

Kognitive Robotik

HK WS 05/06

Weltmodelle

- Repräsentation
- Lokalisierung/Navigation

Hans-Dieter Burkhard
Humboldt-Universität Berlin
Institut für Informatik

Mit Dank

- an Sebastian Thrun, Dieter Fox und Wolfram Burgard
- an Teilnehmer Proseminar WS02/03
- an Mitarbeiter aus HU:
Jan Hoffmann
Jan Wendler

Weltmodell

Interne Repräsentation der Umgebung

Inhaltlich bezogen auf

- Raum
 - Objekte, Positionen, ...
- Bewegung
 - Geschwindigkeit, ...
- Akteure
 - Handlungen, Ziele, ...
- Soziale Beziehungen
 - Rollen, Aufgaben, ...

Es müssen jeweils
Datenstrukturen
vorgegeben werden

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

2

Weltmodell

Interne Repräsentation der Umgebung

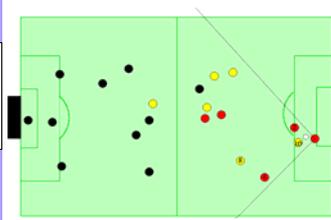
Technisch:

• Daten

```
ball((44,-7),(5,5))
player(red, 2, (38,-4), (1,-1))
player(?, ?, (-52,0), ?)
...
```

• Methoden

```
get_distance(Player, Ball)
get_nearest_player(Ball)
offside_position(Player)
```



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

3

Weltmodell

$\text{HOLDS}(\text{offside-punishable}(p), \langle \max(s_j, s_m), \min(e_l, e_m) \rangle) \Leftrightarrow$

$\exists j, k, l, m, p_2 :$

$\text{OCCUR}(\text{kick}(p_2), j) \wedge \text{HOLDS}(\text{offside-position}(p), k) \wedge$

$\text{HOLDS}(\text{ball-free}, l) \wedge \text{HOLDS}(\text{approaching}(p, \text{ball}), m) \wedge$

$\text{starts}(j, l) \wedge \text{in}(j, k) \wedge \text{contemporary}(l, m) \wedge \text{team}(p) = \text{team}(p_2).$

starts, in, contemporary bezeichnen
Beziehungen zwischen Intervallen

(aus Dissertation Andrea Miene - Bremen, 2003)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

4

Weltmodell

Unterschiedliche Formen der Aufbereitung:

- Rohdaten (z.B. Pixelmatrix)
- Aufbereitete Daten (z.B. Szenenbeschreibung)

Zeitpunkt der Aufbereitung:

- sofort oder
- bei Bedarf

Optimierung durch

- Design
- Adaption (Lernen)
- Evolution

Aufwand-Nutzen-Abschätzung

- Repräsentation soweit notwendig (Streitfrage!)
- Beispiel Braitenberg-Vehikel

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

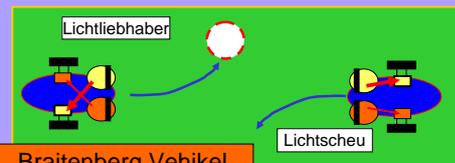
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

5

Wieviel Weltmodell?

Physical Symbol System Hypothesis
oder Physical Grounding Hypothesis?

Die Ameise am Strand findet
ihren Weg ohne „Stadtplan“.



Braitenberg Vehikel

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

6

Physical Symbol System Hypothesis

"A physical symbol system has the necessary and sufficient means for intelligent action."

Newell/Simon: "Computer Science as Empirical Inquiry: Symbols and Search"

Notwendig: GOFAI= „good old fashioned AI“

- Vollständige Beschreibung der Welt
- Algorithmen für Handlungen (Virtuelle Welt mit Verbindung zur realen Welt)

Zahlreiche Kritiker (Dreyfus, Searle, Penrose, ..., Brooks, Maes, Pfeiffer...)

Physical Grounding Hypothesis

This hypothesis states that to build a system that is intelligent it is necessary to have its representations grounded in the physical world. Our experience with this approach is that once this commitment is made, the need for traditional symbolic representations fades entirely. The key observation is that the world is its own best model. It is always exactly up to date. It always contains every detail there is to be known. The trick is to sense it appropriately and often enough.

To build a system based on the physical grounding hypothesis it is necessary to connect it to the world via a set of sensors and actuators. Typed input and output are no longer of interest. They are not physically grounded.

R.A. Brooks: *Elephants Don't Play Chess*

Physical Grounding Hypothesis

This hypothesis states that to build a system that is intelligent it is necessary to have its representations grounded in the physical world. Our experience with this approach is that once this commitment is made, the need for traditional symbolic representations fades entirely. The key observation is that the world is its own best model. It is always exactly up to date. It always contains every detail there is to be known. The trick is to sense it appropriately and often enough.

Neues Problem

To build a system based on the physical grounding hypothesis it is necessary to connect it to the world via a set of sensors and actuators. Typed input and output are no longer of interest. They are not physically grounded.

Weiterhin: Um das Bier aus dem Keller zu holen muss der Roboter wissen wo der Keller ist.

R.A. Brooks: *Elephants Don't Play Chess*

Umwelteigenschaften z.B.

- Struktur
 - geordnet („konstruiert“) vs. chaotisch
- Skalierung
 - diskret vs. kontinuierlich
- Dynamik
 - dynamisch (schnell veränderlich) vs. statisch
- Bestimmtheit
 - determiniert vs. nicht-deterministisch/stochastisch
- Wiederholbarkeit
 - episodisch (wiederholbar) vs. fortlaufend verändert

Umwelteigenschaften z.B.

- Beobachtbarkeit
 - vollständig vs. partiell
 - korrekt vs. unsicher („Rauschen“)
- Beeinflussbarkeit
 - vollständig vs. partiell
 - wirkungsvoll vs. uneffektiv

Vgl. auch „beschränkte Rationalität“

Wissensrepräsentation allgemein

- Explizites Wissen
 - Fakten, Regeln,
 - Implizites Wissen
 - Mittels Inferenzmethoden ableitbares Wissen
 - Bei Bedarf berechnen
- (Andere Bedeutung: implizit = nicht verbalisierbar)

(Systematische) Zuordnung
Zeichen/Struktur → Bedeutung
Syntax → Semantik
Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz

Wissensrepräsentation allgemein

Semantik: Woher stammt Bedeutung?

- Konventionen
- Natur als gemeinsames Referenzsystem

symbol grounding

- Natürliche Systeme: Erfahrung + Belehrung
- Technische Systeme bisher: Algorithmen

Verbindung der sensorischen Signale z.B. bzgl.

- Berührung: Kraftsensor
- Bewegung: Trägheitssensor
- Schall: Mikrophon
- Bild: Kamera

mit den passenden Symbolen

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

13

Wissensrepräsentation allgemein

Umgang mit verschiedenen Formen von Wissen

- Ungenaueres Wissen („3 bis 4 cm“)
- Unsicheres Wissen („vielleicht 3 cm“)
 - Wahrscheinlichkeitsrechnung $P(d=3cm) = 60\%$
 - Modale Logik $possible(d=3cm) = true$
- Unscharfes Wissen („sehr nah“)
 - Mehrwertige Logik
 - Fuzzy-Theorie $(d=3cm) \in sehr_nah = 70\%$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

14

Wissensrepräsentation allgemein

Kombinationen: „Wahrscheinlich sehr nah“

	sicher, zuverlässig	Unsicher, unzuverlässig
scharf	Logik, Mengenlehre, Algebra, Analysis, ...	Wahrsch.-Rechnung, Statistik, Modale Logik, Entscheidungstheorie ...
unscharf („fuzzy“)	Mehrwertige Logik, Fuzzy-Theorie, ...	

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

15

Wissensrepräsentation allgemein

Methoden der **Wahrscheinlichkeitsrechnung**
insbesondere für Umwelten mit folgenden Eigenschaften

- Bzgl. Bestimmtheit
 - determiniert vs. nicht-deterministisch/**stochastisch**
- Bzgl. Beobachtbarkeit
 - vollständig vs. **partiell**
 - korrekt vs. **unsicher („Rauschen“)**
- Bzgl. Beeinflussbarkeit
 - vollständig vs. **partiell**
 - wirkungsvoll vs. **uneffektiv**

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

16

Wissensrepräsentation allgemein

Umgang mit unvollständiger Beobachtbarkeit

Nicht beobachtbare Objekte
Bewegung verdeckter Objekte

- Zustand (Gedächtnis) für früher beobachtete Objekte
- Simulation bei bewegten Objekten
 - Fortschreibung von Bewegungen
 - Fortschreibung von Handlungen

Projektion aus der
Vergangenheit in
die Gegenwart

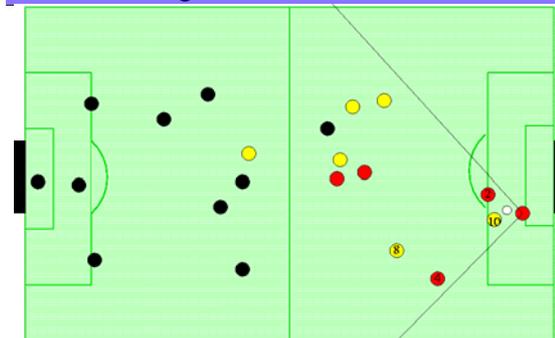
Methoden auch anwendbar für Projektion aus der
Vergangenheit in die Zukunft (Abschätzung von
Handlungsalternativen!)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

17

Beobachtung zur Zeit t



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

18

Beobachtung zur Zeit t+1

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

19

Weltmodell Zeit t+1 (mit Gedächtnis)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

20

Weltmodell Zeit t+1 (mit Simulation)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

21

Repräsentation des Raumes

Benötigt für

- Lokalisierung: eigene Position
- Lokalisierung/Bewegung von Objekten im Raum
- Freie Räume identifizieren
- Navigation im Raum
- Planung von Wegen
- Erkunden des Raumes (Erstellung von Karten)

Quantitative Modelle
- Koordinaten, Grid, ...

Qualitative Modelle
- Topologisch, ...

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

22

Repräsentation des Raumes

- Egozentrisch

Angaben relativ zur eigenen Position
z.B. durch

- Kartesische Koordinaten (x,y) mit Ursprung beim Roboter
- Polarkoordinaten (r,ϕ) Entfernung/Winkel bzgl. Roboter
- Qualitativ (z.B. „rechts vorn vor dem Roboter“)

Vorteil: Entspricht Unmittelbarer Wahrnehmung
Nachteil: Ständiges update aller (auch fixierter) Objekte notwendig

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

23

Repräsentation des Raumes

- Allozentrisch

Absolute Angaben bzgl. eines allgemeinen Systems z.B. durch

- Kartesische Koordinaten (x,y)
- Polarkoordinaten (r,ϕ)
- Qualitativ (z.B. „rechts vom „Mittelpunkt““)

Vorteile:

- Feste Objekte stets mit gleichen Daten
- Allgemeines Bezugssystem für mehrere Roboter

Nachteile:

- Eigene Position muss bekannt sein
- Fehler bzgl. eigener Position verfälschen Ergebnis

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

24

Repräsentation des Raumes

- Allozentrisch

Beispiel:

Falsche Geschwindigkeitsberechnung wegen Fehler bei eigener Position

Zeit $t=0$: Messung für eigene Position: (0,0)
Entfernung zu Objekt: (1,0)
Objekt befindet sich in (1,0)

Zeit $t=1$: Messung für eigene Position: (1,0)
Entfernung zu Objekt: (1,0)
Objekt befindet sich in (2,0)

Folglich: Objekt hat Geschwindigkeit (1,0)

Tatsächlich hatte sich Beobachter nicht bewegt.
Folglich auch keine Bewegung des Objektes.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

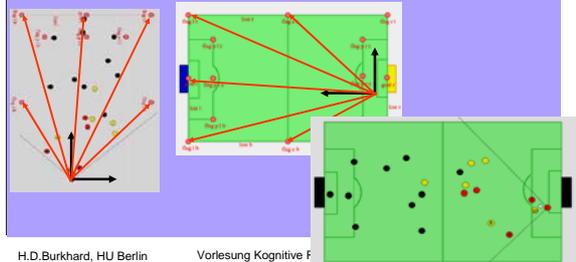
25

Repräsentation des Raumes

Umrechnung:

Über Kenntnis der eigenen Position im Allozentrischen Weltbild.

Dazu: Eigene Position aus relativer Position zu Landmarken ermitteln.



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive F
Weltmodelle

26

Repräsentation des Raumes

Im allgemeinen werden sowohl „egozentrische“ als auch „allozentrische“ Daten benötigt.

- Die Zusammenhänge sind bekannt.
- Fehlermodelle können übertragen werden, allerdings mit unterschiedlichem Aufwand.

Beispiel:

Absolute Geschwindigkeit eines anderen Objekts ergibt sich aus

- Geschwindigkeit relativ zum Roboter
- Eigene Geschwindigkeit

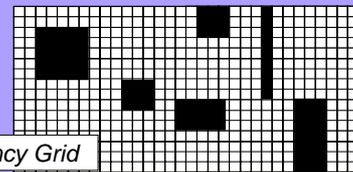
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

27

Gridbasierte Repräsentation

- Rasterung des Raumes
- Belegung $g(x,y)$ für jeden Bereich (x,y) angeben
 $((g(x,y)))$ für $x = 0,1,2,3,\dots,k$, $y = 0,1,2,3,\dots,l$
 $g(x,y)$ = Maß für Belegung („Pixel“)
 (z.B. Höhe, Entfernung zu einem Objekt)



Occupancy Grid

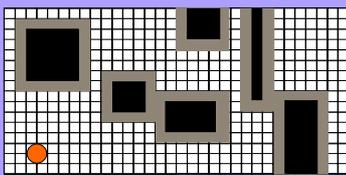
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

28

Gridbasierte Repräsentation

Darstellung freier Räume
in Abhängigkeit von der Robotergröße



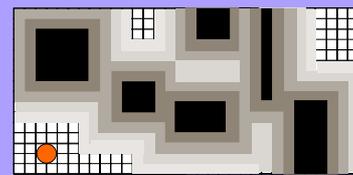
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

29

Gridbasierte Repräsentation

- Potentialfeld: Entfernung von Hindernissen
- Analog möglich: Nähe zu einem Ziel
- Auch Kombination von beidem



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

30

Gridbasierte Repräsentation

Kompaktere Repräsentationen:

- Zusammenfassung von Gebieten, z.B.
 - Quadtree/Octree
 - Binary space partition tree (BSP tree, nicht eindeutig)

Gridrepräsentationen für 3D:

- Analog mit $g(x,y,z)$ („Voxel“ = volumen element)
- Speicheraufwändig

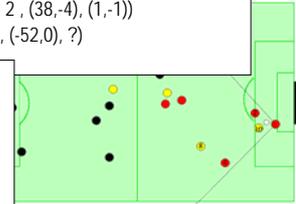
Geometrische Repräsentation

Geometrische Objekte (Punkte, Linien, Flächen, Körper, ...) mit

- Position (Koordinaten, Richtung)
- Bewegung
- Größe ...

ball((44,-7),(5,5))
player(red, 2, (38,-4), (1,-1))
player(?, ?, (-52,0), ?)

- Vorteile:
- kompakt
 - gut zu verarbeiten
 - leicht zu interpretieren
 - Ausdrucksfähigkeit
 - Fehlermodelle



Probleme geometr. Repräsentationen

Stabilität:

- große Auswirkung kleiner Sensorfehler möglich

Eindeutigkeit:

- unterschiedliche Repräsentation der gleichen Umgebung bei geringen Abweichungen (Messfehlern)

Beschränken durch Regularisierung (Einfachheit, Normierung)

- Isolierte Punkte eliminieren
- gerade Linien:
 - Vorzugsrichtungen, parallel zu anderen, Länge etc.
- kompakte Objekte, gleichmäßige Begrenzung
- gleichmäßige Stützung durch Sensordaten

Topologische Repräsentation

- Objekte, Landmarken, Gebiete, ...

Beziehungen

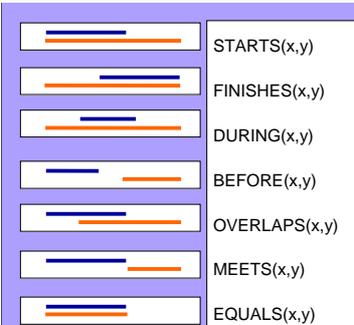
- Nachbarschaft
- Entfernung
- Sichtbarkeit
- ...

- „nicht-metrische“ Navigation
- Umgangssprachliche Begriffe
- Robust bzgl. Messfehlern

Darstellung als Graph

- Beziehungen als beschriftete Kanten
- Schlussfolgerungen über „Wege“

Intervall-Kalkül für Zeit (Allen-Kalkül)



13 Relationen einschließlich der jeweiligen Inversen

Intervall-Kalkül für Zeit (Allen-Kalkül)

STARTS(x,y)
 $s(x,y) \leftrightarrow x \subseteq y \wedge \exists z (z \subseteq y \wedge x < z) \wedge \neg \exists z (z \subseteq y \wedge z < x)$
FINISHES(x,y)
 $f(x,y) \leftrightarrow x \supseteq y \wedge \exists z (z \supseteq y \wedge z < x) \wedge \neg \exists z (z \supseteq y \wedge z < x)$
DURING(x,y)
 $d(x,y) \leftrightarrow x \subseteq y \wedge \exists z (z \subseteq y \wedge x < z) \wedge \exists z (z \subseteq y \wedge z < x)$
BEFORE(x,y)
 $b(x,y) \leftrightarrow x < y \wedge \exists z (x < z \wedge z < y)$
OVERLAPS(x,y)
 $o(x,y) \leftrightarrow \exists z (z \subseteq x \wedge z < y) \wedge \exists z (z \subseteq x \wedge z \subseteq y) \wedge \exists z (z \subseteq y \wedge x < z)$
MEETS(x,y)
 $m(x,y) \leftrightarrow x < y \wedge \neg \exists z (x < z \wedge z < y)$
EQUALS(x,y)
 $e(x,y) \leftrightarrow (x \subseteq y \wedge y \subseteq x)$

Analog: Intervall-Relationen für Raum

In jeder Dimension entsprechende räumliche Bedeutungen, z.B.

Direkt_davor(x,y)
Links_neben(x,y)
Direkt_unter(x,y)

Jeweils 13 Relationen

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 37

Intervall-Kalkül für 2D-Raum

Darstellung mithilfe der eindimensionalen Beziehungen

13 x 13 Relationen

Analog für Raum: 13 x 13 x 13 Relationen

Getrennte Bearbeitung der Dimensionen möglich

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 38

Intervall-Kalkül

Mit den 13 Relationen sind jeweils alle Möglichkeiten beschreibbar.
Weitere definieren, z.B.:

$dur \leftrightarrow during \vee starts \vee finishes$

$con \leftrightarrow during^{-1} \vee starts^{-1} \vee finishes^{-1}$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 39

Intervall-Kalkül

Aus bekannten Beziehungen zwischen Intervallen können weitere Beziehungen zwischen diesen Intervallen abgeleitet werden

A beginnt während B
B beginnt nicht vor C
B liegt zeitlich völlig nach D
C und D beginnen gleichzeitig

• Welche Beziehungen gelten zwischen A und D?

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 40

Intervall-Kalkül: Netz der Beziehungen

• Welche Beziehungen gelten zwischen A und D?

A beginnt während B
B beginnt nicht vor C
B liegt zeitlich völlig nach D
C und D beginnen gleichzeitig

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 41

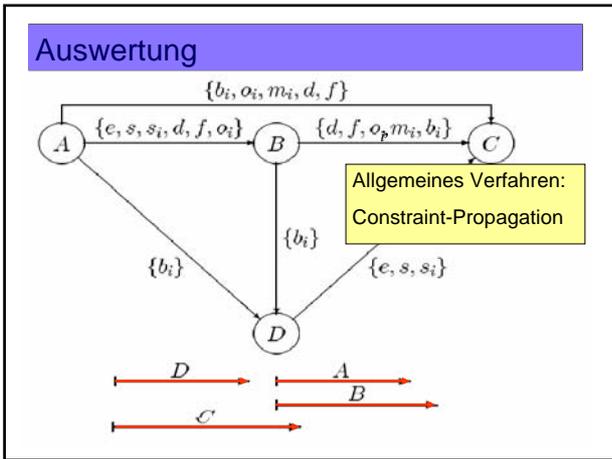
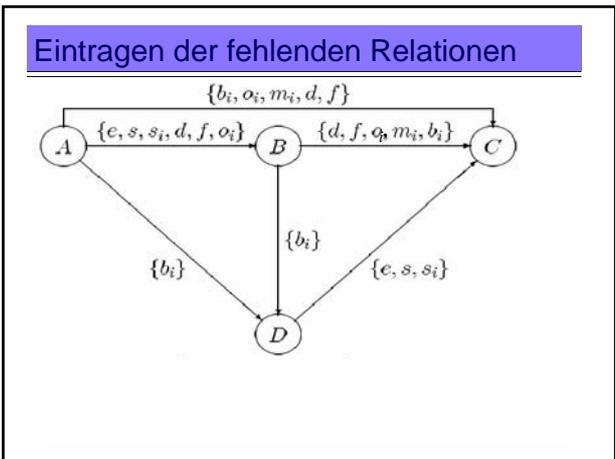
Intervall-Kalkül: Netz der Beziehungen

Constraints aus transitiven Beziehungen ausnutzen

$r(A, B) \otimes r(B, D)$
↓
in Tabelle nachsehen
 $r(A, D) = \{b_i\}$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 42

ySz $xRty$	b	b_i	d	d_i	o	o_i	m	m_i	s	s_i	f	f_i
before b	b	no info	$b o$ $m_i d$	b	b	$b o$ $m_i d$	b	$b o$ $m_i d$	b	b	$b o$ $m_i d$	b
after b_i	no info	b_i	$b_i o_i$ $m_i d$	b_i	$b_i o_i$ $m_i d$	b_i	$b_i o_i$ $m_i d$	b_i	b_i	b_i	b_i	b_i
during d	b	b_i	d	no info	$b o$ $m_i d$	$b_i o_i$ $m_i d$	b	b_i	d	$b_i o_i$ $m_i d$	d	$b o$ $m_i d$
contains d_i	$b o$ $m_i d$	$b_i o_i$ $d_i m_i$	$o o_i$ $dur con$	d_i	o d_i	o_i d_i	o d_i	o_i d_i	d_i	d_i	d_i	d_i
overlaps o	b	$b_i o_i$ $d_i m_i$	o s	$b o$ $m_i d$	b	$o o_i$ $dur con$	b	d_i	o	d_i	d	$b o$ $m_i d$
overlapped by o_i	$b o$ $m_i d$	b_i	o_i d	$b_i o_i$ $m_i d$	$o o_i$ $dur con$	b_i	o d_i	b_i	d	o_i m_i	o_i	d_i s_i
meets m	b	$b_i o_i$ $m_i d_i$	o d	b	b	o d	b	f	m	m	d	b
met-by m_i	$b o$ $m_i d$	b_i	o_i d	b_i	o_i d	b_i	s_i	b_i	d	b_i	m_i	m_i
starts s	b	b_i	d	$b o$ $m_i d$	b	o d	b	m_i	s	s_i	d	b
started-by s_i	$b o$ $m_i d$	b_i	o_i d	d_i	o d_i	o_i d_i	o d_i	m_i	s	s_i	o_i	d_i
finishes f	b	b_i	d	$b_i o_i$ $m_i d_i$	o s	b_i	o_i m_i	b_i	d	b_i	f	f
finished-by f_i	b	$b_i o_i$ $m_i d_i$	o d	d_i	o s_i	o_i d_i	m	s_i	o	d_i	f	f_i



- ### Eigenschaften von Repräsentationen
- Unterschiede bzgl.
- Robustheit
 - Eindeutigkeit
 - Kompaktheit
 - Transformationen
 - Mengen-Operationen
 - Weitere Verarbeitung
 - Kommunizierbarkeit
- H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 46

- ### Repräsentation des Roboters
- Allgemeine Werte:
- Größe
 - Beweglichkeit (Kurvenradius, Glieder, ...)
 - Constraints
 - „holonomic constraints“:
 - bezogen auf Position (z.B. notwendiger Abstand)
 - „nonholonomic constraints“:
 - nicht auf Position reduzierbar, schwer planbar
- Aktuelle Werte:
- Position (Koordinaten, Richtung, Gliederstellungen, ...)
 - Rolle, Aufgaben
- H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 47

- ### Repräsentation anderer Akteure
- Was weiß er?
 - Was kann er?
 - Was soll er?
 - Was will er?
 - Was empfindet er?
- H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 48

Repräsentation anderer Akteure

Mentale Zustände Formalismen z.B. Modale Logiken

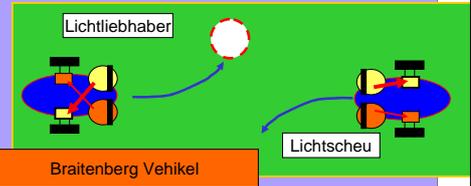
- Bzgl. seiner Annahmen
- Bzgl. seiner Fähigkeiten
- Bzgl. seiner Verpflichtungen:
 - Aufgaben
 - Ziele
 - Pläne
 - Wünsche, ...
- Bzgl. seiner Empfindungen

Philosophische Probleme:

- Bewusstsein
- Willensfreiheit

Repräsentation anderer Akteure

- Aufgaben
- Ziele
- Pläne
- Wünsche



Zuschreibung oder Realität?

Darf man diese Begriffe für Maschinen verwenden?

Modellierung anderer Akteure

- Einschätzung des aktuellen Zustandes:
 - Beobachtung
 - Klassifizierung (Profiles)
 - Kommunikation (verbal, emotional, ...)

Wenn Programm bekannt (eigene Roboter):

- Zustand grundsätzlich berechenbar, wenn Eingabedaten (Sensordaten) bekannt sind

Philosophische Fragen:
Determinismus? Willensfreiheit?

Experiment: Verhaltenserkennung

Simulationsliga:
Verhaltensmodellierung für gegnerische Spieler

Beispiel:
Unter welchen Bedingungen wird welcher Pass ausgeführt?

- Lernmethode: Fallbasiertes Schließen
- Einsammeln von Fällen
 - Auswertung ähnlicher Fälle für Vorhersage des Passverhaltens

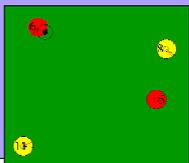
Dissertation
Jan Wendler

Experiment: Verhaltenserkennung

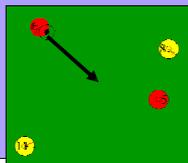
Trigger + Verhalten

Trigger:

- Wesentlicher Teil der Situation
- Spieler Positionen
 - Ball Position, Geschwindigkeit



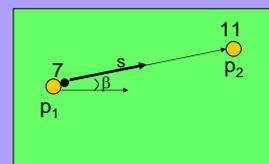
Verhalten:
Interpretierte Aktionsfolge
z.B. Pass in Richtung ...



Verhalten

Vokabular

Pass von Spieler 7 auf Position p_1
zu Spieler 11 auf Position p_2
mit Winkel β und Geschwindigkeit s



Situation (Trigger)

Vokabular

Primary Attributes

- $\vec{p_1 p_2}$
- $\angle(\vec{p_1 p_3}, \vec{p_1 p_2})$
- $\vec{p_1 p_3}.length$
- $\angle(\vec{p_1 p_4}, \vec{p_1 p_2})$
- $\vec{p_1 p_4}.length$

Secondary Attributes

- Player numbers
- Time
- Team
- ...

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 55

Fallbeschreibung

Fallbasis

Fall: [Trigger, Verhalten]

Parameter der Situation

Parameter des Verhaltens (Pass)

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 56

Ähnlichkeit

• Für Trigger
• Für Verhalten

Hypothese:
Ähnliche Trigger führen zu ähnlichem Verhalten

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 57

Ähnlichkeit für Trigger

• Gewichtete Summe lokaler Attribut-Ähnlichkeiten

Position p_1

- $\vec{p_1 p_2}$
- $\angle(\vec{p_1 p_3}, \vec{p_1 p_2})$
- $\vec{p_1 p_3}.length$
- $\angle(\vec{p_1 p_4}, \vec{p_1 p_2})$
- $\vec{p_1 p_4}.length$

$$situation_sim(s^1, s^2) = \sum_{i=1, \dots, n} w_i * attribut_i_sim(a^1, a^2)$$

Gewichte w_i experimentell bestimmt

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 58

Evaluierung: Vorhersage-Genauigkeit < 50%

URSACHEN

Entscheidung des Gegenspielers nicht nur von einer Situation abhängig:

- Deliberatives Verhalten
- Zustände (Weltmodell, Ziele/Pläne)

Gegenspieler hat beschränkte Sicht auf Situation

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 59

Repräsentation „sozialer Beziehungen“

Multi-Roboter-Systeme

- Probleme der Koordination
- Kommunikation: Sprache, Protokolle

Organisation (Struktur, Hierarchie, ...)

- Rollen (dauerhaft)
- Aufgaben (zeitweise)

Attribute/Eigenschaften im sozialen Kontext

- Verantwortlichkeiten (Entscheidungen, Weisungen)
- Kooperationsbereitschaft
- Vertrauenswürdigkeit

Beziehungen von Robotern

- zu Robotern
- zu Menschen

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 60

Lokalisierung

Problem der (Selbst-)Lokalisierung:

Aktuelle Position (Ort und Orientierung) in einer Repräsentation der Umgebung (Karte) bestimmen

- 2D: 3 Parameter
- 3D: 6 Parameter

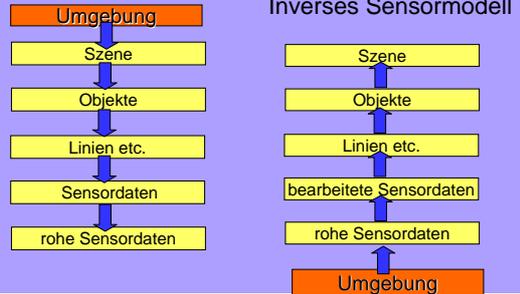
Hauptproblem: Ortsbestimmung

Bei bekanntem Ort Orientierung dann meist einfach zu bestimmen

Lokalisierung

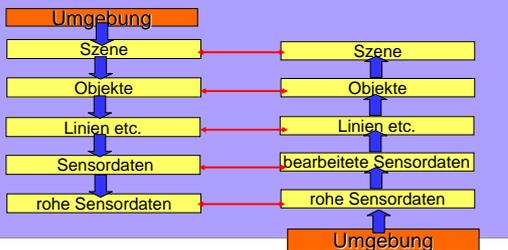
Sensormodell

Jeweils auf Position des Roboters bezogen



Lokalisierung

Auswertungen und Vergleiche zur Lokalisierung sind auf allen Ebenen möglich



Lokalisierung

- Globales Problem („starkes Problem“): „Kidnapped Robot“
 - Position kann an beliebiger Stelle sein
 - Ort identifizieren
- Lokales Problem („schwaches Problem“): „Dead reckoning“
 - Position innerhalb eines Bereichs, in der Nähe einer bekannten Position
 - Veränderungen erkennen

- Relative Messung: Position + Bewegungsmessung
- Absolute Messung: Berechnung aus Sensordaten

Relative Messungen

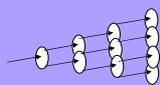
Auswerten: Initiale Position + Bewegung

- Odometrie
 - Fortbewegung
 - Steuerung
- Trägheit
 - Beschleunigung (Accelerometer)
 - Rotation (Gyroskop)

$$s = \int v dt$$

$$v = \int b dt$$

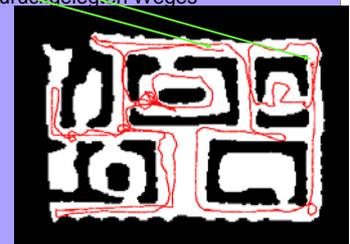
Inkrementelles Verfahren
Problem: Fehlerfortpflanzung



Positionsbestimmung mittels Odometrie

Ausgangspunkt bekannt.
Aktuelle Position bestimmen durch Messung des zurückgelegten Weges

- Messmethoden
 - Radencoder
 - Beinbewegungen
 - Dopplereffekt
 - Steuerbefehle
 - Trägheitssensoren



Odometrie: Messfehler

Hauptproblem: Winkelabweichungen



Weitere Probleme z.B.
Fehlende Bodenhaftung
Behinderung (z.B. andere Roboter)

Odometrie: Messfehler

Systematische Fehler für Winkelabweichung

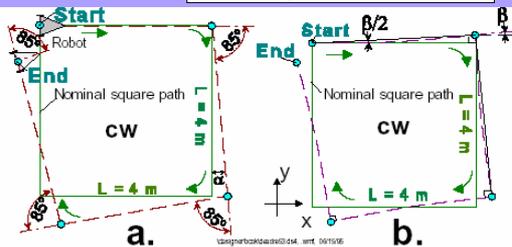
- 2 Arten:
- Ungleichmäßiger Radlauf (Raddurchmesser, Radabstand, ...)
 - Lenkfehler (Achsstand, Lenkungsspiel, ...)

Kalibrierung

- Test
 - z.B. Quadrat-Weg-Tests
- Korrektur
 - Mechanisch
 - Softwaretechnisch

Odometrie: Messfehler

Quadrat-Weg-Test: Fehler (a) Lenkfehler und Fehler (b) Ungleicher Radlauf führen zu gleichem Testresultat



Odometrie: Messfehler

Quadrat-Weg-Test:

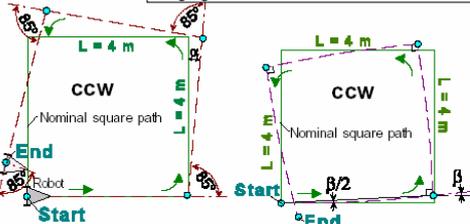
Fehler (a) Lenkfehler und Fehler (b) Ungleicher Radlauf führen zu gleichem Testresultat

Problem:

Kann (b) Ungleicher Radlauf korrigiert werden durch (a) veränderte Lenkung?

Odometrie: Messfehler

Bei Test in anderer Richtung haben Fehler (a) Lenkfehler und Fehler (b) Ungleicher Radlauf dagegen unterschiedliches Resultat



Odometrie: Messfehler

Quadrat-Weg-Tests:

Unterschiede identifizierbar bzgl.

- Lenkfehler (Falscher Radstand)
- Ungleiche Räder

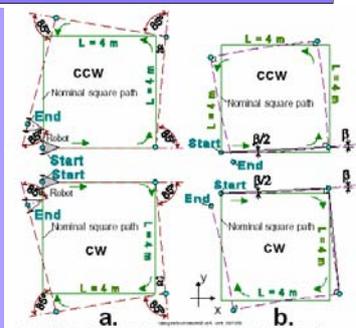
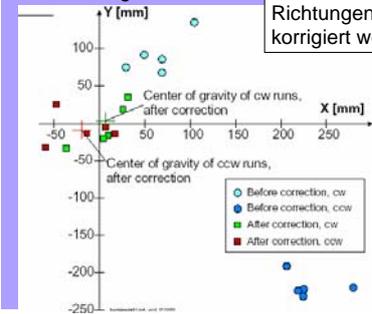


Figure 5.9: Type A and Type B errors in the ccw and cw directions. a. Type A errors are caused only by the wheelbase error E_b . b. Type B errors are caused only by unequal wheel diameters E_d .

Odometrie: Messfehler

Quadrat-Weg-Test:



Die Fehler müssen in beiden Richtungen getestet und ggf. korrigiert werden.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

73

Odometrie: Messfehler

- Systematische Fehler für Entfernungsmessung
 - Im Bereich der Modelle/Messungen:
 - Radencoder, Laufmodelle, ...
- Nichtsystematische Fehler
 - Bodenbeschaffenheit
 - Übersteuerung
 - äußere Einwirkungen

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

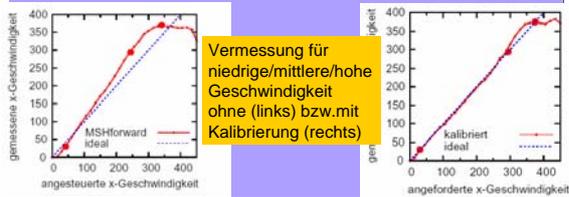
74

Odometrie: Kalibrierung AIBO

Diplomarbeit Düffert

Damit angeforderte und tatsächliche Geschwindigkeit möglichst gut übereinstimmen, ist Kalibrierung notwendig:

- Vermessung der erzielbaren Geschwindigkeiten
- Korrekturwerte für die Ansteuerung



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

75

Odometrie: Behinderungen erkennen

Vergleich der angeforderten Gelenkbewegungen mit den gemessenen ausgeführten Gelenkbewegungen:
Charakteristische Muster bei Behinderungen identifizieren



Publikation Hoffmann/Göhring:

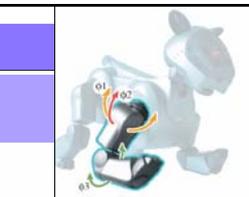
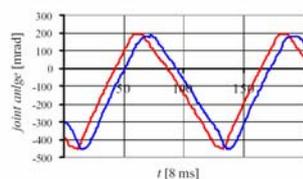
Sensor-Actuator-Comparison as a Basis for Collision Detection for a Quadruped Robot

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

76

Befehl und Ausführung



FL = front leg

Fig. 2. Sensor and actuator data of freely moving legs (in the air) at a desired groundspeed of 75 mm/s. Sensor and actuator curves are almost congruent except for a slight phase shift.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

77

Vergleich Befehl/Ausführung

Differenzen (TSD) lassen Behinderungen erkennen.
Dazu müssen die Kurven adjustiert werden (verzögerte Ausführung von Befehlen)

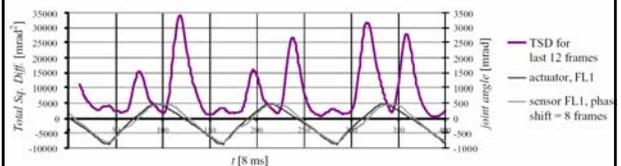


Fig. 3. Sensor and actuator data of a collision with the field boundary walking forward at 150 mm/s. In the Total Squared Difference (TSD) the collisions can be seen as peaks in the curve. They occur briefly after the actual collision and can easily be distinguished from unhindered movements.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

78

Vergleich Befehl/Ausführung

Verzögerte Ausführung (mechanische Ursachen)
und unterschiedliche Reaktionsstärke (PID-Regler)

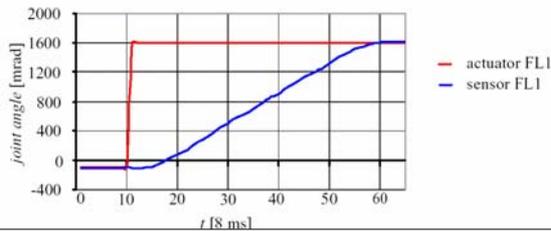


Fig. 4. Sensor and actuator data for a rectangular actuator impulse. The actuator function jumps to its new value. The corresponding servo's direction sensor readings are shown.

Vergleich Befehl/Ausführung

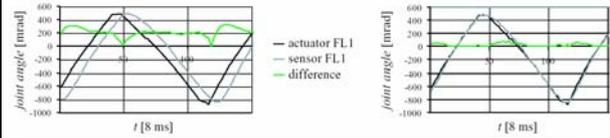


Fig. 5. Left. Sensor and actuator data for walking freely at 150 mm/s. Actuator and sensor curve out of phase and the corresponding TSD. Right. As above but phase shifted. Sensor function is shifted by 8 frames. The corresponding TSD now clearly shows collisions (peaks in the curve).

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

80

Vergleich Befehl/Ausführung

Erkennung von Behinderungen: TSD > Grenzwert
⇒ Roboter-Steuerung kann reagieren
Grenzwert an Dauer der Bewegungsanforderung anpassen

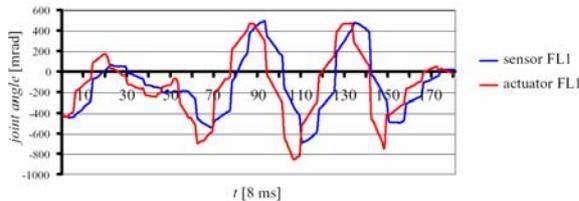


Fig. 6. Actuator commands and sensor measurements during an actual RoboCup game. The robot is changing directions frequently. It can be seen that the servo is unable to perform the requested motions.

Absolute Lokalisierung

Absolute Messungen.

Aus Sensordaten Position bestimmen mittels Wissen über die Umgebung (Karten, Landmarke, ...)

Abhängigkeit von Repräsentation
(Geometrisch, Topologisch, Gridbasiert, ...)

Explorative Verfahren: Mehrdeutigkeiten durch Messungen an verschiedenen Stellen auflösen (Odometrie notwendig)

Methoden

- Berechnung (z.B. Trigonometrie)
- Modellvergleich/Fehlerminimierung/Ähnlichkeit
- Intervall-Verfahren
- Voting-Verfahren

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

82

Orientierung an Landmarken

Natürliche Landmarken

Künstliche Landmarken mit spezifischen Kodierungen

- aktiv
- passiv

Speziell:

AGV (Automatic guided vehicle)
auf vorgegeben Linien

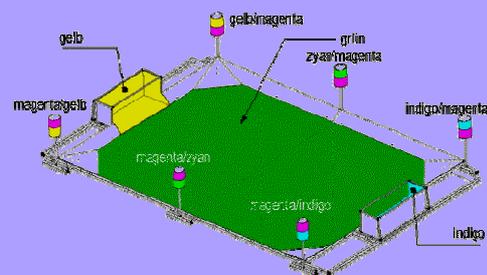
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

83

Orientierung an Landmarken

Spezielle Formen: Kodierung



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

84

Landmarken

- Video-basiert
 - Markierungen zur Unterscheidung
 - Leuchtbaken
 - Senkrechte Linien, Farben
 - Spezielle Fourier-Spektren etc.
- Laser + Reflektoren
- Sonar + geometrische Landmarken
- Aktiv radio-basiert: GPS
- Geruch

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

85

Stationäres Lokalisierungssystem

Stationäre Sensorsysteme beobachten Roboter

- Stationäre Datenauswertung
- Stationäre Planung, (Grob-)Steuerung
- Lokale Sensoren für Hindernisse
- Lokale (Fein-)Steuerung
- Monitoring

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

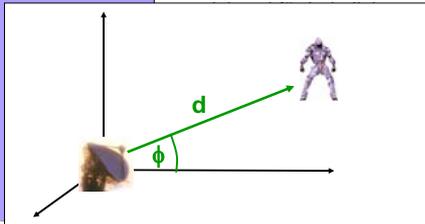
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

86

Stationäres Lokalisierungssystem

Vorteil: Absolute Daten der Messstation bekannt

Bei jeder einzelnen Messstation:
Winkel ϕ und Entfernung d zum Roboter



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

87

Kooperative Lokalisierung

- Kombination/Abgleich der Daten mehrerer Roboter
 - eigene Lokalisierungsdaten
 - gegenseitige relative Positionen
 - Identifizierung anderer Roboter als „Objekte“ (Roboter als „aktive Landmarken“)
 - Fehlerausgleich
- Bei gesicherter Position einzelner Roboter:
 - analog stationärem Verfahren
 - erreichbar durch
 - stationäre Lokalisierung für speziellen Roboter
 - spezieller Roboter mit spezieller Technik

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

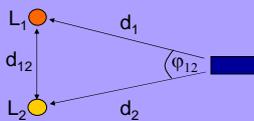
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

88

Geometrische Lokalisierungsverfahren

Verwendbare Daten:

- Landmarken L_i mit bekannter Position
- Entfernung d_{12} zwischen Landmarken (gemäß Position)
- Winkel ϕ_i für Roboter aus Sicht von L_i
- Winkel φ_{12} zwischen Landmarken aus Robotersicht
- Entfernung d_i Roboter/Landmarke



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

89

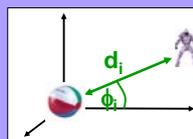
Positionsbestimmung aus Landmarken

Eine Landmarke kann ausreichen für Lokalisierung

- falls Roboter feststellen kann, in welcher

- Entfernung d_i und
- Richtung ϕ_i

er von der Landmarke aus gesehen wird



Bestimmung des Winkels z.B. durch

- Markierungen an der Landmarke oder
- absolute Orientierung des Roboters (Kompass)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

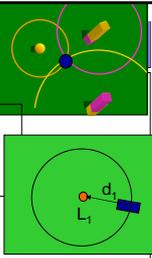
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

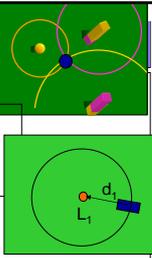
90

Schnittpunkte von Kreisen

Abstandsbasiert:

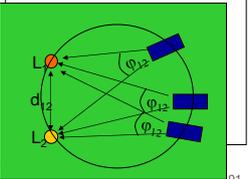
- Roboter auf Kreis um Landmarke L_1 mit konstantem Abstand (Radius) d_1

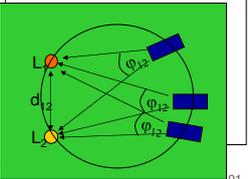




Winkelbasiert:

- Roboter auf Kreis über d_{12} für konstanten Winkel φ_{12}





H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 91

Trigonometrische Verfahren

Dreiecksberechnungen anhand von Winkeln/Distanzen

- Trilateration: Abstandsbasiert
- Triangulation: Winkelbasiert

Positionen der Landmarken sind bekannt (damit auch die Abstände zwischen ihnen)

Bekannte Winkel bzw. Seitenlängen im Dreieck setzen Constraints für restliche Winkel/Längen (in vielen Fällen eindeutig bei 3 gegebenen Größen)

Verwendbare Formeln:
Sinus-, Kosinus-, Tangens-Satz, Kosinusformel

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 92

Trigonometrische Verfahren

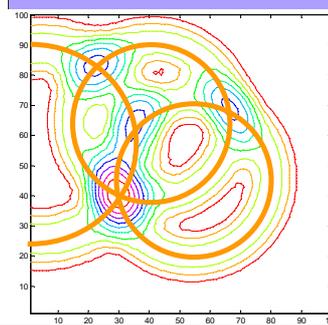
Fehlerquellen

- Messung, insbesondere falls
 - Roboter und Landmarken „schlecht platziert“
 - hohe Fehleranfälligkeit verwendeter Formeln für spezifische Daten (trigonometrische Funktionen)
- Falsch identifizierte Landmarken
 - Verwechslungen
 - „Geisterbilder“

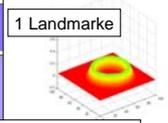
H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 93

Trigonometrische Verfahren

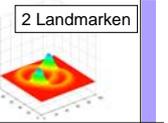
Wahrscheinlichkeiten für Aufenthaltsort



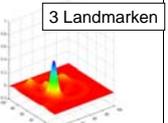
1 Landmarke



2 Landmarken



3 Landmarken



H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 94

Trigonometrische Verfahren

Fehlerbetrachtung:

- GDPO: Geometric Dilution of Precision

$$GDPO = \Delta X / \Delta S$$
 mit Fehler ΔX der Positionsschätzung X
 Fehler ΔS der Sensordaten S
- Fehlerkorrektur:
 - Benutzung „guter“ Landmarken
 - Benutzung mehrerer Landmarken

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 95

Kombination von Daten (Sensorfusion)

Problemstellung:

- Ausgangssituation:
 - Unterschiedliche Messungen aus verschiedenen Quellen zu verschiedenen Zeiten kombinieren
- Ziel:
 - Bestimmung des gesuchten Wertes
 - Abschätzung der Zuverlässigkeit (Fehler)

Beispiel:
 Lokalisierung des Roboters mittels

- Odometrie-Daten
- Abstandsmessungen (Sonar, Laser, ...)
- Visuelle Daten

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 96

Kombination (Sensorfusion)

Einfaches Vorgehen

- Bestimmung des gesuchten Wertes x als Mittelwert von N Einzelmessungen $x(1), \dots, x(n)$

$$\mu = \sum x(n) / N$$
- Abschätzung der Zuverlässigkeit (Varianz)
$$\sigma^2 = \sum (\mu - x(n))^2 / N$$

Analog für Vektoren $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_k]$

- Mittelwert $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \dots, \mu_k]$ mit $\mu_i = \sum x_i(n) / N$
- Kovarianzmatrix $\boldsymbol{\Sigma} = ((\sigma_{ij}))$ mit $\sigma_{ij} = \sum (\mu_i - x_i(n)) (\mu_j - x_j(n)) / N$

Kombination (Sensorfusion)

Verbesserung: Gewichtete Messungen

Wichtung gemäß Zuverlässigkeit/Wahrscheinlichkeit:

Erwartungswert: $\mu = E(X) = \sum P(x(n)) \cdot x(n)$
 Varianz: $\sigma^2 = E((E(X)-X)^2) = \sum P(x(n)) \cdot (E(X) - x(n))^2$

Analog für Vektoren $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_k]$

- Erwartungswert $\boldsymbol{\mu} = E(\mathbf{x}) = [E(X_1), \dots, E(X_k)]$
- Kovarianzmatrix $\boldsymbol{\Sigma} = ((\sigma_{ij}))$ mit $\sigma_{ij} = E((E(X_i)-X_i)(E(X_j)-X_j))$

Kombination (Sensorfusion)

Unterschiedliche Berechnungen:

Erste Berechnung:

Weiterentwicklung gemäß Aktionsmodell
(Steuerung, Odometrie)

Zweite Berechnung:

ausgehend von Beobachtungen
(Sensormessungen)

Problem: Kombination zu einheitlicher Berechnung?

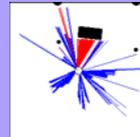
Kombination (Sensorfusion)

Beide Berechnungen sind fehlerbehaftet

Fehler bei Steuerung und Odometrie



Fehler bei Messungen,
z.B. Abstandsmessungen



Modellierung

$\mathbf{x}(t)$ = Ortsvektor zur Zeit t
(oder allgemeiner: Vektor der interessierenden Parameter)
 $\mathbf{z}(t)$ = Beobachtungsvektor zur Zeit t

Aktionsmodell als Differenzgleichung:

$$\mathbf{x}(t) = \Phi [\mathbf{x}(t-1), \mathbf{u}(t-1)] + \mathbf{v}(t)$$

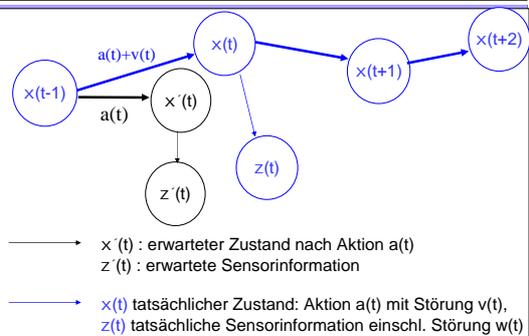
Φ = Übergangsfunktion (könnte auch zeitabhängig sein)
 $\mathbf{u}(t)$ = Steuereingabe, $\mathbf{v}(t)$ = Rauschen

Beobachtungsmodell:

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{h} [\mathbf{x}(t), \boldsymbol{\xi}] + \mathbf{w}(t)$$

\mathbf{h} = Sensormodell (könnte auch zeitabhängig sein)
 $\boldsymbol{\xi}$ = Umweltmodell, $\mathbf{w}(t)$ = Rauschen

Modellierung



Idee der Verschmelzung

Roboter bewegt sich von $x(t-1)$ von $x(t)$ und misst dort $z(t)$

Erste Schätzung (a-priori-Schätzung):

Wo er zunächst glaubt zu sein:

Berechnung: $x'(t)$ (Aktionsmodell: $\Phi[x(t-1), u(t-1)] + v(t)$ angewendet auf frühere Schätzung $x''(t-1)$)

Fehler: $e'(t) = x(t) - x'(t)$

Was er in angenommener Position $x'(t)$ messen müsste:

$$z'(t) = h [x'(t), \xi] + w(t)$$

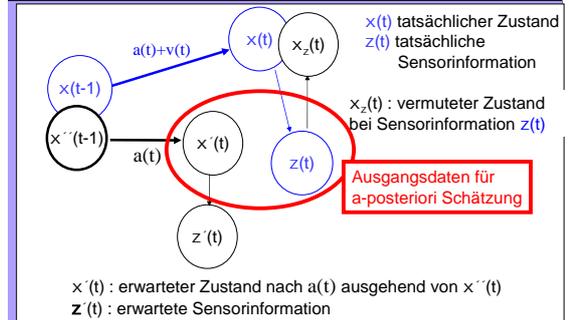
Was er tatsächlich misst: $z(t)$

Wo er demzufolge sein müsste:

$$x'_z(t) \text{ derart, dass } z(t) = h [x'_z(t), \xi] + w(t)$$

Dabei auch Unterschied zwischen $x(t)$ und $x'_z(t)$ bei fehlerhaftem $z(t)$

Modellierung



Idee der Verschmelzung

Roboter bewegt sich von $x(t-1)$ von $x(t)$ und misst dort $z(t)$

Zweite Schätzung (a-posteriori-Schätzung):

Wo er jetzt glaubt zu sein:

Geeignet gewichtetes Mittel von $x'(t)$ und $x'_z(t)$

$$x''(t) = x'(t) + c \cdot (x'_z(t) - x'(t))$$

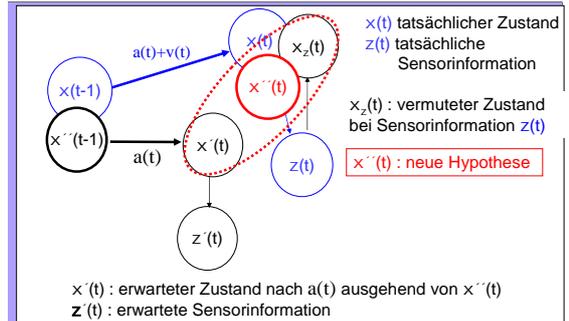
mit $c \in [0,1]$

c repräsentiert Bedeutung der Messung $z(t)$:

$$x''(t) = x'_z(t) \text{ bei } c=1$$

Fehler: $e''(t) = x(t) - x''(t)$

Modellierung



Idee der Verschmelzung

Roboter bewegt sich von $x(t-1)$ von $x(t)$ und misst dort $z(t)$

Insgesamt:

Erste Schätzung

(a-priori-Schätzung gemäß Aktionsmodell aus $x''(t-1)$):

$$x'(t) = \Phi[x''(t-1), u(t-1)] + v(t)$$

Fehler: $e'(t) = x(t) - x'(t)$

Zweite Schätzung

(a-posteriori-Schätzung. Aktionsmodell und Messung):

$$x''(t) = x'(t) + c \cdot (x'_z(t) - x'(t)) \quad \text{mit } c \in [0,1]$$

Fehler: $e''(t) = x(t) - x''(t)$

Kalmanfilter

Benötigt spezielle Voraussetzungen:

Lineare Modelle:

- Aktionsmodell $x(t) = A x(t-1) + v(t)$

- Sensormodell $z(t) = H x(t) + w(t)$

mit Matrizen A , H

Normalverteilte Fehler (Gaußverteilung)

- Schätzung für $x(t)$: $P(X=x) = N(\mu_x, \Sigma_x)(x)$

- Schätzung für $z(t)$: $P(Z=z) = N(\mu_z, \Sigma_z)(z)$

Dabei bezeichnet jeweils μ den Mittelwert und Σ die Kovarianzmatrix

Normalverteilte Fehler $v(t)$, $w(t)$

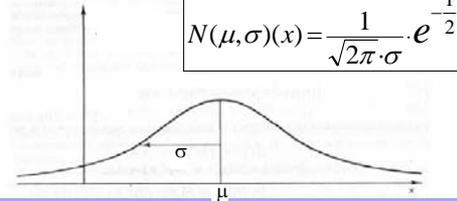
Gaußverteilungen

Gaußverteilungen

sind durch Mittelwert und Varianz bestimmt

Für eine Variable X
mit Mittelwert μ und Varianz σ^2 :

$$N(\mu, \sigma)(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \cdot e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}$$



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

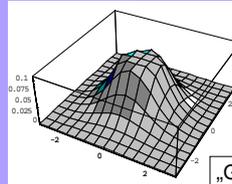
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

109

Gaußverteilungen

Für einen Vektor X
mit Mittelwertvektor μ und Kovarianzmatrix Σ :

$$N(\mu, \Sigma)(x) = \alpha \cdot e^{-\frac{1}{2}((x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu))}$$



$$\alpha = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n \cdot \det(\Sigma)}}$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

110

Gaußverteilungen $N(\mu, \Sigma)(x) = \alpha \cdot e^{-\frac{1}{2}((x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu))}$

Die Mittelwerte μ sind die Schätzungen,
Die Kovarianzmatrizen Σ ergeben sich aus den Fehlern:

Erste Schätzung (a-priori-Schätzung, Aktionsmodell):

$$\mu_x(t) = x(t) = A x(t-1) \quad (\text{Erwartungswert von } v(t) \text{ ist } 0)$$

$$\text{Fehler: } e(t) = x(t) - x(t)$$

$$\Sigma_x(t) = E[e(t), e(t)^T]$$

In der Praxis müssen Fehler
meist geschätzt werden.

Zweite Schätzung (a-post.-Sch. Aktionsmodell + Messung):

$$\mu_x(t) = x(t) = x(t) + c \cdot (x_z(t) - x(t)) \quad \text{mit } c \in [0,1]$$

$$\text{Fehler: } e(t) = x(t) - x(t)$$

$$\Sigma_x(t) = E[e(t), e(t)^T]$$

Diese Fehler sollen
minimiert werden.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

111

Gaußverteilungen $N(\mu, \Sigma)(x) = \alpha \cdot e^{-\frac{1}{2}((x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu))}$

Sensormodell:

$$z(t) = H x(t) + w(t)$$

Der Mittelwert μ_z ist die Messung,

mit Fehler $e_z(t) = z(t) - z(t)$

und Kovarianzmatrix $\Sigma_z(t) = E[e_z(t), e_z(t)^T]$

In der Praxis können die Fehler meist
gemessen werden.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

112

Gaußverteilungen $N(\mu, \Sigma)(x) = \alpha \cdot e^{-\frac{1}{2}((x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu))}$

Bei linearen Modellen:

• Aktionsmodell $x(t) = A x(t-1) + v(t)$

• Sensormodell $z(t) = H x(t) + w(t)$

mit Matrizen A , H und Gaußverteilten Fehlern $v(t)$, $w(t)$

werden aus Gaußverteilungen für $x(t-1)$

wiederum Gaußverteilungen für $x(t)$ und $z(t)$:

$$P(x(t) | x(t-1)) = N(A \cdot x(t-1), \Sigma_x(t) | x(t))$$

$$P(z(t) | x(t)) = N(H \cdot x(t), \Sigma_z(t) | z(t))$$

Wir können fortlaufend mit gaußverteilten Schätzungen
arbeiten. Sie sind bestimmt durch die jeweiligen
Mittelwerte und Kovarianzmatrizen.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

113

Kalmanfilter

Die Messungen bauen auf den vorangegangenen
Messungen auf.

Erste Schätzung (a-priori-Schätzung, Aktionsmodell):

$$\mu_x(t) = x(t) = A x(t-1)$$

$$\Sigma_x(t) = A \Sigma_x(t-1) A^T + Q$$

Dabei ist Q die Kovarianzmatrix für gaußverteiltes
Prozess-Rauschen $v(t)$, Q könnte auch zeitabhängig
sein.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

114

Kalmanfilter

Die zweite Schätzung (a-posteriori-Schätzung, Aktionsmodell + Messung) benutzt die Differenz $z(t) - H x'(t)$ („die Innovation“) zwischen tatsächlicher Beobachtung $z(t)$ und erwarteter Beobachtung $H x'(t)$.

Die Verrechnung (Umformung in Positionsdaten, Wichtung) erfolgt mittels einer Matrix $K(t)$:

$$\begin{aligned} \mu_{x'}(t) &= x''(t) = x'(t) + K(t) \cdot (z(t) - H x'(t)) \\ \Sigma_{x'}(t) &= (I - K(t) \cdot H) \Sigma_x(t) \end{aligned}$$

Kalmanfilter

$K(t)$ heißt Kalman-Gewinn-Matrix (Kalman-Gain). Sie soll den Fehler $\Sigma_{x'}(t)$ (d.h. $e''(t) = x(t) - x''(t)$) minimieren. Die Herleitung erfolgt mittels Nullstelle der 1. Ableitung ...

$$K(t) = \Sigma_x(t) H^T / (H \Sigma_x(t) H^T + R)$$

Dabei ist R die Kovarianzmatrix für gaußverteiltes Sensor-Rauschen $w(t)$, R könnte auch zeitabhängig sein.

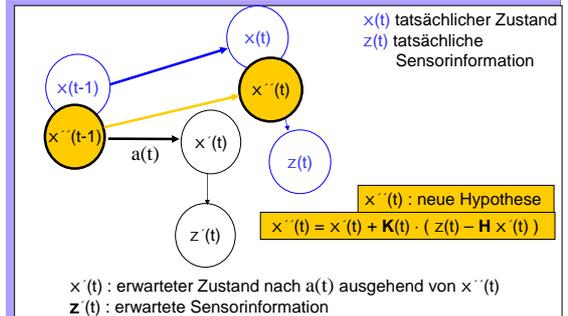
Kalmanfilter

Ablauf:

Zu den Zeiten t werden jeweils Vorhersagen aufgrund des Aktionsmodells getroffen (1.Schätzung) und das Resultat wird anhand der Messungen korrigiert (2.Schätzung)

$$\begin{aligned} x'(0), \Sigma_{x'}(0) \\ x'(t) &= A x''(t-1) \\ \Sigma_{x'}(t) &= A \Sigma_{x'}(t-1) A^T + Q \\ K(t) &= \Sigma_x(t) H^T / (H \Sigma_x(t) H^T + R) \\ x''(t) &= x'(t) + K(t) \cdot (z(t) - H x'(t)) \\ \Sigma_{x'}(t) &= (I - K(t) \cdot H) \Sigma_x(t) \end{aligned}$$

Kalmanfilter

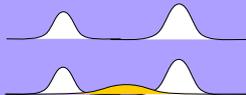


Kalmanfilter

Anstelle von Positionsdaten können auch andere Werte ermittelt werden

Insbesondere können auch Daten unterschiedlicher Sensoren fusioniert werden (auch kommunizierte Beobachtungen).

Probleme, falls Daten zu weit auseinanderliegen:



Kalmanfilter

Das Modell kann auch bei zeitabhängigen Matrizen $A(t)$, $H(t)$, $Q(t)$, $R(t)$ analog verwendet werden.

Konvergenz:

Bei Zeit-konstanten Matrizen A , H , Q , R konvergieren die Kovarianzmatrizen $\Sigma_{x'}(t)$, $\Sigma_{x''}(t)$ gegen Kovarianzmatrizen $\Sigma_{x'}$, $\Sigma_{x''}$.

Die entsprechenden Berechnungen der Grenzmatrizen können dabei offline erfolgen.

Erweiterte Kalmanfilter

- Voraussetzungen an Kalman-Filter:
 - Lineares Modell
 - Normalverteilte Fehler
- Erweiterung für nichtlineares Modell:
 - Approximationen (z.B. durch 1. Ableitungen) bei Prozessmodell und Messmodell
 - Zurückweisung zu stark abweichender Sensordaten

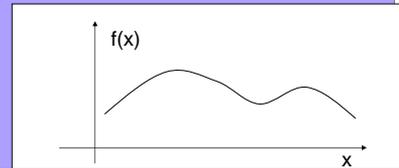
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

121

Kalmanfilter: Beispiel

- Annahme:
- Ort x eindimensional



Bei einem konkreten Messwert $z(t)$ zur Zeit t ergibt sich eine bedingte Verteilung $f(x)=P(x | z(t))$ für x zur Zeit t

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

122

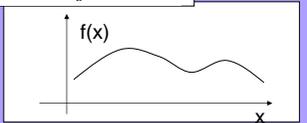
Kalmanfilter: Beispiel

Varianten für Schätzungen
des tatsächlichen Wertes von x :

Mittelwert (Erwartungswert): $\int_{-\infty}^{+\infty} x \cdot f(x) dx$

Maximum: $\text{argMax } f(x)$

Median: a mit $\int_{-\infty}^a x \cdot f(x) dx = \int_a^{+\infty} x \cdot f(x) dx$



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

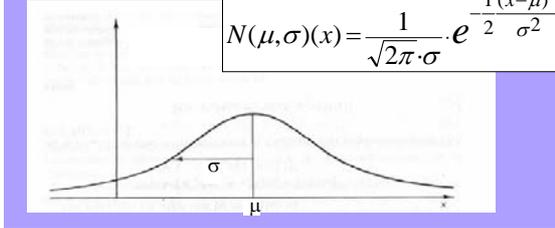
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

123

Kalmanfilter: Beispiel

Bei einer Gaußverteilung stimmen die drei Varianten überein:
 μ ist Mittelwert, Maximum und Median

$$N(\mu, \sigma)(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma} \cdot e^{-\frac{1}{2} \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2}}$$



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

124

Kalmanfilter: Beispiel 2 Messungen

Erste Messung z_1 ergibt Gaußverteilung mit Mittelwert μ' (entspricht Schätzung x' für x) und Varianz σ'^2

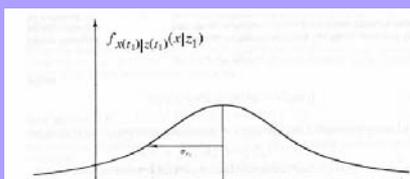


FIG. 1.4 Conditional density of position based on measured value z_1 .

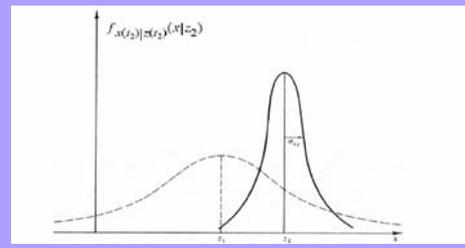
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

125

Kalmanfilter: Beispiel 2 Messungen

Zweite Messung z ergibt Gaußverteilung mit Mittelwert μ_z (entspricht Messung z für x) und Varianz σ_z^2



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

126

Kalmanfilter: Beispiel 2 Messungen

Kombination ergibt neue Gaußverteilung mit Mittelwert μ'' (entspricht Schätzung x' für x) und Varianz σ''^2

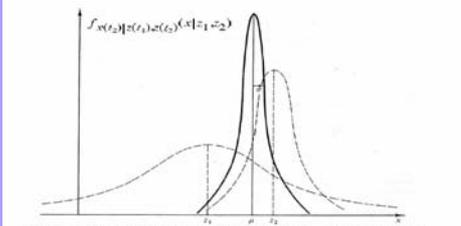


FIG. 1.6 Conditional density of position based on data z_1 and z_2 .

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

127

Kalmanfilter: Beispiel 2 Messungen

Unter bestimmten (vereinfachenden) Voraussetzungen gilt:
Mittelwert $\mu'' = [\sigma_z^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)] \mu' + [\sigma^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)] z$
Varianz $\sigma''^2 = 1 / (1 / \sigma^2 + 1 / \sigma_z^2)$

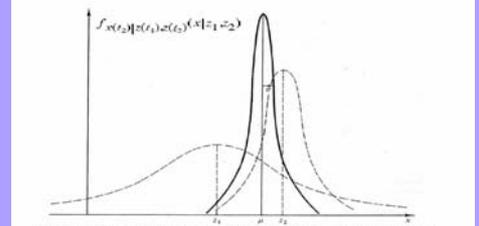


FIG. 1.6 Conditional density of position based on data z_1 and z_2 .

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

128

Kalmanfilter: Beispiel 2 Messungen

Umrechnung ergibt (vgl. Kalmanfilter):

$$\mu'' = [\sigma_z^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)] \mu' + [\sigma^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)] z$$

$$= \mu' + [\sigma^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)] (z - \mu')$$

$$= \mu' + K (z - \mu')$$

$$\text{mit Kalman-Gewinn } K = \sigma^2 / (\sigma^2 + \sigma_z^2)$$

$$\text{und } \sigma''^2 = (1 - \sigma^2) K$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

129

Kalmanfilter: Beispiel

Bewegung im Zeitraum t_1 bis t_2 mit Geschwindigkeit u und gaußverteilter Abweichung v mit Varianz σ_v^2 ergibt neue Gaußverteilung für Position mit Mittelwert $\mu'(t_2)$ (= erste Schätzung) und Varianz $\sigma'(t_2)^2$

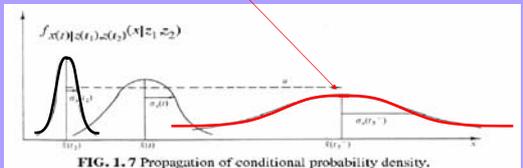


FIG. 1.7 Propagation of conditional probability density.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

130

Kalmanfilter: Beispiel

Messung $z(t_2)$ zur Zeit t_2 ergibt Gaußverteilung mit Mittelwert $\mu_z(t_2) = z(t_2)$ und Varianz $\sigma_z(t_2)^2$.

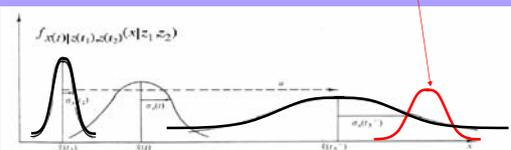


FIG. 1.7 Propagation of conditional probability density.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

131

Kalmanfilter: Beispiel

Messung $z(t_2)$ zur Zeit t_2 ergibt Gaußverteilung mit Mittelwert $\mu_z(t_2) = z(t_2)$ und Varianz $\sigma_z(t_2)^2$.

Die neue Verteilung zur Zeit t_2 mit der **zweiten** Schätzung $\mu''(t_2)$ für $x(t_2)$ entsteht durch Kombination mit der ersten Schätzung.

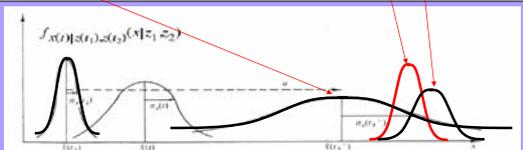


FIG. 1.7 Propagation of conditional probability density.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

132

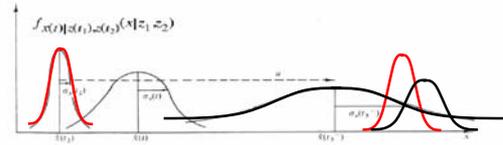
Kalmanfilter: Beispiel

Unter wiederum vereinfachenden Annahmen gilt:

$$\mu''(t_2) = \mu'(t_2) + K(t_2) \cdot (z(t_2) - \mu'(t_2))$$

$$\sigma''(t_2)^2 = (1 - K(t_2)) \cdot \sigma'(t_2)^2$$

mit $K(t_2) = \sigma'(t_2)^2 / (\sigma'(t_2)^2 + \sigma_z(t_2)^2)$



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

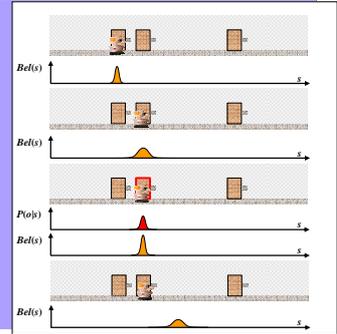
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

133

Anwendbarkeit für Kalmanfilter

Kalmanfilter betrachtet eine Vorhersage (Hypothese).

Für lokales Lokalisierungsproblem ist das oft ausreichend.



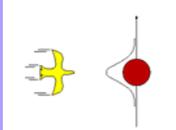
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

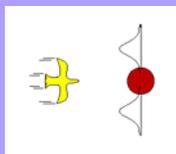
134

Anwendbarkeit für Kalmanfilter

Kalmanfilter betrachtet eine Vorhersage (Hypothese)



Es müssten aber zwei mögliche Hypothesen betrachtet werden (Möglichkeit: Zwei alternative Filter verwenden.)



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

135

Mehrere Hypothesen

Globales Lokalisierungsproblem („Kidnapped Robot“):



Initiale Positionsschätzung gleichverteilt:



Beobachtung (Die Türen sind nicht unterscheidbar):



Korrigierte Positionsschätzung:



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

136

Mehrere Hypothesen

Roboter läuft weiter:



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

137

Mehrere Hypothesen

Roboter läuft weiter:



Neue Positionsschätzung (Laufmodell):



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

138

Mehrere Hypothesen

Roboter läuft weiter:

Neue Positionsschätzung (Laufmodell):

$$Bel(s)$$

Beobachtung (Die Türen sind nicht unterscheidbar):

$$P(o|s)$$

Korrigierte Positionsschätzung:

$$Bel(s)$$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 139

Bayessche Modellierung (Wdh.)

s: Zustand der Welt mit *a-priori-Wahrscheinlichkeit* $P(s)$
 o: Sensormessung mit bedingter Wahrscheinlichkeit $P(o|s)$
a-posteriori-Wahrscheinlichkeit für s nach Messung von o :

$$Bel(s) = P(s|o) = \alpha \cdot P(o | s) \cdot P(s)$$

(α ist Normierungsfaktor für Gesamtwahrscheinlichkeit 1)

A-priori-Wahrscheinlichkeiten in dynamischer Welt:
 Allgemeines Übergangsmodell:
 $P(S_{t+1} | S_1, S_2, S_3, \dots, S_t)$
 Markov-Annahme:
 $= P(S_{t+1} | S_t)$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 140

Bayessche Modellierung (Wdh.)

$$Bel(S_{t+1}) = P(S_{t+1} | o_1, \dots, o_{t+1}) = P(S_{t+1} | o_1, \dots, o_t, o_{t+1})$$

Bayes:

$$= \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}, o_1, \dots, o_t) P(S_{t+1} | o_1, \dots, o_t)$$

Markov:

$$= \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) P(S_{t+1} | o_1, \dots, o_t)$$

Konditionierung über s_t :

$$= \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) \sum_{s_t} P(S_{t+1} | s_t, o_1, \dots, o_t) P(s_t | o_1, \dots, o_t)$$

$$= \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) \sum_{s_t} P(S_{t+1} | s_t) P(s_t | o_1, \dots, o_t)$$

(Markov)

$$= \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) \sum_{s_t} P(S_{t+1} | s_t) Bel(s_t)$$

Bayes-Filter:

Rekursion mittels Übergangsmodell und Sensormodell:

$$Bel(S_{t+1}) = \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) \sum_{s_t} P(S_{t+1} | s_t) Bel(s_t)$$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 141

Localization With Bayes Filters

Folie von Tutorial Thrun 2000.

$$b(s_t) = \eta p(o_t | s_t) \int p(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) b(s_{t-1}) ds_{t-1}$$

$$\Rightarrow b(s_t | m) = \eta p(o_t | s_t, m) \int p(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}, m) b(s_{t-1} | m) ds_{t-1}$$

observation o

$p(o|s,m)$

Bayessche Modellierung

$$Bel(S_{t+1}) = \alpha P(o_{t+1} | S_{t+1}) \sum_{s_t} P(S_{t+1} | s_t) Bel(s_t)$$

Wie berechnen?

- Diskrete (Gridbasierte) Repräsentation der Roboterpositionen (Ort, Orientierung).
- Berechnung von $Bel(S_t)$ für jeden Rasterpunkt S_t

Problem: Aufwendige Rechnungen
 Tatsächlich meistens (!) nur an wenigen Stellen Berechnung erforderlich:
 Methode: „Selective Update“ Zellen mit S_t geringer Wahrscheinlichkeit $Bel(S_t)$ gleichmäßig aktualisieren:
 $Bel(S_{t+1}) = \beta Bel(S_t)$ mit geeignetem Faktor β

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 143

Bayes Filter: „Markov-Lokalisierung“

Initialisierung: $Bel_0(s_0) = P(s_0)$
 (a-priori Positionsschätzung)

Nach Sensormessung o_t :

$$Bel_t(s_t) = \alpha_t P(o_t | s_t) Bel_{t-1}(s_t)$$

mit inkrementell berechnetem Normalisierungsfaktor $\alpha_t = \sum_{s_t} Bel_t(s_t)$

Nach Bewegung/Odometriemessung a_t :

$$Bel_t(s_t) = \sum_{s_{t-1}} P(s_t | a_t, s_{t-1}) Bel_{t-1}(s_{t-1})$$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 144

Markov Localization in Grid Map

Folie von Tutorial: Thrun 2000

[Burgard et al 96] [Fox 99]

Monte-Carlo-Methode/Partikelfilter

(importance sampling, condensation algorithm)

Effiziente Approximation für Bayes-Filter

Idee:

- Aufmerksamkeit auf interessierende Bereiche richten
- Andere Bereiche oberflächlich beobachten

„Partikel“ als Vergleichssensoren für verschiedene Positionen:

- Viele Partikel für interessante Bereiche
- Verstreute Partikel für restliche Bereiche
- Partikel vergleichen Sensorinformation des Roboters mit eigenen (nach Karte berechneten) Sensorinformationen: Bewertung der Partikel nach Übereinstimmung.

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 146

Monte-Carlo-Methode/Partikelfilter

Approximation von $Bel_t(s_t)$ durch m gewichtete Beispiele (Partikel)

$$[s_t^{(1)}, w_t^{(1)}], \dots, [s_t^{(m)}, w_t^{(m)}]$$

jeweils mit

- Position $s_t^{(i)}$ und
- Wichtung $w_t^{(i)}$ „Importance factor“

= Maß des Vertrauens in Beispiel $s_t^{(i)}$ gemäß $Bel_t(s_t^{(i)})$:
 $w_t^{(i)} = \alpha Bel_t(s_t^{(i)})$ mit Normierungsfaktor $\alpha = (\sum w_t^{(i)})^{-1}$

Initial (ohne Vorinformation):
 Räumlich gleichverteilte Auswahl der $s_t^{(i)}$ mit $w(s_t^{(i)}) := m^{-1}$

H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 147

Monte-Carlo-Methode/Partikelfilter

Aktualisierung für Übergang nach einer Bewegung a und einer Beobachtung o durch m -malige Berechnungen:

- Auswahl eines Beispiels $s_t^{(i)}$ mit Auswahlwahrscheinlichkeit $w_t^{(i)}$
- Neues Beispiel $[s_{t+1}^{(i)}, w_{t+1}^{(i)}]$ berechnen gemäß Bewegungsmodell $P(s_{t+1}^{(i)} | a, s_t^{(i)})$ und Sensormodell $w_{t+1}^{(i)} := \alpha P(o | s_{t+1}^{(i)})$.
- Normierung mit Normierungsfaktor $\alpha = (\sum w_{t+1}^{(i)})^{-1}$.
- Einige Beispiele durch zufällige (gleichverteilte) Beispiele ersetzen (Anzahl proportional zur Abweichung der Sensordaten von Erwartung)

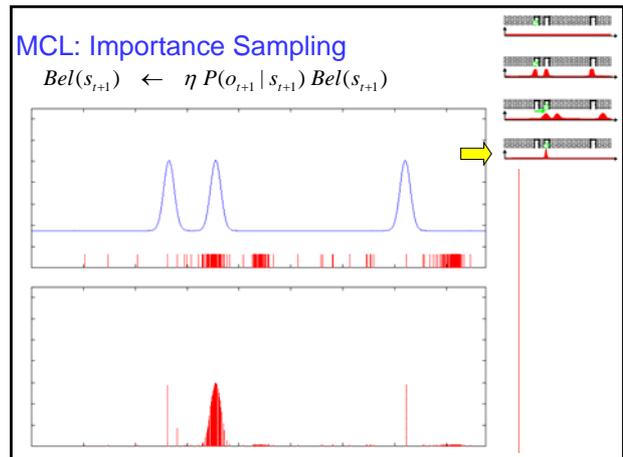
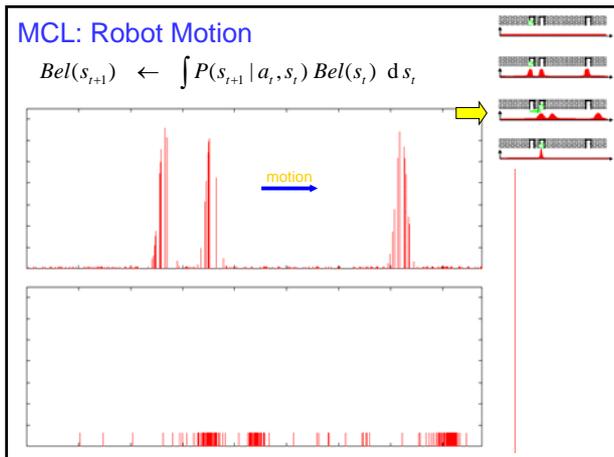
H.D.Burkhard, HU Berlin Winter-Semester 2005/2006 Vorlesung Kognitive Robotik Weltmodelle 148

Monte Carlo Localization (MCL)

Folien nach Tutorial: Thrun 2000

MCL: Importance Sampling

$$Bel(s_t) \leftarrow \eta P(o_t | s_t) Bel(s_t)$$



Monte Carlo Localization

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

153

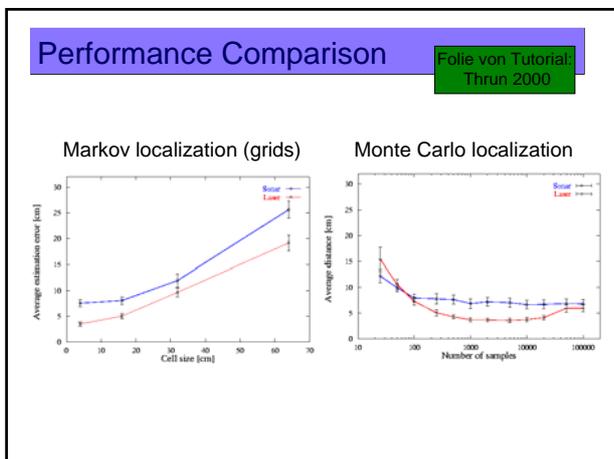
Monte-Carlo-Methode/Partikelfilter

- Behandlung von mehreren Hypothesen (mehrere Häufungspunkte von Partikeln)
- Any-time-Algorithmus (Anzahl der Partikel)
- Behandlung für „Kidnapped Robot Problem“:
 - Partikel in der Nähe des Roboters erhalten höhere Bewertung: Dadurch höhere Wahrscheinlichkeit für Auswahl und Entstehung weiterer Partikel.
 - Vom Roboter entfernte Partikel werden gleichzeitig weniger.
 - Dadurch verlagert sich der Häufungspunkt allmählich zum aktuellen Ort des Roboters.
 - Zeitdauer des Verlagerns durch Parameter beeinflussbar (trade-off zwischen Stabilität und Flexibilität).

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

154



Markov-Lokalisierung für dynamische Umgebungen

Markov-Bedingung verletzt durch bewegte Objekte

Pitfall: The World is not Markov!

Distance filters:

$$p(o, \text{is short}) = \int \int_{o_i < o} p(o | s_t, m) do b_i(s_t) ds_t \stackrel{?}{\geq} 0.99$$

[Fox et al 1998]

Markov-Lokalisierung für dynamische Umgebungen

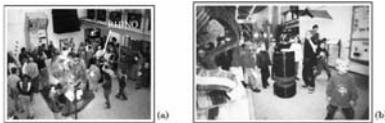


Fig. 7. Rhino surrounded by visitors in the Deutsches Museum Bonn.

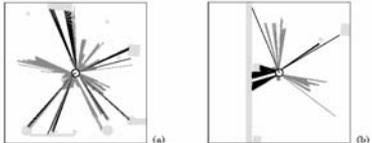


Fig. 8. Typical laser scans obtained when Rhino is surrounded by visitors.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

157

Markov-Lokalisierung für dynamische Umgebungen

Filterung für Sensordaten

zur Elimination der von dynamischen Objekten erzeugten Daten

– Entropie-Filter

Maß für Unsicherheit: $H(\text{Bel}) := -\sum_s \text{Bel}(s) \log(\text{Bel}(s))$

Änderung nach Integration der Sensormessung o :

$$\Delta H(\text{Bel} | o) := H(\text{Bel} | o) - H(\text{Bel})$$

Elimination von Sensordaten mit $\Delta H(\text{Bel} | o) < 0$

– Distanz-Filter

Wahrscheinlichkeit für fehlerhafte (zu kurze) Messung o :

$$P_{\text{short}}(o) := \sum_s P_{\text{short}}(o | s) \text{Bel}(s)$$

Elimination von Sensordaten mit $P_{\text{short}}(o) > \gamma$

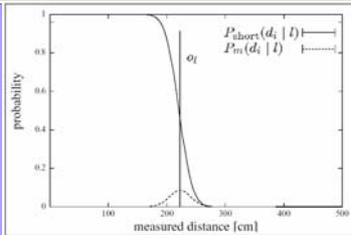
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

158

Markov-Lokalisierung für dynamische Umgebungen

Distanz-Filter



$P_m(d_i | I)$: Wahrscheinlichkeit für erwartete Distanzmessung
 $P_{\text{short}}(d_i | I)$: Wahrscheinlichkeit für kürzere Distanzmessung bei gegebenem Objekt mit Position s

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

159

Aktive Markov-Lokalisierung

Exploration für bessere Schätzung $\text{Bel}(s)$

Aktion a des Roboters führt von s nach s'

Auswahl optimaler Aktionen:

Modellierung als Markov Entscheidungsprozeß (MDP)

Zustandsübergänge (Bewegung) $s' = \delta(s, a)$

Nützlichkeit einer Aktion (Informationsgewinn) $u = v(s, a)$

Markov-Bedingung: s' , u nur abhängig von s , a

Partieller Markov-Prozeß (PMDP):

Beobachtbarkeit von s , s' eingeschränkt

Modellierung mittels Wahrscheinlichkeiten $\text{Bel}(s)$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

160

Aktive Markov-Lokalisierung

Auswahl-Strategie π (Aktion abhängig von Position)

$$a = \pi(s)$$

Aktion a soll Zuverlässigkeit von $\text{Bel}(\delta(s, a))$ maximieren

$$\pi(s) := \text{ArgMax}_a (U(a) - C(a)) \quad \text{Nutzen - Kosten}$$

Maß für Unsicherheit zur Zeit t :

$$H(\text{Bel}_t) := -\sum_s \text{Bel}_t(s) \log(\text{Bel}_t(s)) \quad (\text{Entropie})$$

Erwartete Nützlichkeit von Aktion a :

$$U_t(a) := H(\text{Bel}_t) - E_a [H(\text{Bel}_{t+1})]$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

161

Ähnlichkeiten auswerten

In der Regel gilt

- Benachbarte Positionen x führen zu ähnlichen Sensordaten $H(x)$

$$x_1 \sim x_2 \Rightarrow H(x_1) \sim H(x_2)$$

Umkehrung als Arbeitshypothese

- Ähnliche Sensordaten stammen von benachbarten Positionen

$$x_1 \sim x_2 \Leftarrow H(x_1) \sim H(x_2)$$

- Ähnlichkeiten von Beobachtungen z , z' messen durch Ähnlichkeitsfunktion

$$\text{sim}: Z \times Z \rightarrow [0, 1]$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

162

Ähnlichkeiten auswerten

Ähnlichkeiten bzgl. Sensordaten z :

- Bilder in verschiedenen Interpretationsstufen, z.B.:
 - Rohbild
 - Histogramme etc.
 - Objekte (Landmarken usw.)
 - Szenenbeschreibung
- Abstandsmessungen (Sonar, Laser ...)

Übliche Forderungen:

$$\text{sim}: Z \times Z \rightarrow [0,1]$$

$$\text{sim}(z,z) = 1 \quad (\text{aber i.a. nicht } \text{sim}(z,z') = 1 \Rightarrow z=z')$$

$$\text{sim}(z,z') = \text{sim}(z',z)$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

163

Ähnlichkeiten auswerten

Lokalisierungsverfahren auf der Basis von Ähnlichkeiten:

- 1) z beobachten
- 2) $x := \text{argmax}_x (\text{sim}(H(x), z))$ - evtl. mehrere Lösungen

$\text{sim}(H(x), z)$ bzw. $H(x)$ muss für beliebige Positionen x bekannt bzw. berechenbar sein, z.B. nach

- Landkarte
- Datenbank (Fallsammlung)

Partikel-Filter (MCL) benötigen ebenfalls Ähnlichkeitsmaß:

$P(s|o)$ ist Ausdruck für $\text{sim}(H(s), o)$

Die Verfahren zur Bestimmung von Ähnlichkeiten können deshalb für Partikelfilter verwendet werden.

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

164

Ähnlichkeiten auswerten

Bestimmung von $x := \text{argmax}_x (\text{sim}(H(x), z))$

- Betrachtung als Optimierungsproblem: Lösung z.B. mit heuristischer Suche (Bergsteigen) ausgehend von vermuteter Position
- Korrelationsverfahren
- Fehlerminimierung
- Fallbasierte Methoden: **Hier war ich schon ...**
Suche ähnlichsten Fall aus Falldatenbasis, verwende dessen Position als Lösung

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

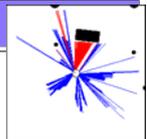
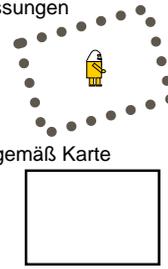
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

165

Ähnlichkeiten: Scanmatching

Ziel: maximale Übereinstimmung von

- Abstandsmessungen
- mit Wänden gemäß Karte



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

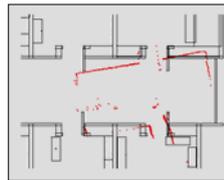
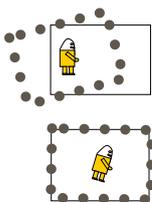
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

166

Ähnlichkeiten: Scanmatching

Übereinstimmung erreichbar durch

- Drehung
- Translation



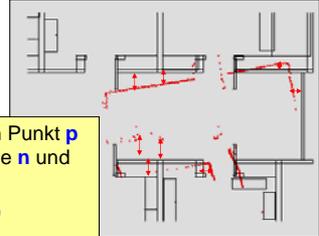
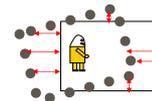
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

167

Ähnlichkeiten: Scanmatching

Ziel: Maximale Ähnlichkeit, d.h. Fehler bzgl. Übereinstimmung minimieren
Fehler: Abstand Scan-Punkte p zu Gerade g der Karte



Abstand $d(p,g)$ zwischen Punkt p und Gerade g mit Normale n und Startpunkt s :

$$d(p,g) = n \cdot (p-s)$$

(Skalarprodukt)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

168

Ähnlichkeiten: Scanmatching

Iteriertes Verfahren (Heuristische Suche):

Sukzessive hypothetische Roboter-Positionen x_1, x_2, x_3, \dots berechnen bis Fehler $E(x_i)$ hinreichend klein.

Berechnung des Fehler $E(x_i)$ bei Position x_i :

- Bestimme Lage der Scanpunkte p in Karte.
- Ermittle für jeden Scanpunkt p das nächste Geradenstück g in der Karte und ermittle den quadratischen Fehler $d^2(g,p)$
- $E(x_i) := \sum_p d^2(g,p)$ (Summe der Fehlerquadrate)

Heuristiken:

Übergang von x_i zu x_{i+1} im Sinne der Minimierung von $E(x_{i+1})$.
z.B. Gradientenabstieg oder

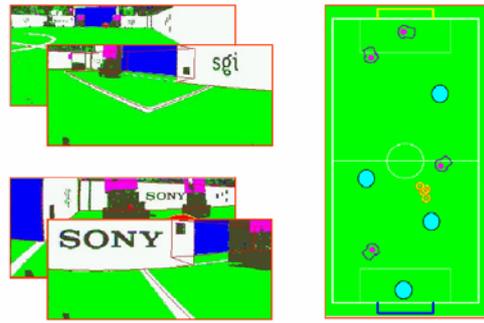
Orientierung an „aussichtsreicher“ Verschiebung von Scanpunkten

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

169

Matching von Kamerabildern



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

170

Ähnlichkeiten: Histogramme

Winkel-Histogramm-Verfahren

(Hinkel/Knieriemen u.a., Kaiserslautern)

Bezug auf Winkel:
Robustes Verfahren



- 1) Winkel für Gerade durch jeweils benachbarte Scan-Punkte (d.h. Orientierung der Geraden durch diese Punkte) messen

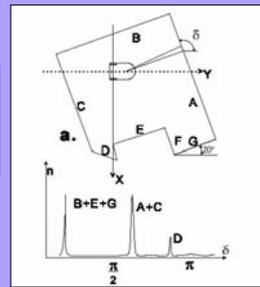
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

171

Ähnlichkeiten: Histogramme

- 2) Eintragen in Histogramm:
Wände ergeben Maxima
(bei Rechnung mod π :
parallele Wände in Deckung)



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

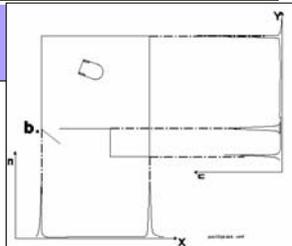
172

Ähnlichkeiten: Histogramme

- 3) Normalisierung:

Orientierung des Roboters parallel zu Koordinaten

- 4) Entfernungshistogramme bzgl. x und y ergeben dann genaue Position des Roboters



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

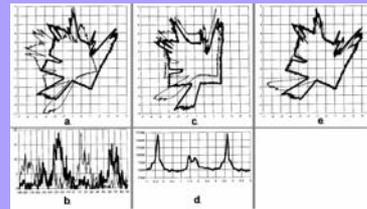
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

173

Ähnlichkeiten: Histogramme

Bewegungen verfolgen:

- Rotation des Roboters ergibt Phasenverschiebung der Winkelhistogramme
- (Geringe) Translation: Ähnliche Histogramme



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

174

Rasterung des Spielfeldes

- 14 x 9 Bereiche (20 x 20 cm) = 126 Fälle

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

181

Falldatenbasis

- Fallbeschreibung:
- Problembeschreibung:
 - (Ideales) Rundum-"bild" des Rasterpunktes
- Problemlösung: Koordinaten (x,y) des Rasterpunktes

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

182

Formale Beschreibung von Fällen

- Fälle als Mengen von **Informationseinheiten (IE)**
- Objekt-IE:
 - Flaggen
 - Tore [Objekt, Größe, Höhe]
- Beziehungs-IE: [Objekt-1, Objekt-2, Winkel]
- Positions-IE: [x-Koordinate, y-Koordinate]

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

183

Formale Beschreibung von Fällen

Fall als Mengen von **Informationseinheiten (IE)**

$$C = \{ e_1, \dots, e_i, e_{i+1}, \dots, e_j, e_{j+1} \}$$

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

184

Lokalisierungsproblem lösen

- Anfrage an die Falldatenbasis nach ähnlichen Fällen

Anfrage: Aktuelle Sichtinformation

- partiell (beschränkter Kamerawinkel)
- verrauscht

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

185

Lokalisierungsproblem lösen

- Aufbereitete **Anfrage:**
 - IEs der aktuellen Sichtinformation
 - verrauscht
 - unscharf (bzgl. existierender IEs)

Objekt-IE

- Flaggen
- Tore [Objekt, Größe, Höhe]

Beziehungs-IE

[Objekt-1, Objekt-2, Winkel]

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

186

Lokalisierungsproblem lösen

- Ähnlichkeiten zwischen aufbereiteten IEs der Anfrage und IEs der Fälle
gemäß Objekt, Größe, Höhe bzw. Winkel

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

187

Lokalisierungsproblem lösen

- Ähnlichkeit zwischen Anfrage q und Fällen c gemäß Ähnlichkeiten der IEs

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

188

Lokalisierungsproblem lösen

- Position adaptieren anhand der Positionen der ähnlichsten Fälle

Ähnlichkeit 50%

Ähnlichkeit 30%

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

189

Ähnlichkeit: Topologische Verfahren

Grundlage: topologische Karte als Graph:

- Knoten: Beschreibungen von Objekten (lokale Sensormodelle, ...)
- Kanten: Beziehungen zwischen Objekten

Verfahren von Kortenkamp/Weymouth:
Übergangspunkte (Türen) als Objekte

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

190

Ähnlichkeit: Topologische Verfahren

Problem:

- Sensordaten relativ zu Ort/Orientierung des Roboters,
 - A für Vergleich mit topologischer Karte
vor/neben/hinter dem Roboter?

Sensordaten als Graph aufbereiten
Lokalisierung durch Graphvergleich („Ähnlichkeit“) von Sensordaten mit Karte

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

191

Bewegte Objekte verfolgen (Tracking)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

192

Bewegte Objekte verfolgen (Tracking)

- Bewegungen detektieren
 - Differenzen von Sensordaten (z.B. Differenzbilder)
- Objekte an unterschiedlichen Positionen
 - Identifizierung
 - Matching
- Aufenthaltswahrscheinlichkeiten modellieren
 - Kalmanfilter
 - Partikelfilter

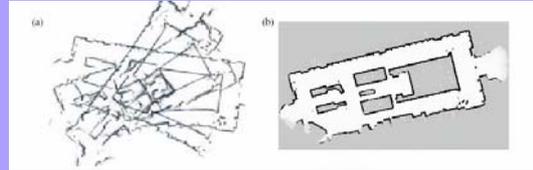
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

193

Kartenerstellung

- Zuordnung Position/Sensorinformation
- Kartierung des freien bzw. belegten Raums
- Landmarken eintragen



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

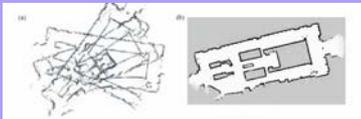
Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

194

Kartenerstellung

Evtl. verwendbare Informationen:

- Odometrie
- Aufenthaltsorte des Roboters (soweit bekannt)
- Sensorinformation (Wiedererkennung)
- Landmarken
- Richtungsinformation (Wände, Kompass, Licht, ...)
- Allgemein-Wissen



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

195

Kartenerstellung

Unterschiedliche Aufgabenstellungen:
(jeweils mit absoluten Werten oder Verteilungen)

Lokalisierung:
Gegeben: Karte und Beobachtung
gesucht: Position

Kartierung:
gegeben Position und Beobachtung
gesucht: Karte

SLAM (simultaneous localization and mapping):
gegeben Beobachtung
gesucht: Position und Karte

Zusätzliche
Komplikationen
bei
veränderlicher
Umgebung

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

196

Kartenerstellung

Unterschiedliche Formen für

- Darstellung des Raumes
 - Belegung: Occupancy Grid
 - Geometrische Karte
 - Topologische Karte
- Zugehörige Kartenerstellung

Probleme:

- Exploration (wurde alles erfasst?)
- Präzision der Darstellung

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

197

Kartenerstellung

Hindernisse erfassen (occupancy grid):

- Wahrscheinlichkeit für Hindernis in Position (x,y) nach Informationsfolge (z.B. Distanzmessungen) d_1, \dots, d_T :

$$P(\text{occ}(x,y) \mid d_1, \dots, d_T)$$

zusätzlich verwendbar bei Roboter-Position s :

$$P(\text{occ}(x,y)) \sim 1 - P(s = (x,y))$$

- Schwellwertbildung ergibt Grid-Karte $g(x,y)$

Explorations-Möglichkeiten:

- Voronoi-Graph (gleiche Distanzen zu Hindernissen)
- Kritische Punkte/Kritische Linien (Regionenübergänge)

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

198

Probabilistische Kartenerstellung

Gegeben: Informationsfolge $o_1, a_1, \dots, o_{T-1}, a_{T-1}, o_T$
(Beobachtungen o , Aktionen a)

Gesucht: Karte m mit maximaler Wahrscheinlichkeit
 $P(m \mid o_1, a_1, \dots, o_{T-1}, a_{T-1}, o_T)$

EM-Algorithmus, iteriert durchführen:

- E-Schritt (Expectation)
Schätzungen für Positionen in einer Karte m
- M-Schritt (Maximization)
Beste Karte bzgl. bisheriger Information

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

199

Probabilistische Kartenerstellung

- E-Schritt (Expectation):

Schätzungen für die Positionen s_1, \dots, s_T
zu unterschiedlichen Zeiten $t=1, \dots, T$

jeweils in einer Karte m

$$P(s_t \mid o_1, a_1, \dots, o_{T-1}, a_{T-1}, o_T, m)$$

$$= \alpha P(m \mid o_1, a_1, \dots, o_t, s_t) P(s_t, a_t, \dots, o_T)$$

(als Vorwärts- und Rückwärts-Betrachtung)

- M-Schritt (Maximization)

Beste Karte bezüglich $o_1, a_1, \dots, o_{T-1}, a_{T-1}, o_T$
bei den Positionsschätzungen für s_1, \dots, s_T

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

200

Probabilistische Kartenerstellung

(Erweiterter) Kalmanfilter:

Einführung weiterer Variabler für Position der Landmarken.

Aktualisierung einer einzigen (!) Gauß-Verteilung (analog
zum Vorgehen bei Lokalisierung) mit

$2n+3$ dimensionaler Mittelwert μ für Schätzung der
eigenen Position (3) und der n Positionen (je 2) der
Landmarken

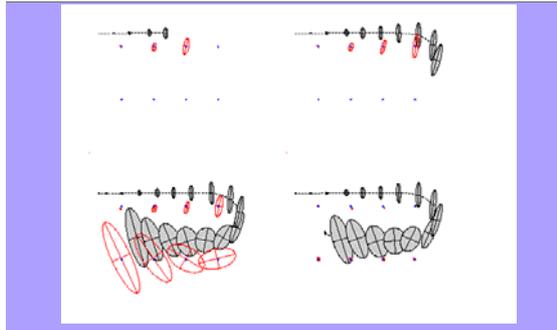
$(2n+3) \times (2n+3)$ dimensionale Kovarianzmatrix Σ für
Schätzung der Abweichungen

H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

201

Kartenerstellung mit Kalman-Filter



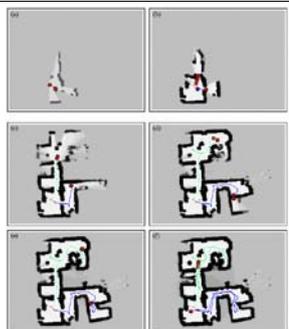
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

202

Kartenerstellung

Kooperative
Kartenerstellung
durch mehrere Roboter
(Sebastian Thrun, CMU)



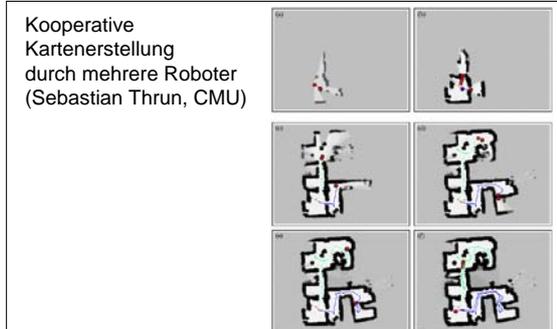
H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

203

Kartenerstellung

Kooperative
Kartenerstellung
durch mehrere Roboter
(Sebastian Thrun, CMU)



H.D.Burkhard, HU Berlin
Winter-Semester 2005/2006

Vorlesung Kognitive Robotik
Weltmodelle

204