



# 64-424 Intelligente Roboter

[http://tams.informatik.uni-hamburg.de/  
lectures/2011ws/vorlesung/ir](http://tams.informatik.uni-hamburg.de/lectures/2011ws/vorlesung/ir)

Jianwei Zhang



Universität Hamburg  
Fakultät für Mathematik, Informatik und Naturwissenschaften  
Fachbereich Informatik

**Technische Aspekte Multimodaler Systeme**

Wintersemester 2011/2012



# Gliederung

1. Grundlagen der Sensorik
2. Winkel und Bewegungen
3. Kräfte und Druck
4. Abstandssensoren
5. **Scandaten verarbeiten**
  - Filtern von Scandaten
  - Merkmalsextraktion
  - Anwendungen
  - Literatur
6. Rekursive Zustandsschätzung
7. Sichtsysteme
8. Fuzzy-Logik
9. Steuerungsarchitekturen





# Verarbeitung von Abstandsmessungen

Für Messungen mit Lasermesssystemen gibt es Verfahren zur

- ▶ Filterung von Scans:
  - ▶ Glätten
  - ▶ Datenreduktion
- ▶ Extraktion von Liniensegmenten
- ▶ Extraktion von Ecken
- ▶ Klassifikation von Scanpunkten



# Scan

- ▶ Ein Scan ist eine Menge von Messwerten

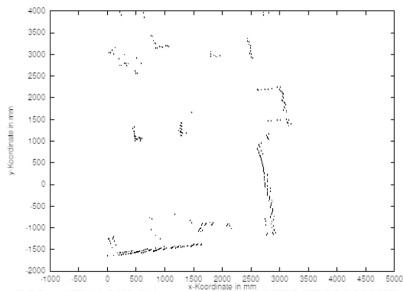
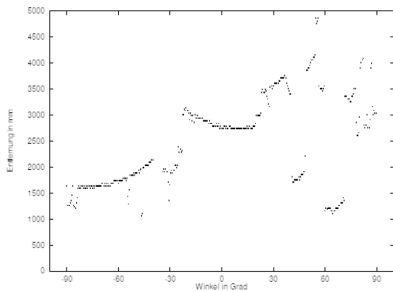
$$\left\{ m_i = (\alpha_i, r_i)^T \mid i = 0 \dots n-1 \right\}$$

welche in Polarkoordinaten  $(\alpha_i, r_i)^T$  angegeben sind

- ▶ Ein Scanpunkt  $m_i = (\alpha_i, r_i)^T$  kann für eine gegebene Aufnahmeposition  $l = (x, y, \theta)^T$  in absolute Koordinaten umgerechnet werden

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_i \cos \alpha_i \\ r_i \sin \alpha_i \end{bmatrix}$$

# Scan (cont.)





## Filtern von Scandaten

- ▶ Problem von Scandaten: große Datenmenge, ungewünschte Scanpunkte
- ▶ Daher oftmals vorab Filterung von Scandaten
- ▶ gängige Filter:
  - ▶ Medianfilter
  - ▶ Reduktionsfilter
  - ▶ Winkelreduktionsfilter
  - ▶ Linienfilter



## Medianfilter

- ▶ Der **Medianfilter** erkennt Ausreißer und ersetzt diese durch eine geeignete Messung
- ▶ Um jeden Scanpunkt wird ein Fenster gelegt, das die Messungen vor und nach dem Punkt enthält
- ▶ Der Scanpunkt wird ersetzt durch einen Punkt, der denselben Aufnahmewinkel, aber den Median der Entfernungsmessungen des betrachteten Fensters als Entfernung hat
- ▶  $wSize$  bestimmt die Fenstergröße (Anzahl der Punkte im Medianfilter)
- ▶ Ein großer Wert bedeutet eine starke Glättung
- ▶ Nachteil des Medianfilters: Ecken werden abgerundet

## Medianfilter (cont.)

**Algorithmus** Medianfilter

**Eingabe** Scan  $s$ , Fenstergröße  $wSize$

**Ausgabe** Scan  $s'$

```

for  $i := 0$  to  $\text{numpoints}(s)-1$  do
   $p := \text{n-th-scanpoint}(s,i)$ 
  for  $j := 0$  to  $wSize$  do
     $k := (i + j - wSize/2) \bmod \text{numpoints}(s)$ 
     $p_k := \text{n-th-scanpoint}(s,k)$ 
     $d(j) := \text{distance-value}(p_k)$ 
  endfor
   $d_{median} := \text{median}(d)$ 
   $\text{n-th-scanpoint}(s',i) := (\text{angle-value}(p), d_{median})$ 
endfor
return  $s'$ 
    
```



# Medianfilter (cont.)





## Reduktionsfilter

- ▶ Der **Reduktionsfilter** fasst Punktwolken zu einem Punkt zusammen
- ▶ Eine Punktwolke wird durch einen Radius  $r$  angegeben
- ▶ Der erste Punkt (Ausgangspunkt) eines Scans gehört zu einer Wolke
- ▶ Alle folgenden Punkte mit Abstand  $d < 2 \cdot r$  werden zur Wolke hinzugefügt
- ▶ Beim ersten Punkt mit größerem Abstand wird eine neue Wolke angefangen
- ▶ Jede Wolke wird durch den Schwerpunkt der ihr zugeordneten Punkte ersetzt



## Reduktionsfilter (cont.)

**Algorithmus** Reduktionsfilter

**Eingabe** Scan  $s$ , Radius  $r$

**Ausgabe** Scan  $s'$

$j := 0$

$p_0 := n\text{-th-scanpoint}(s, 0)$

$p_{sum} := p_0$

$n := 0$

**for**  $i := 1$  **to**  $\text{numpoints}(s)-1$  **do**

$p := n\text{-th-scanpoint}(s, i)$

**if**  $\text{distance}(p_0, p) < 2r$  **then**

$p_{sum} := p_{sum} + p$

$n := n + 1$



## Reduktionsfilter (cont.)

**else**

$n$ -th-scanpoint( $s', j$ ) :=  $p_{sum}/n$

$j := j + 1$

$P_0 := p$

$p_{sum} := p_0$

$n := 1$

**endif**

**endfor**

$n$ -th-scanpoint( $s', j$ ) :=  $p_{sum}/n$

$j := j + 1$

numpoints( $s'$ ) :=  $j$

**return**  $s'$





## Reduktionsfilter (cont.)





## Reduktionsfilter (cont.)

- ▶ Der Algorithmus des Reduktionsfilters hat eine Zeitkomplexität von  $O(n)$ , wenn  $n$  die Anzahl der Punkte ist
- ▶ Vorteile des Reduktionsfilters:
  - ▶ Reduzierung der Anzahl der Scanpunkte ohne Verlust wesentlicher Informationen
  - ▶ Dies führt zu kürzeren Laufzeiten bei der Nachbearbeitung eines Scans
  - ▶ Es ergibt sich eine bessere Gleichverteilung der Punkte
- ▶ Nachteile des Reduktionsfilters:
  - ▶ Extraktion von Merkmalen nicht mehr so einfach
  - ▶ Möglicherweise zu wenig Punkte für Merkmal
  - ▶ Daher besser: Merkmalsextraktion vor Reduktionsfilter



## Winkelreduktionsfilter

- ▶ Der **Winkelreduktionsfilter** ähnelt dem Reduktionsfilter
- ▶ Scanpunkte mit ähnlichem Aufnahmewinkel werden gruppiert und durch den Punkt ersetzt, dessen Entfernung gleich dem Median der Entfernungswerte ist
- ▶ Die Funktion  $median - dist(q, n)$  liefert im folgenden Algorithmus diesen Punkt
- ▶ Die Zeitkomplexität ist  $O(n)$ , wenn  $n$  die Anzahl der Scanpunkte ist
- ▶ Der Winkelreduktionsfilter wird eingesetzt um Scans mit hoher Winkelauflösung gleichmäßig zu reduzieren
- ▶ Dies wird z.B. bei der Verschmelzung mehrerer Scans zu einem Scan eingesetzt



## Winkelreduktionsfilter (cont.)

**Algorithmus** Winkelreduktionsfilter

**Eingabe** Scan  $s$ , Winkel  $\alpha$

**Ausgabe** Scan  $s'$

```
 $j := 0$   
 $q(0) := n\text{-th-scanpoint}(s, 0)$   
 $n := 1$   
for  $i := 1$  to  $\text{numpoints}(s) - 1$  do  
   $p := n\text{-th-scanpoint}(s, i)$   
  if  $\text{abs}(\text{angle-value}(p) - \text{angle-value}(q(0))) < \alpha$  then  
     $q(n) := p$   
     $n := n + 1$ 
```





## Winkelreduktionsfilter (cont.)

**else**

$n$ -th-scanpoint( $s', j$ ) := median-dist( $q, n$ )

$j := j + 1$

$q(0) := p$

$n := 1$

**endif**

**endfor**

$n$ -th-scanpoint( $s', j$ ) := median-dist( $q, n$ )

$j := j + 1$

numpoints( $s'$ ) :=  $j$

**return**  $s'$



# Winkelreduktionsfilter (cont.)

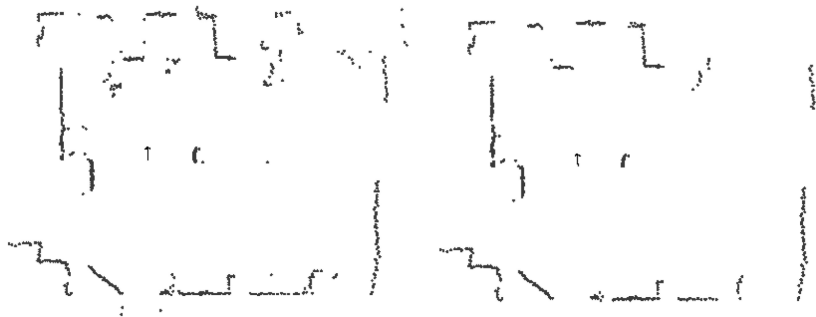




## Linienfilter

- ▶ Der **Linienfilter** nutzt das später vorgestellte Verfahren zur Linienextraktion
- ▶ Die Scanpunkte, die keinem Liniensegment zugeordnet wurden, werden entfernt
- ▶ Die Zeitkomplexität ist gleich der Komplexität der Linienextraktion ( $O(n \log n)$  im mittleren Fall)
- ▶ Der Filter wird angewendet, wenn anschließend angewandte Algorithmen polygonale Umgebungen erfordern

## Linienfilter (cont.)





## Merkmalsextraktion

- ▶ Keine Verarbeitung von kompletten Scans sondern Merkmalsextraktion
- ▶ Häufige Merkmale: Linien, Ecken
- ▶ *maxDist* im folgenden Algorithmus ist der maximal zulässige Abstand zweier aufeinander folgender Punkte für die Gruppierung

# Linien

## Algorithmus Linienextraktion

**Eingabe** Scan  $s$ , Parameter  $maxDist$

**Ausgabe** Menge von Linien  $l$

```

 $l := \text{empty}$ 
 $start := 0$ 
for  $i:=1$  to  $\text{numpoints}(s)-1$  do
     $p_1 := \text{n-th-scanpoint}(s,i-1)$ 
     $p_2 := \text{n-th-scanpoint}(s,i)$ 
    if  $\text{distance}(p_1,p_2) > maxDist$  then
         $l := l \cup \text{split}(s,start,i-1)$ 
         $start := i$ 
    endif
endfor
 $l := l \cup \text{split}(s,start,\text{numpoints}(s)-1)$ 
return  $l$ 
    
```

## Linien (cont.)

**Algorithmus** `split(s, start, end)`

**Eingabe** Scanpunkte, durch  $s$ ,  $start$  und  $end$  festgelegt  
 Parameter  $minPointsOnLine$ ,  $maxSigma$

**Ausgabe** Menge von Linien  $I$

$I := \text{empty}$

$line := \text{make-line}(s, start, end)$

**if**  $\text{numpoints}(line) \geq minPointsOnLine$  **then**

**if**  $\sigma(line) < maxSigma$  **then**

$I := I \cup \{line\}$

**else**

$p_{start} := \text{n-th-scanpoint}(s, start)$

$p_{end} := \text{n-th-scanpoint}(s, end)$

$i_{split} := start$

$d := 0$

## Linien (cont.)

```

for  $i := start+1$  to  $end-1$  do
     $p := n$ -th-scanpoint( $s, i$ )
    if distance-to-line( $p, p_{start}, p_{end}$ )  $> d$  then
         $i_{split} := i$ 
         $d :=$  distance-to-line( $p, p_{start}, p_{end}$ )
    endif
endfor
 $l := l \cup$  split( $s, start, i_{split}$ )
 $l := l \cup$  split( $s, i_{split}, end$ )
endif
endif
return  $l$ 
    
```

- ▶ Die *split*-Funktion ist rekursiv
- ▶ Zuerst wird eine Ausgleichsgerade durch die Punkte gelegt



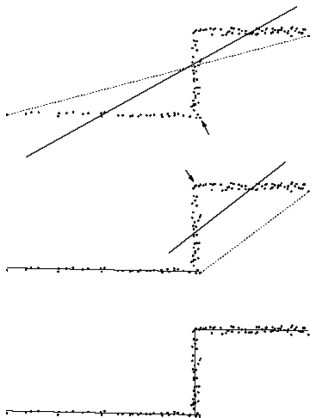


## Linien (cont.)

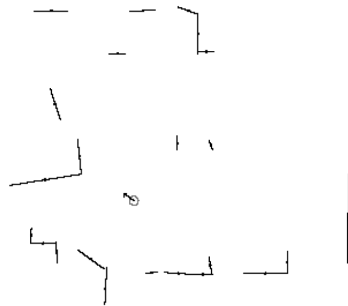
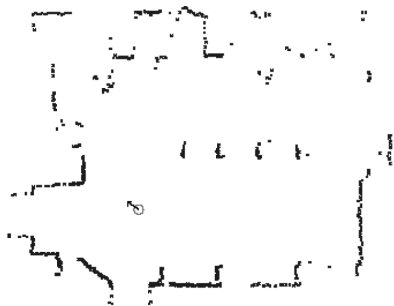
- ▶ Ist die Abweichung  $\sigma(\text{line})$  zu groß wird die Punktmenge aufgeteilt und für die neuen Mengen die Funktion *split* aufgerufen
- ▶ Der Punkt an dem aufgeteilt wird, ist der Punkt mit dem größten Abstand zur Geraden durch *start* und *end*
- ▶ *minPointsOnLine* und *maxSigma* bestimmen die Anzahl und Qualität der Linien
- ▶ Die Linienextraktion ist ein typischer *divide and conquer* Algorithmus
- ▶ Zeitkomplexität ähnlich *Quicksort*:  $O(n^2)$  im schlechtesten,  $O(n \log n)$  im mittleren Fall ( $n$ : Anzahl der Scanpunkte)



# Linien (cont.)



# Linien (cont.)





## Ecken

- ▶ Ähnlich wie Linienalgorithmus
- ▶ Aufeinander folgende Linien werden miteinander geschnitten
- ▶ Nur Ersetzen der *split*-Funktion notwendig
- ▶ Gleiche Zeitkomplexität

**Algorithmus**  $\text{split}(s, \text{start}, \text{end})$

**Eingabe** Scanpunkte, durch  $s$ ,  $\text{start}$  und  $\text{end}$  festgelegt  
Parameter  $\text{minPointsCorner}$ ,  $\text{maxSigma}$

**Ausgabe** Menge von Ecken  $e$



## Ecken (cont.)

```

e := empty
if (end - start) ≥ 2 · minPointsCorner then
    p_start := n-th-scanpoint(s, start)
    p_end := n-th-scanpoint(s, end)
    i_split := start
    d := 0
    for i := start + 1 to end - 1 do
        p := n-th-scanpoint(s, i)
        if distance-to-line(p, p_start, p_end) > d then
            i_split := i
            d := distance-to-line(p, p_start, p_end)
        endif
    endfor

```

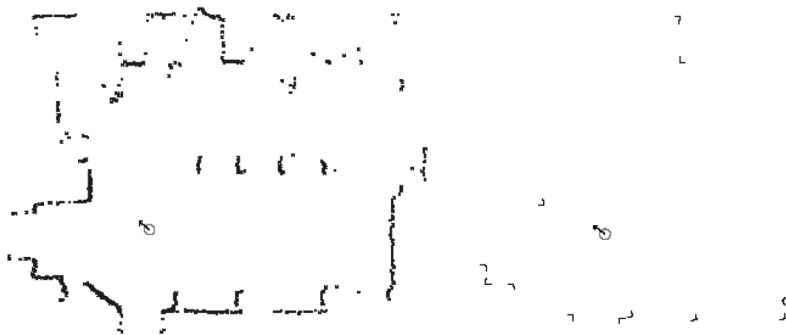


## Ecken (cont.)

```

if ( $i_{split} - start$ )  $\geq$   $minPointsCorner$  and
    ( $end - i_{split}$ )  $\geq$   $minPointsCorner$  then
     $line_1 := make\_line(s, i_{split} - minPointsCorner, i_{split})$ 
     $line_2 := make\_line(s, i_{split}, i_{split} + minPointsCorner)$ 
    if  $\sigma(line_1) < maxSigma$  and  $\sigma(line_2) < maxSigma$  then
         $e := e \cup \{make\_corner(line_1, line_2)\}$ 
    endif endif
     $e := e \cup split(s, start, i_{split})$ 
     $e := e \cup split(s, i_{split}, end)$ 
endif
return  $e$ 
    
```

## Ecken (cont.)





# Scan-Matching

- ▶ In der mobilen Robotik werden Laserscans häufig eingesetzt, um die Position des Roboters in einer Karte zu finden
- ▶ Dazu wird der Scan mit Hilfe der Linienextraktion in eine Menge von Linien umgewandelt
- ▶ Die gemessene Anordnung der Linien wird in einer Karte durch Überdeckung gesucht
- ▶ Dieses Verfahren wird **Scan-Matching** genannt
- ▶ Es kann auch direkt auf den Abstandsmesswerten durchgeführt werden





## Verfahren von Cox

- ▶ Einer der ersten Vorschläge zum Überdecken von Scandaten und einem *a priori* Linienmodell stammt von Cox (1990, 1991)
- ▶ Hierbei wird jedem Scanpunkt eine Linie des *a priori* Modells zugeordnet
- ▶ Aus der Zuordnung lässt sich die Rotation und Translation gegenüber dem Linienmodell bestimmen
- ▶ Das Verfahren benötigt eine ungefähre Anfangsschätzung der Aufnahmeposition z.B. anhand der Odometriedaten



## Verfahren von Cox (cont.)

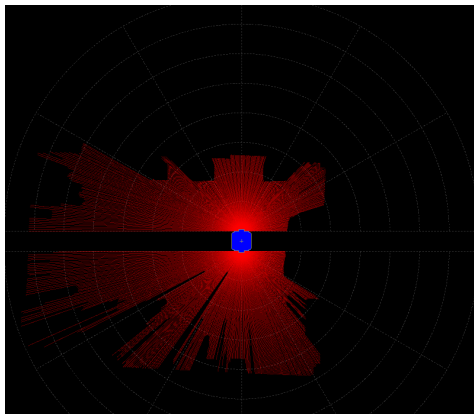
1. Setze  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})^T = (s_x, s_y, s_\theta)^T$ , wobei  $(s_x, s_y, s_\theta)^T$  die initiale Positionsschätzung der Scanaufnahme anhand der Odometrie ist
2. Verschiebe und drehe Scan auf Position  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})^T$
3. Bestimme für jeden Scanpunkt die Modelllinie, die dem Punkt am nächsten liegt. Diese Modelllinie wird im folgenden Ziellinie genannt
4. Berechne die Transformation  $\hat{b} = (\delta_x, \delta_y, \delta_\theta)^T$ , welche die Summe der Abstandsquadrate zwischen den Scanpunkten und der jeweiligen Ziellinie minimiert
5. Setze  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})^T = (\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})^T + (\delta_x, \delta_y, \delta_\theta)^T$



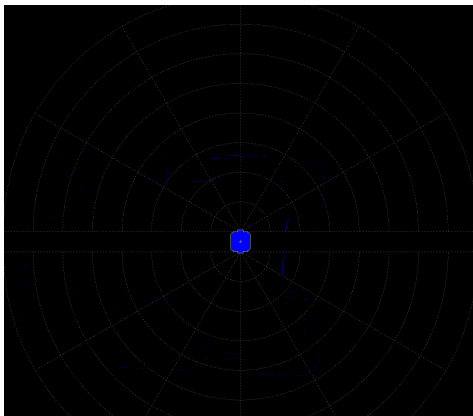
## Verfahren von Cox (cont.)

6. Wiederhole Schritte 2-5 bis das Verfahren konvergiert  
 Das Ergebnis der Überdeckung ist  $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{\theta})^T$
7. Berechne die Fehlerkovarianzmatrix  $\Sigma_{match}$

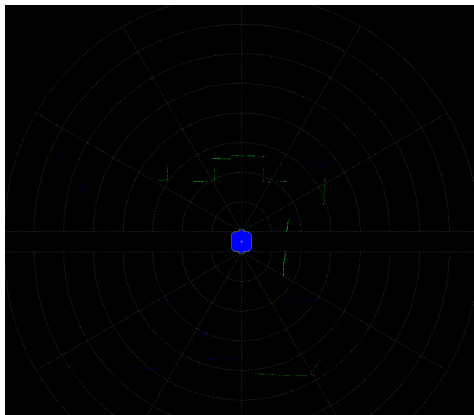
# Zusammenfassen von Linien-Segmenten



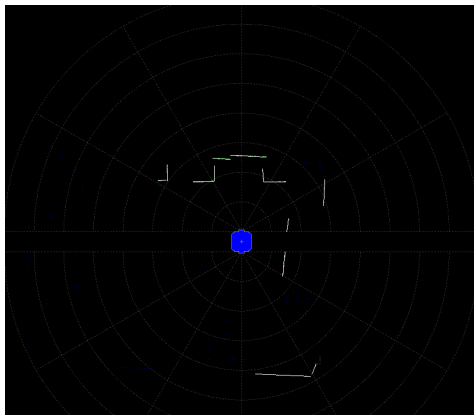
## Zusammenfassen von Linien-Segmenten (cont.)



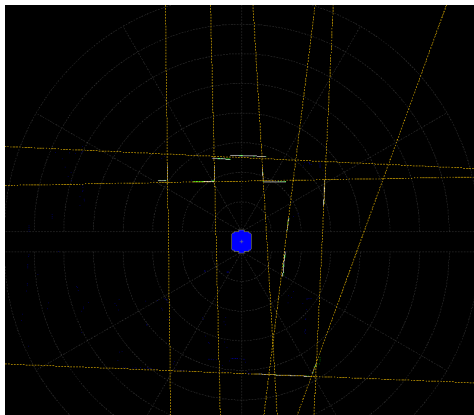
## Zusammenfassen von Linien-Segmenten (cont.)



## Zusammenfassen von Linien-Segmenten (cont.)



## Zusammenfassen von Linien-Segmenten (cont.)







# Hough-Transformation

- ▶ Verfahren zur Erkennung von
  - ▶ Geraden
  - ▶ Kreisen
  - ▶ beliebigen anderen geometrischen Figuren
- ▶ Häufig in der Bildverarbeitung angewandt auf Gradientenbildern
- ▶ Punkt im Bild wird in einen Parameterraum abgebildet
- ▶ Geeignete Parameter:
  - ▶ Gerade: Steigung und y-Achsen-Abschnitt
  - ▶ Kreis: Radius und Mittelpunkt
- ▶ Punkt im Bildraum entspricht einer Figur im Parameterraum
- ▶ Gesuchte Figur findet sich bei Häufungen im Parameterraum



# Geradenerkennung

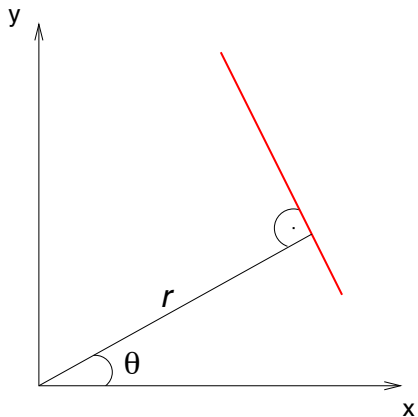
- ▶ **Parameter:** Steigung und y-Achsen-Abschnitt
- ▶ **Nachteil:** Geraden mit unendlicher Steigung können nicht abgebildet werden
- ▶ **Besser:** Gerade in **Hessescher Normalform**

$$r = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta)$$

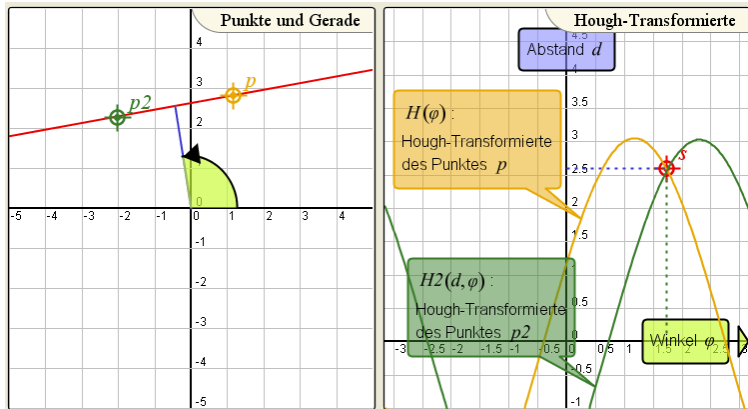
mit

- ▶  $\theta$ : Winkel zwischen der x-Achse und der Normalen der Geraden
- ▶  $r$ : Abstand vom Ursprung zur Geraden

## Geradenerkennung (cont.)



# Geradenerkennung (cont.)





## Geradenerkennung (cont.)

- ▶ Alle Linien-Segmente aus der Linienerkennung lassen sich in Hessescher Normalform darstellen
- ▶ Für jedes Linien-Segment wird im Parameterraum ein  $\theta$ - $r$ -Punkt eingetragen
- ▶ Für Häufungen (engl. *Cluster*) wird ein stellvertretender Schwerpunkt berechnet
- ▶ Parameter des Schwerpunktes beschreiben eine Gerade auf der (in etwa) die Liniensegmente liegen
- ▶ Schwerpunkte können mit **Hierarchischem Clustering** gefunden werden



# Hierarchisches Clustering

Zwei grundsätzliche Verfahren:

- ▶ **anhäufende Verfahren** (engl. *agglomerative clustering*)
  - ▶ In der Praxis häufig eingesetzt
  - ▶ Es werden schrittweise einzelne Elemente zu Gruppen zusammengefasst
- ▶ **teilende Verfahren** (engl. *divisive clustering*)
  - ▶ Es wird eine große Gruppe in kleinere Gruppen unterteilt



# Agglomerative Clustering

1. Alle Elemente sind einzelne Cluster
  2. Die zueinander am nächsten liegenden Cluster werden zusammengefasst
  3. Wiederhole 2. bis
    - ▶ alle Cluster eine bestimmte Distanz zueinander überschreitenoder
    - ▶ eine minimale Anzahl an Clustern erreicht ist
- ▶ Es muss eine **Distanzfunktion  $d$**  für den Abstand zweier Cluster gegeben sein



## Typische Distanzfunktionen

Für den Abstand zweier Cluster  $A$  und  $B$  werden oft folgende Distanzfunktionen gewählt:

- ▶ **Single Linkage Clustering:** Minimaler Abstand zweier Elemente

$$\min_{a \in A, b \in B} \{d(a, b)\}$$

- ▶ **Complete Linkage Clustering:** Maximaler Abstand zweier Elemente

$$\max_{a \in A, b \in B} \{d(a, b)\}$$

- ▶ **Average Linkage Clustering:** Durchschn. Abstand aller Elemente

$$\frac{1}{|A||B|} \sum_{a \in A, b \in B} d(a, b)$$





## Typische Distanzfunktionen (cont.)

- ▶ **Average Group Linkage:** Durchschnittlicher Abstand aller Elemente der Vereinigung von  $A$  und  $B$

$$\frac{1}{|C|} \sum_{x,y \in C, C=A \cup B} d(x,y)$$

- ▶ **Centroid Method:** Abstand der Mittelwerte

$$d(\bar{x}, \bar{y})$$

- ▶ **Ward's Method:** Zunahme der Varianz beim Vereinigen von  $A$  und  $B$

$$\frac{d(\bar{x}, \bar{y})}{1/|A| + 1/|B|}$$

- ▶ und zahlreiche weitere Funktionen...



## Personen-Tracking mit Lasermesssystemen

- ▶ Fest installierte Lasermesssysteme können zum Verfolgen (engl. *Tracking*) von Personen genutzt werden
- ▶ Übliche Verfahren arbeiten in drei Schritten:
  1. Unterteilen der Messdaten in Vordergrund und Hintergrund durch **Background Subtraction**
  2. Gruppierung der Vordergrund-Daten
  3. Verfolgen der Gruppen in konsekutiven Scans



## Background Subtraction

- ▶ Zuerst wird ein Hintergrundmodell erstellt:
  - ▶ Zu jedem Winkel wird für einen bestimmten Zeitraum ein Histogramm der Entfernungsmessungen ermittelt
  - ▶ Das Histogramm für jeden Winkel  $\alpha$  wird durch eine Verteilungsfunktion beschrieben (meistens: Gauß-Verteilung mit Mittelwert  $\mu_\alpha$  und Standardabweichung  $\sigma_\alpha$ )
- ▶ Mit Hilfe des Hintergrundmodells werden die Scans während des Betriebs gefiltert:
  - ▶ Abstandsmessungen die kleiner als  $\mu_\alpha - n \cdot \sigma_\alpha$  werden als Vordergrund klassifiziert
  - ▶ Die Vordergrund-Messungen können ähnlich wie bei der Linien-Extraktion zu Gruppen zusammengefasst werden



## Background Subtraction (cont.)

- ▶ Verändert sich der Hintergrund muss das Verfahren neu initialisiert werden
- ▶ Dies kann mit Hilfe eines gleitenden Hintergrunds umgangen werden
- ▶ Objekte die als Vordergrund klassifiziert werden, sich aber nicht bewegen, werden nach einiger Zeit zum Hintergrundmodell hinzugefügt
- ▶ Background Subtraction wird häufig auch für das Tracking von Objekten in der Bildverarbeitung verwendet



## Gruppierung der Vordergrund-Gruppen

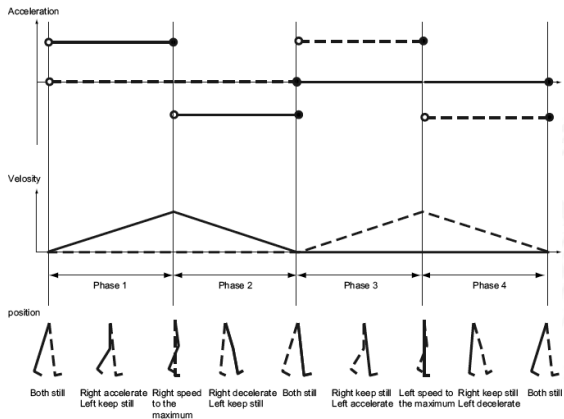
- ▶ Die Gruppierung erfolgt ähnlich wie bei der Extraktion der Linien
- ▶ In der Praxis sind die Lasermesssysteme oft nahe des Bodens montiert
- ▶ Daher sind meist nur die Beine von Personen sichtbar
- ▶ Vordergrund-Gruppen der Durchmesser größer als 20-30 cm ist, können für die Personen-Detektion ignoriert werden
- ▶ Mittels der Hough-Transformation wäre es möglich auch nach (Halb-)Kreisen zu suchen
- ▶ Je nach Abstand vom Laserscanner haben die Vordergrundgruppen unterschiedlich viele Messpunkte



# Tracking

- ▶ **Schwierigkeit:** Welches Paar Beine gehört zusammen?
- ▶ Durch Verdeckung sind nicht immer beide Beine zu sehen
- ▶ Meist steht ein Bein während das andere sich bewegt
- ▶ In der Literatur werde komplexe Bewegungsmodelle vorgestellt
- ▶ Die Verfolgung in konsekutiven Scans erfolgt dann zumeist über Kalman- oder Partikel-Filter und ähnliche Verfahren

# Tracking (cont.)



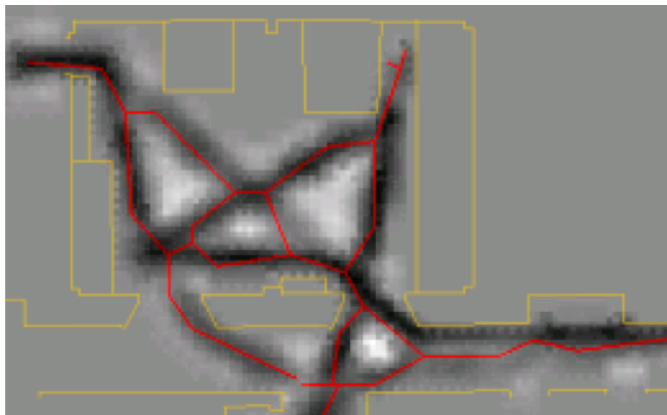


## Lernen eines Bewegungsgraphen

- ▶ Werden in einem größeren Bereich über einen längeren Zeitraum Bewegungen verfolgt, kann man die Häufigkeit ermitteln, mit der bestimmte Bereiche begangen werden
- ▶ Aus dieser Häufigkeitsverteilung lässt sich ein Graph generieren der die Pfade beschreibt die gegangen werden
- ▶ An den Knotenpunkten können Wahrscheinlichkeiten ermittelt werden, in welche Richtung abgelenkt wird
- ▶ Dadurch lassen sich Vorhersagen machen, wohin eine Person geht



## Lernen eines Bewegungsgraphen (cont.)





- [Gut00] **J.-S. Gutmann:**  
*Robuste Navigation autonomer mobiler Systeme.*  
 Universität Freiburg, Diss., 2000. –  
 Kapitel 3, Seite 21-58. –  
 URL [www.informatik.uni-freiburg.de/~gutmann/papers/thesis-steffen.ps.gz](http://www.informatik.uni-freiburg.de/~gutmann/papers/thesis-steffen.ps.gz)
- [NMTS] **Viet Nguyen, Agostino Martinelli, Nicola Tomatis, Roland Siegwart:**  
 A Comparison of Line Extraction Algorithms using 2D Laser Rangefinder for Indoor Mobile Robotics.  
 In: *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS 2005.*  
 Edmonton, Canada, . –



URL [asl.epfl.ch/index.html?content=epfl/publications.php](http://asl.epfl.ch/index.html?content=epfl/publications.php)

[NZS<sup>+</sup>04] Katsuyuki Nakamura, Huijing Zhao, Ryosuke Shibasaki, Kiyoshi Sakamoto, Tomowo Ooga, Naoki Suzukawa:

Tracking Pedestrian by using Multiple Laser Range Scanners.

In: *Proceedings of the XXth ISPRS Congress.*

Istanbul, Turkey, 12–23 July 2004, S. 1260–1265

[Wes06] Martin Weser:

*Multimodales Tracking und Trajektorien-Vorhersage.*

Universität Hamburg, Department Informatik, TAMS,  
Diplomarbeit, 2006