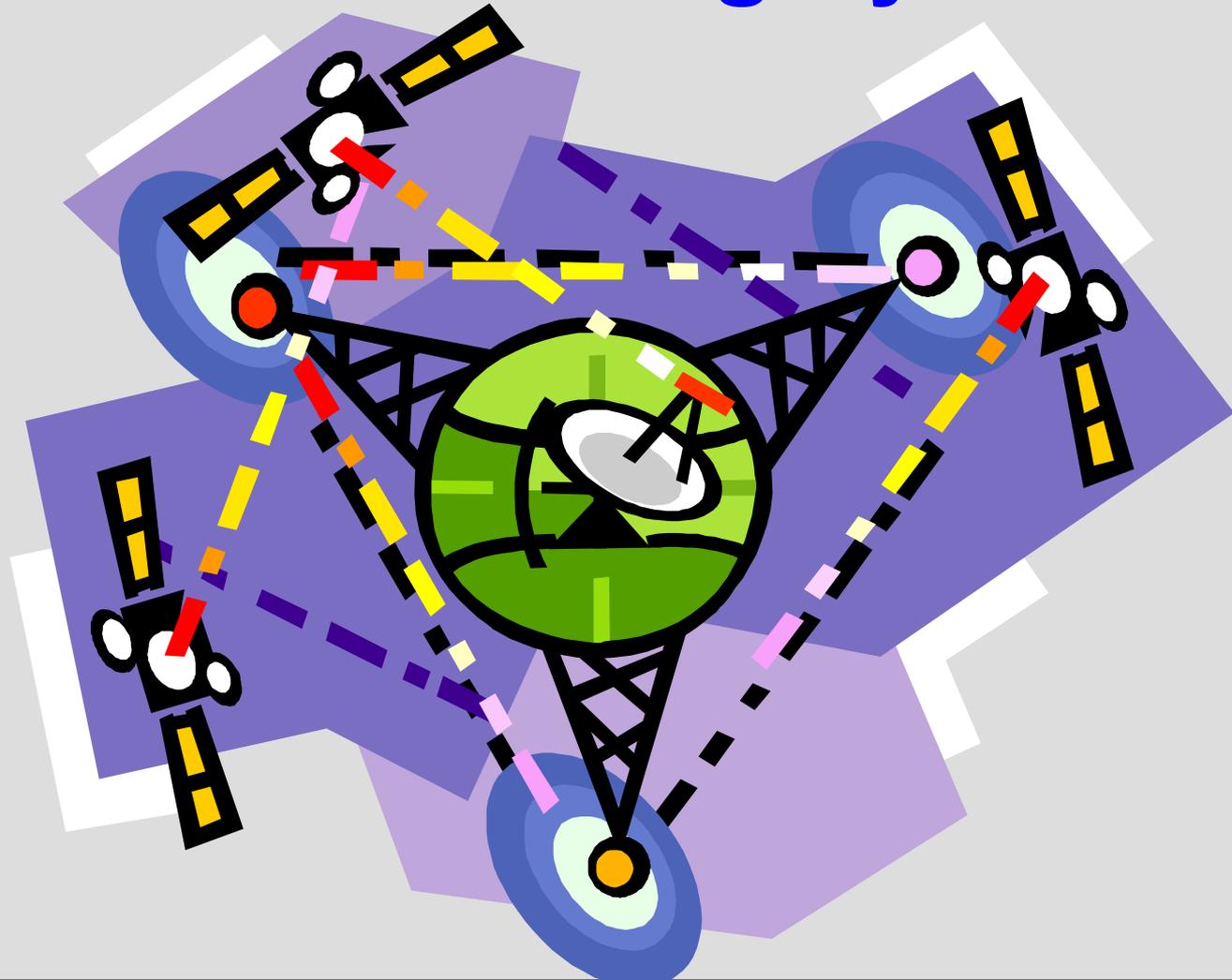


# Positionsbestimmung für Fußgänger mit dem Pointman Dead Reckoning System



Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

Kalman Filter

Erfahrungen

Fazit

# Gliederung

1. Motivation
2. Einführung
3. Pointman
4. Kalman Filterung
5. Eigene Erfahrungen
6. Fazit

# Motivation

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

Kalman Filter

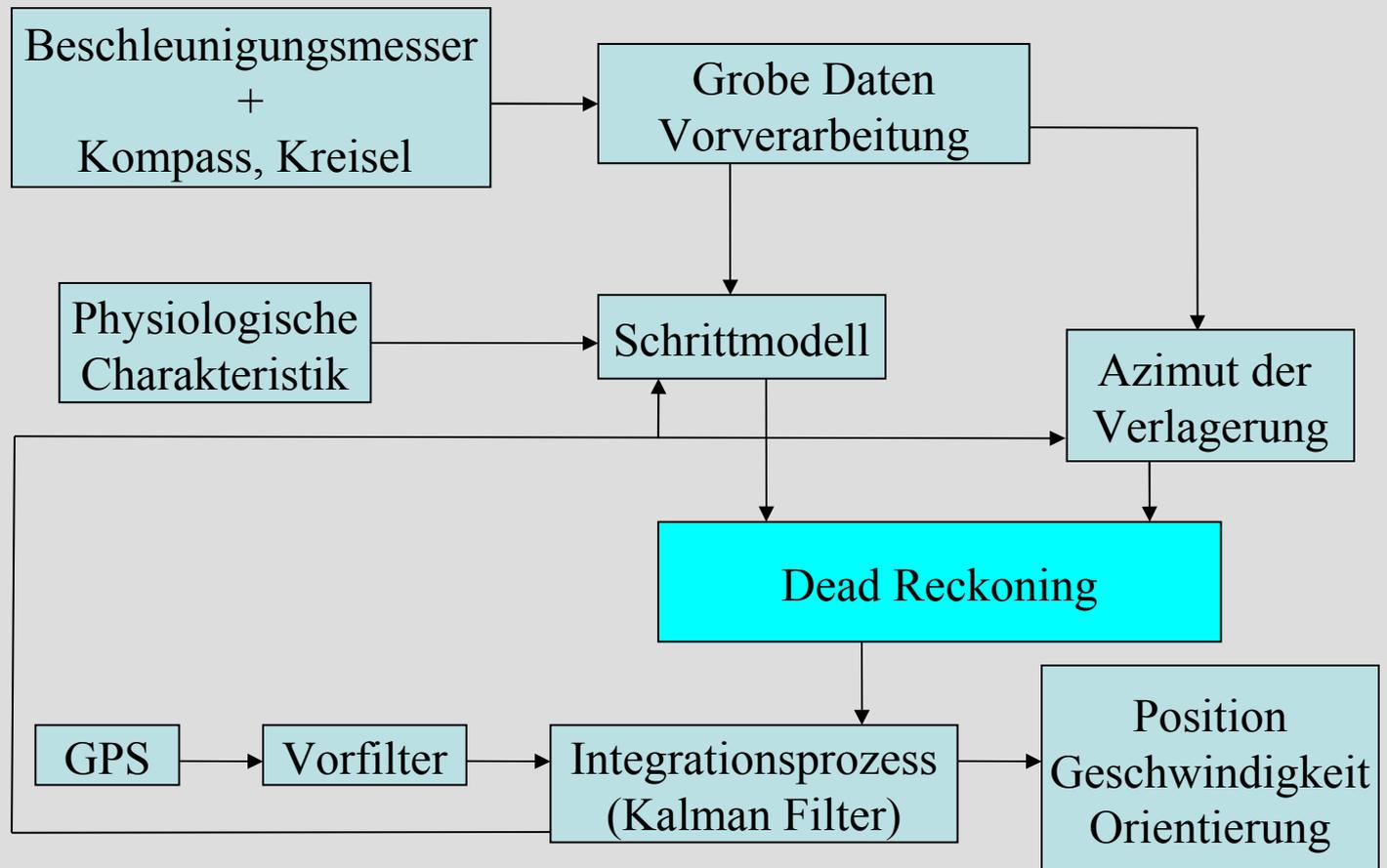
Erfahrungen

Fazit



Feststellung der Position bei der Fußgänger-navigation (Echtzeit) auch in der Innenstadt.

# Aufbau Navigationssystem (Vortrag 6. Semester)



Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

Kalman Filter

Erfahrungen

Fazit

# Pointman

- **Bestandteile des Pointman:**

- **„Low cost“ Teile:**

1. Digital elektronischer Kompass  
(3 Achsen)
2. MEMS (Micro-Electro-Mechanical-System)  
Beschleunigungsmesser (3 Achsen)
7. GPS – Modul
8. Temperatursensor
9. Barometer

- **Algorithmen:**

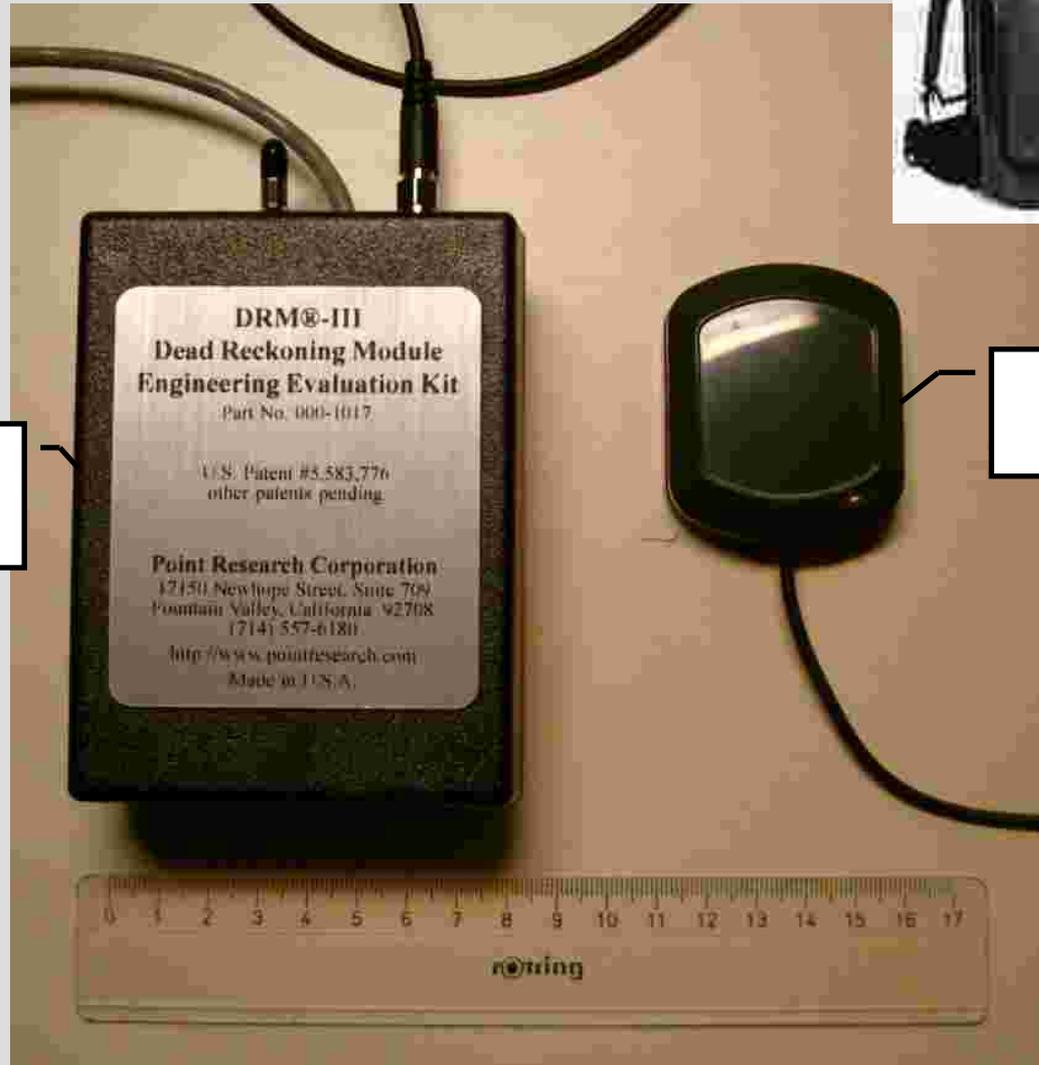
1. Algorithmen zur Positionsbestimmung
2. Algorithmen zur Schrittbestimmung

# Pointman



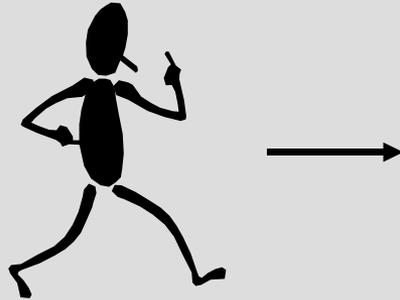
- Gliederung
- Motivation
- Einführung
- Pointman
- Kalman Filter
- Erfahrungen
- Fazit

Dead Reckoning

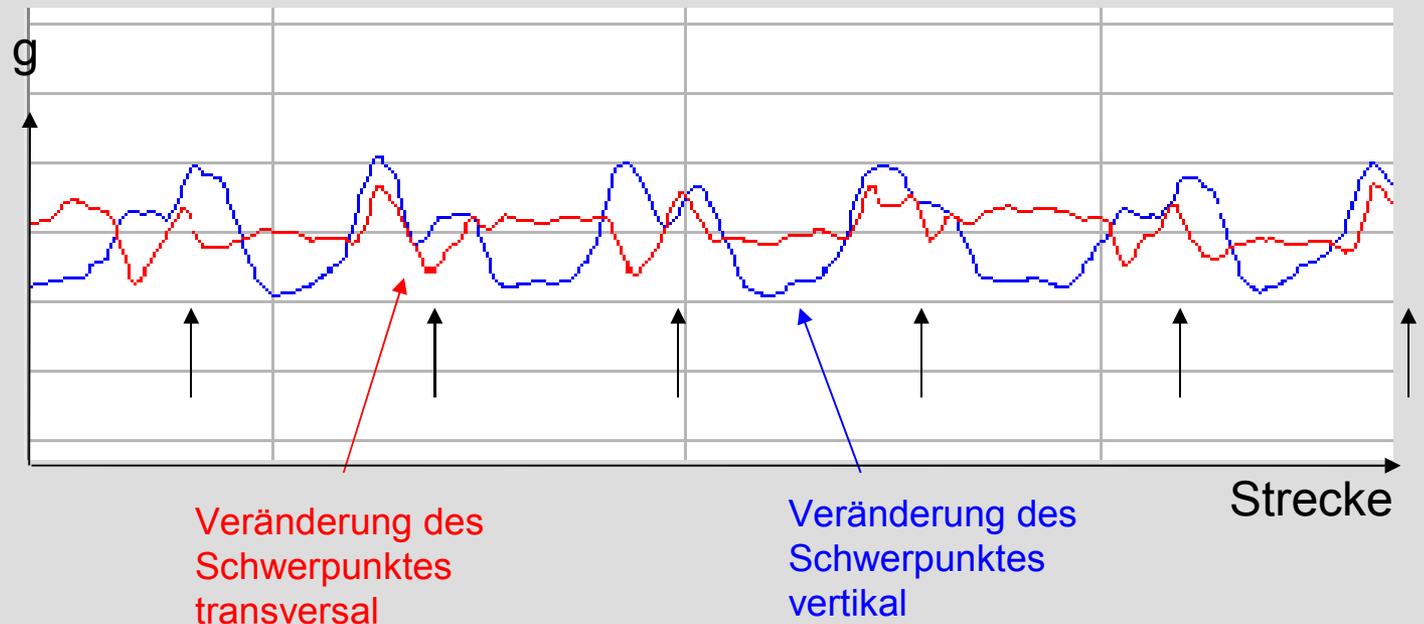


GPS Modul

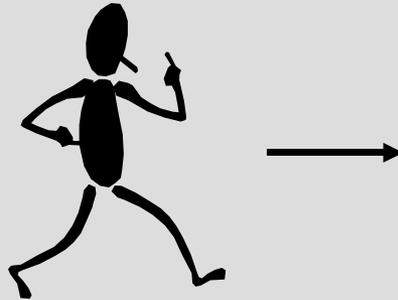
# Messung mit Beschleunigungsmesser



- Gliederung
- Motivation
- Einführung
- Pointman
- Kalman Filter
- Erfahrungen
- Fazit



# Fast Fourier Transformation



Gliederung

Motivation

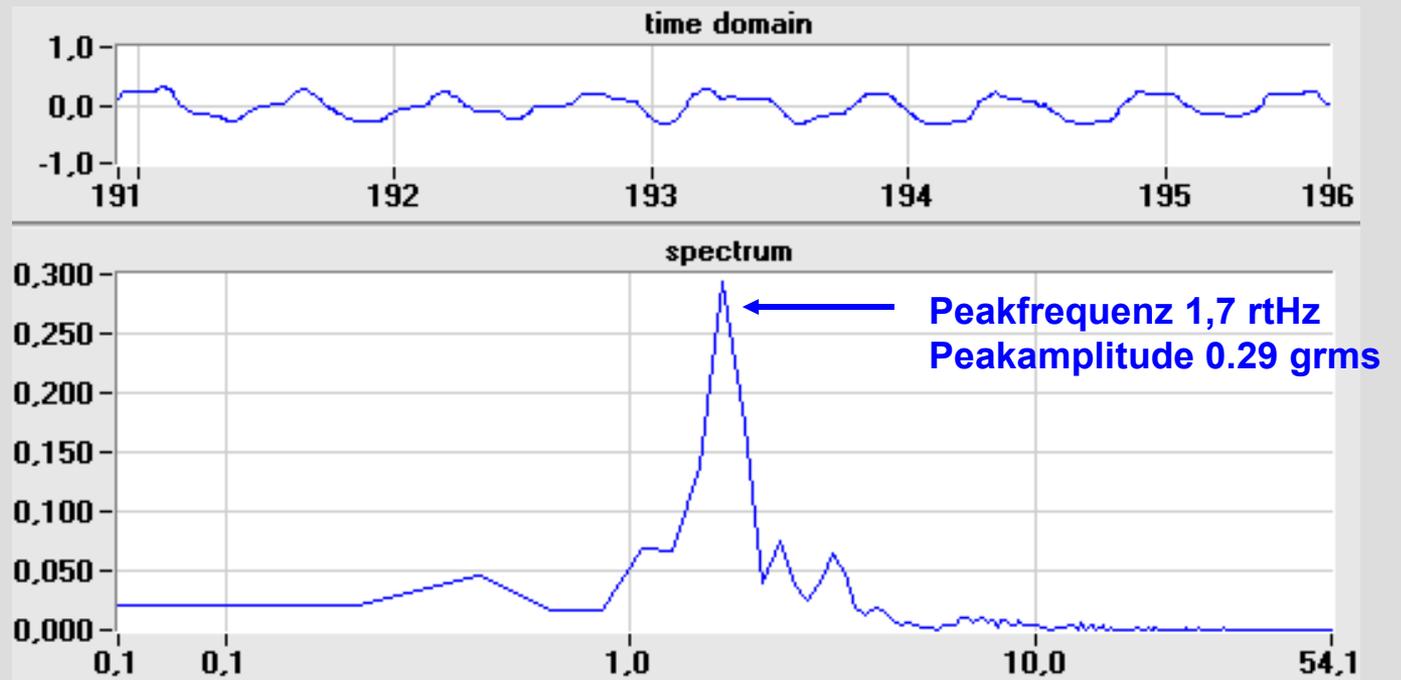
Einführung

Pointman

Kalman Filter

Erfahrungen

Fazit



# Dead Reckoning

- Mit einfachem Beschleunigungsmesser wird Anzahl der Schritte bestimmt.
- Nutzung der Frequenz, um Schrittgröße zu bestimmen. (Fast Fourier Transformation)
- Bestimmung der Strecke :
  - aus Anzahl der Schritte
  - aus Schrittgröße
  - aus zugrunde gelegtem Schrittmodell
- Orientierung mit Kompass (3 Achsen)

# Dead Reckoning

- Positionsbestimmung mittels GPS oder Landmarks.

## **GPS – Empfang:**

Die Startposition wird mittels Einfrequenz GPS – Empfänger bestimmt.

## **Landmarks:**

Koordinatenmäßig bekanntes Landmark wird als Startposition festgelegt.

# Algorithmen im Pointman (US Patent 5,583,776)

Gliederung

Motivation

Einführung

**Pointman**

Kalman Filter

Erfahrungen

Fazit

- Algorithmen zur Bestimmung der Anzahl der Schritte und der Strecke:
  - Peak Detection Algorithmus ← **Patent**
  - Frequency Measurement Algorithmus ← **Patent**  
(Fast Fourier Transformation)
  - Dynamic Step Size Algorithmus ← **Patent**
- Algorithmen zur Bestimmung der Position:
  - DR Position Fix Algorithmus ← **Nicht im Patent**
  - DR Calibration mit Landmarks ← **Nicht im Patent**

# Aufbau Navigationssystem

Gliederung

Motivation

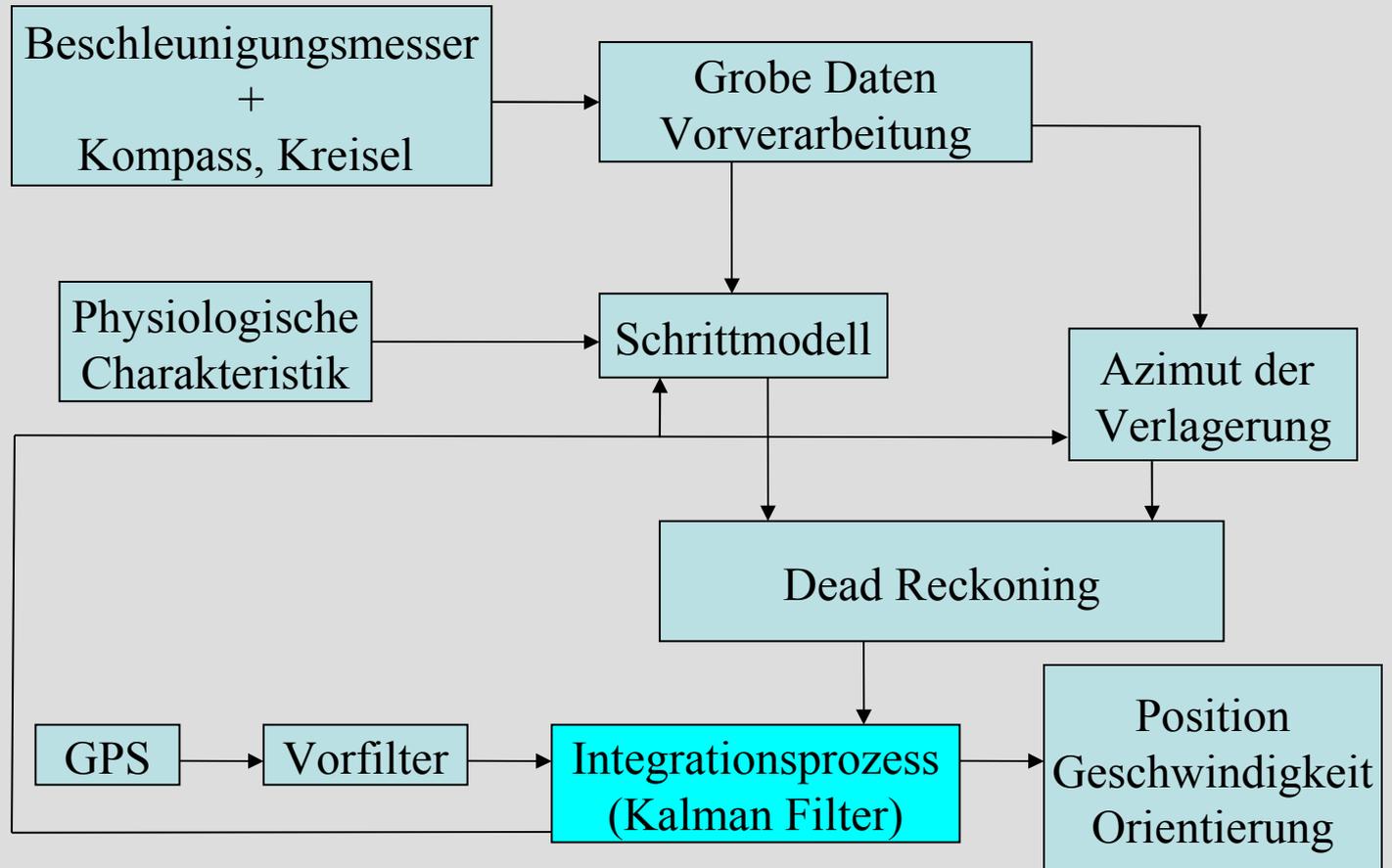
Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

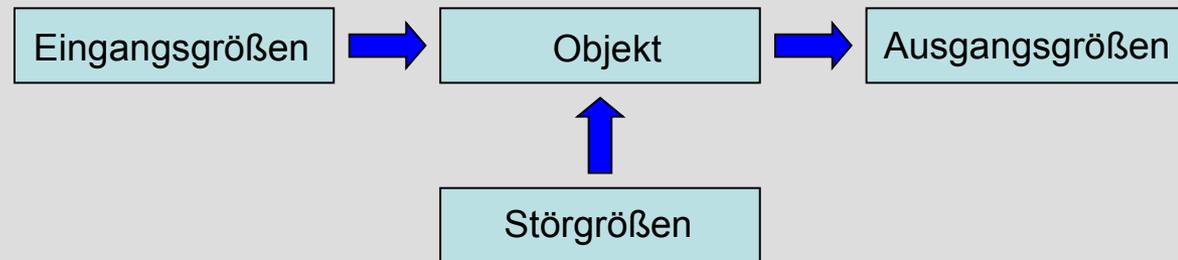
Erfahrungen

Fazit

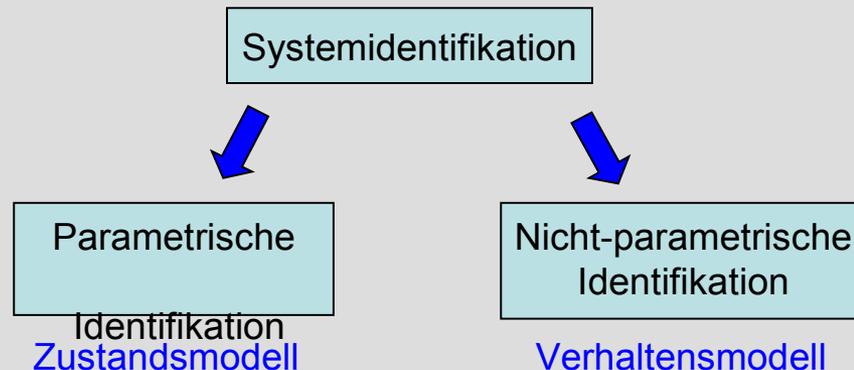


# Systemtheorie

- Grundgedanken der Systemtheorie



- Übertragungsverhalten



Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

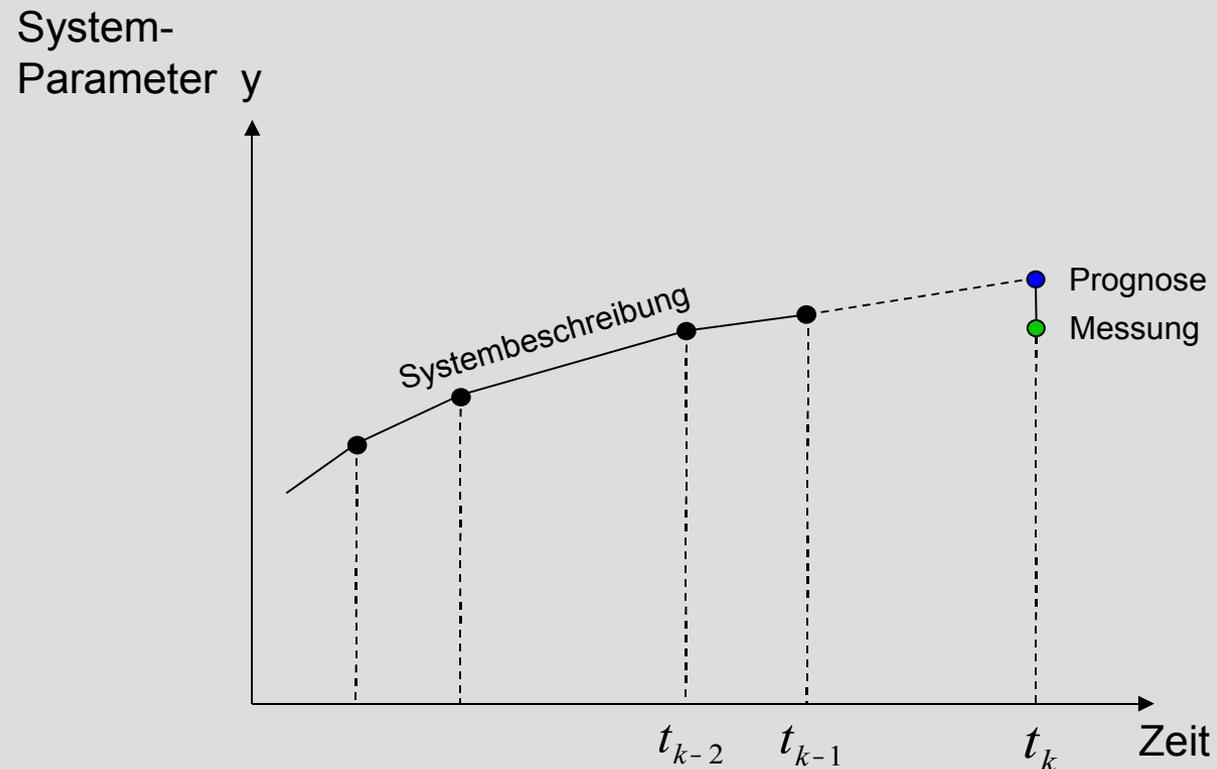
**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Berechnungsablauf Kalman Filter

**Ziel:** Beschreibung eines dynamischen Verhaltens durch eine Bewegungsgleichung.



Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Berechnungsablauf Kalman Filter

## Beispiel an einer rein zeitabhängigen Bewegungsgleichung:

- Aufstellen Systembeschreibung zum Zeitpunkt  $t_{k-1}$  durch Zustandsparameter  $\hat{y}_{k-1}$
- Aus Systembeschreibung wird Prognose für den Systemzustand am aktuellen Zeitpunkt  $y_k$  berechnet.
- Liegen zum Zeitpunkt  $t_k$  Messgrößen für den Systemzustand vor, so kann der Prognosewert kontrolliert und verbessert werden.

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- **Zwei unabhängige Modelle:**

- Beobachtungsmodell

- Messgleichung:

$$l = Ay + \varepsilon \quad (1)$$

- Kinematisches Modell

- Bewegungsgleichung:

$$y = T\hat{y}_{k-1} + Bu + n \quad (2)$$

# Kalman Filter

- Zustandsvektor, aus allen bis zum Zeitpunkt  $k-1$  vorliegenden Messungen:

$$\hat{y}_{k-1} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ \dot{x}_{k-1} \end{bmatrix}$$

- Zu diesem Schätzwert  $\hat{y}_{k-1}$  zugehörige Kovarianzmatrix:

$$\hat{\Sigma}_{yy,k-1} = \sigma_0^2 \hat{Q}_{yy,k-1}$$

- Prädiktionsgleichung für den Zustand  $k$ :

$$y_P = T\hat{y}_{k-1}$$

# Kalman Filter

Matrizendarstellung der rein zeitabhängigen Prädiktionsgleichung:

$$y_P = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix}_P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}_P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}_{k-1}$$

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- Matrizedarstellung der rein zeitabhängigen Prädiktionsgleichung unter Berücksichtigung von nicht-parametrisierbaren Störeffekten:

$$y_P = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \end{bmatrix}_P = \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}_P = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix}_{k-1} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \Delta t^2 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x \\ u_y \\ u_z \end{bmatrix}$$

Störbeschleunigung

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- Größenordnung der Störeffekte wird durch Kovarianzmatrix berücksichtigt:

$$\Sigma_{uu} = \begin{bmatrix} \sigma_{ux}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{uy}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{uz}^2 \end{bmatrix}$$

- Die Störbeschleunigungen sind real nicht bekannt und können nur durch einen fiktiven Wert  $u = 0$  eingeführt werden, so dass sich die Prädiktion des Zustandsvektors nicht ändert.

$$y_P = y$$

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- Erweiterte Prädiktionsgleichung:

$$y = T\hat{y}_{k-1} + Bu = \begin{bmatrix} T & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{y}_{k-1} \\ u \end{bmatrix}$$

- Nach Anwendung des Varianz-Fortpflanzungsgesetzes erhält man:

$$\Sigma_{yy} = \begin{bmatrix} T & B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Sigma}_{yy,k-1} & 0 \\ 0 & \Sigma_{uu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T^T \\ B^T \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_{yy} = T \hat{\Sigma}_{yy,k-1} T^T + B \Sigma_{uu} B^T$$

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Update

- Prognostizierter Zustandsvektor und Messwerte müssen kombiniert werden:

$$y + v_y = \hat{y}$$

⇒ **Gauß-Markov-Modell**

$$\begin{bmatrix} y \\ l \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_y \\ v_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ A \end{bmatrix} \cdot \hat{y}$$

Stochastisches Modell

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Sigma_{yy} & 0 \\ 0 & \Sigma_{ll} \end{bmatrix} = \sigma^2 \begin{bmatrix} Q_{yy} & 0 \\ 0 & Q_{ll} \end{bmatrix}$$

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- **Terme für Interpretation:**

Innovation:  $d = l - Ay$

Kofaktormatrix:  $K = Q_{yy} A^T D^{-1}$

Verstärkermatrix:  $D = (Q_{ll} + AQ_{yy}A^T)$

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Kalman Filter

- Der ausgeglichene Zustandsvektor lässt sich damit vereinfacht berechnen aus:

$$\hat{y} = y - KAy + Kl = y + K \cdot (l - Ay) = y + Kd$$

⇒ Kovarianzmatrix:

$$\hat{Q}_{yy} = Q_{yy} - KDK^T = Q_{yy} - KAQ_{yy}$$

# Parameter der Beobachtungsgleichung

- **Parameter der Beobachtungsgleichung** stammen aus GPS und Dead-Reckoning System (Kompass, Beschleunigungsmesser, Temperatursensor und Barometer).
- Matrix  $A$  setzt sich wie folgt zusammen:
  - Zeilen 1-4: Linierarisierung der Fehlereinflüsse (Nord- und Ostabweichung der Koordinaten, Temperatur, Luftdruck)
  - Zeilen 5-6: Parameter des Sensors
  - Zeile 7-8: Parameter des Schrittmodells
- Das stochastische Modell besteht aus der Kovarianzmatrix des Systemrauschen und den Varianzen für die Vorhersage.

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

**Kalman Filter**

Erfahrungen

Fazit

# Parameter der Messgleichung

- **Parameter der Messgleichung** sind die GPS-Daten (Azimut und Position). Jede Beobachtung zählt als Parameter.

$$l_k = \begin{pmatrix} l_E \\ l_N \\ l_\phi \end{pmatrix}$$

- **Update (GPS - Empfang):**
  - Kombination aus kinematischem Modell und Beobachtungsmodell.
  - Der Verbesserungsvektor besteht aus der Differenz zwischen GPS und DR.

Gliederung

Motivation

Einführung

Pointman

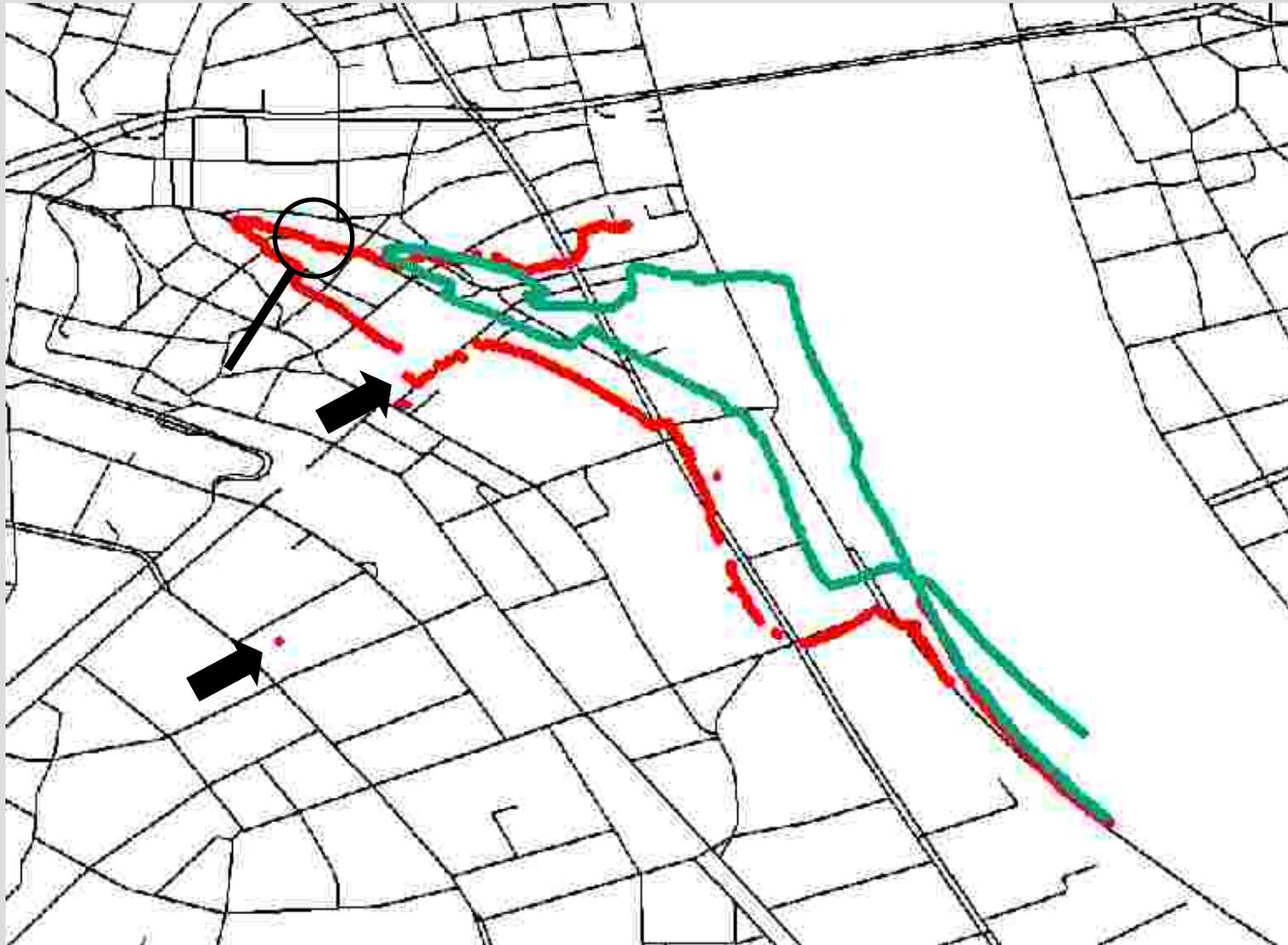
**Kalman Filter**

Erfahrungen

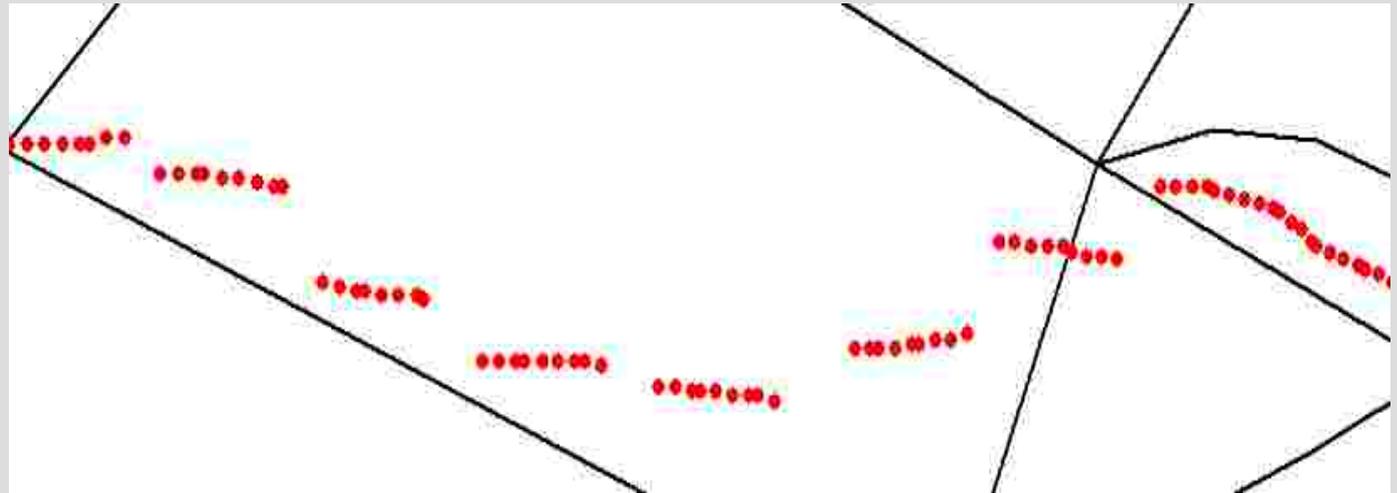
Fazit

# Versuchsergebnisse

- Gliederung
- Motivation
- Einführung
- Pointman
- Kalman Filter
- Erfahrungen
- Fazit



# Versuchsergebnisse



## Fehler:

Durch die unterschiedliche Genauigkeit der GPS – Positionsbestimmung weicht die neu errechnete Position teils stark von der alten ab.



Ergebnis weicht nur leicht ab.

Gliederung

Motivation

Einführung

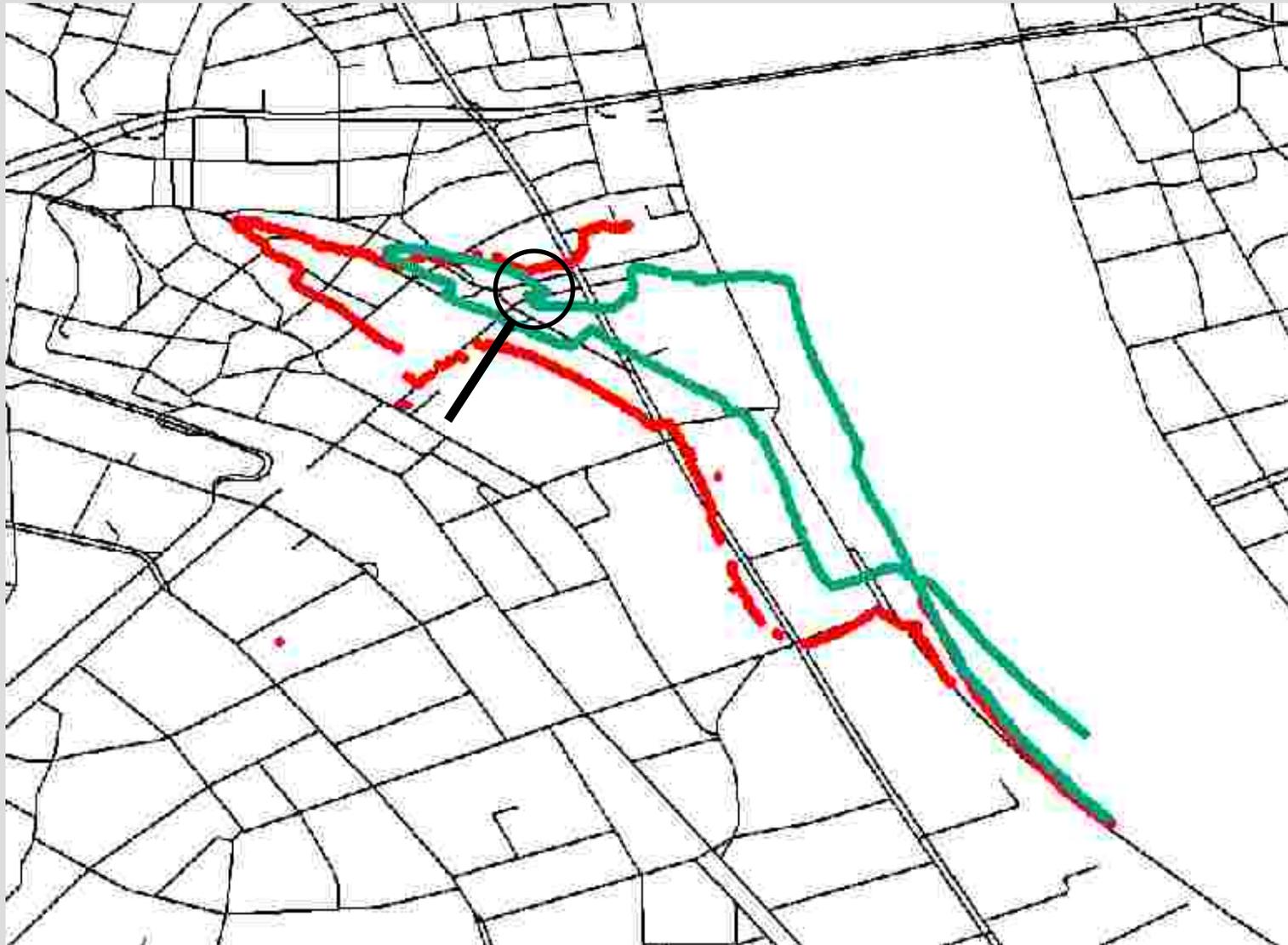
Pointman

Kalman Filter

Erfahrungen

Fazit

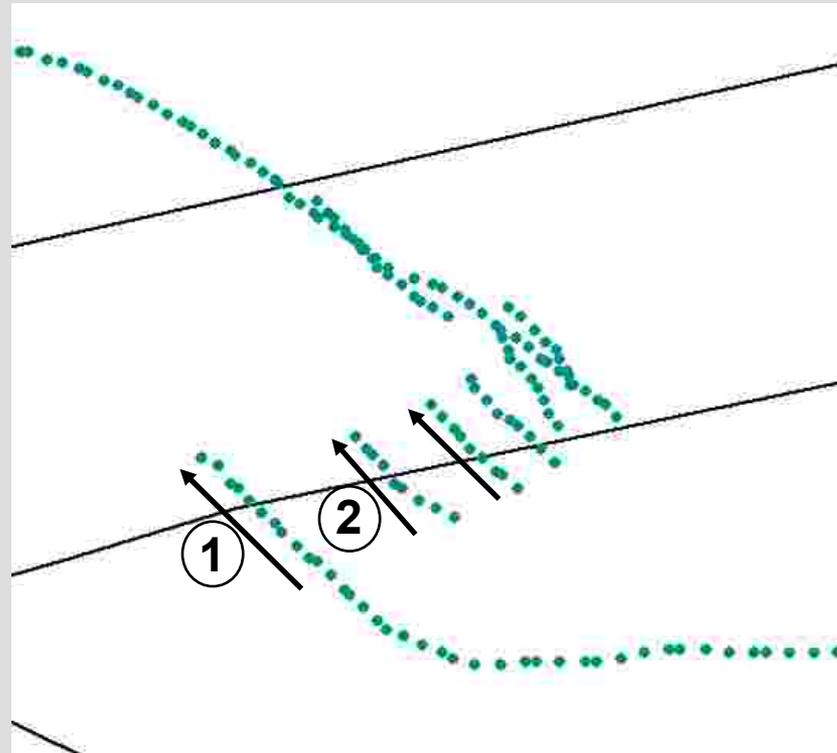
# Versuchsergebnisse



- Gliederung
- Motivation
- Einführung
- Pointman
- Kalman Filter
- Erfahrungen
- Fazit

# Versuchsergebnisse

Gliederung  
Motivation  
Einführung  
Pointman  
Kalman Filter  
Erfahrungen  
Fazit

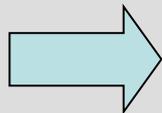


**Gleicher Fehler mit gravierenden Auswirkungen!!**

**➔ Starke Verzerrung des Pfades**

# Fazit

- Dead – Reckoning System liefert mit einfachen „Low cost“ Bauteilen schon erstaunlich gute Ergebnisse.
- GPS – Einsatz steigert bei dauerhaftem Empfang mehrerer Satelliten die Genauigkeit.
- **Problem:**  
Zusammenspiel zwischen GPS und Dead – Reckoning, speziell in der Innenstadt ist noch nicht zuverlässig genug.



**Es liegt noch viel Arbeit vor uns!!**

**Vielen Dank für die  
Aufmerksamkeit!**

**Fragen?**

