainty in Multi-Sensor Systems, Dissertation, University of Pennsylvania Philadelphia, Available as MS-CIS 88-47, 1988
- [Hag90] G.D. Hager: Task-directed Sensor Fusion and Planning, Kluwer Academic Publishers, 1990

- [HCK88] S.A. Hutchinson, R.L. Cromwell, A.C. Kak: Planning Sensing Strategies in a Robot Workcell with Multi-Sensor Capabilities, Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1988
- [HDW88] G.D. Hager, H.F. Durrant-Whyte: Information and Multi-Sensor Coordination, in J.F. Lemmer and L.N. Kanal, editors, Uncertainty in Artificial Intelligence, 1988
- [HF83] T. Henderson, Wu So Fai: A Multisensor Integration and Data Acquisition System, Proc. IEEE on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, D.C., 1983
- [HFH84] T. Henderson, Wu So Fai, C. Hansen: MKS: A Multisensor Kernel System, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 14(5), 1984
- [HM90a] G.D. Hager, M. Mintz: Computational Methods for Task-Directed Sensor Data Fusion and Sensor Planning, Technical Report, University of Pennsylvania Philadelphia, GRASP Lab, 1990
- [HM90b] G.D. Hager, M. Mintz: Task-Directed Multi Sensor Fusion, Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1990
- [HS84] T. Henderson, E. Shilerat: Logical Sensor Systems, Journal of Robotics Systems, 1(2):169-193, 1984
- [HS90] J.K. Hackett, M. Shah: Multi-Sensor Fusion: A Perspective, IEEE 1990
- [HWHG87] T. Henderson, E. Weitz, C. Hansen, R. Grupen: CAD-Based Robotics, Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1987
- [HWHM89] T. Henderson, E. Weitz, C. Hansen, A. Mitchie: Multisensor Knowledge Systems: Interpreting 3D Structures, The International Journal of Robotics Research, 7(6), 1988
- [Kap93] S. Kappey: Fuzzy-Steuerung und Robotik, Seminar über Robotik und Künstliche Intelligenz, Inst. für Prozeßbrechentechnik und Robotik, TH Karlsruhe, SS 1993
- [KBC88] A.C. Kak, K. Boyer, C. Chen: A Knowledge based Robotic Assembly Cell, IEEE Expert Spring, 1988

- [KRAC87] A.C. Kak, B. Roberts, K. Andress, R. Cromwell: Experiments in the Integration of World Knowledge with Sensory Information for Mobile Robots, Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1987
- [KVC+87] A.C. Kak, A.J. Vayda, R. Cromwell, W.Y. Kim, C.H. Chen: Knowledge Based Robotics, Proceeding of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1987
- [Län93] T. Längle: Modellierung der lokalen Umgebung unter Berücksichtigung von dynamischen Objekten, Diplomarbeit, Inst. für Prozeßrechenstechnik und Robotik, TH Karlsruhe, 1993
- [LDW92] J.J. Leonard, H.F. Durrant-Whyte: Directed Sonar Sensing for Mobile Robot Navigation, Kluwer Academic Publishers, 1992
- [LK89] R.C. Luo, M.G. Kay: Multisensor Integration and Fusion in intelligent Systems, IEEE Transactions on systems, Man and Cybernetics, 19(5), 1989
- [LK90] R.C. Luo, M.G. Kay: A Tutorial on Multisensor Integration and Fusion, IEEE, 1990
- [LL88] R. C. Luo, M. H. Lin: Robot multi-sensor fusion and integration of fused data, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, April 1988
- [Lüd91] J. Lüder: Untersuchung von Weltmodellen für mobile Roboter sowie ihrer manuellen bzw. automatischen Erstellung und Aktualisierung, Studienarbeit Forschungszentrum Informatik, Universität Karlsruhe, 1991
- [MaE88] L. Matthies, A. Elfes: Integration of sonar and stereo data using a grid-based representation, Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp. (2)727-733, April 1988
- [May79] P.S. Maybeck: Stochastic models, estimation and control, Vol. 1, Academic Press, 1979
- [MC78] J.L. Melsa, D.L. Cohn: Decision and estimation theory, McGraw-Hill, 1978
- [MDW93] J.M. Manyika, H.F. Durrant-Whyte, A Tracking Sonar Sensor for Vehicle Guiding, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, 1993

- [ME85] H.P. Moravec, A. Elfes: High-Resolution Maps from Wide-Angle Sonar, IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, St. Louis, 1985
- [PDWM85] R. Paul, H. Durrant-Whyte, M. Mintz: A Robust Distributed Multi-Sensor Robot Control System, Proc. 3. International Symposium of Robotics Research, Gouvieux, France, 1985
- [Rac89] J. Rackowsky: Ein System für die Multisensordatenverarbeitung in der Robotik, Dissertation, Fakultät für Informatik, Universität Karlsruhe (TH), 1989
- [Rac90] J. Rackowsky: Multisensordatenverarbeitung in der Robotik, Informatik-Fachberichte 268, Springer-Verlag, 1990
- [RM88] J. M. Richardson, K.A. Marsh: Fusion of Multisensordata, The International Journal of Robotics Research, 7(6), 1988
- [Sha76] G. Shafer: A Mathematical Theory of Evidence, Princeton University Press, Princeton, NJ, 1976
- [Was70] M.T. Wasan: Parametric estimation, McGraw-Hill series in probability and statistics, 1970
- [Win72] R. Winkler: An introduction to Bayesian inference and decision, Holt/Rinehart and Winston, 1972
- [WSSB93] M. Weigl, B. Siemiatkowska, K.A. Sikorski, A. Borkowski: Grid-based mapping for autonomous mobile robot, Robotics and Autonomous Systems 11, 1993
- [Zad65] L.A. Zadeh: Fuzzy Sets, Information and Control, 8:338-353, 1965
- [Zim87] H.J. Zimmermann: Fuzzy Sets, Decision Making and Expert Systems, Kluwer Academic Publishers, 1987