



Robotik Zusammenfassung

Prof. Schiedermeier

SS 2019

Robin Atherton

Contents

1 Geschicht	1
1.1 Industrieroboter	1
1.2 Serviceroboter	1
1.2.1 Definition	1
1.2.2 Klassen	2
2 Software-Architekturen für mobile Robotersysteme	3
2.1 Probleme und Anforderungen	3
2.1.1 Definition mobile Roboter	3
2.1.2 Umgebung mobiler Roboter	3
2.1.3 Roboterkontroll-Architekturen	4
2.1.4 Anforderungen an das Kontrollsyste eines autonomen Roboters	4
2.2 Mögliche Modelle	5
2.2.1 Klassisches Modell - der funktionale Ansatz	5
2.2.2 Verhaltensbasiertes Modell	6
2.2.3 Hybrider Ansatz	7
2.2.4 Probabilistische Robotik	8
2.2.5 Subsumption-Architektur in Bezug auf die Anforderungen des Robot- ersteuerungssystems	8
2.3 ROS - Robot Operating System	9
2.3.1 Entwicklung	9
2.3.2 Design Prinzipien	10
2.3.3 Publish - Subscribe	11
2.3.4 Parameter Server und Konfigurationsdateien	12
3 Lokalisation autonomer mobiler Robotersysteme	13
3.1 Abgrenzung: Lokalisation - Mapping - SLAM - Navigation	13
3.2 Varianten der Selbstlokalisierung	13

Contents

3.3	Relative Lokalisierung versus Absolute Lokalisierung	14
3.4	Transformation von Koordinatensystemen lokale <-> globale	15
3.5	Karten für statistische und dynamische Umgebungen	16
3.5.1	Mapping Methoden	17
3.5.2	Arten von Modellen	17
3.5.3	Kontinuierliche Metrische Karten	18
3.5.4	Grid Maps - Rasterkarten	18
3.5.5	Adaptive Unterteilung	20
3.5.6	Weitere Beispiele für Umgebungskarten	21
3.5.7	Topologische Karten	21
3.5.8	Hybrid Maps	22
3.6	Passive und Aktive Selbstlokalisierung	22
3.6.1	Passive Verfahren	22
3.6.2	Aktive Verfahren	22
3.7	Landmarken	23
3.7.1	Definition	23
3.7.2	Natürliche Landmarken	23
3.7.3	Künstliche Landmarken	23
4	Fortbewegung, Lokalisierungsalgorithmen	24
4.1	Relative Lokalisierung	24
4.1.1	Dead Reckoning	24
4.1.2	Odometrie	25
4.1.3	2D-Scanmatching	26
5	Navigation	29
5.1	Bekanntes vs. unbekanntes Terrain	29
5.2	Navigation in unbekanntem Terrain	29
5.2.1	Konturverfolgung	29
5.2.2	Sensorbasierte Planer - Navigation mit Hinderniskontakt	30
5.2.3	Labyrinth	33
5.3	Pfadplanung für mobile Roboter in bekanntem Terrain	35
5.3.1	Bewegungsplan für mobile Roboter	35
5.3.2	Konfigurationsraum	36
5.4	Algorithmen und Methoden	37
5.4.1	Dijkstra	38

Contents

5.4.2	A*	38
5.4.3	Wegsuche und Umgehung bekannter Hindernisse mit dem Sichtgraph-Algorithmus	38
5.4.4	Voronoi-Diagramme	42
5.4.5	Navigation in einer Rasterkarte	44
5.4.6	PotentialFeldmethode	46
6	Probabilistische Methoden und Kartierungen	48
6.1	Problemstellung	48
6.2	Modellierung von Unsicherheit	48
6.3	Umgebungsmodellierung mit Occupancy Grids	49
6.3.1	Satz von Bayes	49
6.3.2	Evidence Grids	49
6.3.3	Anwendung des Satzes von Bayes	49
6.4	Bayes-Filter Algorithmus	50
6.4.1	Algorithmus	50
6.5	Markov Lokalisierung	50
6.5.1	Algorithmus	50
6.6	Monte Carlo Lokalisierung	52
6.6.1	Grundsätzliches Vorgehen	52
6.6.2	Partikelmengen	53
6.7	Kalman-Filter	54
6.7.1	Definition	54
6.7.2	Vorgehen	54
6.7.3	Einschränkungen	54
6.8	Simultaneous Localization and Mapping	55
6.8.1	Landmarkenbasiertes SLAM Problem	55
6.8.2	Problemstellung	56
6.8.3	Funktionsweise	57
6.8.4	Hinzunahme neuer Landmarken	58
6.8.5	Aufbau eines SLAM-Graphen	59
6.8.6	Varianten von SLAM	59
6.8.7	Bayesian Netzwerk für landmarkenbasiertes SLAM	60

Contents

7	Schwarmrobotik und Evolutionäre Robotik	62
7.1	Schwärme und deren Verhalten in der Natur	62
7.1.1	Computersimulation von Schwärmen - Algorithmus von Craig Reynolds	62
7.2	Schwarmintelligenz	63
7.3	Multi Robot Systems	63
7.4	Ameisenalgorithmen	64
7.4.1	Optimaler Weg bei futtersbeschaffenden Ameisen	64
7.4.2	Ant Colony Optimization Algorithm	65
7.4.3	Traveling Salesman Problem	66
8	Locomotion	68
List of Figures		70
Listings		72

1 Geschichte

1.1 Industrieroboter

Nach Definition der VDI-Richtlinie 2860 sind Industrieroboter universell einsetzbare Bewegungsautomaten mit mehreren Achsen, deren Bewegungen hinsichtlich Bewegungsfolge und Wegen bzw. Winkel frei programmierbar und sensorgeführt sind.

- Zeichnen sich durch **Schnelligkeit, Genauigkeit, Robustheit** und eine hohe **Traglast** aus.
- Einsatzgebiete: Schweißen, Kleben, Schneide, Lackieren

Zunehmend **kollaborative** Roboter, Cobots:

- Industrieroboter, die mit Menschen gemeinsam arbeiten
- Nicht mehr durch Schutzeinrichtungen im Produktionsprozess von Menschen getrennt
- Nimmt Menschen wahr, verursacht keine Verletzungen

1.2 Serviceroboter

1.2.1 Definition

- Ein **Serviceroboter** ist eine **frei programmierbare Bewegungseinrichtung**, die **teil- oder vollautomatisch** Dienstleistungen verrichtet.
- **Dienstleistungen** sind dabei Tätigkeiten, die nicht der direkten industriellen Erzeugung von Sachgütern, sondern der Verrichtung von **Leistungen für Menschen und Einrichtungen** dienen.
- Einteilung in zwei Klassen

1.2 Serviceroboter

1.2.2 Klassen

- Roboter, die für professionellen Einsatzbereich: **Rettung, Landwirtschaft, Medizin**
- Roboter für den Privaten gebrauch: **Staubsauger, Rasenmäher, Pfleger**

2 Software-Architekturen für mobile Robotersysteme

2.1 Probleme und Anforderungen

2.1.1 Definition mobile Roboter

'Unter einem Roboter verstehen wir eine frei programmierbare Maschine, die auf Basis von Umgebungssensordaten in geschlossener Regelung in Umgebungen agiert, die zur Zeit der Programmierung nicht genau bekannt und/oder dynamisch und oder nicht vollständig erfassbar sind.' ⇒ **Joachim Herzberg, Mobile Roboter**

2.1.2 Umgebung mobiler Roboter

Bei **mobilen Robotern** ist die Umgebung im Detail **nicht bekannt und generell nicht kontrollierbar**

- Alle Aktionen sind von der aktuellen Umgebung abhängig
- Details sind erst zum Zeitpunkt der Ausführung der Aktionen bekannt
- Mobile Roboter müssen in einer geschlossenen Regelung
 - die Umgebung mit Sensoren erfassen
 - die Daten auswerten
 - Aktionen daraus planen
 - Aktionen mittels Koordination der Aktuatoren umsetzen

2.1 Probleme und Anforderungen

2.1.3 Roboterkontroll-Architekturen

Herausforderungen

- Robotersystem besteht aus den Gebieten **Wahrnehmung**, **Planung** und **Handlung**
- Herausforderungen an eine Roboterkontroll-Architektur, sie muss:
 - Sensorwerte erfassen und auswerten
 - Pfade planen
 - Hindernisse vermeiden
 - Komplexe Algorithmen in langen Zeitzyklen ausführen

Probleme bei der Software-Erstellung zur Roboterkontrolle

- Roboter sind eingebettete Systeme, die in geschlossener Regelung laufen und die Sensorströme in **Echtzeit verarbeiten** müssen
- Unterschiedliche Aufgaben -> Unterschiedliche Zeitzyklen
- Unterschiedlicher Zeitskalen -> kein standardisierter Kontroll- oder Datenfluss den die Architektur abbilden könnten
- Für etliche algorithmische Teilprobleme sind **keine effizienten Verfahren** bekannt
- **Prozessorkapazität ist begrenzt**

2.1.4 Anforderungen an das Kontrollsysteem eines autonomen Roboters

Robustheit

- Die Umgebung des Systems kann sich ständig ändern
- Auf eine Umgebungsänderung sollte der Roboter sinnvoll reagieren und nicht verwirrt stehen bleiben.
- Verwendete Modelle der Umgebung sind ungenau.

2.2 Mögliche Modelle

Unterschiedliche Ziele

- Der Roboter verfolgt zu einem Zeitpunkt eventuell Ziele, die im Konflikt zueinander stehen.
- **Beispiel:** der Roboter soll ein bestimmtes Ziel ansteuern, dabei aber Hindernissen ausweichen.

Sensorwerte von mehreren Sensoren

- Sensordaten können verrauscht sein
- Sensoren können fehlerhafte oder inkonsistente Messwerte liefern, weil der Sensor z.B. außerhalb seines Bereichs misst für den er zuständig ist und dies nicht überprüfen kann.

Erweiterbarkeit

- Wenn der Roboter neue Sensoren erhält, sollte dies leicht in das Programm integriert werden können.

2.2 Mögliche Modelle

2.2.1 Klassisches Modell - der funktionale Ansatz

Das **klassische Model** wird auch als hierarchisches Model oder funktionales Model bezeichnet. Ist ein Top-Down Ansatz, besteht aus drei Abstraktionsebenen

- Die unterste Ebene: **Pilot**
- Mittlere Eben: **Navigator**
- Oberste Ebene: **Planer**

Sense-Think-Act-Cycle oder **SMPA** (Sense - Model - Plan - Act).

- Sensordaten, die vom Fahrzeug geliefert werden, werden in den zwei unteren Ebenen vorverarbeitet.
- Konstruktion oder Aktualisierung eines Weltmodells
- **Planer** ist die Basis aller Entscheidungen basieren auf dem zugrundelgenden Weltmodell

2.2 Mögliche Modelle

- Tatsächliche Fahrbefehle werden durch unterste Ebene ausgeführt

Zyklus wird ständig wiederholt \Rightarrow wenn alle Ebenen richtig funktionieren resultiert daraus ein intelligentes Verhalten und die Erfüllung der Aufgabe.

Nachteile

- **Sequentieller Ansatz, lange Kontrollzykluszeit**
- Gesamtsystem anfällig, \Rightarrow fällt ein Modul scheitert das Gesamtsystem
- Die Repräsentation der Umgebung muss alle notwendigen Informationen enthalten, damit ein Plan entwickelt werden kann. Planer hat nur Zugriff auf das Weltmodell \Rightarrow während Planer Aktionen ausarbeitet, könnte sich die Umwelt schon wieder geändert haben.

2.2.2 Verhaltensbasiertes Modell

Grundlegender Gedanke Intelligentes Verhalten wird nicht durch komplexe, monolithische Kontrollstrukturen erzeugt, sondern durch das Zusammenführen der richtigen einfachen Verhalten und deren Interaktion.

Definition

- Engere Verbindung zwischen **Wahrnehmung** und **Aktion**
- Jede **Roboterfunktionalität** wird in einem **Behavior** gekapselt
- Alle **Behaviors** werden **parallel ausgeführt**
- Jedes Behavior Modul operiert unabhängig von den anderen
- Alle Behaviors können auf alle Fahrzeugsensoren zugreifen und gewissermaßen die Aktuatoren ansteuern.

Beispiel Subsumption Architektur nach Brooks

2.2 Mögliche Modelle

2.2.3 Hybrider Ansatz

- Nutzt die Vorteile der **Subsumption Architektur** und der **SMPA-Architektur**
- Der verhaltensbasierte Anteil ist nicht geeignet, auf längere Sicht zielgerichtet Aktionen zu koordinieren \Rightarrow SMPA-Anteil

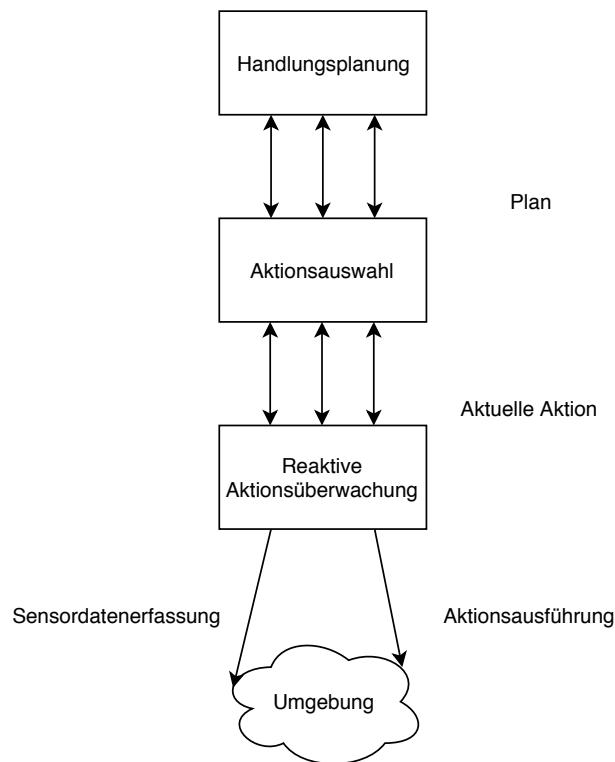


Figure 2.1: Schema der Hybridmodell Schichten

- Die **Handlungsplanung** arbeitet auf hoher, strategischer Stufe in langen Zeitzyklen
- Die **reaktive Aktionsüberwachung** enthält die Verhaltensbausteine auf operativer Ebene, die in schellen Zeitzyklen die physische Roboteraktion anstoßen und überwachen
- die **mittlere Kontrollebene** hat die taktische Aufgabe, die jeweils **nächste Aktion aus dem Plan auszusuchen** zu instanzieren und auf die Ebene der Verhaltensbausteine zu zerlegen. Des weiteren muss die Rückmeldung von der Aktionsüberwachung interpretieren und entscheiden ob eine Aktion erfolgreich abgeschlossen ist. \Rightarrow entscheiden ob die Handlungsplanung einen anderen Plan erstellen muss

2.2 Mögliche Modelle

Kritik

- Mittlere Komponente benötigt den größten konzeptuellen und programmiertechnischen Aufwand
- Das mittlere Teilproblem ist deutlich komplexer als die beiden anderen

2.2.4 Probabilistische Robotik

- Probabilistische Robotik berücksichtigt die **Unsicherheit der Wahrnehmung und der Aktionen**
- **Schlüsselidee** Information in Form von Wahrscheinlichkeitsdichten repräsentieren
- Eine Lokalisierung der Roboter wird unter Verwendung von wahrscheinlichkeitstheorie oder einer Wahrscheinlichkeitsverteilung eine Aussage über die Umgebung treffen
- **Probabilistische Wahrnehmung:** wenn man Sensorwerte schätzen kann, dann kann man mit Wahrscheinlichkeitstheorie/Wahrscheinlichkeitsverteilung eine Aussage über die Umgebung treffen
- **Probabilistisches Handeln:** aufgrund der Unsicherheit über die Umgebung ist auch das Handeln mit Unsicherheit behaftet. Mit probabilistischen Ansätzen besteht die Möglichkeit Entscheidungen trotz Unsicherheit zu treffen

Vorteil probabilistische Verfahren können auch mit weniger präzisen Umgebungsmodellen angewandt werden.

Nachteil weniger effizient wegen komplexer Berechnungen, Approximation erforderlich

2.2.5 Subsumption-Architektur in Bezug auf die Anforderungen des Robotersteuerungssystems

Robustheit

- Wenn einige Steuerungsmodule ausfallen, arbeiten bei der Subsumption-Architektur in die restlichen Schichten einwandfrei ⇒ **eingeschränktes, aber sinnvolles Verhalten möglich**

2.3 ROS - Robot Operating System

Unterschiedliche Ziele

- Mehrere Teilsituation können verschiedene Verhaltenselemente sinnvoll machen, die sich widersprechen können.
- Die Wichtigkeit einer Handlung hängt vom Kontext ab, d.h. höhere Ziele können niedrigere Ziele ersetzen.
- Alle zu einem Zeitpunkt möglichen Verhaltenselemente werden parallel bearbeitet.
- Das **resultierende Verhalten wird in Abhängigkeit von Umwelteinflüssen dynamisch** bestimmt
- Das Gesamtergebnis hängt nicht von einer übergeordneten Instanz ab

Sensorwerte von mehreren Sensoren

- Der Roboter muss auch bei inkonsistenten Informationen eine Entscheidung fällen
- Die Subsumption-Architektur sieht keine zentrale Verarbeitung und Speichung der Umwelt-daten
- Jedes Modul reagiert nur auf die Daten einzelner Sensoren, es muss **kein konsistentes Abbild der Umwelt erschaffen werden**

Erweiterbarkeit Das bestehende Verhalten kann jederzeit durch Hinzufügen weiterer Schichten um komplexere Funktionen erweitert werden

2.3 ROS - Robot Operating System

2.3.1 Entwicklung

- **Das Architektschema für Roboterkontrollsoftware** gibt es nicht ⇒ deshalb heute auch Unterstützung der Roboter-Softwareentwicklung durch Middleware wie ROS
- **Zweck:** soll die Entwicklung von Software für Roboter vereinfachen und wiederkehrende Aufgaben standardisieren
- Standard für Roboterkontrollsoftware

2.3 ROS - Robot Operating System

2.3.2 Design Prinzipien

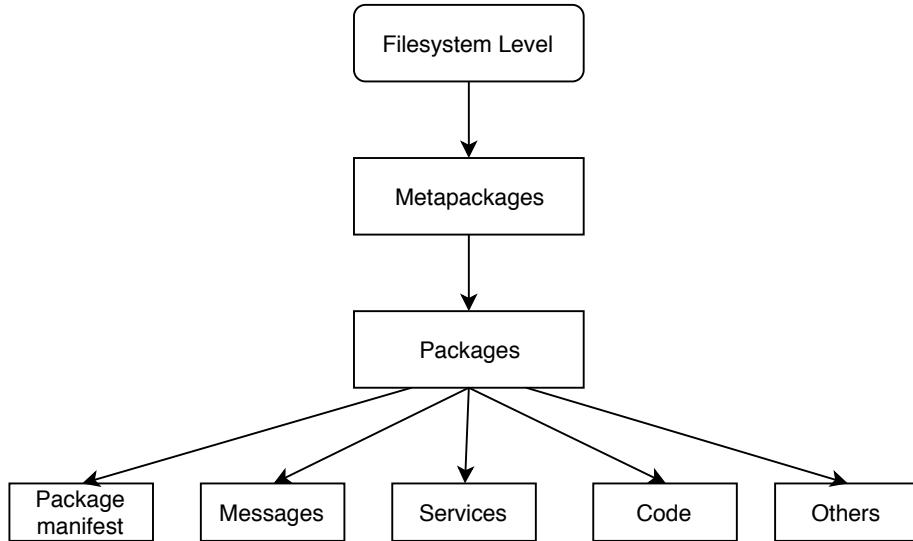


Figure 2.2: Filesystem, das ROS zugrunde liegt

- Ein Package beinhaltet die ROS Prozesse, welche auch Nodes genannt werden
- Komplexe Prozesse werden durch Netzwerke von Nodes bewerkstelligt
- Roboterkontrollprogramm besteht aus vielen Prozessen, die potentiell über mehrere Rechner verteilt sein können
- Wichtigster Knoten ist der Master \Rightarrow Abwicklung der internen Kommunikation
- Andere Knoten können nur starten, wenn ein Master existiert
- Nodes müssen sich beim Master anmelden
- Funktionalität (Kommandos, Ausführung v. Algorithmen) wird in eigenen Nodes realisiert
- Nodes sind in verschiedene Prozesse getrennt \Rightarrow fehlerhafte Knoten hat i.d. Regel wenig Auswirkungen auf die anderen
- Knoten werden über Publish-Subscribe verknüpft
- **Asynchrone Nachrichten** werden durch Topics ausgetauscht
- **Synchrone Nachrichten** werden durch Services ausgetauscht

2.3 ROS - Robot Operating System

2.3.3 Publish - Subscribe

Nodes sind Software-Module, die die Verarbeitung durchführen. Sie kommunizieren über Topics miteinander und tauschen dabei Nachrichten.

Kommunikation Die Kommunikation basiert auf einem **Publish Subscribe Pattern**

- Wenn Daten weitergegeben werden sollen, wird ein Publisher erzeugt
- Publisher registriert sich beim Master und gibt Topics an
- Daten können in anderen Knoten abgerufen werden – dazu wird ein (oder mehrere) Subscriber angelegt
- Subscriber frägt beim Master bezüglich gewünschten Topics an
- Daten werden über TCP/IP Sockets übertragen

Topics

- Themen, zu denen die Nodes Messages versenden
- Topics sind einfach Strings
- Verschiedene Nodes können zu einem bestimmten Topic Nachrichten versenden
- Ein Node kann sich prinzipiell zu mehreren Topics einschreiben und mehrere Topics publizieren

Services

- Nachteil von Publish Subscribe wird durch Services geschlossen
- Sind eine weitere Art, wie Nodes kommunizieren können
- Synchrone Nachrichtenaustausch mithilfe von Requests, welche von anderen Nodes mit einer Response beantwortet werden
- Ein Knoten registriert eine Aktion (Service), namentlich beim Master
- Ein Service Caller kann die Ausführung eines Services anstoßen, sobald dieser verfügbar ist
- geeignet für RMI oder einmalige Anfragen

2.3 ROS - Robot Operating System

Messages

- werden von Nodes bei der Kommunikation
- Messages sind streng typisierte, möglicherweise verschachtelte Datenstrukturen, die aus den primitiven Typen int, float, bool bestehen
- Eine Message kann andere Messages oder Felder von Messages enthalten

2.3.4 Parameter Server und Konfigurationsdateien

- Der ParameterServer auf dem Master Knoten enthält eine Art Wörterbuch für Werte.
- Alle Ressourcen wie Knoten, Nachrichten oder Parameter existieren in einer hierarchischen Namensstruktur.
- Speichert z.B. Konfigurationsdateien

3 Lokalisation autonomer mobiler Robotersysteme

3.1 Abgrenzung: Lokalisation - Mapping - SLAM - Navigation

- **Lokalisation** Ermitteln der aktuellen Position des Roboters.
- **Kartenerstellung, Mapping oder Umgebungsmodellierung** hilft bei Entscheidung

Kartenerstellung bedeutet die Auswertung der vom Roboter mittels Sensoren erfassten Daten der Umgebung mit dem Ziel, ein Umgebungsmodell zu erzeugen oder zu vervollständigen.

- **Großes Problem** Mapping
- **Pfadplanung oder Navigation** beantwortet die Frage **Wie gelange ich dorthin?**
Bewegungsplanung oder Pfadplanung bedeutet die Berechnung der Fahrroute und der daraus abgeleiteten Bahn vom aktuellen Punkt zum Zielpunkt
- Man unterscheidet zwischen Navigation in unbekannter und in bekannter Umgebung.
- Selbstlokalisierung und Kartenerstellung bedingen sich gegenseitig.

3.2 Varianten der Selbstlokalisierung

Lokale Selbstlokalisierung (position tracking)

- Die Startposition des Roboters ist ungefähr bekannt.
- Es handelt sich um **relative** Selbstlokalisierung

3.3 Relative Lokalisierung versus Absolute Lokalisierung

- Sobald sich der Roboter bewegt, muss aufgrund neuer Sensordaten die Position neu berechnet werden.
- Bezugspunkt ist der Startpunkt.
- **Methoden** Odometrie und Trägheitsnavigation

Globale Selbstlokalisierung

- Die Startposition ist unbekannt.
- Es handelt sich um **absolute Positionierung**
- An welcher Position der Roboter befindet, entscheidet er durch Auswerten seiner Sensordaten und durch erkennen von **signifikanten** Umgebungsmerkmalen
- **Mögliche Methode:** Triangulation

Kidnapped Robot Problem

- Die Position des Roboters ist anfangs bekannt
- Der Roboter wird willkürlich mit temporär deaktivierten Sensoren an eine beliebige andere Position versetzt, ohne darüber informiert zu werden.
- Auch dann muss das Verfahren robust die Position wiederfinden, zunächst muss der Roboter dies erkennen und sich dann relokalisieren
- Es muss eine erneute globale Lokalisierung durchgeführt werden

3.3 Relative Lokalisierung versus Absolute Lokalisierung

Relative Lokalisierung

- auch: **lokale, inkrementelle Lokalisierung** oder 'tracking'
- Relativ zu einer Startpose wird sukzessiv die Änderung der Pose an diskreten, aufeinanderfolgenden Zeitpunkten ermittelt und integriert

Absolute Lokalisierung

- auch als **globale Lokalisierung** bezeichnet

3.4 Transformation von Koordinatensystemen lokale \leftrightarrow globale

- Die Pose wird in Bezug auf ein externes Bezugssystem ermittelt, z.B. einer Karte oder einem globalen Koordinatensystem

Ziel Bestimme oder schätze die Position und Orientierung des Roboters in seiner Umgebung basieren auf

- der Eigenbewegung
- durch Messungen der relativen Position zu unterscheidbaren Objekten in der Umgebung in Roboterkoordinaten (Ultraschall, Laser, Kamera)

3.4 Transformation von Koordinatensystemen lokale \leftrightarrow globale

Kinematik Die Kinematik ist die Lehre der Beschreibung von Bewegungen von Punkten im Raum. Dabei werden die Größen Weg, Geschwindigkeit und Beschleunigung betrachtet. Die Kinematik ist ein Teilgebiet der Mechanik.

Kinematische Robotermodell

- kreisförmiger Roboter
- Zweiradantrieb
- Bewegung in der Ebene

Lokales Koordinatensystem

- mit dem Roboter verbunden
- Ursprung in der Mitte der Antriebsachse
- x-Achse zeigt in Richtung des Roboterfrontteils

Festlegung der Roboterposition im globalen Koordinatensystem

- durch die Koordinaten $M(x_M, y_M)$ im globalen Koordinatensystem
- durch den Winkel θ zwischen der lokalen x-Achse und der globalen x-Achse

3.5 Karten für statistische und dynamische Umgebungen

- Pose p gegeben durch: $p = (x_M, y_M, \theta)^T$

Transformation von lokalen in globale Koordinaten

- Koordinaten von P im lokalen Koordinatensystem: $p_l = (x_l, y_l)^T$
- Koordinaten von P im globalen Koordinatensystem: $p_g = (x_g, y_g)^T$
- Transformation von p_l nach p_g ($m = (x_M, y_M)^T$): $p_g = R(\theta)p_l$

Transformation von globalen in lokale Koordinaten

- Transformation von globalen in lokale Koordinaten $p_l = R(\theta)^{-1}(p_g - m) = R(-\theta)(p_g - m)$

3.5 Karten für statistische und dynamische Umgebungen

- Generell gilt: **Karten** sollen eine explizite Repräsentation des Raumes sein.
- Die Karten sind auf die Sensorik des Roboters zugeschnitten
- Die Karten sind nicht vorrangig für den menschlichen Betrachter bestimmt, sondern der Roboter soll sie effizient nutzen können.

Statische Umgebungen

- basierend auf der Annahme, dass sich zwar der Zustand des Roboters innerhalb der Umgebung, nicht jedoch die Umgebung selbst ändert.
- Karte spiegelt die wirkliche Umgebung wider.

Dynamische Umgebungen

- Objekte können ihre Lage oder ihren Zustand ändern
- In der Karte registrierte Objekte können verschwinden, nicht registrierte Objekte auftauchen
- ‘Lernende’ Karten sind ein fundamentales Problem in der mobilen Robotik

3.5 Karten für statistische und dynamische Umgebungen

3.5.1 Mapping Methoden

Weltzentriert

- Die Pose aller Objekte einschließlich des Roboters werden in der Umgebung in Bezug auf ein festes Koordinatensystem repräsentiert.
- **Indoor:** Ursprung kann eine Zimmerecke sein
- **Outdoor:** Benötigung eines globalen Koordinatensystems, wie z.B. die Längen- oder Breitengrade, i.d.R. nutzen von **WGRS**(World Geographic Reference System)

Roboterzentriert gebraucht um bspw. Kollisionen zu vermeiden

- Durch Koordinaten-Transformation kann zwischen den verschiedenen Referenz-Frames konvertiert werden

3.5.2 Arten von Modellen

- Die wichtigste Form von Umgebungsmodellen für mobile Roboter sind Umgebungskarten.
- Die folgende Ausführungen beziehen sich auf geeignete Karten für **mobile, autonome Landfahrzeuge**

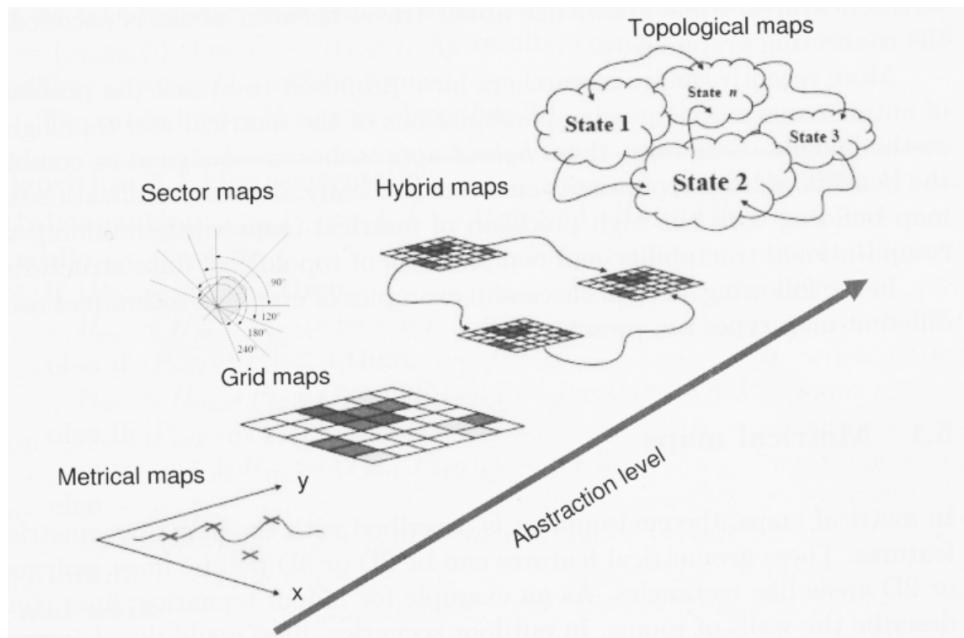


Figure 3.1

3.5 Karten für statistische und dynamische Umgebungen

Arten von Umgebungsmodellen

- **kontinuierliche metrische Karten**, zweidimensional oder dreidimensional:
 - jedes Objekt wird assoziiert mit Koordinaten
- **diskrete metrische Karten, Grid Maps**, zweidimensional oder dreidimensional:
 - der Raum wird gleichmäßig oder ungleichmäßig aufgeteilt; Objekte werden mit Positionen innerhalb des Gitters assoziiert
- **Hybrid Maps**
- **Topologische Modelle** nur zweidimensional
 - im Vordergrund steht die Beziehung der Objekte zueinander

3.5.3 Kontinuierliche Metrische Karten

- Metrische Lokalisierung, beruht auf Ultrashall oder Laserscannern
- Exakte Beschreibung der Umgebung mit 2D oder 3D Modellen möglich
- Die Positionen von Objekten der Umgebung werden durch ein Koordinatensystem repräsentiert.
- **Vorteil:** detailliertes Bild der Umgebung
- **Nachteil:** große, unstrukturierte Datenmengen erschweren die Pfadplanung

3.5.4 Grid Maps - Rasterkarten

- Die Umwelt des Roboters wird in ein gleichmäßiges Raster oder Grid zerlegt.
- Jede Zelle enthält den Belegtheitsgrad der Zelle ⇒ zeigt an ob zelle mit einem Hindernis belegt ist oder nicht
- Verschiedene Modelle verwenden unterschiedliche Werte
 - zwei Werten
 - freie Zellen, belegte Zellen und Zellen mit Mischbelegung
 - Prozentsatz der Belegungswahrscheinlichkeit

3.5 Karten für statistische und dynamische Umgebungen

- Notwendige Informationen sind z.B.:
 - x, y als Koordinaten (Zeile, Spalte) einer Zelle
 - Sensordaten des Roboters
 - ein boolescher Wert für den Zustand der Zelle
- Die Werte in den Zellen sind unabhängig voneinander
- Eine Steigerung der Messgenauigkeit der Sensoren führt dazu, dass die Rasterelemente immer kleiner werden
- Für eine kompakte Notation können Grid Maps im 2-dimensionalen Raum mit Quadtrees im 3-dimensionalen mit Octrees gespeichert werden

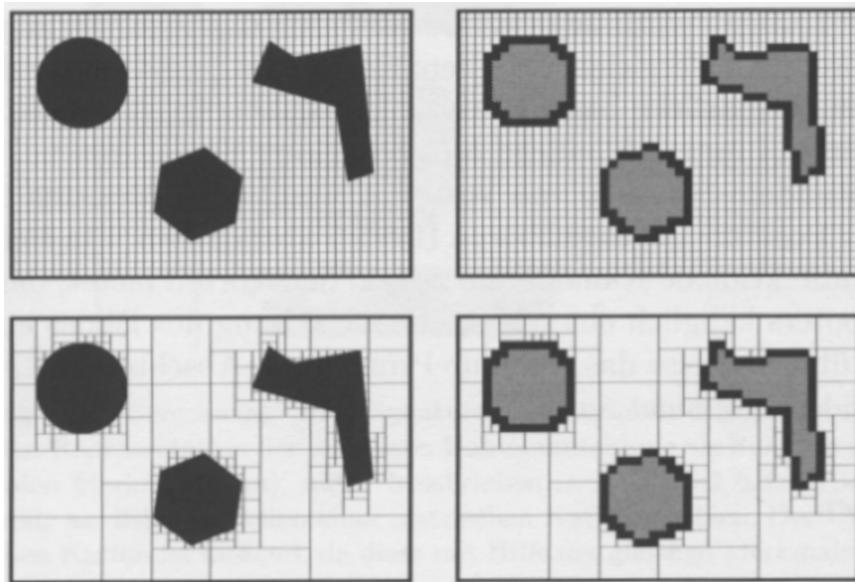


Figure 3.2

Gleichmäßige Gitterstruktur vs. Adaptiver Gitterstruktur

- links oben zeigt die Objekte in einer gleichmäßigen Gitterstruktur
- rechts oben zeigt die zugehörige Repräsentation über Belegtheiten der Zellen
- speicherintensiv bei gleichmäßiger Unterteilung des Raums \Rightarrow adaptive Unterteilung des Raums und Speicherung in Quadtrees oder bei 3. Dimension Octtrees

3.5.5 Adaptive Unterteilung

- Ausgangszustand: Rechteck mit Hindernissen
- Fläche wird unterteilt in 4 Rechtecke gleicher Größe
- Jedes Rechteck wird rekursiv wieder in 4 Rechtecke unterteilt \Rightarrow Quadtree
- Attributierung der Knoten:

Frei: Rechteck enthält keinen Teil eines Hindernisses

Belegt: Rechteck ist vollständig von Hindernis belegt

Gemischt: Rechteck enthält Punkte, die zu einem Hindernis gehören, sowie solche die es nicht tun

- Nur gemischte Knoten werden weiter unterteilt

Vorteile schnell und leicht feststellbar, ob Punkt in einem Hindernis liegt

Nachteile

- Konturen der Objekte und der Freiraum zwischen ihnen wird unpräzise repräsentiert
- Um die Datenfülle zu reduzieren, wird das Raster zu grob gewählt und dadurch ein möglicher Weg durch Mischpixel versperrt

Weiterer Verwendungszweck Neben der reinen Lokalisierung können die Karten auch dazu verwendet werden eine Fahrspur (Trakektorie) zu berechnen.

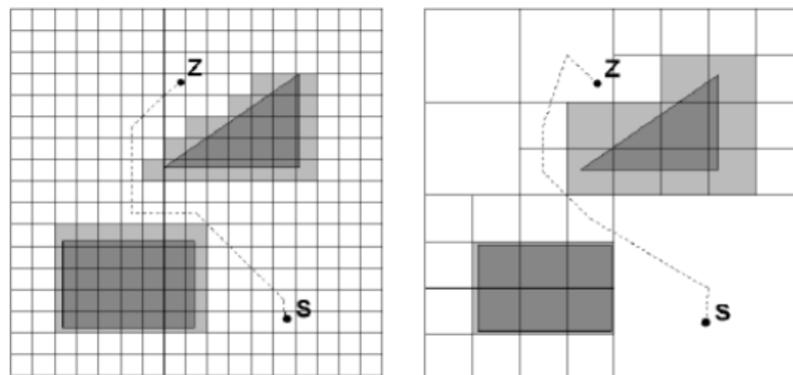


Figure 3.3

3.5.6 Weitere Beispiele für Umgebungskarten

- Laserscan Karten
- Bildbasierte Karten

3.5.7 Topologische Karten

Bedingt geeignet zur Lokalisation, Haupteinsatzgebiet ist die Pfadplanung.

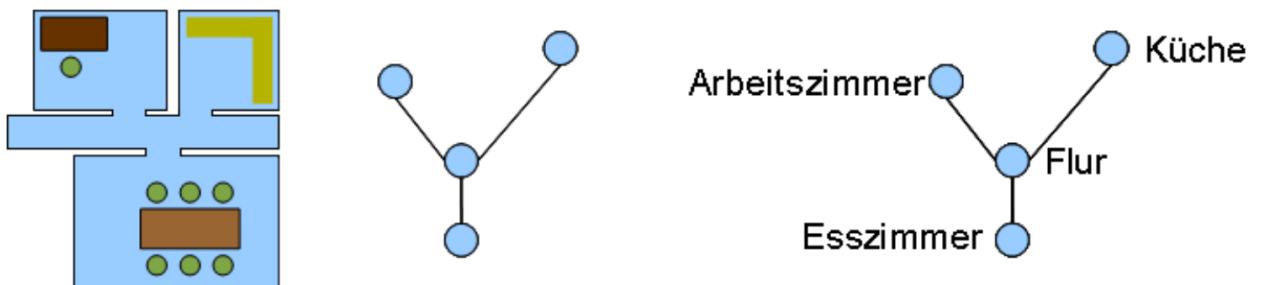


Figure 3.4

- Modelle bilden einen **Graphen**
- **Knoten** entsprechen Orten oder Bereichen der Umgebung
- Beziehungen zwischen den Orten werden durch **Kanten** modelliert.
- Zwei Knoten sind durch eine Kante verbunden, wenn sie unmittelbar voneinander erreichbar sind.
- **Gewichte**: Maß für die Länge der Wege
- Ist die Länge der jeweiligen Wegstücke bekannt, lässt sich der kürzeste Weg finden.

Vorteile

- Kompaktheit
- Gute Skalierbarkeit für welträumige Umgebungen.
- Es gibt viele schnelle Algorithmen auf Graphen, die gut zur Pfadplanung eingesetzt werden können

3.6 Passive und Aktive Selbstlokalisierung

Nachteil Relevante Umgebungsmerkmale werden verdeckt. Landmarken werden schwerer erkannt.

3.5.8 Hybrid Maps

- Kombinieren metrische und topologische Ansätze
- Ermöglichen Lokalisation und Kantenerstellung mit hoher Präzision
- Erhalten die Kompaktheit der topologischen Ansätze

Abstraktions-basierter Ansatz

- Basis: konstruieren einer metrischen Karte der Umgebung
- ⇒ aufbau einer kompakten topologischen Repräsentation
- **Vorteil** Effizient Planung eines Pfads zu einem gegebenen Ziel aufgrund der Abstraktion.
- Die zugrunde liegende metrische Karte wird für Relokalisation und Hindernisvermeidung benötigt.

3.6 Passive und Aktive Selbstlokalisierung

3.6.1 Passive Verfahren

- bestimmen oder schätzen die Roboterposition mittels aktueller Sensorinformationen
- beeinflussen **nicht** die Bewegung und Orientierung des Roboters
- Lokalisierungsmodul beobachtet nur die Roboteroperationen
- Roboter bewegt sich zufällig hin und her bzw. führt die zu erledigte Aufgabe durch

3.6.2 Aktive Verfahren

- besitzen vollständige oder teilweise Kontrolle über die Bewegungen des Roboters und Ausrichtung der Sensoren
- fährt gezielt bestimmte Orte an um Mehrdeutigkeiten zwischen mehreren Orten aufzulösen

3.7 Landmarken

3.7.1 Definition

- Als Landmarken werden **eindeutig identifizierbare Charakteristiken der Umwelt** bezeichnet, die von entsprechenden Sensoren erkannt werden können.

Landmarke

- ihre Position im Weltmodell ist bekannt
- sichtbar von unterschiedlichen Positionen aus
- erkennbar unter verschiedenen Belichtungen und Blickwinkeln
- relative Position bestimmbar
- stationär, oder dem Navigationsmechanismus muss die Bewegung bekannt sein

Vorteil Navigation erfolgt mit der Umwelt selbst und nicht mittels errechneter Daten

3.7.2 Natürliche Landmarken

- Werden nicht zum Zweck der Positionsbestimmung aufgestellt, können aber dafür verwendet werden
- Grundsätzlich Passiv

3.7.3 Künstliche Landmarken

- Markante Objekte, eigens zum Zweck der Positionsbestimmung in der Umgebung installiert.

4 Fortbewegung, Lokalisierungsalgorithmen

4.1 Relative Lokalisierung

4.1.1 Dead Reckoning

- Koppelnavigation oder Dead Reckoning ursprünglich in der Nautik verwendet
- Mathematisches Verfahren - **Vorwärtskinematik** - zur Positionsbestimmung
- Ausgehend von einer Startposition ist es dem Navigator möglich, seine **aktuelle Position zu berechnen** aufgrund der **zurückliegenden bekannten Kurs- und Geschwindigkeitswerte**

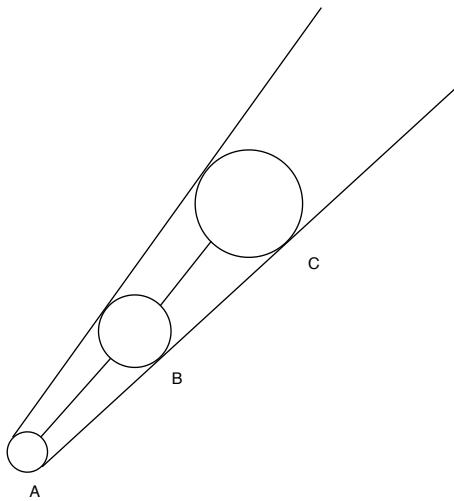


Figure 4.1

- A sei ein gegebener Ausgangspunkt
- Radius wird angegeben der zur Abweichung proportional ist, bsp. hier 0,5m.
- Der Radius spiegelt die mit der Zeit kumulierte Ungenauigkeit wieder

4.1 Relative Lokalisierung

- Eine mögliche Roboterposition ist dann innerhalb des Sektors gegeben der durch die Linien eingegrenzt wird

Vorteile

- einfache Implementierung
- leichte Interpretation der Daten
- unkomplizierte Bedienung
- passable Kurzstreckengenauigkeit

Nachteile

- Startposition muss bekannt sein
- Genauigkeit nimmt mit zunehmender Länge der befahrenen Strecke drastisch ab

4.1.2 Odometrie

Odometrie ist die Wissenschaft der Positionsbestimmung eines Fahrzeugs durch die Beobachtung seiner Räder.

Grundlegendes verfahren

- Sensoren an Rädern messen Drehbewegung
- **Relative Positionsbestimmung:** Die **Bestimmung der Position** erfolgt ausgehend von einer bekannten Position durch Berechnung des zurückgelegten Weges und anhand von Daten über den Roboter selbst.
- Es wird Inkrementalgebern die Anzahl n der Radumdrehungen zwischen zwei Messpunkten gezählt. Aus dem bekannten Radumfang wird die wegdifferenz berechnet mit:

$$\Delta = \Pi \times d \times n$$

- **Ausrichtung** kann durch differentiale Odometrie erfolgen: es werden z.B. die unterschiedlichen Entfernung gemessen, die die linken und rechten Räder zurückgelegt haben.

4.1 Relative Lokalisierung

Vorteile

- kostengünstig
- hohe Abtastraten
- passable Kurzzeitgenauigkeit

Fehlerquellen

- Fehlerhafte Messung des Raddurchmessers
- Raddurchmesser nicht gleich, Unrundheit des Radess

Fehlerberücksichtigung

- Die **Fehler** fließen in die Positions differenz ein, werden zur letzten bekannten Position hinzugeaddiert und **summieren sich mit jedem Messschritt**
- Fehlerellipse wächst mit zurückgelegtem Weg
- Odometrie als alleiniges verfahren nur für kurze Strecken geeignet
- Fehler lassen sich bei geringen Geschwindigkeiten und geringer Beschleunigung reduzieren

4.1.3 2D-Scanmatching

- Ausgangslage sind zwei Scans, ein Scan M (**Modell**) und ein zweiter Scan D (**Daten**)
- Es wird eine Transformation des einen Scans berechnet und zwar so, dass beide optimal überlagert werden
- Die Transformationen bestehen nur aus einer Rotation und einer Translation
- Die Überlagerung ist optimal, wenn Punkte, die in der realen Szene nahe beieinander liegen, auch in den registrierten Messdaten nahe beieinander liegen.
- **Ziel:** Fehlerfunktion minimieren \Rightarrow Abstände der Punkte des einen Scans zu ihren korrespondierenden Punkten des zweiten Scans
- Die Transformation des zweiten Scans entspricht dann der Bewegung des Roboters zwischen der Aufnahme der Daten; durch sukzessiven Vergleich kann damit die Bewegung des Roboters nachverfolgt werden

4.1 Relative Lokalisierung

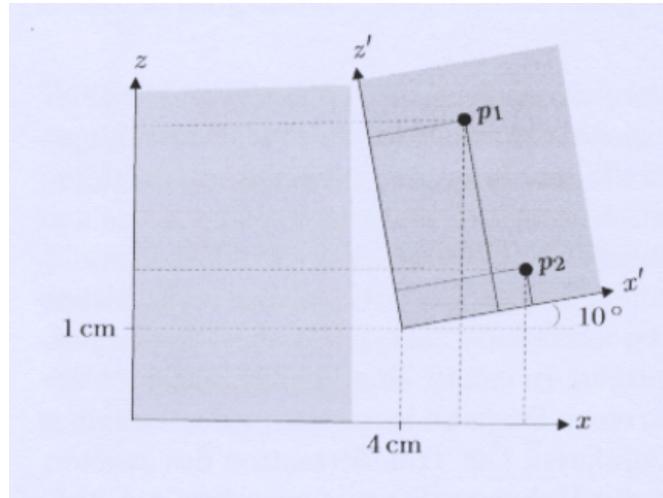


Figure 4.2

Iteratives Vorgehen

- **Annahme:** die korrespondierenden Punkte sind bekannt \Rightarrow eine **Transformation** kann berechnet werden, die diese Mengen aufeinander abbildet
- **Beispiel** zwei Scans mit einer Poseänderung des zweiten um $(4\text{cm}, 1\text{cm}, 10\text{deg})^T$ beide Scans sehen dieselben Raumpunkte p1 und p2
- Obige Annahme i.d.r. nicht erfüllt \Rightarrow **nicht eindeutig zu bestimmen, welche Punkte zwischen den beiden Scans korresponideren**
- **Lösung:** **iteratives Vorgehen**, bei dem zunächst eine **Schätzung** der Punktpaarung stattfinden und die Pose des zweiten Scans unter dieser Paarung optimiert wird.
- Iterativ werden mit dem transformierten Scan neue Punktpaare berechnet, bis ein Abbruchkriterium erfüllt ist, d.h. bis sich die Transformation zwischen zwei Schritten nicht mehr signifikant ändert

Transformationsberechnung

- **Gesucht:** Mögliche Menge von Translationen und Rotationen, unter denen ein korrektes Matching möglich ist.
- $(t_x, t_z, \theta)^T$, die eine Translation um t_x in x-Richtung und t_z entlang der Z-Achse durchführt, sowie eine Rotation um den Winkel θ
- Der Scan M besteht aus einer Menge von Punkten $(m_i)_{i=1,2,\dots,N}$

4.1 Relative Lokalisierung

- Der Scan D besteht aus einer Menge von Punkten (D_i) $i=1,2\dots N$

Minimum der Funktion $E(\theta, t) = \sum_{i=1}^N \|p_i - (\mathbf{R}_\theta \mathbf{p}'_i + \mathbf{t})\|^2$

Transformation zur minimierung der Fehlerfunktion E Folgende Transformation mit ggb.

Parametern minimiert die Fehlerfunktion:

$$\theta = \arctan \left(\frac{S_{zx'} - S_{xz'}}{S_{xx'} + S_{zz'}} \right)$$

Hierbei ist

$$t_x = c_x - (c'_x \cos \theta - c'_z \sin \theta) \text{ und}$$

$$t_z = c_z - (c'_x \sin \theta + c'_z \cos \theta)$$

5 Navigation

5.1 Bekanntes vs. unbekanntes Terrain

Man unterscheidet zwischen Algorithmen für:

- **bekannte Umgebungen** (auch während der Fahrt ändert sich die Umgebung nicht)
- **unbekannt Umgebung**
- Gebiet **vollständig bekannt** ⇒ Lösung der Suche mittels eines Graphen.
- **unvollständig oder gar nicht bekanntes Gelände** ⇒ Berechnungen erfolgen auf **lokalen Teilinformationen**

Neue Informationen ⇒ **inkrementelle Anpassung** über Sensoren

5.2 Navigation in unbekanntem Terrain

5.2.1 Konturverfolgung

- Eine **Freiraumfahrt** d.h. eine Fahrt durch ein Gelände, dessen Raum möglichst weit und frei von Hindernissen ist ⇒ nicht immer Zielführend
- Lösung: **Konturverfolgung**

Roboter wird nah an einem Objekt (Wand, Hinderniss) entlang bewegt

Es sollte möglichst ein gegebener Abstand d eingehalten werden

Regelung des Abstands d

```

1 IF (Distance to Wall > d)
2   THEN turn to wall
3
4 IF (Distance to Wall < d)
5   THEN turn away from wall
6
7 IF (Distance to Wall == d)
8   THEN Drive straight ahead

```

5.2.2 Sensorbasierte Planer - Navigation mit Hinderniskontakt

Bug1 Algorithmus Fordert zwei bestimmte Verhalten:

- bewege dich auf einer geraden Linie
- folge einer Begrenzung in einem bestimmten Abstand

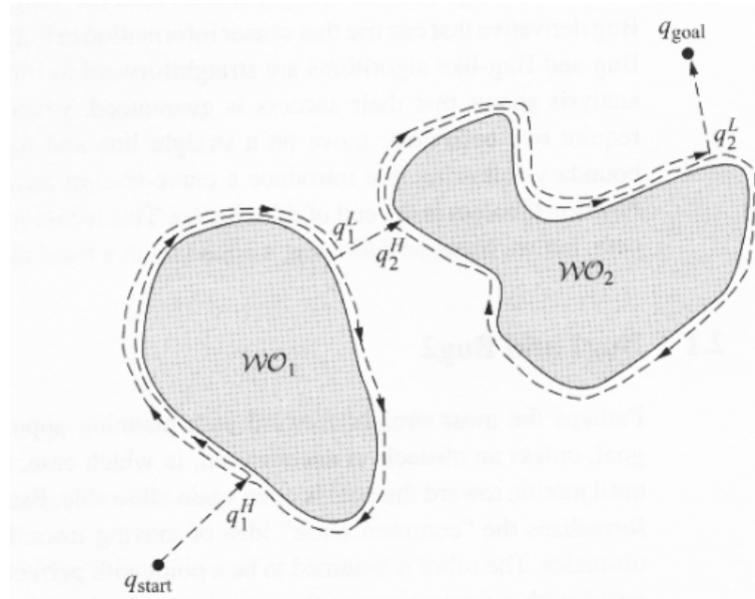


Figure 5.1: Bug1 Algorithmus Route

Voraussetzungen

- Roboter benötigt einen Sensor zur Erkennung eines 'Kontakts' mit einem Hindernis

5.2 Navigation in unbekanntem Terrain

- Roboter kann die Distanz zwischen zwei Punkten x und y messen
- der Arbeitsraum ist begrenzt

Algorithmus

- Roboter folgt Linie zum Ziel bis er beim Punkt q_1^H auf ein Hinderniss trifft
- Roboter umfährt das Hindernis bis er erneut beim gleichen Punkt auf das Hindernis trifft
- Roboter bestimmt den nächsten Punkt (Leavepoint) q_1^L vom Hindernis zum Ziel und fährt diesen Punkt an
- Von diesem Punkt fährt der Roboter geradewegs zum Ziel bis er das Ziel erreicht oder erneut auf ein Hindernis trifft

Exception Schneidet die Linie von q_1^L zum Ziel das **akutelle Hindernis** gibt es keine Lösung

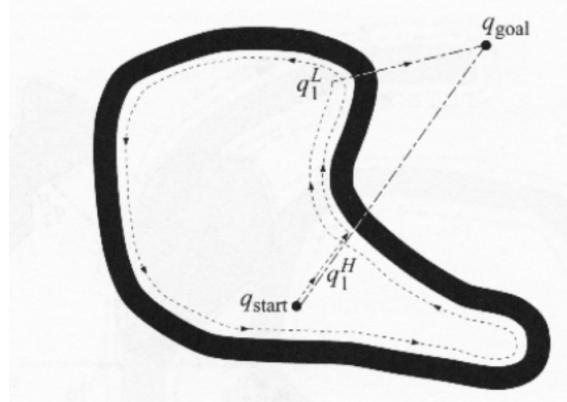


Figure 5.2

Bug2-Algorithmus Idee:

- Linie vom Start S zum Ziel T konstruieren
- bewegt sich möglichst auf dieser Linie
- Roboter trifft auf Objekt \Rightarrow umfahren in einer bestimmten Richtung bsp. immer rechts herum

5.2 Navigation in unbekanntem Terrain

- Hindernis wird solange umfahren, bis der Roboter wieder auf einen Punkt auf der Linie ST trifft, der näher zum Ziel liegt als der ursprüngliche Kontaktpunkt mit dem Hindernis

Algorithmus:

```
1  1. Auf Geraden ST in Richtung T fahren bis:  
2      a.) Ziel erreicht wird --> END  
3      b.) Hindernis getroffen wird --> Schnittpunkt Hj setzen  
4          --> Schritt 2  
5  2. Umfähre das Objekt bis:  
6      a.) das Ziel erreicht wird --> END  
7      b.) Gerade ST in einem Punkt Q getroffen wird mit Strecke QT kleiner als  
8          Strecke HjT  
9          QT wird in Richtung T verlassen  
10         Q als Leavepoint Lj setzen  
11         i um 1 erhöhen  
12         --> Schritt 1  
13     c.) zum letzten Hitpoint Hj zurückgekehrt wird  
14     Algorithmus wird abgebrochen  
15     Es gibt keinen Weg zu T
```

- Ev. wird kein Weg zum Ziel gefunden
- Bei Komplexen Hindernissen kann Ziel mit **Backtracking** gefunden werden

5.2 Navigation in unbekanntem Terrain



Abbildung 7.8: Die Bug 1-Strategie führt den Roboter vom Start zum Ziel. Jedes Objekt wird einmal vollständig umrundet.



Abbildung 7.9: Die Bug 3-Strategie führt den Roboter vom Start zum Ziel. Sobald die Richtung zum Ziel frei ist, verlässt er das Hindernis und fährt dorthin.

Figure 5.3

Bug3-Algorithmus

5.2.3 Labyrinthe

Grundprobleme

- Es wird davon ausgegangen, dass der Roboter berühren oder 'sehen' kann
- Zwei grundlegend Hauptprobleme:

Einen **Weg in ein Labyrinth** finden, um einen bestimmten Gegenstand oder **Schatz zu erreichen** sowie den **Rückweg zum Eingang**

Flucht aus einem Labyrinth von einer unbekannten Stelle aus.

- Enger Zusammenhang zwischen Labyrinth und Graphen \Rightarrow Jeder Korridor:= Kante und jede Kreuzung:= Knoten

Bei bekanntem Labyrinth \Rightarrow Suchproblem auf in Bäumen

Verlassen eines Labyrinths mit Pledge Algorithmus **Grundidee:** Vorsichtig geradeaus bis man auf ein Hindernis trifft und dann mit der 'linken' Hand immer an der Wand entlang bis zum Ausgang.

Problem: Enthält das Labyrinth eine Säule, läuft man für immer im Kreis

5.2 Navigation in unbekanntem Terrain

- **Lösung** ⇒ man folgt der Wand nur solange, bis man wieder in die alte Richtung schaut.

Allgemeingültige Lösung: Drehungen beim Abbiegen an den Ecken mitzählen. Bei jeder Linksdrehung wird der Umdrehungszähler inkrementiert, bei jeder Rechtsdrehung dekrementiert.

- Bewege den Roboter geradeaus bis eine Wand erreicht ist
- Folge der Wand bis Umdrehungszähler 0 ist

Verlassen eines Labyrinths mit Ariadnefaden

- **Ziel:** einen Weg zu einem versteckten Ziel im Labyrinth sowie wieder zurück zum Eingang finden ohne dass eine Karte des Labyrinths bekannt ist
- **Idee:** Wenn man ein Labyrinth betritt Faden ausrollen ⇒ zurückverfolgen bringt einen zurück zum Eingang.

Voraussetzungen und grundsätzliches Vorgehen

- einer Wand folgen
- Umdrehen
- Kreuzungen erkennen
- Ziel erkennen
- Faden auslegen und wieder einsammeln
- Faden am Boden erkennen
- Faden zur nächsten Kreuzung folgen

Tarry und Tremaux Algorithmus

- Beispiel für klassische Tiefensuche
- Richtung, in der sich das zu suchende Objekt befindet ist unbekannt.
- Graph kann zyklen enthalten
- Es wird ein zyklisch gerichteter Graph durch jede Kante konstruiert, wobei jede Kante nur einmal pro Richtung besucht wird

5.3 Pfadplanung für mobile Roboter in bekanntem Terrain

Algorithmus:

- Starte willkürlich an einem Knoten
- Folge einem möglichen Pfad, markiere die Kante, in welcher Richtung sie betreten worden ist
- Sind alle Kanten schon betreten, eine auswählen, die bis jetzt nur in die Gegenrichtung betreten wurde.
- Trifft man auf eine Sackgasse oder einen schon besuchten Gang, zurück zur letzten Kreuzung
- Es darf kein Pfad betreten werden, der schon in beide Richtungen besucht wurde.
- Algorithmus ist beendet, wenn der Startpunkt erreicht wird.

5.3 Pfadplanung für mobile Roboter in bekanntem Terrain

5.3.1 Bewegungsplan für mobile Roboter

Ziel der Navigation ist es, ein Fahrzeug in der Umwelt zu bewegen. Dies beinhaltet drei Unteraufgaben:

Globale Pfadplanung

- **Voraussetzung:** es gibt eine Karte
- suche eines Pfades von einem Start- zu einem Zielpunkt in vorhandenem Umgebungsmodell
- evtl. auch Suche nach Pfad mit geringsten Kosten
- Kompletter Pfad beschrieben durch Menge von Punkten

Lokale Pfadplanung berücksichtigt Fahrzeug-Dimension und kinematische Einschränkungen

Path Control generiert geeignet Steuerbefehle, um den vorberechneten Pfad zu folgen

5.3.2 Konfigurationsraum

Herleitung

- Abmessungen, Form, Bewegungsmöglichkeiten des Roboters werden für die Erstellung des Konfigurationsraums benötigt
- Konfiguration q eines Roboters beschreibt Lage und Ausrichtung im Bezugssystem des Umgebungsmodells
- Im zweidimensionalen Raum kann Position in x, y -Ebene und Orientierung ausgedrückt werden
- Konstruktionsbedingt sind einige Konfigurationen für den Roboter in seiner Umgebung nicht zulässig
- Problem; einfache Darstellung:

Roboter als Punkt angenommen

Abmessungen des Roboters + Objektabmessungen \Rightarrow Konfigurations-Hindernisse

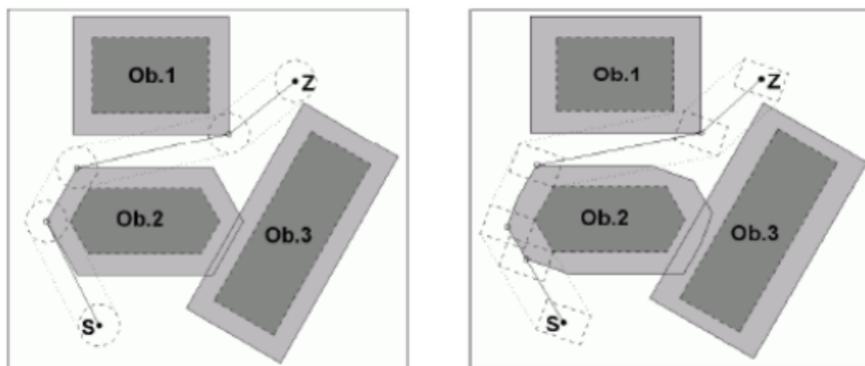


Figure 5.4

Definition

- Summe aller Konfigurations-Hindernisse bildet den **Konfigurationsraum**
- Konfigurationsraum ist Datenstruktur, die es dem Roboter ermöglicht, die Position und Orientierung von Hindernissen in der Umgebung zu definieren
- Der Konfigurationsraum dient als Basis der Wegplanung

5.4 Algorithmen und Methoden

Repräsentationen

- Graphen mit Knoten
- Reguläre Gitter
- Quad-Bäume oder Octal-Bäume oder als Voronoidiagramme

5.4 Algorithmen und Methoden

Für die folgenden Algorithmen und Methoden wird ausgeganen, dass Hindernisse bekannt sind und weder Position noch Form ändern

Zellzerlegungen das Umgebungsmodell wird in sich nicht überlappende Zellen unterteilt, die als besetzt oder frei markiert sind

Roadmaps

- Das entstehende Netzwerk muss **topologisch** alle zwischen den Hindernissen befahrbare Wege umfassen.
- Planer kann dann kollisionsfreien Pfad von Start- zu Zielpunkt erstellen

Auf dieses Netzwerk können Standardmethoden der Graphentheorie, wie sie auch in der Autonavigation Verwendung finden, anwendet werden:

- kürzeste Wegsuche mit A*, Dijkstra
- Wegsuche mit Umgehung von Hindernissen mit dem **Sichtbarkeitsgraph**
- Wegsuche mittels eines **Voronoiographen**, **Voronoidiagramms**

Potentialfeldmethoden beinhalten die physikalische Simulation des Roboters als Partikel in einem Feld.

5.4.1 Dijkstra

Datenstrukturen

- **PriorityQueue** $Open$
- **Aktueller Knoten** n
- **Nachfolgerknoten** n'
- **Vorgänger** $predecessor$
- **Startknoten** s
- **Kosten** $cost$

Funktionsweise

5.4.2 A*

Datenstrukturen

- **PriorityQueue** $Open$
- **List** $Closed$
- **Aktueller Knotne** n
- **Nachfolgerknoten** n'
- **Vorgänge** $predecessor$
- **Startknoten** s
- **Kosten** $g = \text{bekannteKosten}, h = \text{Schätzkosten}, f = \text{Gesamtkosten}$

Funktionsweise

5.4.3 Wegsuche und Umgehung bekannter Hindernisse mit dem Sichtgraph-Algorithmus

Visibility Map

5.4 Algorithmen und Methoden

- enthält Eckpunkte von Polygonen, den Ecken der Hindernisse
- zwei Knoten der Visibility Map teilen eine Kante, wenn die beiden Eckpunkte voneinander in Sichtweite sind

Visibility Graph

- ist die einfachste Visibility Map
- Knoten umfassen: **Startknoten**, **Zielknoten** und alle Eckpunkte der Hindernisse
- die Kanten sind Liniensegmente, die zwei Knoten in Sichtweite verbinden
- Hinderniskanten sind Teil des Sichtgraphen

5.4 Algorithmen und Methoden

Sichtgraphenalgorithmus

- verbinde **Start-, Zielpunkte** und die **Ecken** der Hindernisse durch Geraden, die nicht durch Hindernisse laufen dürfen
- Ergebnis ist ein Graph, dessen Knoten Orte sind und dessen Kanten mögliche Wegstücke zwischen diesen Knoten darstellen
- Kanten sind gewichtet mit der Entfernung zwischen den Knoten
- gesucht: Menge der möglichen Geraden, die den Startpunkt auf dem kürzesten Weg mit dem Zielpunkt verbindet
- **Nachteil:** führt unmittelbar an Hindernissen entlang, enthält noch viele nutzlose Kanten

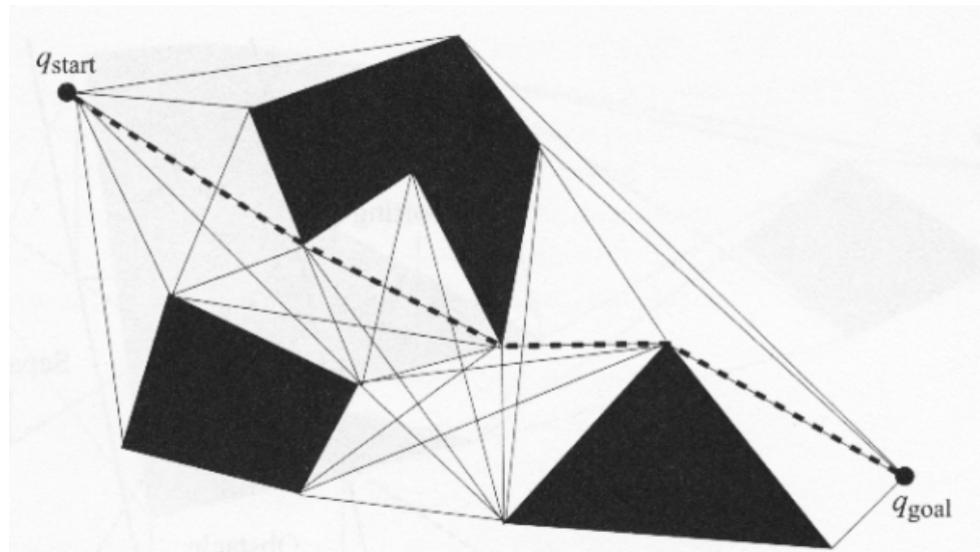


Figure 5.5

5.4 Algorithmen und Methoden

Reduzierter Visibility Graph Definition von **unterstützenden** und **trennenden** Kanten:

- **unterstützende Kante:** Tangente zu zwei Hindernissen, so dass die Hindernisse auf derselben Seite der Linie liegen
- **trennende Kante:** Tangente zu zwei Hindernissen, so dass die Hindernisse auf gegenüberliegenden Seiten der Tangente liegen

Der reduzierte Sichtgraph besteht nur aus unterstützenden und trennenden Kanten.

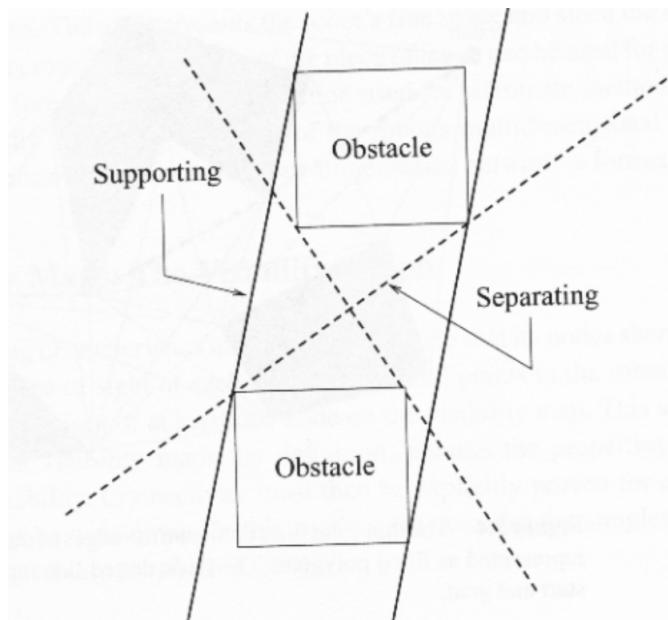


Figure 5.6

Konstruktion des Graphen

- Alle Liniensegmente vv_i mit $v \neq v_i$ müssen getestet werden, ob sie keinen Schnittpunkt mit einer Kante eines Hindernisses haben
- **Nachteil:** Komplexität $O(n^3)$
- **Effizienter:** Plane Sweep Algorithmus mit Komplexität $O(n^2 \log n)$

Algorithmus

- **Input:** A set of vertices v_i (whose edges do not intersect) and a vertex v
- **Output:** A subset of vertices from v_i that are within line of sight of v
- For each vertex v_i , calculate α , the angle from the horizontal axis to the line segment $\overline{vv_i}$
- Create the vertex list ϵ , containing the α_i 's sorted in increasing order.
- Create the active list S , containing the sorted list of edges that intersect the horizontal half-line emanating from v .
- **For all** α_i **do**
 - if** v_i is visible to v **then**
 - Add the edge (v, v_i) to the visibility graph.
 - end if**
 - if** v_i is the beginning of an edge, E , not in S **then**
 - Insert the E into S
 - end if**
 - if** v_i is the end of an edge in S **then**
 - Delete the edge from S
 - end if**
- **end for**

5.4.4 Voronoi-Diagramme

Allgemeines Voronoi-Diagramm

- Eine Fläche wird willkürlich mit Punkten besetzt \Rightarrow erzeugt Polygonflächen
- Alle Punkte einer Polygonfläche liegen am nächsten zu dem Punkt der im Zentrum dieses Polygons liegt
- Jede Zelle hat genau ein Zentrum

5.4 Algorithmen und Methoden

- Die Punkte des Gebiets, die zu mehreren Zentren den gleichen Abstand haben, bilden die Grenze zwischen den einzelnen Zellen

- Als abstandsfunktion wird der Euklidische Abstand verwendet:

$$dist(p, q) = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2}$$

- Das Voronoi-Diagramm ist die Menge solcher Grenzlinien

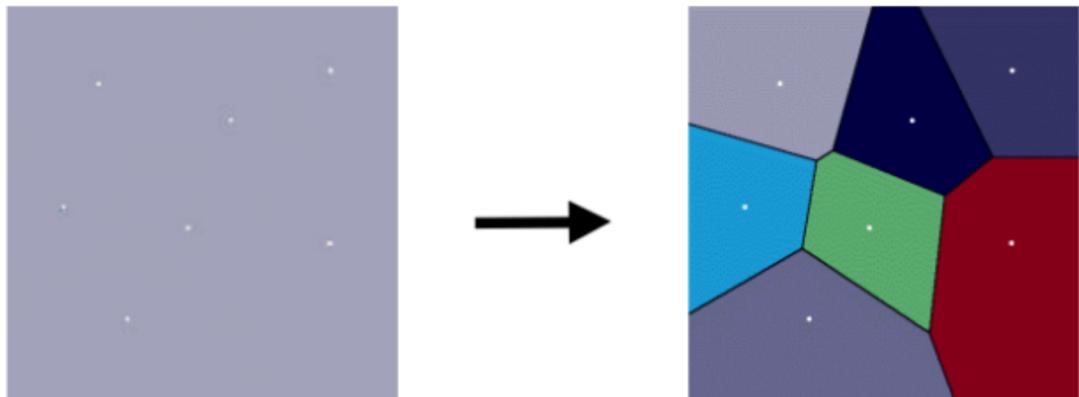


Figure 5.7

Immer dann gut einsetzbar, wenn ungenaue Sensoren zur Verfügung stehen oder die Umwelt ungenau geometrisch modelliert wurde oder sich dynamisch ändert.

Generalisierte Voronoi-Diagramme

- Bei der Navigation von Robotern wird eine verallgemeinerte Version des Voronoi Diagramms verwendet, das sogenannte **generalisierte Voronoi Diagramm**(GVD)
- **Generalisierung** betrifft die **Form der Zentren** und die Art der **Abstandsfunktion**
- **Zentren** können aus **komplexeren Formen** wie Linien, Kurven oder Polygonen **statt Punkten** bestehen
- Objekten der Umgebung werden als **Voronoi-Zentren** behandelt
- Die Menge aller **Voronoi-Kanten**, das GVD, stellt mögliche **kollisionsfreie Wegstücke** dar
- Falls sich der Roboter entlang einer **Voronoi-Kante** bewegt, kann er nicht mit Hindernissen kollidieren

5.4 Algorithmen und Methoden

- Beliebtes Verfahren zur Repräsentation des Konfigurationsraumes und Erzeugung eines Graphen.
- Punkte an denen sich **Voronoi-Kanten** schneiden, werden zu **Voronoi-Knoten**

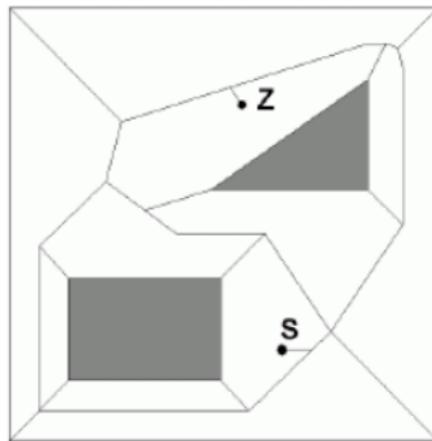


Figure 5.8

Start- und Zielpunkt des gesuchten Weges liegen normalerweise nicht auf dem Diagramm. Diese beiden Punkte werden mit der nächstliegenden Kante verbunden. Die Berechnung des optimalen Weges auf dem Voronoi-Diagramm kann mit üblichen Graphenalgorithmen vorgenommen werden.

5.4.5 Navigation in einer Rasterkarte

- Die Karte ist durch ein binäres Raster mit freiem Platz und Hindernissen gegeben.
- Das Raster wird ausgehend vom Startpunkt: **geflutet** ⇒ Füllt den gesamten Hindernisfreien Raum
- In jeder Iteration haben alle Pixel auf einer Wellenfront dieselbe Pfadlänge im Raster bezogen auf den Zielpunkt
- Backtracking vom Zielpunkt zurück zum Startpunkt und erstellt dabei eine Liste der passierten Rasterpunkte
- Gewählt kann jeder Punkt im Raster werden, dessen Wert eins geringer ist, als der aktuell betrachtete
- Trifft dies auf mehrere Punkte zu, wird willkürlich einer gewählt

5.4 Algorithmen und Methoden

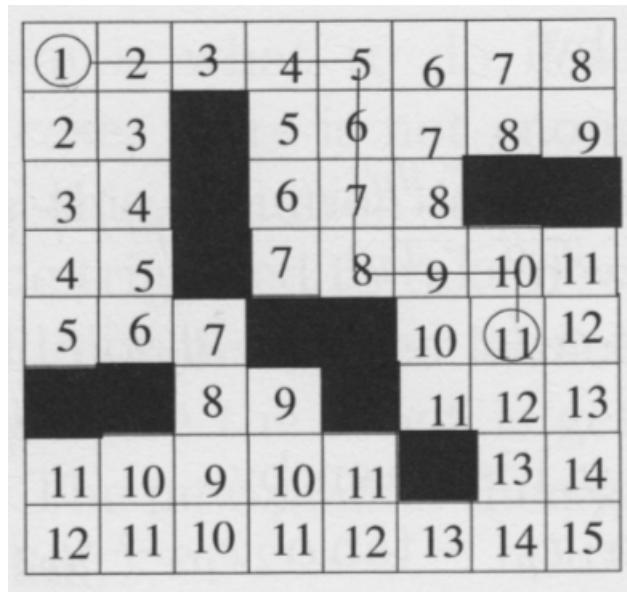


Figure 5.9

Fluten der Karte

- Ein **Rasterpunkt** besitzt vier Nachbarpunkte: 'N', 'O', 'S' , 'W'
- Ein Rasterpunkt z ist mit 0 für freien Raum belegt und -1 für ein Hindernis
- Wenn ein Rasterpunkt eine Nummer erhalten hat, behält er diese Nummer
- Der Algorithmus benutzt aus Performancegründen zwei Stacks S_0 und S_1 , die abwechselnd gefüllt und geleert werden. Die Stacks sind anfangs leer

Algorithm 7.7 Flooding a raster with thick walls

```

Initialization:  $i := 1; j := 0;$ 
starting cell  $z := 1$ ; push  $S_i$ ;
repeat
     $i := (i + 1) \bmod 2; j := (j + 1) \bmod 2$ 
    repeat
        pop stack  $S_i$ ; check surrounding of the cell taken out of stack:
        for all cells with  $z = 0$  do
            if  $\min_{z>0}(O,S,W,N) > 0$  then
                 $z := \min_{z>0}(O,S,W,N) + 1$ ; push to stack  $S_j$ ;
            else
                do nothing;
            end if
        end for
        until stack  $S_i$  is empty
    until stack  $S_j$  is empty

```

Figure 5.10

Alternativer Wave Front Planer Siehe Ursprungsfolie Kapitel 5, Seite 29/30

5.4.6 PotentialFeldmethode

Grundidee

- Vorbild: **Elektrisches Feld**
- Start- und Zielpositionen, die Positionen aller Hindernisse müssen bekannt sein.
- Der **Zielpunkt und Freiräume** erhalten ein **anziehendes Potential**
- Der **Startpunkt, die Hindernisse** und Wände erhalten ein **abstoßendes Potential**
- Es wird eine Karte generiert mit virtuell anziehenden und abstoßenden Kräften
- Kräfte nehmen linear mit dem Abstand zu den Objekten ab.
- **Ein Objekt bewegt sich nach der Methode des steilsten Abstiegs im Potentialfeld auf das Ziel zu.**

5.4 Algorithmen und Methoden

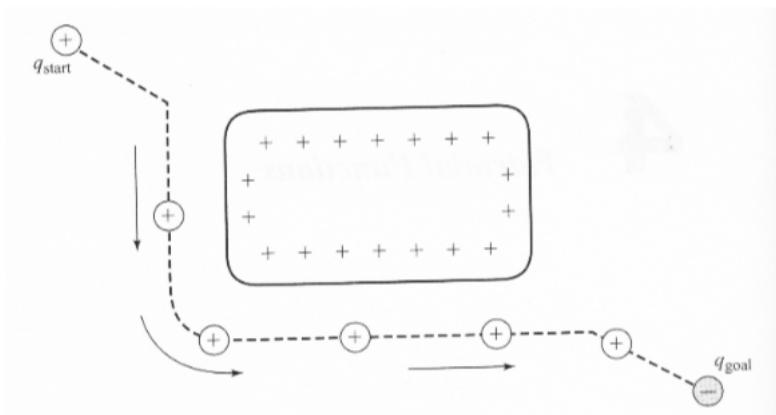


Figure 5.11

6 Probabilistische Methoden und Kartierungen

6.1 Problemstellung

Sensordaten Roboter empfängt regelmäßig Sensordaten, jedoch mit Unsicherheit behaftet.

Steuerdaten Roboter führt regelmäßig Bewegungen mit Steuerdaten u_k durch, aber entsprechen nicht exakt den vorgegebenen Steuerdaten.

Position und Umgebungsmodell Position schätzt seine globale Position aufgrund der Sensor- und Steuerdaten in seiner Umgebungskarte, jedoch auch mit Unsicherheit behaftet

6.2 Modellierung von Unsicherheit

- Viele Aussagen bei mobilen Robotern sind unsicher
- **Grundlegende Idee** Modellierung von Unsicherheiten durch Wahrscheinlichkeiten
- Interpretierung der eigentlichen Lokalisierung als Wahrscheinlichkeitsdichte-Problem
- Auch bei weniger präzisen Umgebungsmodellen einsetzbar
- Sie erlauben es, den Zustand eines **dynamischen Systems** probabilistisch zu schätzen

6.3 Umgebungsmodellierung mit Occupancy Grids

6.3.1 Satz von Bayes

$$p(A|B) = p(B|A) * p(A)/p(B)$$

- $p(A)$ ist Wahrscheinlichkeit das die Aussage A zutrifft.
- $p(A|B)$ bezeichnet die Wahrscheinlichkeit $p(A)$ unter Voraussetzung dass B gilt

6.3.2 Evidence Grids

- **Problem:** reale Sensordaten erhalten häufig Rauschen; Rauschen bei Sensordaten führt zu Abweichungen des Idealwerts \Rightarrow schwerwiegende Fehler
- Umgebung wird in eine zweidimensionalen Gitternetz repräsentiert
- **Occupancy Grids (Belegungsraster)** speichern in jeder Zelle, ob der Weg für einen Roboter frei oder blockiert ist (**Binär**)
- **Evidence Grids (Beweisraster)** Untermenge der Occupancy Grids. Sammeln Beweismaterial und erstellen damit Karten (**Belegte Zellen nach Satz von Bayes**)
- Anhand von Sensordaten wird die Umgebung in einzelne Kartenzellen zergliedert, denen jeweil eine Besetzwahrscheinlichkeit der näheren Umgebung zugewiesen wird.

6.3.3 Anwendung des Satzes von Bayes

- Die Information über das Verhalten des Sensors wird mit einbezogen

$$z(x, y) = \frac{p(\text{Zellebelegt} | \text{Sensorwert})}{p(\text{Zelle nicht belegt} | \text{Sensorwert})}$$

- Die Anwendung des Satzes von Bayes auf diese Formel führt letztlich zu:

$$z(x, y) = \frac{p(\text{Sensorwert} | \text{Zelle belegt}) * p(\text{Zelle belegt})}{p(\text{Sensorwert} | \text{Zelle nicht belegt}) * p(\text{Zelle nicht belegt})}$$

- Die Wahrscheinlichkeit, dass eine Zelle belegt ist oder nicht belegt ist, wird zu Beginn mit 0.5 angenommen
- Dieser Wert wird fortlaufend mittels der aktuellen Sensorwerte aktualisiert.
- Die direkte Anwendung des Bayessischen Filters auf das Selbstlokalisierungsproblem ergibt sich die sogenannte Markov-Lokalisierung

6.4 Bayes-Filter Algorithmus

6.4.1 Algorithmus

- Vertrauenszustand (**belief**) spiegelt interne Wissen des Roboters über den Zustand seiner Umgebung wider
- Rekursiver Algorithmus: $bel(x_t)$ zum Zeitpunkt t wird berechnet aus dem belief $bel(x_{t-1})$ zum Zeitpunkt $t-1$
- z_t : letzte Information über den momentanen Umgebungszustand mittels Sensoren (**Observationsmesswert**)
- u_t letzte Kontrolldaten, Zustandsänderung im Zeitintervall $(t-1; t)$ (**Aktionsmesswert**)
- x_t Zustand zum Zeitpunkt t
- bei $(x_t) = p(x_t | z_1 : t, u_1 : t)$ ist die **Wahrscheinlichkeitsverteilung** über den **Zustand x_t zum Zeitpunkt t** , abhängig von allen vergangenen Sensorinformationen $Z_1 : t$ und Kontrolldaten $u_1 : t$

6.5 Markov Lokalisierung

6.5.1 Algorithmus

- Anwendung des Bayes-Filter auf das Lokalisierungsproblem erfordert eine **Karte als Input**
- Probabilistische Verfahren bedienen sich zur Schätzung der a posteriori Wahrscheinlichkeit der **Markov-Annahme** oder Unabhängigkeitsannahme. Nachfolgender Zustand hängt nur vom aktuellen Zustand und nicht von der Historie ab.
- Ziel der Markov Lokalisierung ist es, jeder möglichen Roboterposition einen Wahrscheinlichkeitswert zuzuordnen.

Position völlig unbekannt \Rightarrow Gleichverteilung

Position bereits durch Odometrie oder ähnliches eingeschränkt \Rightarrow Verteilung auf eingegrenzten Bereich verteilt

Wenn die Position bekannt ist, folgt die Wahrscheinlichkeit für diese Position = 1

- Markov Lokalisierung benötigt möglichst genaues Umgebungsmodell

6.5 Markov Lokalisierung

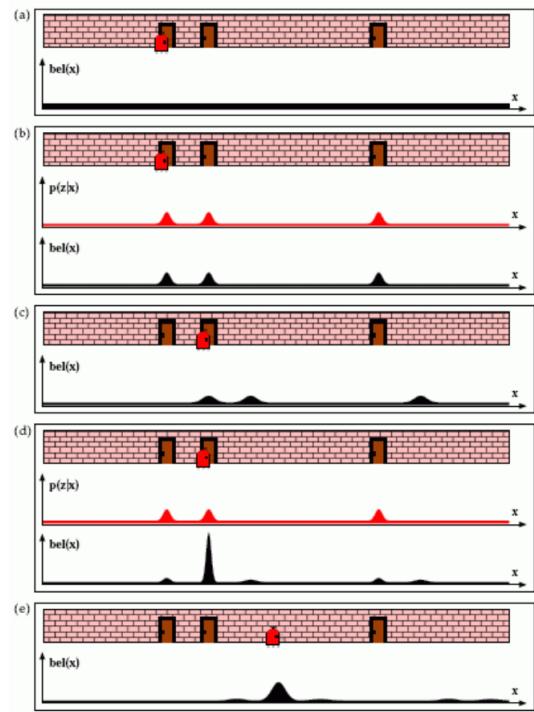


Figure 6.1: Markov Algorithmus

6.6 Monte Carlo Lokalisierung

6.6.1 Grundsätzliches Vorgehen

- Stichprobenbasierendes Approximationsverfahren
- Spezialform von Markov Lokalisierung

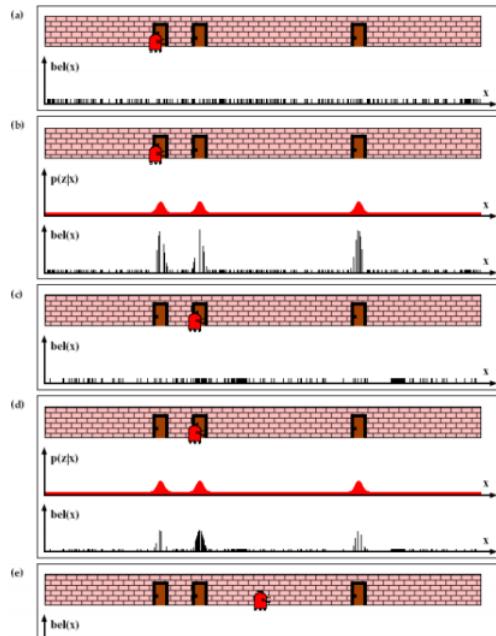


Figure 6.2: Monte Carlo Lokalisierung

Definition

- iterativer Bayesscher Filter, welcher als Schätzer für die zukünftige Wahrscheinlichkeitsverteilung der Roboterposition verwendet wird
- Unterscheidet sich im Gegensatz zu gridbasierten Lokalisierungsverfahren in der Betrachtung und in der Verarbeitung

Praxis: viele der Gitterzellen besitzen Wahrscheinlichkeit von 0

Miteinbeziehung dieser Gitterzellen in Berechnungen \Rightarrow ineffizient

diese können vernachlässigt werden

fokusieren der Gitterzellen, die die wahrscheinlichsten Positionen widerspiegeln

6.6 Monte Carlo Lokalisierung

Funktionsweise

- Positionsschätzung bei (x_k) wird durch eine Menge von **Partikeln** dargestellt
- Es besteht keine Information über die Anfangsposition; Partikel sind **zufällig verteilt**
- Durch **Sensormessung** z werden die **Gewichte** (Strichhöhe) verändert
- **Resampling:** Aus der Partikelmenge werden zufällig aber entsprechend ihrem Gewicht Partikel gezogen \Rightarrow integrierung des Steuerbefehls (u_k) integriert.
- Es erfolgt eine erneute Gewichtung mit einem neuen Sensorwert
- Anschließend ein erneutes Resampling und Integrierung des Steuerbefehls

Vorteil

- zur Laufzeit kann die Größe der Stichprobenmenge variabel sein
- je unsicherer die Roboterposition ist, desto größer ist die Stichprobenmenge

6.6.2 Partikelmengen

- Jeder Partikel stellt eine **Hypothese** für den **Zustand** x dar
- Generierung einer Partikelmenge X aus einer Wahrscheinlichkeitsichte p :

```
Algorithm generateParticle(p):
     $\chi = \emptyset;$ 
     $i = 0;$ 
    while  $i < M$  do
        generiere Zufallszahl  $x$  aus  $[a,b]$ ;
        generiere Zufallszahl  $q$  aus  $[0,c]$ ;
        if  $q < p(x)$  then
             $i = i+1;$ 
             $\chi = \chi \cup \{x\};$ 
        endif
    endwhile
return  $\chi;$ 
```

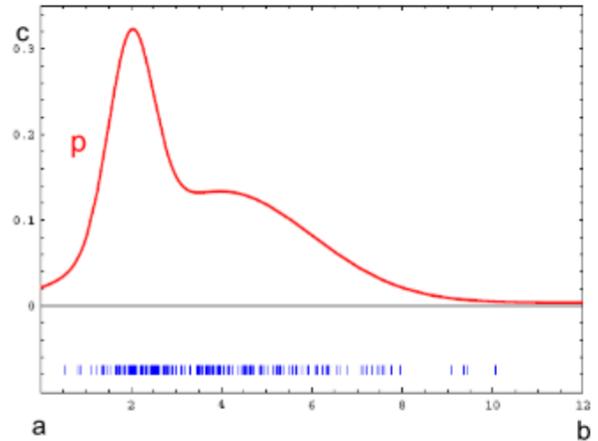


Figure 6.3: Partikelmengen

6.7 Kalman-Filter

6.7.1 Definition

- Zustandsschätzer für dynamische Systeme
- Spezielle Version eines Bayes-Filters
- Dient zur Fusion von zwei unterschiedlichen, stochastisch unabhängigen Informationssquellen

Anwendung fusion der Odometriedaten mit externen Messungen

6.7.2 Vorgehen

- $Bel(x_t)$ wird durch seinen Erwartungswert μ sowie die Kovarianz Σ_t approximiert.
- Zu jedem Zeitpunkt wird eine **Zustandsschätzung** geliefert, die aus einer Schätzung des aktuellen Zustandes und aus einer Vorhersage des Nachfolgezustandes nach Ausführung einer Aktion besteht.
- In die **Zustandsschätzungen** werden unabhängige Sensormessungen integriert
- In der **Vorhersagephase** benutzt der Kalman Filter die Zustandsschätzung vom vorhergehenden Zeitschritt um Zustandsschätzung für den aktuellen Zeitschritt zu erzeugen
- In der **Update** oder **Korrekturphase** werden die Messinformationen des aktuellen Zeitschritts verwendet, um die Vorhersage zu verbessern.
- Das Fehler Modell der Schätzung soll optimal aktualisiert werden auf Basis vorhandener Informationen

6.7.3 Einschränkungen

- Fehlermodelle sind Gaußverteilungen
- Die Zustandsverteilung ist eine Gaußverteilung

6.8 Simultaneous Localization and Mapping

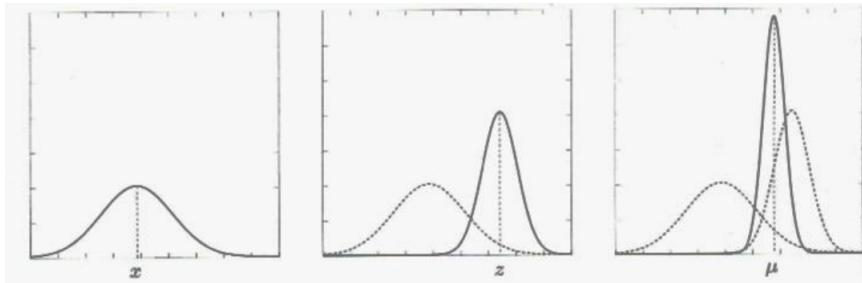


Figure 6.4: Kalman Filter

- **Links:** Unsicherheit im aktuellen Zustand x
- **Mitte:** eine unabhängige Messung z liefert konkurrierende Informationen (*Mittelwert und Varianz*)
- **Rechts:** Fusion beider Daten liefert eine Mittelung, gewichtet mit der Sicherheit der Informationen, sowie reduzierte Varianz, d.h. eine größere Sicherheit in dem gefilterten Zustand

6.8 Simultaneous Localization and Mapping

6.8.1 Landmarkenbasiertes SLAM Problem

SLAM Simultaneous Localization and Mapping

- **Ausgangspunkt** Roboter exploriert eine unbekannte, statistische Umgebung
 - Roboter kennt seine Pose (Position und Orientierung) nicht genau
 - Es existiert keine Karte der Umgebung
- **Bekannt** sind Sensor- und Steuerdaten: $d = u_1, z_1, u_2, z_2 \dots u_k, z_k$
- **Gesucht** Karte m mit M Landmarken: $m = l_1, x, l_1, y, \dots, l_M, x, l_M, y$
- Weg des Roboters $x_1, x_2, \dots x_k$

Probabilistische Algorithmen

- Ungenauigkeiten in den Messdaten werden durch Wahrscheinlichkeitsverteilungen modelliert

6.8 Simultaneous Localization and Mapping

bekannt sind die **Roboter Bewegungsbefehle** (die Kontrolldaten, die Steuerkommandos u_t)

bekannt sind die **Beobachtungen** z_t der nahe gelegenen **Landmarken** bestehend aus Entfernung und Winkel

die Sensorik kann sowohl die Beobachtungsrichtung als auch die beobachtete Entfernung einer Landmarke zur Verfügung stellen

gesucht ist eine Schätzung der Karte der Merkmale, der Landmarkenpositionen, sowie der Pfad des Roboters, d.h. seine aktuelle und frühere Posen

6.8.2 Problemstellung

- Roboterpfad und Positionen der Landmarken in der Karte sind unbekannt
- Die Zuordnung von Messdaten zu Landmarken sind i.d. Regel unbekannt
- Roboter muss entscheiden, ob Messdaten einer bereits beobachteten Landmarke zugeordnet werden können oder einer noch nicht gesehenen Landmarke
- Problematik der Zuordnung wird durch Unsicherheit in der Roboterposition verstärkt

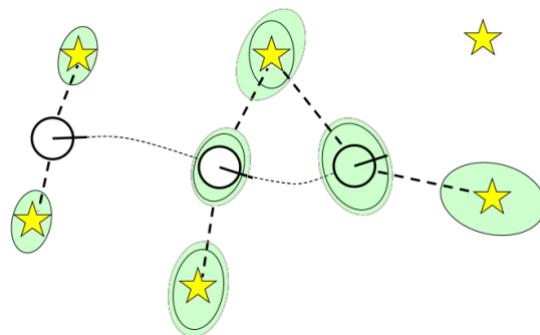


Figure 6.5

6.8.3 Funktionsweise

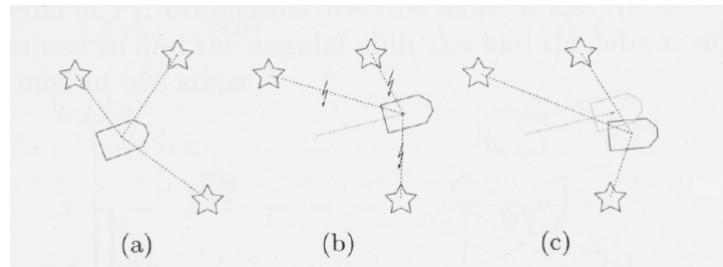


Figure 6.6: SLAM Darstellung

- (a) Roboter misst Distanzen zu den Landmarken
- (b) Roboter schätzt seine neue Position anhand von Odometriedaten; Odometrie-basierte Roboterpose kann zur Schätzung der neuen Distanzen zu den in (a) verwendeten Landmarken herangezogen werden
- Nach Vergleich zwischen Roboter und Landmarken kann der Roboter seine Position (c) korrigieren

6.8.4 Hinzunahme neuer Landmarken

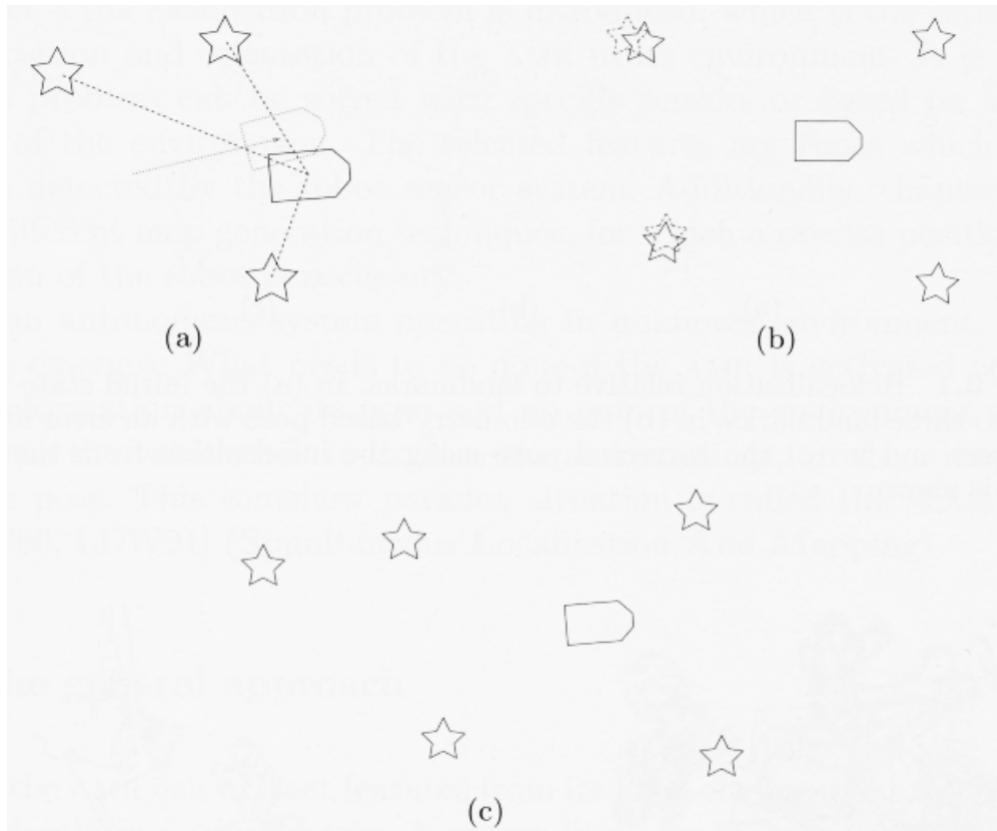


Figure 6.7

- (a) entspricht der Situation aus der vorhergehenden Folie.
- In (b) lokalisiert sich das Fahrzeug nach einer Bewegung erneut anhand zweier 'alter' Landmarken und der letzten lokalen Karte
- Führt aufgrund der Fehler zu einer ungenauen, globalen Roboterposition
- Die Position der neuen Landmarken wird relativ zu der vermeintlich bekannten, korrekten Position der alten Landmarken bestimmt
- Positionsannahme ist inkorrekt
- Verschiebung der Position der 'alten' Landmarken wird geschätzt und korrigiert sowie auf die Position der neuen Landmarken angewandt

6.8.5 Aufbau eines SLAM-Graphen

- Sämtliche Messvorgänge sind fehlerbehaftet, auch die Positionsbestimmung der Landmarken
- Die Unsicherheit wird in der folgenden Abbildung als Fehlerellipse dargestellt.
- Roboter schätzt die Landmarken **A** und **B**
- nach Bewegung des Roboters nimmt die Genauigkeit der Lokalisierung ab
- Die Unsicherheit der Positionsschätzung der Landmarken **C** und **D** steigt
- Der Roboter erkennt eine bereits zuvor gesehene Landmarke
- Eine Verknüpfung mit der früheren Information über die Landmarke reduziert die Unsicherheit bei der Positionsbestimmung und damit auch die Unsicherheit über die zugehörigen früheren Roboterpositionen

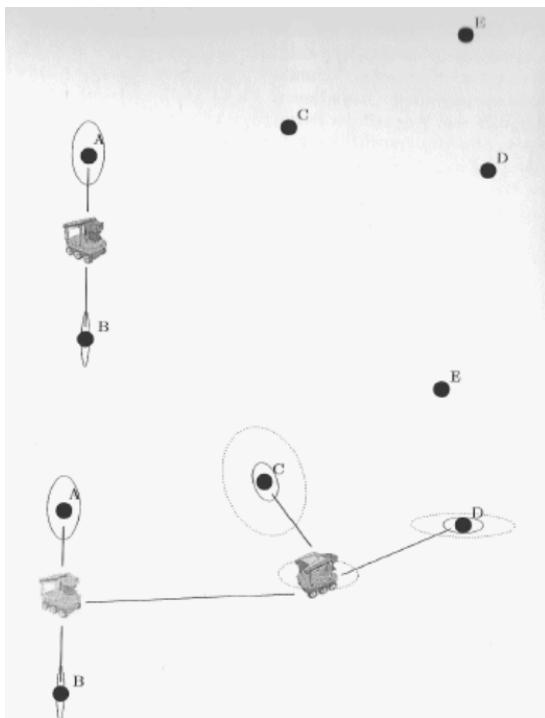


Figure 6.8

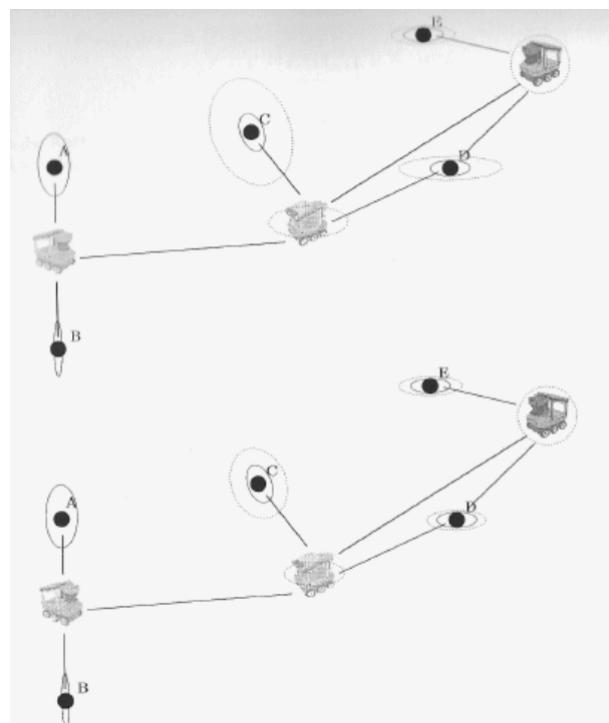


Figure 6.9

6.8.6 Varianten von SLAM

Vollständiges SLAM

6.8 Simultaneous Localization and Mapping

- Roboter schätzt eine Umgebungskarte m
- Roboter schätzt seine aktuelle Pose x_t und **alle** zurückliegenden Posen x_{t-1} bis x_1
- Grundlage sind die bisher wahrgenommenen Sensordaten $z_1 : t$
- Sowie alle ausgeführten Aktionen $u_1 : t-1$
- Es muss die Verteilung $P(m, x_1 : t | z_1 : t, u_1 : t-1)$

Inkrementelles Slam

- Roboter schätzt nur die Karte m sowie die aktuelle Position x_t
- Es muss die Verteilung $P(m, x_t | z_1 : t, u_1 : t-1)$ geschätzt werden

6.8.7 Bayesian Netzwerk für landmarkenbasiertes SLAM

- Die einzelnen Landmarken sind unabhängig
- Gegeben sind die Roboterposen

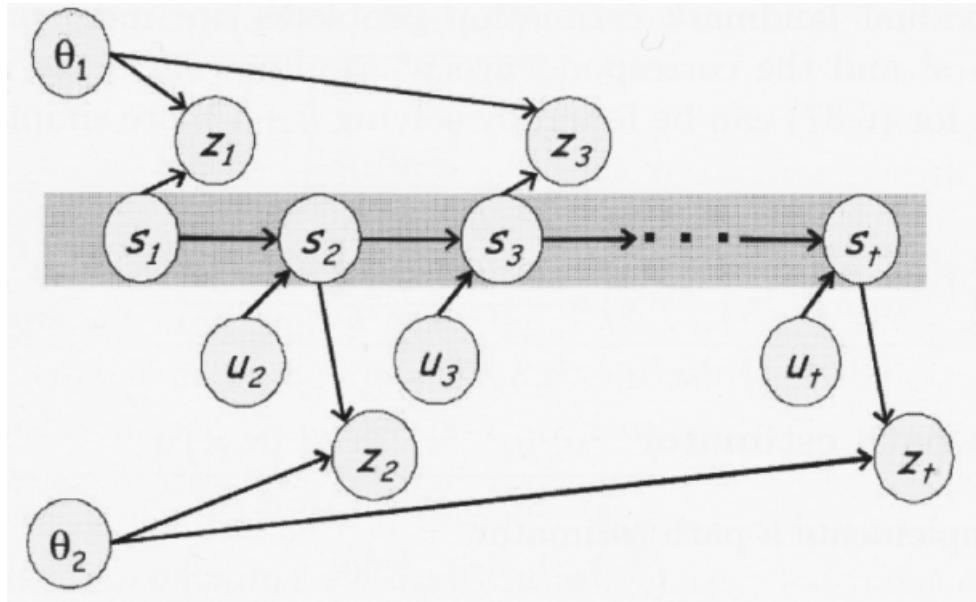


Figure 6.10: Bayes Netzwerk

Modell von Variablen und deren Abhängigkeiten als dynamisches Bayes-Netzwerk.

6.8 Simultaneous Localization and Mapping

- Kern des Modells bilden die

Zeitreihe der Roboterzustände s_1, s_2, \dots, s_t

die Positionen der Landmarken θ_k

die Kontrollvariablen u_t

und die gemessenen, beobachteten Landmarken Positionen z_t

- Der Roboter bewegt sich von s_1 nach s_t mit einer Folge Kontrolleingaben u_2, \dots, u_t
- Der Roboterzustand s_t zum Zeitpunkt t ist lediglich vom Roboterzustand s_{t-1} zum vorhergehenden Zeitpunkt und dem ausgeführten Steuerkommando u_t des Roboters abhängig
- Zum Zeitpunkt $t = 1$ beobachtet der Roboter die Landmarkenpositionen θ_1 mittels z_1 zum Zeitpunkt $t = 2$ beobachtet er θ_2 via z_2 und zum Zeitpunkt $t = 3$ wieder θ_1
- Die Beobachtung z_t ist abhängig von der globalen Position der Landmarke θ_k und dem aktuellen Roboterzustand s_t
- **FastSLAM** zerlegt das Problem
 - in die **Lokalisation** (Wissen über den vom Roboter zurückgelegten weg s_1, \dots, s_t)
 - und einer Sammlung von einzelnen **Landmarken-schätzungen** z_k , die von der geschätzter Roboterpose abhängen
- Zeitkomplexität von **FastSLAM** ist $O(fM)$
 - f konstanter Faktor
 - M Anzahl der Landmarken

7 Schwarmrobotik und Evolutionäre Robotik

7.1 Schwärme und deren Verhalten in der Natur

Schwarmdefinition Der Begriff **Schwarm** bezeichnet einen Verband von fliegenden oder schwimmenden Lebewesen, der sich koordiniert bewegt. Im Unterschied zu anderen Gruppen zeigt er ein sogenanntes **Schwarmverhalten**

7.1.1 Computersimulation von Schwärmen - Algorithmus von Craig Reynolds

Die einzelnen Individuen agieren in Abhängigkeit von der Position und der Geschwindigkeit der benachbarten Boids nach folgenden Regeln:

Separation Bewege dich weg sobald dir andere zu nahe kommen

Alignment Bewege dich in die gleiche Richtung wie deine Nachbarn

Cohesion Bewege dich zum Mittelpunkt der benachbarten Vögel

Voraussetzung Reynolds setzte vorraus, dass **alle** Vögel innerhalb eines fixen gegebenen Radius interagieren. Die Nachbarschaft ist bei Reynolds charakterisiert durch einen Abstand vom Zentrum des Vogels und durch einen bestimmten Winkel ausgehend von der Flugrichtung. Tiere außerhalb dieser Nachbarschaft werden ignoriert.

7.2 Schwarmintelligenz

Unter **Schwarmintelligenz** versteht man Systeme bestehend aus vielen primitiven, mobilen Agenten, die:

- gemeinsam agieren
- miteinander kommunizieren können
- im Kollektiv ein komplexes Problem lösen
- ohne zentrale Steuerung sich selbst organisieren

Kollektive Intelligenz Die Individuen agieren ziemlich beschränkt, die Gesellschaften dagegen sind ungemein leistungsfähig. Geeignet zur **Lösung schwieriger Optimisierungsprobleme**

7.3 Multi Robot Systems

Einsatz von simplen Robotern, deren Handlungsmöglichkeiten und Wahrnehmungssysteme stark begrenzt sind.

Vorteile

- **robust**
- **skalierbar**
- **flexibel**
- **Kosten** statt eines euren einzelnen Roboters, der eventuell nicht so leicht oder schnell zu ersetzen ist, werden billige Komponenten eingesetzt.
- **Verlässlichkeit** wenn ein einzelner Roboter oder Softwareagent ausfällt übernehmen andere Roboter dessen Aufgabe und fügen sich neu ins Kollektiv
- **Flexibilität** viele kleine kooperierende Roboter können bei sinnvoller Zusammenarbeit Probleme bewältigen, die ein großer Roboter alleine eventuell nicht bewältigen kann.

Problem Das Schwarmverhalten ist aufgrund des Einzelverhaltens nur schwer vorhersagbar.

7.4 Ameisenalgorithmen

7.4.1 Optimaler Weg bei futtersbeschaffenden Ameisen

Funktionsweise

- Eine Ameise verlässt den Bau, das nest (N) und sucht Futter auf einem **zufälligen Weg**
- Es gibt mehrere Zweige zur Futterquelle
- Weg wird mit **Pheromon**, einer chemischen Substanz markiert.
- Findet die Ameise Futter, schleppt sie das Futter auf dem gleichen oder einem anderen Weg zurück, der Weg wird dabei ev. ein weiteres Mal markiert.
- Weitere Ameisen, die zur Futtersuche starten, **orientieren sich** bei der Futtersuche **an den Pheromonspuren**
- Ameisen folgen **bevorzugt**, aber nicht immer den markierten Wegen
- Auf langen Wegen ist die Ameisendichte wegen der größeren Entfernung geringer, das Pheromon verdunstet schneller.
- Wenn ein Ausreißer einen kürzeren Weg findet und einige andere Ameisen beginnen diesem Weg zu folgen, wird die Ameisendichte auf dem längeren Weg immer geringer und der kürzere Weg setzt sich durch

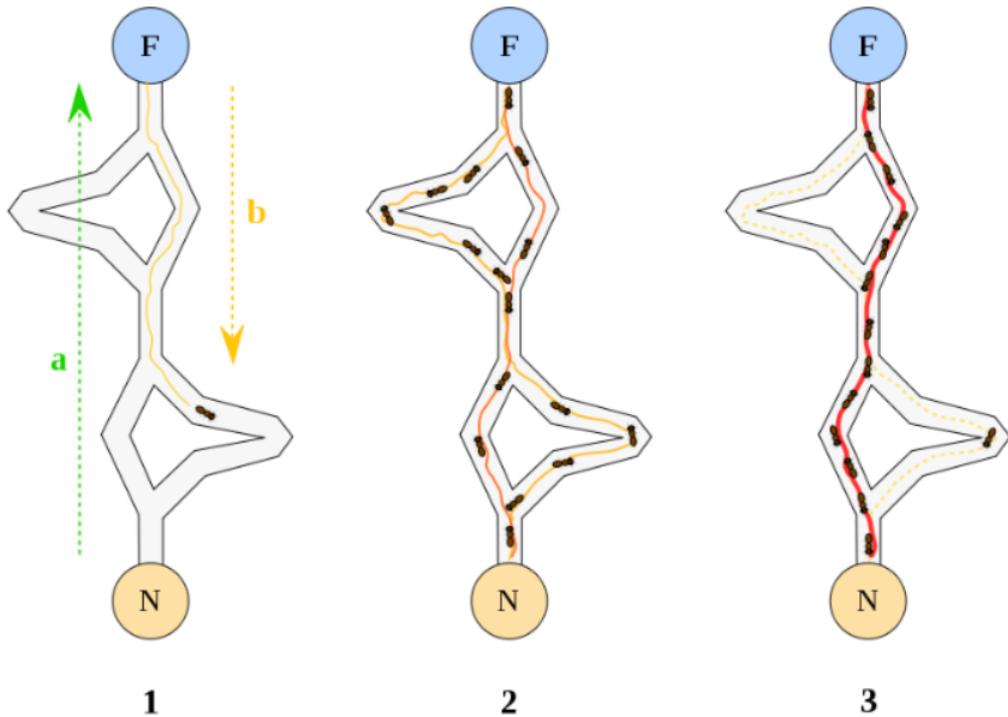


Figure 7.1: Darstellung des Ameisenalgorithmus Prinzips

7.4.2 Ant Colony Optimization Algorithm

- **Ant Colony Optimization(ACO)** ist der Überbegriff für Ameisen-basierende Algorithmen

Kategorien

- **Tourenplanung (Routing)**: \Rightarrow Travelling Salesman Problem
- **Zuordnung (Assignment)**: optimale Zuordnung von Personen oder Betriebsmitteln auf Stellen oder Aufgaben
- **Ablaufplanung (Scheduling)**: Verteilung von knappen Ressourcen auf Prozesse die zeitlich begrenzt sind
- **Teilmengen Problem (Subset)**: aus einer Menge von Objekten muss eine Teilmenge gefunden werden, damit eine vorgegebene Bedingung erfüllt und eine Zielfunktion optimiert wird.

7.4 Ameisenalgorithmen

Eigenschaften

- optimaler Weg ist der **kürzeste Weg** zwischen zwei Punkten
- **globale Information:** Belegung mit künstlichen Pheromonen als zentrale Idee
- Wahrscheinlichkeits-gestützte, **lokale Entscheidungen** - Ameise erkennt unmittelbare Nachbarschaft

Funktionsweise

1. Ameisen laufen entlang des Graphen
 2. Eine Ameise erzeugt eine Lösung gemäß lokaler Information und Pheromon
 3. Update beinhaltet neu aufgetragene Pheromone und Verdunstung bereits vorhandener Pheromone
 4. Operationen, die globales Wissen voraussetzen und damit nicht von einzelnen Ameisen bewerkstelligt werden können
- Diskretisierung der Zeit t : in einem Zeitschritt erzeugen alle Ameisen eine vollständige Lösung.
 - Eine **Pheromon-Matrix** enthält die Intensität der Pheromone $T_{ij}(t)$ enthält die Intensität der Pheromone auf einer Kante vom Knoten i zum Knoten j im Graphen
 - Eine Matrix für lokale Informationen enthält die Sichtbarkeit der Stadt (d.h. die jeweils reziproke Distanz): $n_{ij} = \frac{1}{d_{ij}}$

7.4.3 Traveling Salesman Problem

- Vorhanden: **vollständiger gerichteter Graph**
- Gesucht: **Rundtour durch alle Städte**

Ameisen laufen durch den Graphen, die Kolonie ermittelt den Optimalen Weg.

- Es erweist sich als vorteilhaft, für jede Ameise eine andere zufällig gewählte Stadt als Ausgangspunkt für die Tour zu nehmen

7.4 Ameisenalgorithmen

```

for  $t \leftarrow 1, \dots, t_{\max}$  do
    for each Ameise  $k = 1, \dots, m$  do
        Wählle Ausgangsstadt;
        for each unbesuchte Stadt  $i$  do
            Wählle Stadt zufällig gemäss  $p_{ij}^k$ ;
            Trage Pheromonspur auf Pfad auf;
        Verdampfe Pheromone;
    
```

Figure 7.2: Ameisenalgorithmus - Schritte

Algorithmus - Schritte

Entscheidung für nächste Stadt

- Jede Ameise besitzt eine Liste mit gültiger Nachbarschaft N
- Die Entscheidung in einem Knoten bzgl. der nächsten Stadt fällt gemäß folgender Formel:
$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in J_i^k} [\tau_{il}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{il}]^\beta} & \text{für } j \in J_i^k \\ 0 & \text{für } j \notin J_i^k \end{cases}$$
- α und β steuern das Verhältnis zwischen Anteil der Pheromone und lokaler Information
- für α hat man den klassischen Greedy Ansatz

8 Locomotion

8 Locomotion

s

List of Figures

2.1	Schema der Hybridmodell Schichten	7
2.2	Filesystem, das ROS zugrunde liegt	10
3.1	17
3.2	19
3.3	20
3.4	21
4.1	24
4.2	27
5.1	Bug1 Algorithmus Route	30
5.2	31
5.3	33
5.4	36
5.5	40
5.6	41
5.7	43
5.8	44
5.9	45
5.10	46
5.11	47
6.1	Markov Algorithmus	51
6.2	Monte Carlo Lokalisierung	52
6.3	Partikelmengen	53
6.4	Kalman Filter	55
6.5	56
6.6	SLAM Darstellung	57

List of Figures

6.7	58
6.8	59
6.9	59
6.10 Bayes Netzwerk	60
7.1 Darstellung des Ameisenalgorithmus Prinzips	65
7.2 Ameisenalgoritmus - Schritte	67

Listings