

# Fahrerassistenzsysteme im Kraftfahrzeug

Prof. Dr.-Ing. Markus Lienkamp



## Vorlesungsübersicht

<b>01 Einführung</b> 28.04.2022 – Prof. Lienkamp	<b>01 Einführung</b> 28.04.2022 – Prof. Lienkamp	<b>01 Übung Einführung</b> 28.04.2022 – Hoffmann
<b>02 Sensorik / Wahrnehmung I</b> 05.05.2022 – Prof. Lienkamp	<b>02 Sensorik / Wahrnehmung I</b> 05.05.2022 – Prof. Lienkamp	<b>02 Sensorik / Wahrnehmung I</b> 05.05.2022 – Prof. Lienkamp
<b>03 Sensorik / Wahrnehmung II</b> 12.05.2022 – Dr.-Ing. Diermeyer	<b>03 Sensorik / Wahrnehmung II</b> 12.05.2022 – Dr.-Ing. Diermeyer	<b>03 Übung Sensorik / Wahrnehmung II</b> 12.05.2022 – Schimpe
<b>04 Sensorik / Wahrnehmung III</b> 19.05.2022 – Schimpe	<b>04 Sensorik / Wahrnehmung III</b> 19.05.2022 – Schimpe	<b>04 Übung Sensorik / Wahrnehmung III</b> 19.05.2022 – Schimpe
<b>05 Funktionslogik / Regelung</b> 02.06.2022 – Winkler	<b>05 Funktionslogik / Regelung</b> 02.06.2022 – Winkler	<b>05 Funktionslogik / Regelung</b> 02.06.2022 – Winkler
<b>06 Übung Funktionslogik / Regelung</b> 09.06.2022 – Winkler	<b>06 Funktionale Systemarchitektur</b> 09.06.2022 – Prof. Lienkamp	<b>06 Aktorik</b> 09.06.2022 – Prof. Lienkamp
<b>07 Deep Learning</b> 23.06.2022 – Majstorovic	<b>07 Deep Learning</b> 23.06.2022 – Majstorovic	<b>07 Übung Deep Learning</b> 23.06.2022 – Majstorovic
<b>08 MMI</b> 30.06.2022 – Prof. Bengler	<b>08 MMI</b> 30.06.2022 – Prof. Bengler	<b>08 MMI Übung</b> 30.06.2022 – Prof. Bengler
<b>09 Controllability</b> 07.07.2022 – Prof. Bengler	<b>09 Controllability</b> 07.07.2022 – Prof. Bengler	<b>09 Übung Controllability</b> 07.07.2022 – Winkle
<b>10 Entwicklungsprozess</b> 14.07.2022 – Dr.-Ing. Diermeyer	<b>10 Entwicklungsprozess</b> 14.07.2022 – Dr.-Ing. Diermeyer	<b>10 Übung Entwicklungsprozess</b> 14.07.2022 – Hoffmann
<b>11 Analyse und Bewertung FAS</b> 21.07.2022 – Feig	<b>11 Analyse und Bewertung FAS</b> 21.07.2022 – Feig	<b>11 Übung Analyse und Bewertung FAS</b> 21.07.2022 – Feig
<b>12 Aktuelle und künftige Systeme</b> 28.07.2022 – Prof. Lienkamp	<b>12 Aktuelle und künftige Systeme</b> 28.07.2022 – Prof. Lienkamp	<b>12 Aktuelle und künftige Systeme</b> 28.07.2022 – Prof. Lienkamp

## Leitfragen

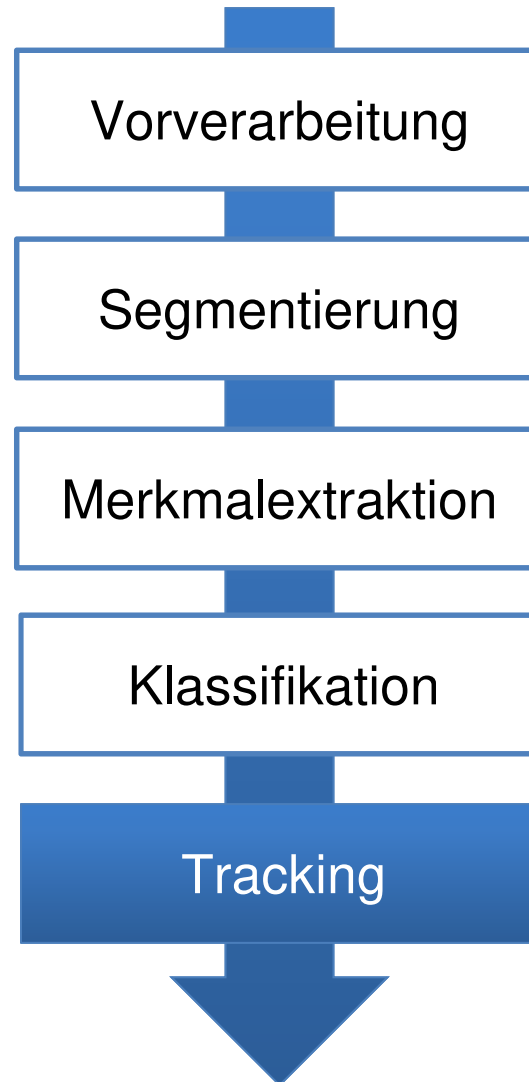
### 04 – Sensorik/Wahrnehmung III

- 跟踪如何用于自我运动估计或环境感知?
- 卡尔曼滤波器如何工作?
- 粒子滤波器的基本原理是什么?
- 如何通过全球导航卫星系统或全球定位系统确定位置和时间?
- 基于地图的环境显示如何工作?
- 如何以及为什么要融合传感器数据?
- V2X 如何工作，如何用于道路交通?

- Wie funktioniert Tracking bei der Eigenbewegungsschätzung oder der Umfeldwahrnehmung?
- Wie funktioniert ein Kalmanfilter?
- Was ist das Grundprinzip eines Partikelfilters?
- Wie funktioniert die Bestimmung von Position und Zeit über GNSS bzw. GPS?
- Wie funktioniert die kartenbasierte Umfelddarstellung?
- Wie und warum werden Sensordaten fusioniert?
- Wie funktioniert V2X und wie kann es im Straßenverkehr angewendet werden?

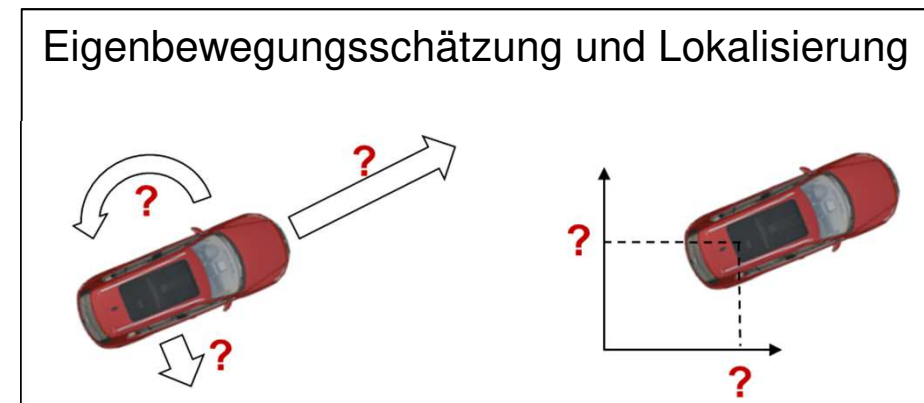
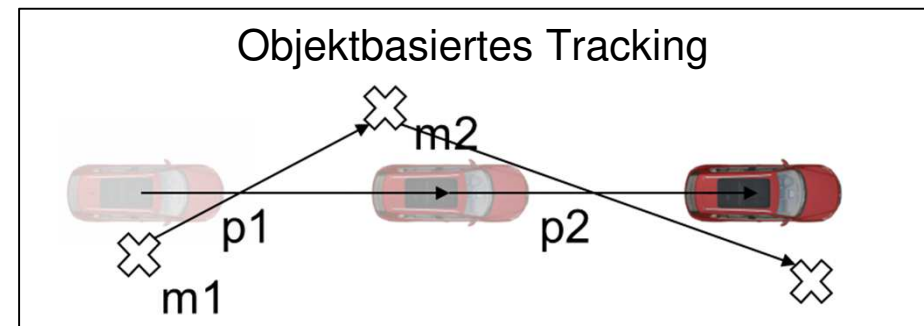
# Letzter Termin

*Sensoren*



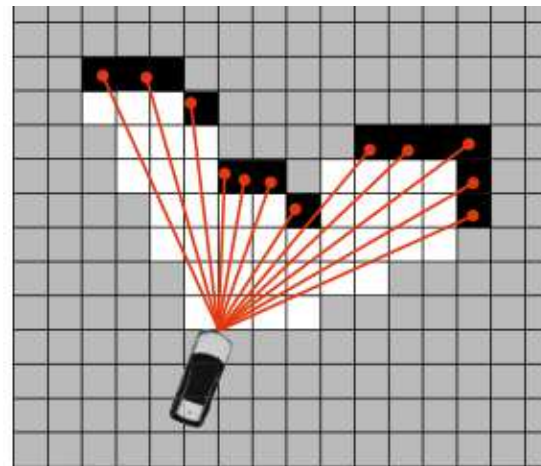
# Tracking und Eigenbewegungsschätzung

- Tracking
  - Motivation und Grundprinzip
  - Grundlagen und Schätztheorie
  - Algorithmen
- Eigenbewegungsschätzung
- Lokalisierung
  - Global
  - Relativ

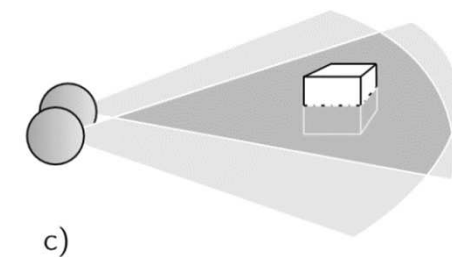
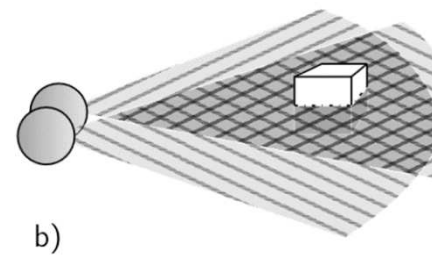
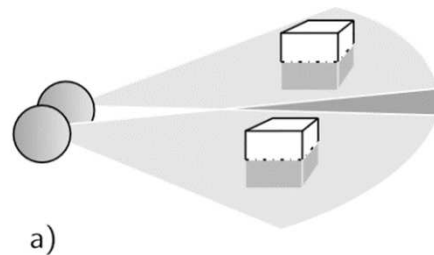


# Belegungskarten und Sensordatenfusion

- Gridbasierte Umfeldrepräsentation



- Grundlagen der Sensordatenfusion



# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

- 4 Sensorik / Wahrnehmung III
  - 4.1 Tracking
  - 4.2 Eigenbewegungsschätzung und Lokalisierung
  - 4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation
  - 4.4 Sensordatenfusion
  - 4.5 Ausblick



# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

### 4 Sensorik / Wahrnehmung III

#### 4.1 Tracking

##### 4.1.1 Motivation und Grundprinzip

##### 4.1.2 Grundlagen und Schätztheorie

##### 4.1.3 Algorithmen

#### 4.2 Eigenbewegungsschätzung und Lokalisierung

#### 4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

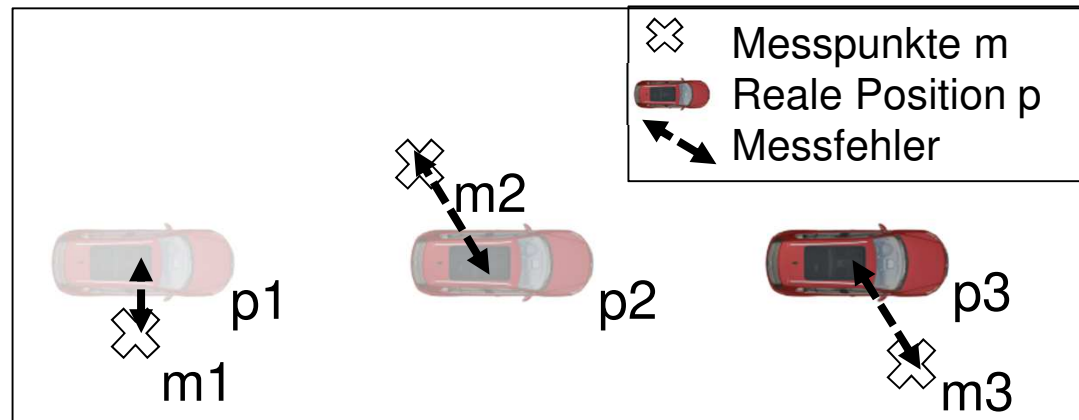
#### 4.4 Sensordatenfusion

#### 4.5 Ausblick





# Tracking – Motivation



## Probleme bei der Umfelderkennung:

- von Sensoren gemessene Werte unterliegen Unsicherheiten
- Sensoren können nicht alle relevanten Größen direkt messen  
relevante Zustände von Fahrzeugen (u.a.), nur teilweise direkt messbar:  
Position, Geschwindigkeit, Ausrichtung, Beschleunigung, Gierrate

环境检测问题:

- 传感器测量的数值存在不确定性
- 传感器无法直接测量所有相关变量

车辆的相关状态 (除其他外) 只能部分直接测量: 位置、速度、方向、加速度、偏航率

# Tracking – Grundidee

解决方案：跟踪

- 考虑长期多重测量

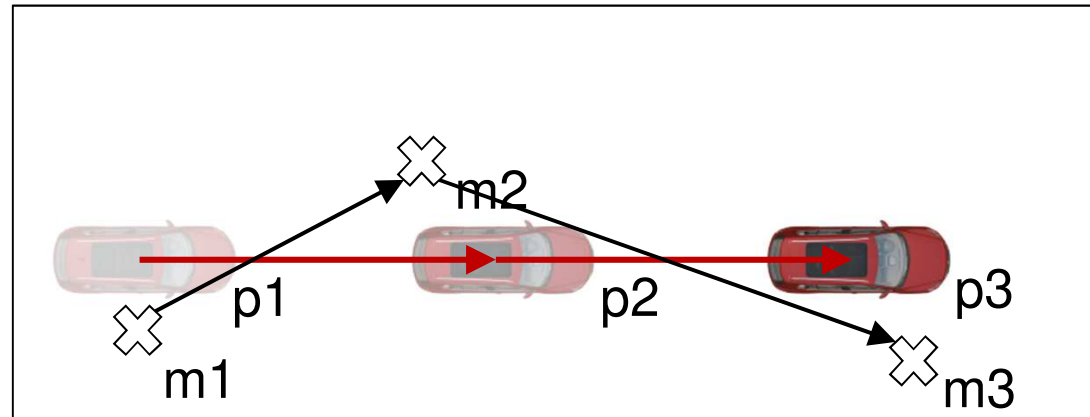
- 在多个时间步长内跟踪目标

将单个测量事件与单个物体的准连续 "轨迹" 建立时间联系

这里的例子

- 从位置测量点的时间进程看速度

- 和/或平滑位置信号



## Lösung: Tracking

- Berücksichtigung von mehreren Messungen über der Zeit
- Verfolgen von Objekten über mehrere Zeitschritte:  
Bildung des zeitlichen Zusammenhangs einzelner Messereignisse  
zu quasikontinuierlichen „Spuren“ einzelner Objekte

Hier im Beispiel:

- Geschwindigkeit aus zeitlichem Verlauf der Positionsmesspunkte
- Und/oder Glätten des Positionssignals

# Grundprinzip

Filterung einer zeitlichen Abfolge von Messwerten

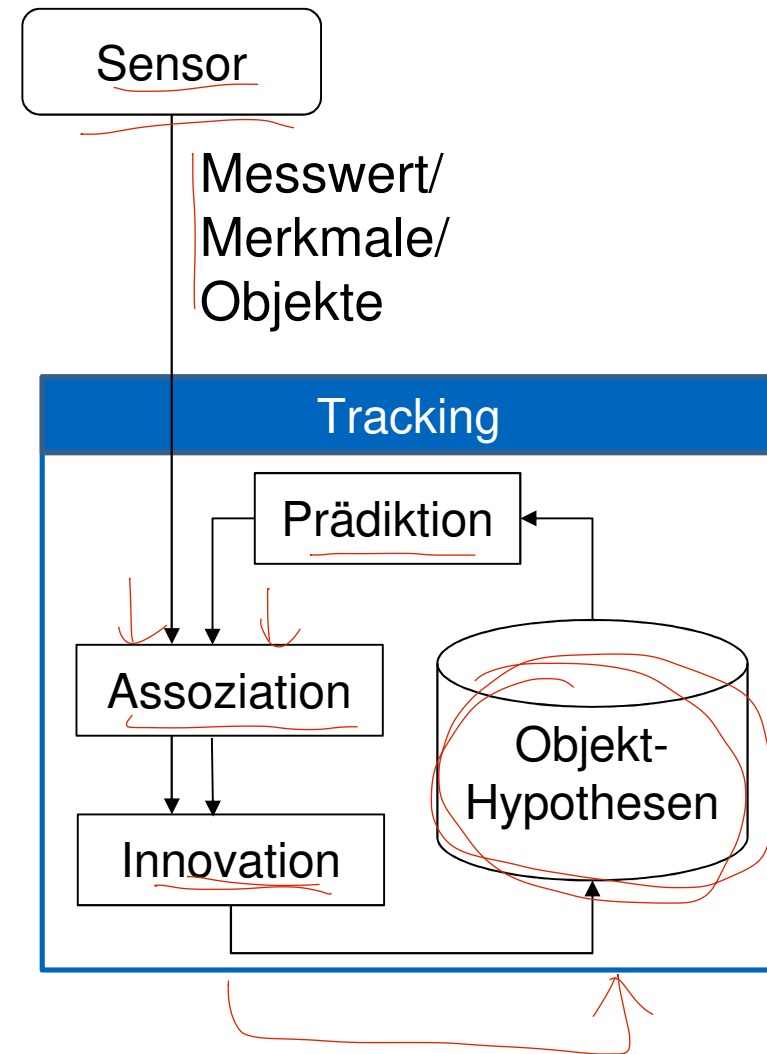
- **Prädiktion** des Objektzustands auf Basis vorheriger Hypothese
- **Assoziation** von neuem Messwert mit prädiziertem Zustand
- **Innovation** des Objektzustands durch gewichtete Aktualisierung zu neuer Hypothese

筛选测量值的时间序列

- 根据先前的假设预测物体状态

- 将新的测量值与预测状态联系起来

- 通过对新假设的加权更新来革新对象状态



Unter Tracking versteht man die Bildung des zeitlichen Zusammenhangs einzelner Messereignisse zu quasikontinuierlichen „Spuren“ einzelner Objekte. Die Detektion und die nachfolgende Bündelung führen zunächst zu einzelnen Objekt-Hypothesen, die vorläufig nur für diesen einen Zyklus gelten. Im Tracking wird als nächstes die Zuordnung zu Hypothesen vorheriger Zyklen versucht (Assoziation). Für die Assoziation werden die Zustandsgrößen der bisher bekannten Objekte (z.B. Abstand oder laterale Lage) auf den Zeitpunkt der aktuellen Messung prädiziert. Dann erfolgt die Zuordnung der aktuellen Objekt-Hypothesen zu den bisherigen, wobei ein Suchfenster um die prädizierten Werte gelegt wird, da sowohl Mess- als auch Prädiktionsfehler anzunehmen sind. Lässt sich zu einem bisherigen Objekt in diesem Suchfenster ein aktuell erkanntes Objekt zuordnen, so wird die Spur fortgesetzt. Gleichzeitig wird die Objektqualität erhöht oder bleibt auf hohem Niveau. Bleiben Objekte der aktuellen Messung übrig, so werden neue Objekte in der Objektliste generiert und mit den Messdaten der aktuellen Messung initialisiert. Allerdings beginnt dieses Objekt seine Spur mit einer niedrigen Objektqualität, die im Allgemeinen so gering ist, dass eine oder mehrere Übereinstimmungen in nachfolgenden Messungen benötigt werden, bevor dieses Objekt für eine Anwendung (z. B. ACC) als Zielobjekt infrage kommt.

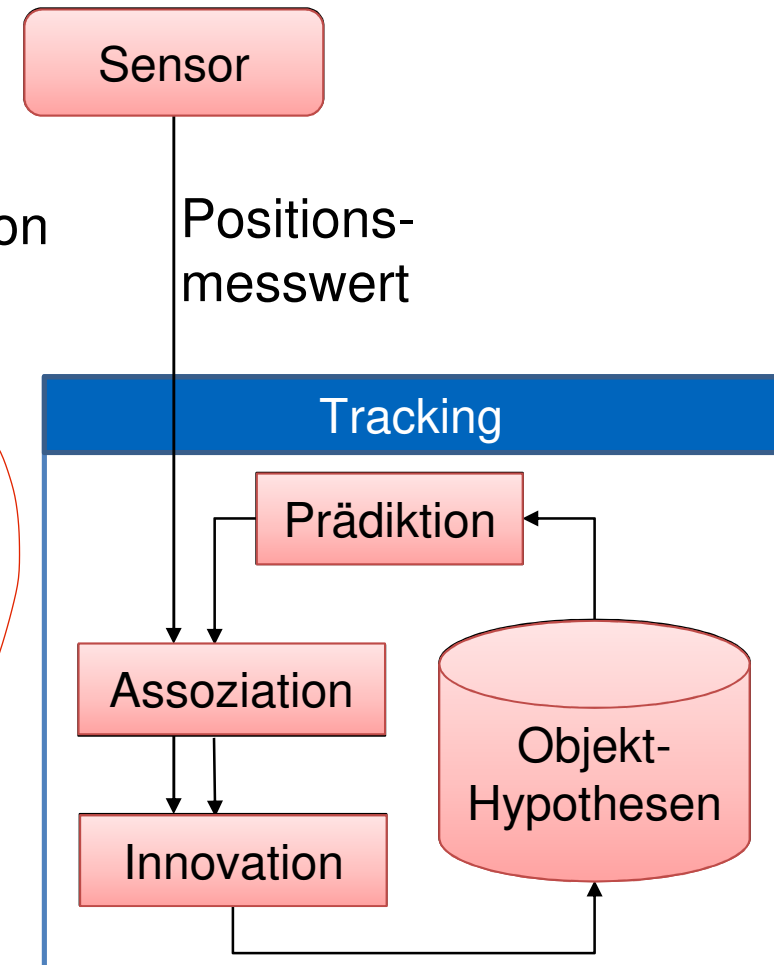
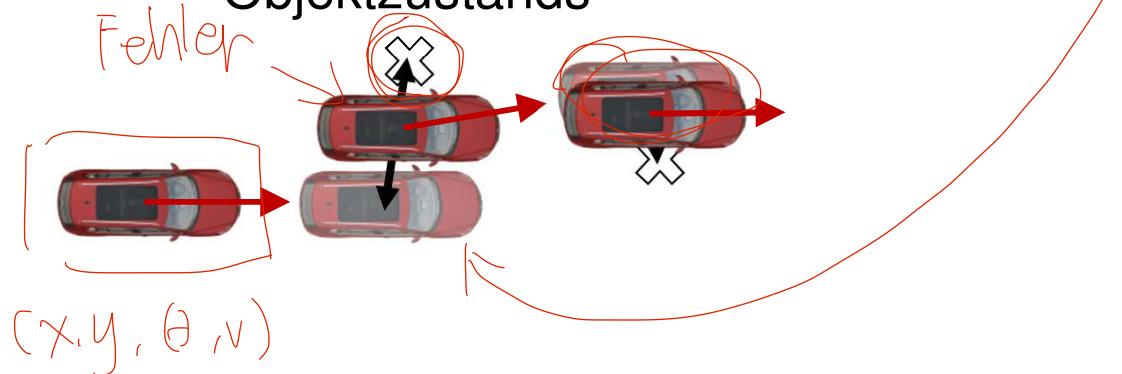
Kann für ein bestehendes Objekt keine Hypothese aus der aktuellen Messung zugeordnet werden, so sinkt die Objektqualität. Nach mehrmaligem Ausfall fällt die Qualität unter einen definierten Schwellwert, woraufhin dieses Objekt aus der Objektliste entfernt wird. Neben diesen grundsätzlichen Fällen müssen mögliche Mehrdeutigkeiten berücksichtigt werden, wie beispielsweise dass ein aktuelles Objekt in das Suchfenster anderer Objekte fällt oder dass mehrere Einzelobjekte der Liste zu einem einzigen realen Objekt gehören.

**Winner, TUD**

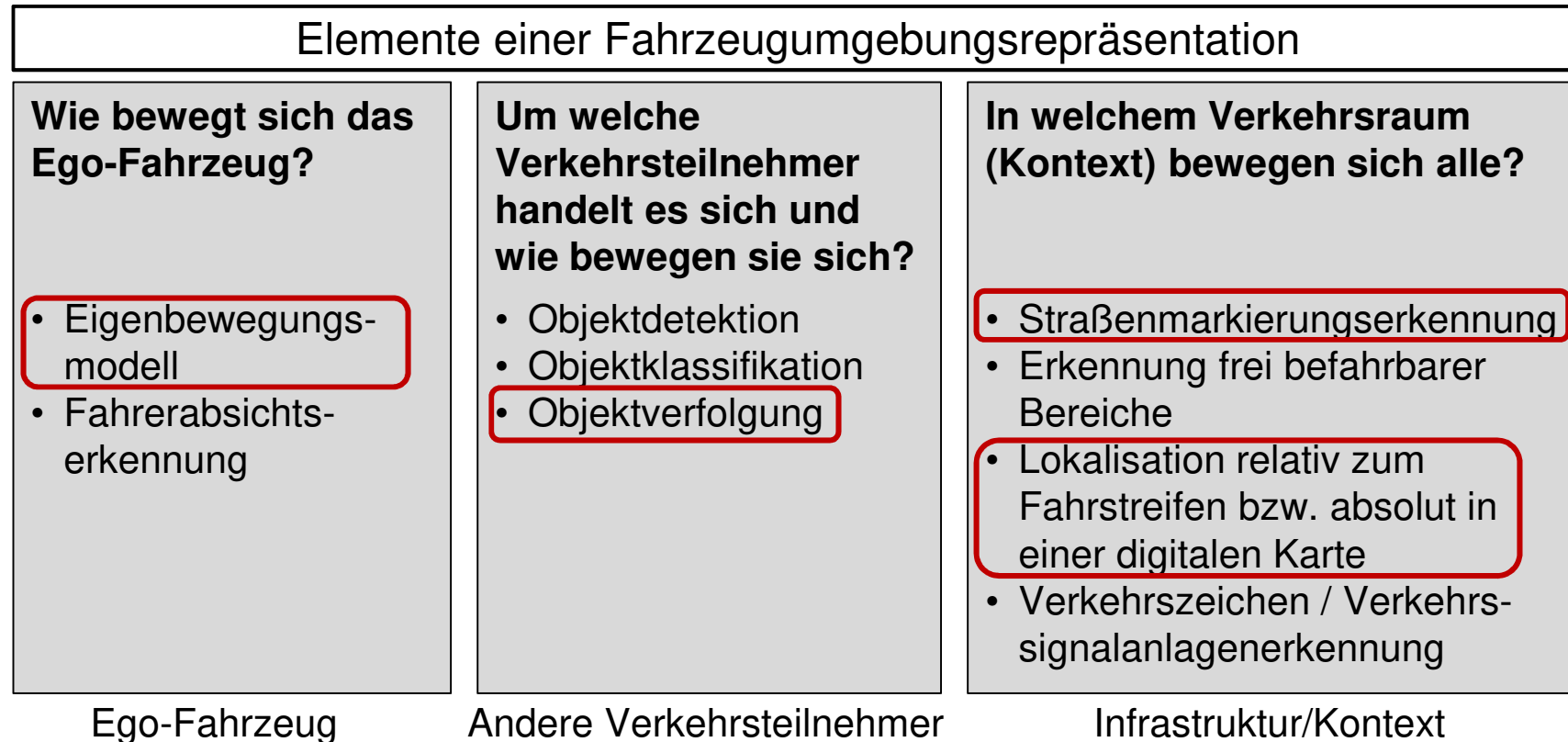
## Beispiel zur Veranschaulichung

### Tracking eines Objekts

- Vorhergehende Hypothese von Position und Geschwindigkeit des Objekts
- Prädiktion des Objekts
- Sensor liefert neuen Messwert (X)
- Assoziation von Messwert und Prädiktion
- Innovation: Anpassung des Objektzustands



# Anwendung von Tracking im Bereich FAS



- Filterung Eigenbewegungsdaten
- Tracking von Objekten
- Filterung von Fahrstreifenmarkierungen
- Tracking der GPS Position

Winner 2015, S.454

# Schätztheorie als Grundlage des Trackings

- Bayes-Schätzung: stochastische Schätzung auf Basis des Satzes von Bayes:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) P(A)}{P(B)}$$

„Wahrscheinlichkeit des Zustands A unter der Bedingung, dass B gemessen wurde“

- Zustandsschätzung auf Basis von Beobachtungen
- Bewertungskriterien für geschätzten Wert  $\hat{\theta}$  von realen Wert  $\theta$ 
  - Erwartungstreu oder asymptotisch erwartungstreu

$$E[\hat{\theta}] = \theta \qquad \lim_{T \rightarrow \infty} E[\hat{\theta}] = \theta$$

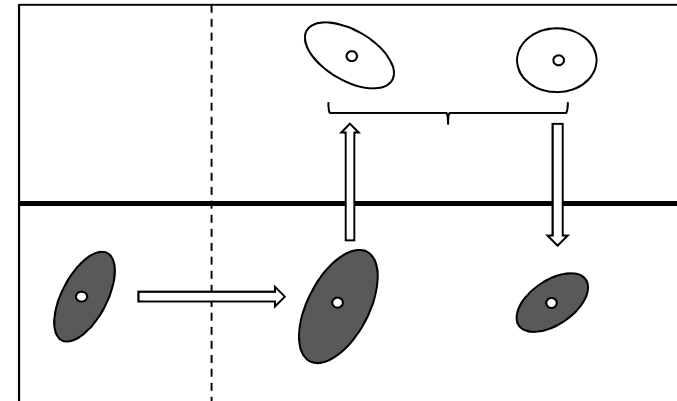
- Konsistenz: Geschätzte Varianz entspricht realer Varianz des Schätzfehlers

$$\lim_{T \rightarrow \infty} E[(\hat{\theta} - \theta)^T (\hat{\theta} - \theta)] = 0$$

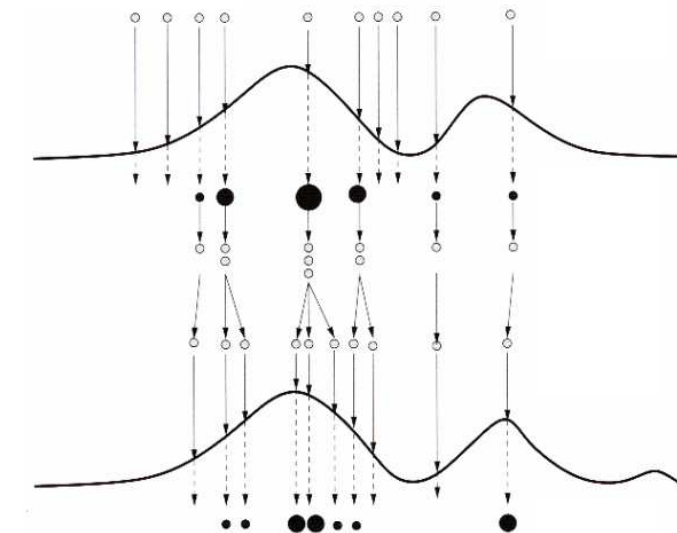
- Ziel: optimale Lösung für Schätzproblem

# Trackingalgorithmen - Übersicht

- Kalmanfilter



- Partikelfilter

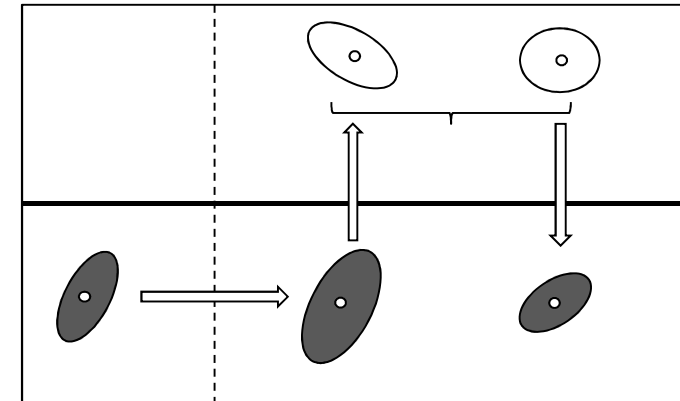




# Trackingalgorithmen - Übersicht

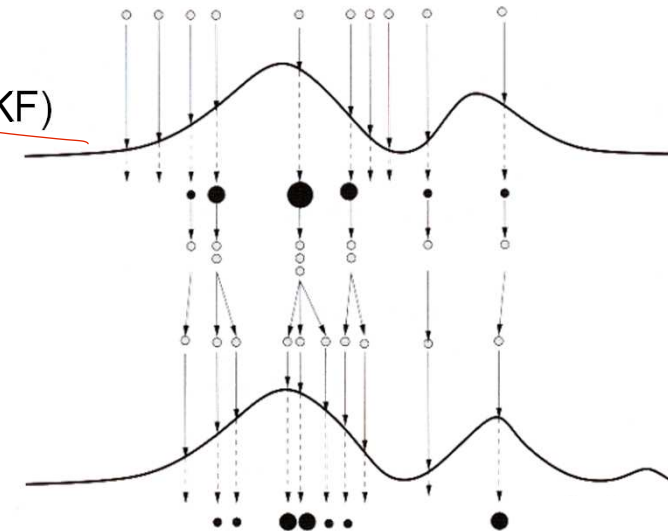
## ■ Kalmanfilter

- Rekursiver Bayesfilter
- Minimiert mittleren quadratischen Fehler
- Optimale Lösung für normalverteilte Zustandsgrößen unter den Annahmen:
  - Lineare Modelle
  - Prozess- und Mess-Störungen sind normalverteilt und mittelwertfrei
- Erweiterungen für nichtlineare Modelle:  
Extended/Unscented Kalman Filter (EKF/UKF)



## ■ Partikelfilter

- 递归贝叶斯滤波器
- 均方误差最小化
- 正态分布状态变量假设下的最优解:
- 线性模型
- 过程和测量干扰均为正态分布且无均值
- 非线性模型的扩展
- 扩展卡尔曼滤波器 (EKF/UKF)



# Grundlagen für objektbasiertes Tracking

- Beim Tracking ist für die Prädiktion eine Modellierung der Objektbewegung notwendig
  - Modellierung durch Zustandsraummodelle effizient möglich
    - Markoveigenschaft 1. Ordnung: nächster Zustand hängt nur vom aktuellen Zustand ab
- $$z_k = f(z_{k-1})$$
- Zielkonflikt zwischen Rechenaufwand und Modellgenauigkeit
  - Beobachtbarkeit von Modellgrößen, z.B. Beschleunigung nur bei messbarer Geschwindigkeit sinnvoll (sonst zweite Ableitung von gemessener Position sehr stark verrauscht)

- 计算工作量与建模精度之间的目标冲突

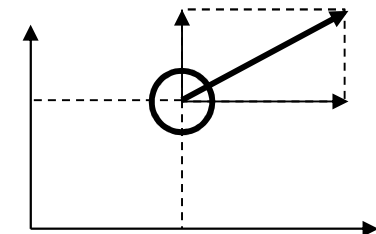
- 模型变量的可观测性，例如，加速度只有在速度可测量的情况下才有意义（否则，测量位置的二阶导数噪声非常大）

# Zustandsraumdarstellung

## ■ Freie-Masse-Modell

- Linear, einfach berechenbar
- keine kinematischen Einschränkungen
- hier: Constant-Velocity-Modell
- z.B. für Modellierung eines Fußgängers

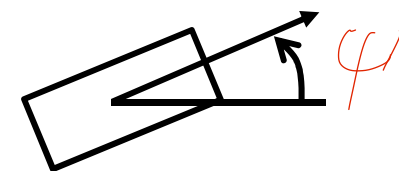
$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ v_X \\ v_Y \end{bmatrix}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x \\ y \\ v_X \\ v_Y \end{bmatrix}_{k-1}$$



## ■ Kinematische Modelle

- Nichtlinear
- z.B. Bewegung nur in Orientierungsrichtung zur Modellierung von Fahrzeugen

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \\ \dot{v} \\ \dot{\omega} \\ \dot{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cos(\psi) \\ v \sin(\psi) \\ \omega \\ a \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{diskr.}} \mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k-1} + \begin{bmatrix} v \cos(\psi) \Delta T \\ v \sin(\psi) \Delta T \\ \omega \Delta T \\ a \Delta T \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$



# Herleitung Kalmanfilter

## Lineares Schätzproblem

- Diskr. Bewegungsgleichung:

$$\underbrace{\mathbf{x}_k}_{\text{realer, unbekannter Zustand}} = \underbrace{\boldsymbol{\phi}_{k-1}}_{\text{Systemmatrix}} \underbrace{\mathbf{x}_{k-1}}_{\text{realer, unbekannter Zustand}} + \underbrace{\mathbf{G}_{k-1} \mathbf{u}_{k-1}}_{\text{Eingangsgrößen}} + \underbrace{\mathbf{w}_{k-1}}_{\text{Prozessrauschen}}$$

- Messgleichung:

$$\underbrace{\mathbf{z}_k}_{\text{Messwert}} = \underbrace{\mathbf{H}_k}_{\text{Messmatrix}} \underbrace{\mathbf{x}_k}_{\text{realer, unbekannter Zustand}} + \underbrace{\mathbf{v}_k}_{\text{Messrauschen}}$$

- Kalmanfilter:
  - Annahme: Störgrößen Prozessrauschen  $\mathbf{w}$  und Messrauschen  $\mathbf{v}$  sind normalverteilt mit Erwartungswert 0, sowie zeitlich unkorreliert
  - Minimierung des mittleren, quadratischen Fehlers der Schätzung  $\hat{\mathbf{x}}_k$ :

$$E\langle [\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k]^T [\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k] \rangle$$

- Kalmanfilter als optimale Lösung dieses Schätzproblems

- 假设：干扰变量过程噪声  $\mathbf{w}$  和测量噪声  $\mathbf{v}$  是正态分布，期望值为 0，且在时间上不相关

- 最小化估计值  $\hat{\mathbf{x}}_k$  的均方误差：

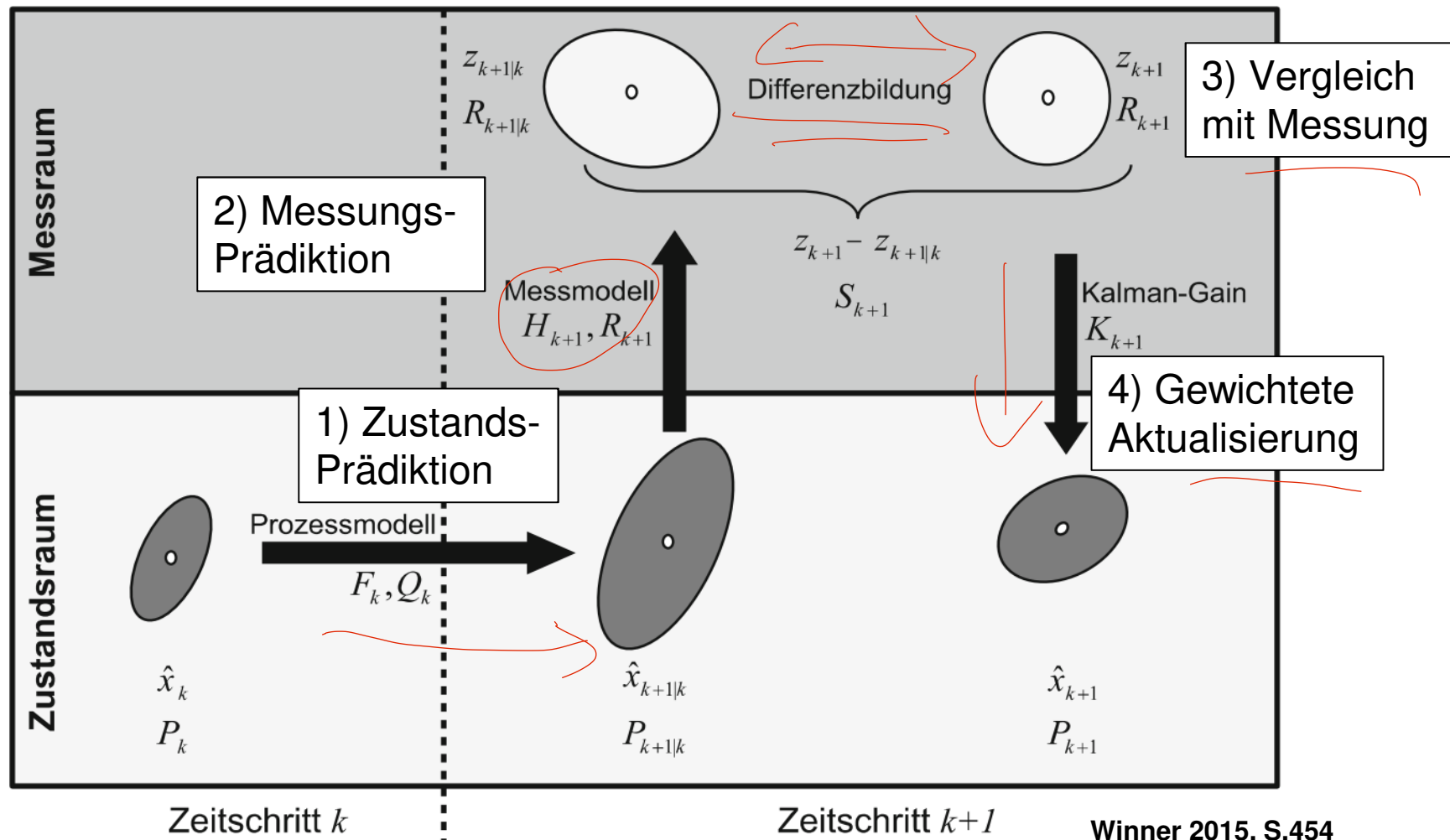
## Lineares Schätzproblem

Unter der Annahme von normalverteilten Signalen sowie linearen Prozess- und Messmodellen ermöglicht das Kalman-Filter [4] eine analytische Implementation des Bayes'schen Filters. Da eine Gauß-Verteilung (Normalverteilung) durch ihre ersten beiden statistischen Momente, d. h. den Mittelwert  $\mu$  sowie die zugehörige Kovarianzmatrix  $P$ , vollständig beschrieben ist, stellt die zeitliche Filterung der Momente eine mathematisch exakte Lösung dar. Folglich ist das Kalman-Filter unter diesen Annahmen ein Bayes-optimaler Zustandsschätzer (Schätzfehler orthogonal zu Messwerten  $\rightarrow$  Schätzung kann durch die vorliegenden Messwerte nicht verbessert werden und ist damit optimal.).

Weitere Literatur z.B.: M. S. GREWAL und A. P. ANDREWS. Kalman filtering: Theory and practice using MATLAB. 3. Aufl. Hoboken: John Wiley, 2008. ISBN: 978-0-470-17366-4.

# Schritte des Kalmanfilters

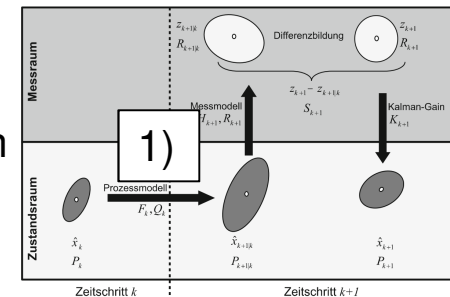
Ablauf des Kalman-Filters in einem Zeitschritt  $k \rightarrow k+1$



# Kalmanfilter – Rechenschritte (1)

- Diskretes Dynamisches System
- Zustände und Rauschen normalverteilt

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \underbrace{\boldsymbol{\phi}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}}_{\text{Prozessrauschen}} + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{z}_k &= \underbrace{\mathbf{H}_k \mathbf{x}_k}_{\text{Messrauschen}} + \mathbf{v}_k \end{aligned}$$



- **Prädiktion** von Schätzwert und Kovarianzmatrix

1) Zustandsprädiktion

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_k(-) &= \boldsymbol{\phi}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+) \\ \mathbf{P}_k(-) &= \boldsymbol{\phi}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}(+) \boldsymbol{\phi}_{k-1}^T + \underbrace{\mathbf{Q}_{k-1}}_{\text{Kovarianz Prozessrauschen}} \end{aligned}$$

- Anpassung Kalmanfaktor

(-) Prädizierte Werte  
(+) Aktualisierte Werte

$$\bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T \underbrace{\left[ \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T + \underbrace{\mathbf{R}_k}_{\text{Kovarianz Messrauschen}} \right]^{-1}}_{\text{Innovationskovarianzmatrix: Vergleich Modellunsicherheit im Messraum und Messunsicherheit}}$$

# Kalmanfilter – Rechenschritte (1)

Erläuterung

- Gleichung des Kalmanfaktors

$$\bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}$$

- Annahme: Messbarer 1D Zustand  $\rightarrow \mathbf{H} = 1$  &  $\mathbf{K}, \mathbf{P}, \mathbf{R} \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$

$$\bar{K}_k = \frac{P_k(-)}{P_k(-) + R_k}$$

- Hohe Genauigkeit der Messung:  $R_k \rightarrow 0 \rightarrow \bar{K}_k \rightarrow 1$
- Hohe Ungenauigkeit der Messung:  $R_k \rightarrow \infty \rightarrow \bar{K}_k \rightarrow 0$
- Hohe Genauigkeit der Prädiktion:  $P_k(-) \rightarrow 0 \rightarrow \bar{K}_k \rightarrow 0$
- Hohe Ungenauigkeit der Prädiktion:  $P_k(-) \rightarrow \infty \rightarrow \bar{K}_k \rightarrow 1$



# Kalmanfilter – Rechenschritte (2)

## Innovation

- mit Kalmanfaktor (K) gewichtete Anpassung der Prädiktion:

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+)=\hat{\mathbf{x}}_k(-)+\bar{\mathbf{K}}_k[\mathbf{z}_k-\mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

2) Messungsprädiktion

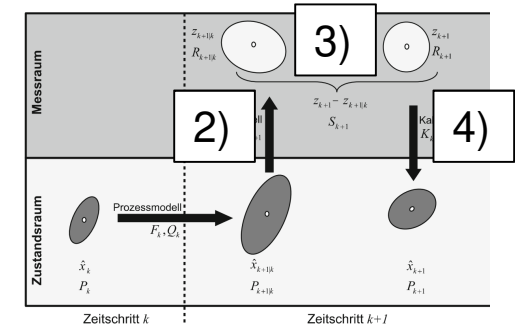
3) Vergleich mit Messung

4) Gewichtete Aktualisierung

- Anpassung Kovarianzmatrix:

$$\mathbf{P}_k(+)=[\mathbf{I}-\bar{\mathbf{K}}_k\mathbf{H}_k]\mathbf{P}_k(-)$$

(-) Prädizierte Werte  
(+) Aktualisierte Werte



## Kalmanfilter – Rechenschritte (2)

### Erläuterung

- Gleichungen zur Anpassung der Prädiktion

$$\hat{\mathbf{x}}_k(+) = \hat{\mathbf{x}}_k(-) + \bar{\mathbf{K}}_k[\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k\hat{\mathbf{x}}_k(-)]$$

- Annahme: Messbarer 1D Zustand  $\rightarrow \mathbf{H} = 1$  &  $\mathbf{K}, \hat{\mathbf{x}}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$

$$\hat{x}_k(+) = \hat{x}_k(-) + \bar{K}_k[z_k - \hat{x}_k(-)]$$

- Kein Vertrauen in Messung, Volles Vertrauen in Prädiktion:

$$\begin{aligned} \bar{K}_k &\rightarrow 0 \\ \hat{x}_k(+) &\rightarrow \hat{x}_k(-) \end{aligned} \quad ||$$

- Kein Vertrauen in Prädiktion, Volles Vertrauen in Messung:

$$\begin{aligned} \bar{K}_k &\rightarrow 1 \\ \hat{x}_k(+) &\rightarrow z_k \end{aligned} \quad ||$$

# Erweiterungen des Kalman-Filters

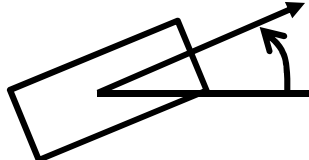
- Einschränkung des klassischen Kalman-Filters (KF) sehr strikt:

- ~~nur lineare Prozess- und Messmodelle~~

- Normalverteiltes Rauschen

- Normalverteilte Zustände

z.B. für  
Fahrzeuge



$$\dot{x}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\psi} \\ \dot{v} \\ \dot{\omega} \\ \dot{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v \cos(\psi) \\ v \sin(\psi) \\ \omega \\ a \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

→ Extended KF (EKF): Linearisierung

→ Unscented KF (UKF): Abtastung durch Sigma-Punkte

# Extended Kalman-Filter

- Prädiktion von Zustand und Messung durch nichtlineare Funktionen:

$$\hat{\mathbf{x}}_k(-) = \boldsymbol{\phi}_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(+))$$

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k(-))$$

- Berechnung von Kovarianzmatrix und Kalmanfaktor durch taylorreihenapproximierte Linearisierung von Prozess- bzw. Messfunktion

$$\boldsymbol{\phi}_{k-1}^{[1]} \approx \left. \frac{\partial \boldsymbol{\phi}_{k-1}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}(-)}$$

$$\mathbf{P}_k(-) = \boldsymbol{\phi}_{k-1}^{[1]} \mathbf{P}_{k-1}(+) \boldsymbol{\phi}_{k-1}^{[1]T} + \mathbf{Q}_{k-1}$$

$$\mathbf{H}_k^{[1]} \approx \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k(-)}$$

$$\bar{\mathbf{K}}_k = \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^{[1]T} \left[ \mathbf{H}_k^{[1]} \mathbf{P}_k(-) \mathbf{H}_k^{[1]T} + \mathbf{R}_k \right]^{-1}$$

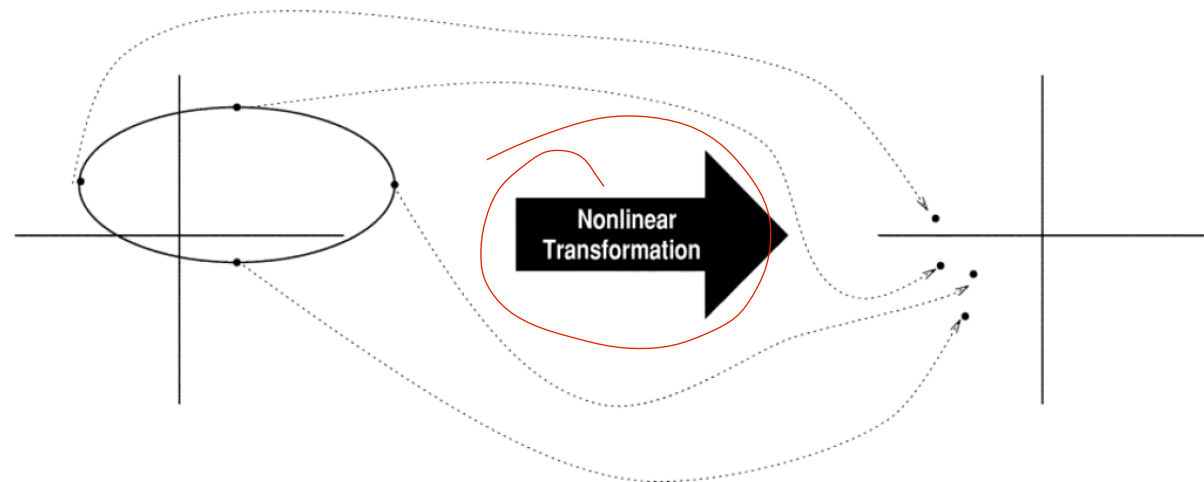
→ Funktionen sollten im Linearisierungsbereich um die Schätzung quasilinear sein und müssen differenzierbar sein

(-)	Prädizierte Werte
(+)	Aktualisierte Werte
[1]	Approx. 1. Ordnung

# Unscented Kalman-Filter

- 利用抽样方法随机逼近平均值和协方差
- 定义采样点的选择和转换，几种可能的方法
- 根据点确定均值和协方差

- stochastische Approximation des Mittelwerts und der Kovarianz durch Abtastverfahren
- Auswahl und Transformation von definierten Abtastpunkten, mehrere mögliche Verfahren
- Bestimmung des Mittelwerts und der Kovarianz aus den Punkten

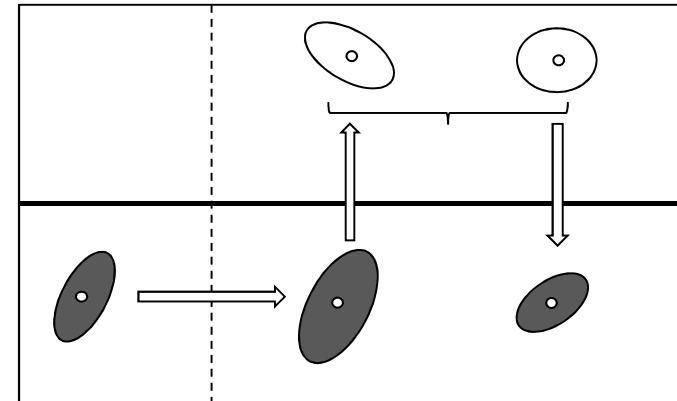


Grundprinzip des Abtastverfahrens [Julier 2004, S.5]

# Trackingalgorithmen – Übersicht

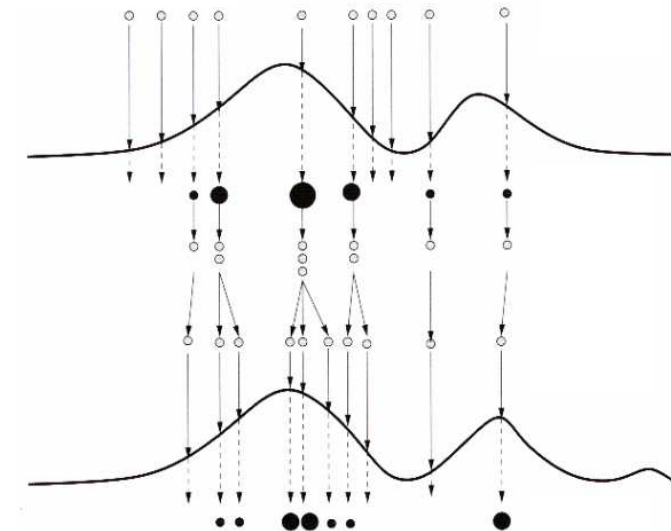
## ■ Kalmanfilter

- 许多粒子各自描述了一种可能的模型行为
- 根据测量值随机选择粒子
- 根据所有粒子状态确定估计状态



## ■ Partikelfilter

- Viele Partikel beschreiben jeweils ein mögliches Modellverhalten
- Stochastische Auswahl der Partikel abhängig von Messwerten
- Ermittlung des geschätzten Zustands aus allen Partikelzuständen

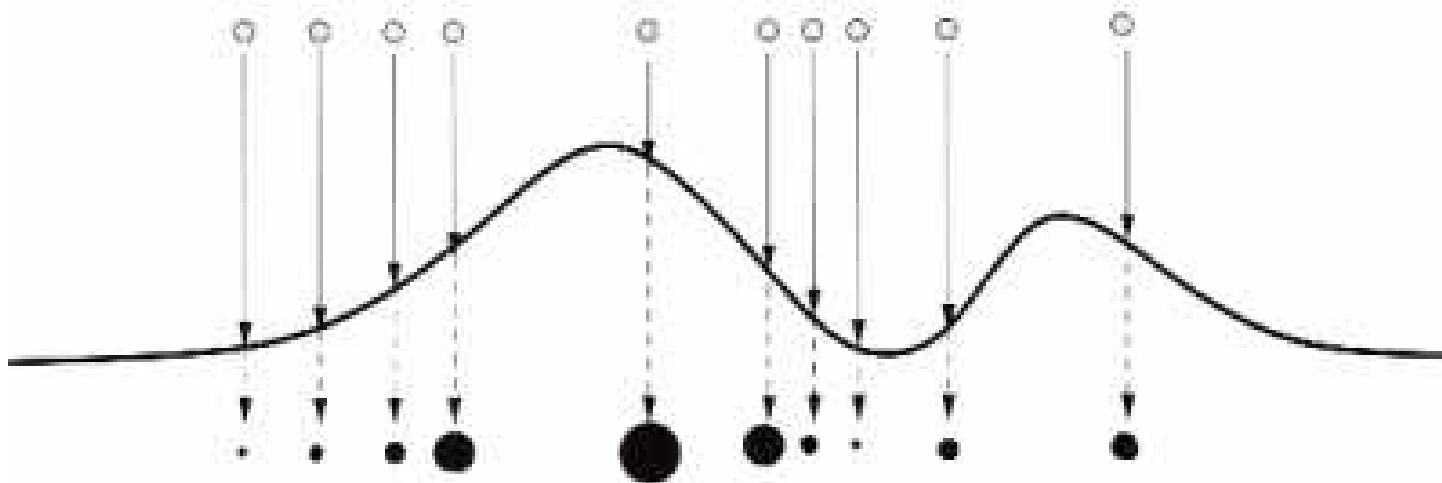


# Partikelfilter

## Prinzip

- 状态概率由一组粒子表示
- 根据测量值的权重随机选择粒子
- 从所有粒子状态中确定估计状态
- 对于无限数量的粒子：最优贝叶斯估计器

- Zustandswahrscheinlichkeiten werden durch Menge von Partikeln repräsentiert
- Stochastische Auswahl der Partikel abhängig von Gewichtung durch Messwerte
- Ermittlung des geschätzten Zustands aus allen Partikelzuständen
- Für unendlich viele Partikel: optimaler Bayes-Schätzer



Pfeiffer 2004

# Partikelfilter

Visualisierung der Schritte

- Initialisierung von Partikeln



- Gewichtung der Partikel
- Ziehen von N Partikeln auf Basis der Gewichtung
- Prädiktion der Partikel entsprechend dem Rauschen  $(\tilde{x}, N)$



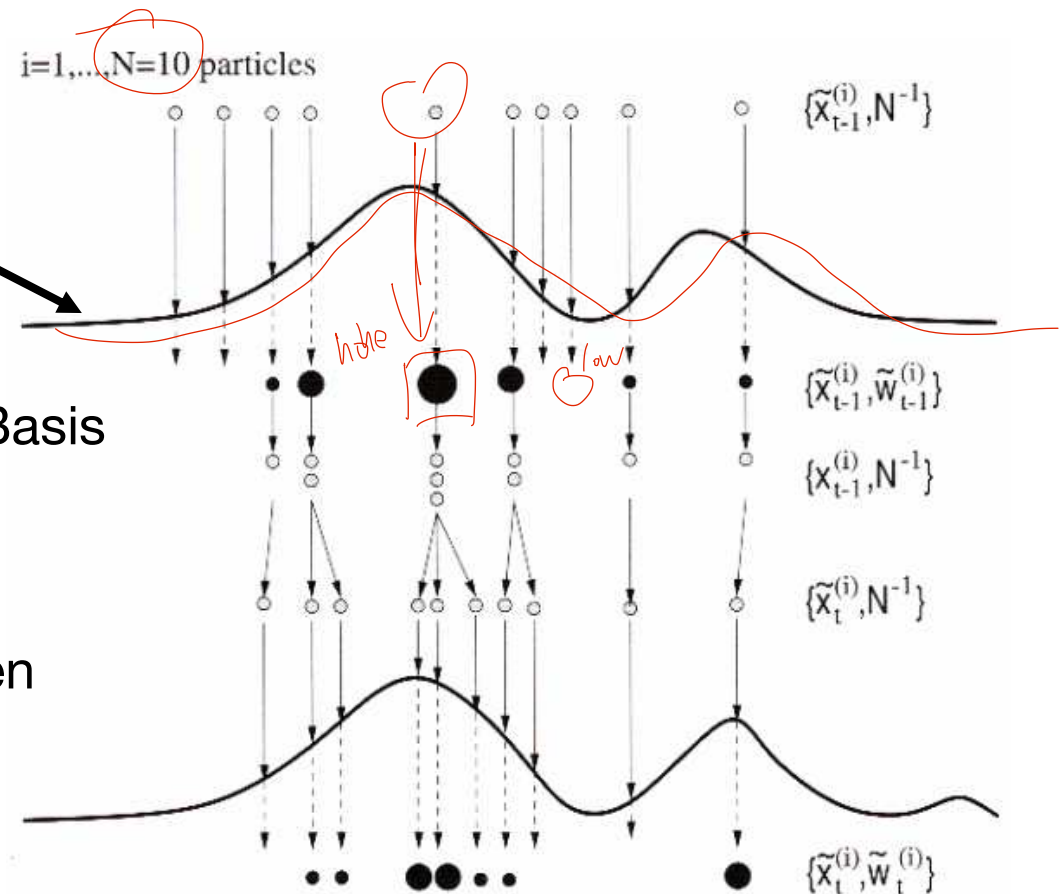
# Partikelfilter

Visualisierung der Schritte

- Initialisierung von Partikeln

Messung

- Gewichtung der Partikel
- Ziehen von N Partikeln auf Basis der Gewichtung
- Prädiktion der Partikel entsprechend dem Rauschen ( $\tilde{x}, N$ )

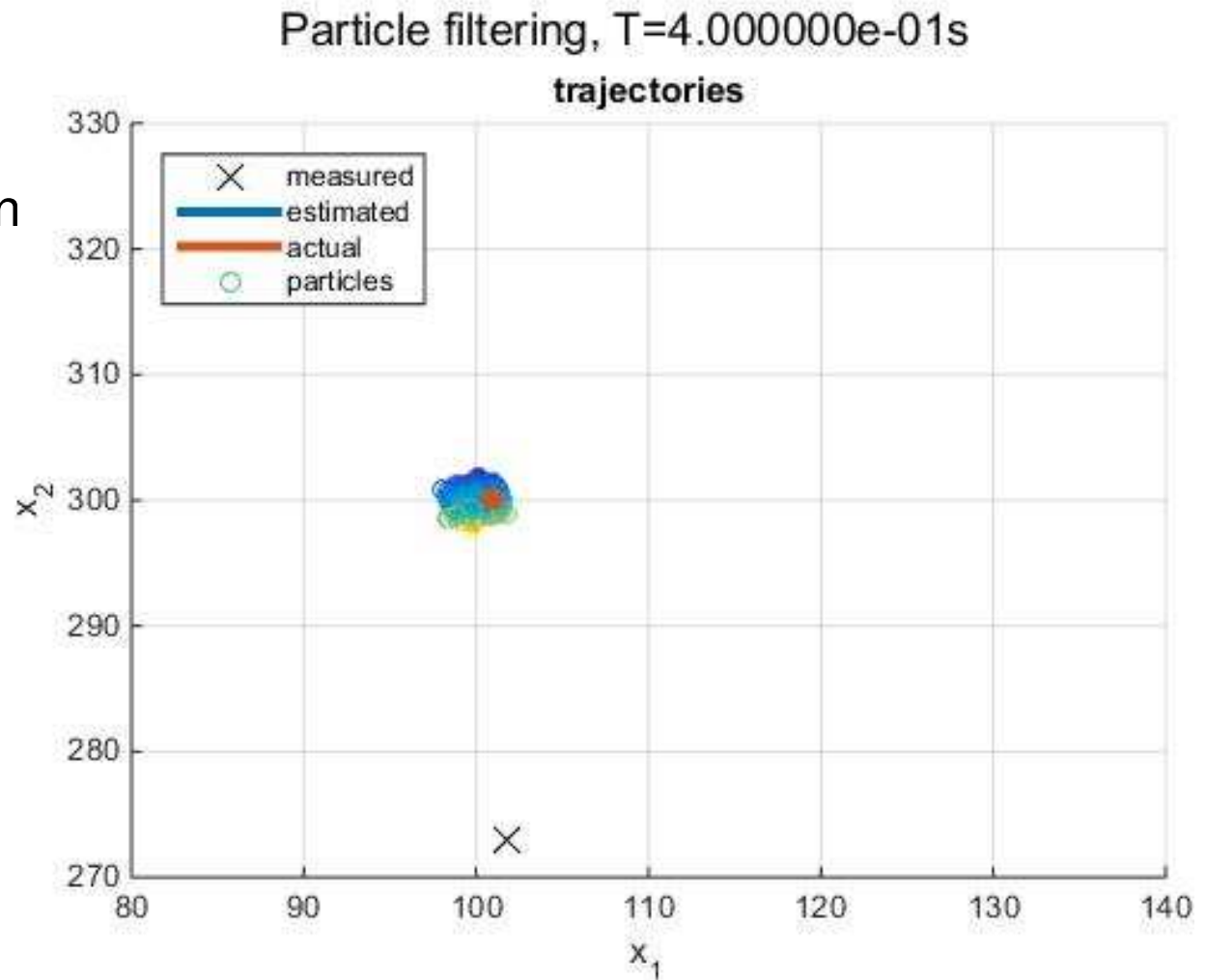


Pfeiffer 2004

# Beispiel Partikelfilter

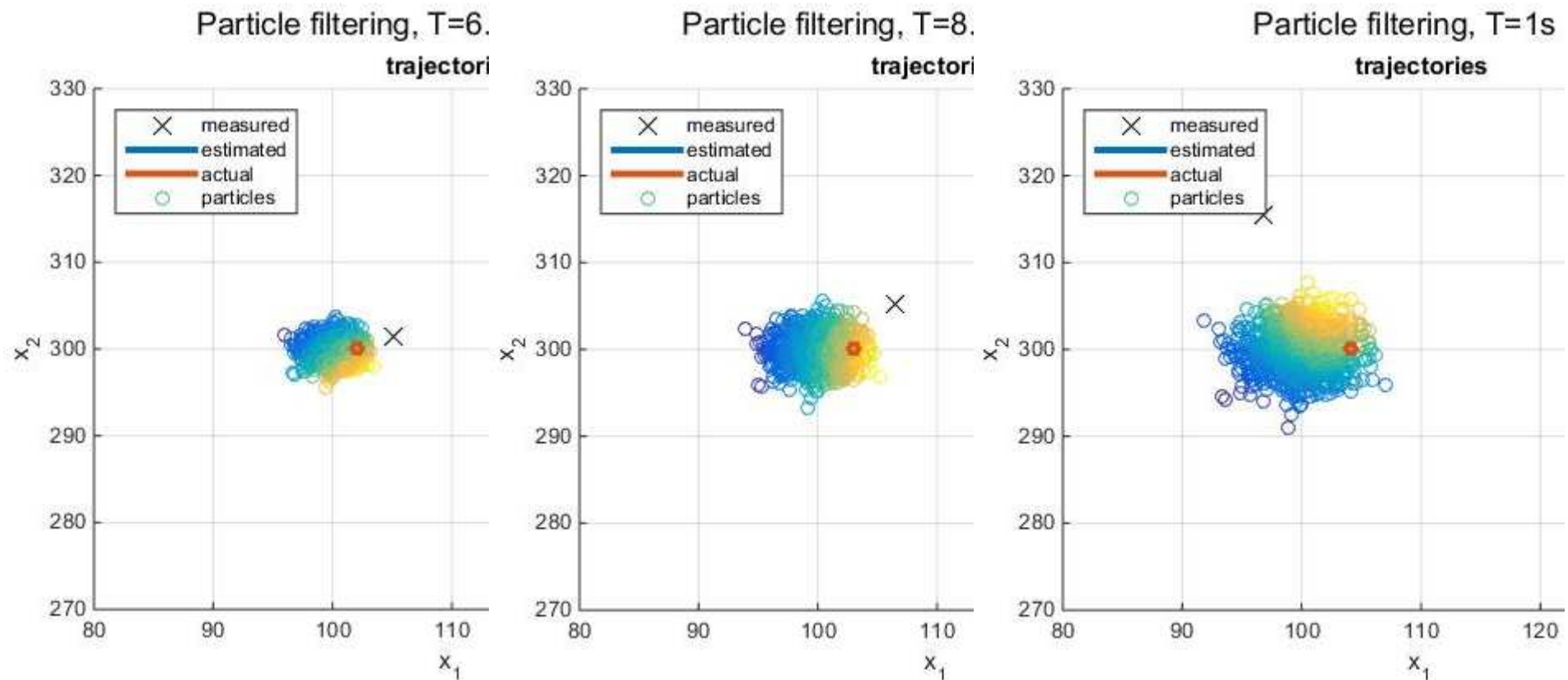
高噪声位置测量

- Stark verrauschte Positionsmessungen
- 1000 Partikel
- Gewichtung durch Messung  
(gelb: hoch, blau: niedrig)



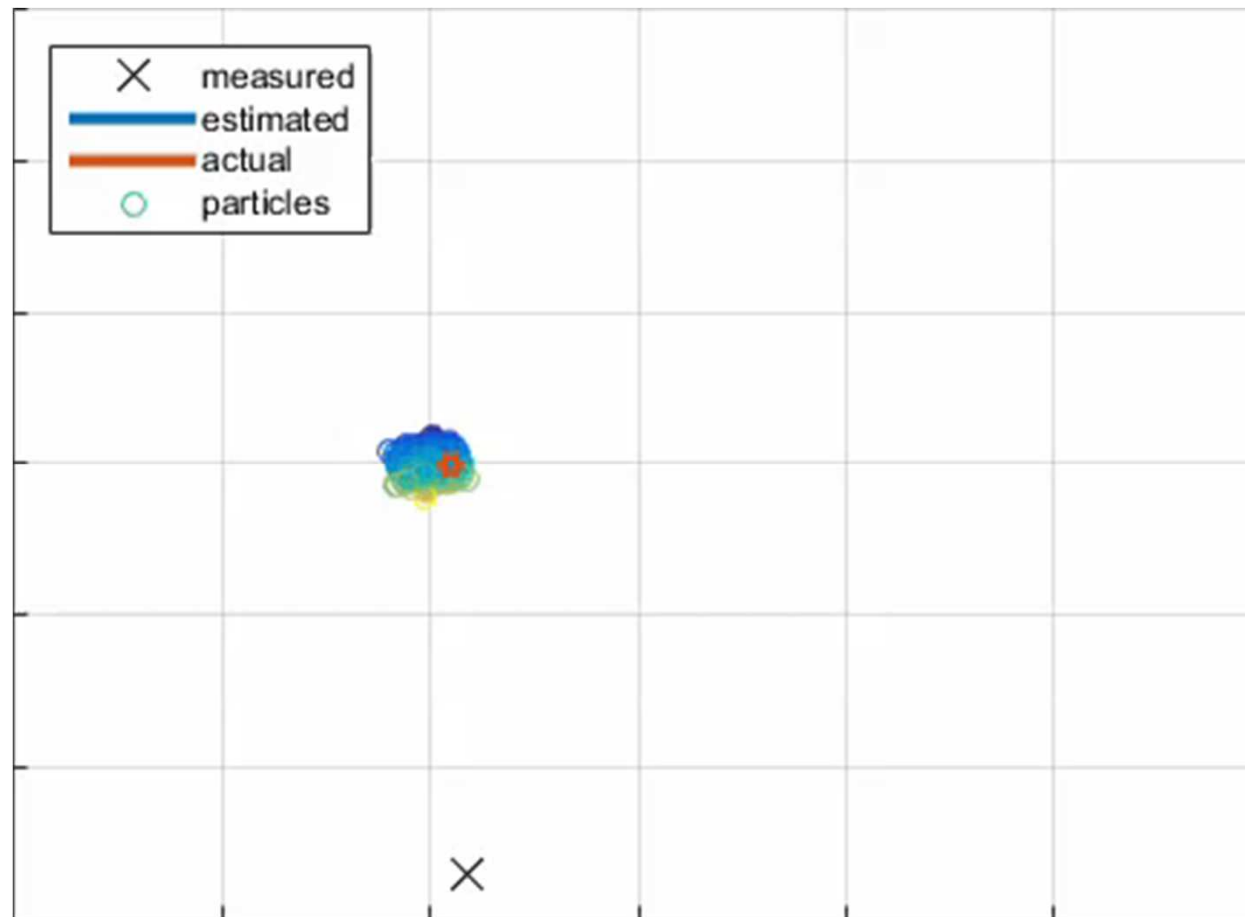
# Beispiel Partikelfilter

## Zeitliche Entwicklung



# Beispiel Partikelfilter

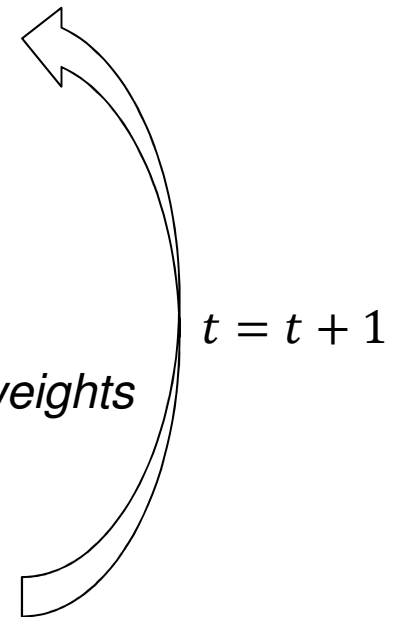
Video



# Partikelfilter

## Formulierung der Schritte

- Initialisierung von Partikeln:
  - for  $i=1, \dots N$ : sample
    - $x_0^{(i)} \sim p(x_0)$ ;
- Gewichtung der Partikel
  - for  $i = 1, \dots N$ : evaluate weights with measurement  $z$ 
    - $w_t^{(i)} = p(z_t | x_t^{(i)})$ ;
  - normalize weights
- Ziehen von  $N$  Partikeln auf Basis der Gewichtung
  - resample  $N$  particles  $x_{0:t}^{(i)}$  with replacement according to weights
- Prädiktion der Partikel entsprechend dem Rauschen
  - for  $i=1, \dots N$ : sample  $x_{0:t}^{(i)} \sim p(x_t | x_{t-1}^{(i)})$ 
    - $x_{0:t}^{(i)} := (x_{0:t-1}^{(i)}, x_t^{(i)})$ ;



Pfeiffer 2004

# Partikelfilter

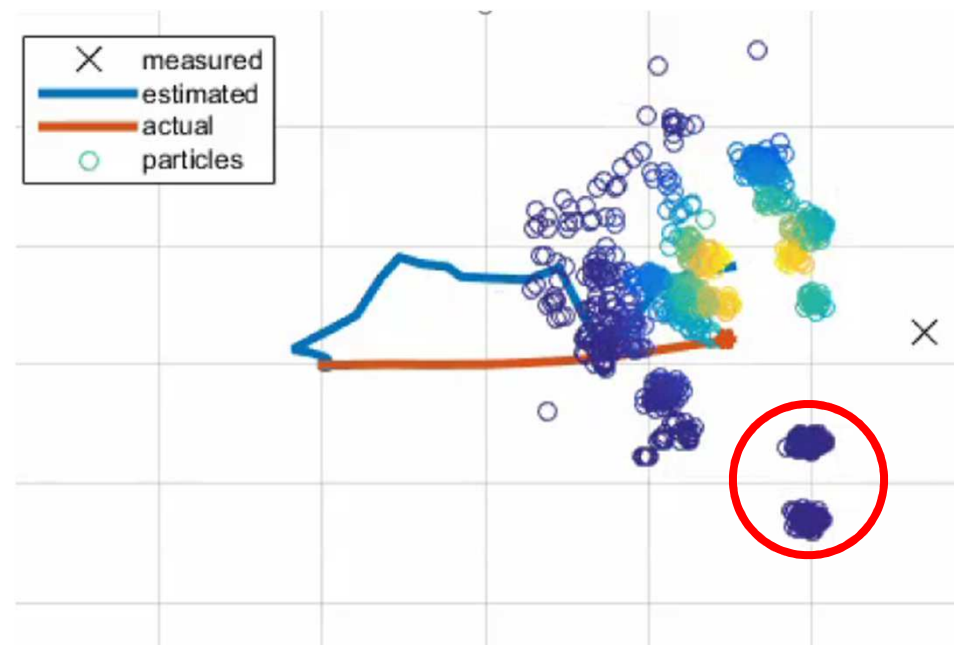
## Vor- und Nachteile

- + Schätzung gesamter Wahrscheinlichkeitsfunktion
- + Schätzung von nicht-gaußverteilten Verteilungen
- + Nichtlineare Zustands- und Messmodelle
- + Parallelisierbar

- + 估计总概率函数
- + 非高斯分布的估计
- + 非线性状态和测量模型
- + 可并行

- 退化问题 (局部最小值)
- 需要大量粒子
- 计算量大

- Degenerationsproblem (Lokale Minima) ○
- Große Anzahl an Partikeln benötigt
- Hoher Rechenaufwand



# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

### 4 Sensorik / Wahrnehmung III

#### 4.1 Tracking

#### 4.2 Eigenbewegungsschätzung und Lokalisierung

##### 4.2.1 Eigenbewegung

##### 4.2.2 Lokalisierung (global/relativ)

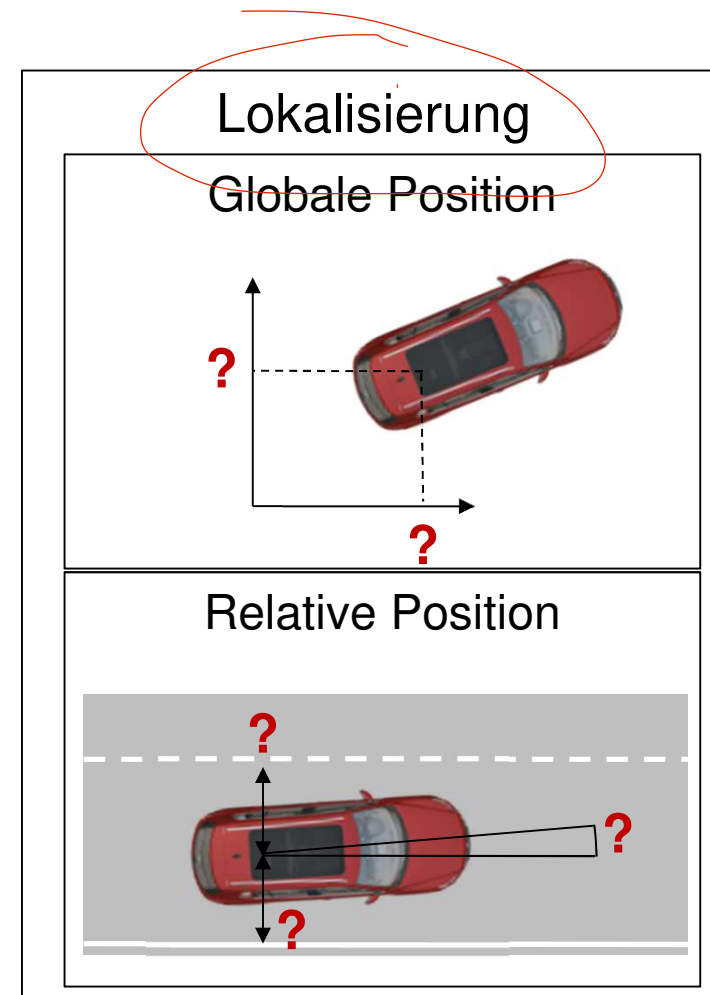
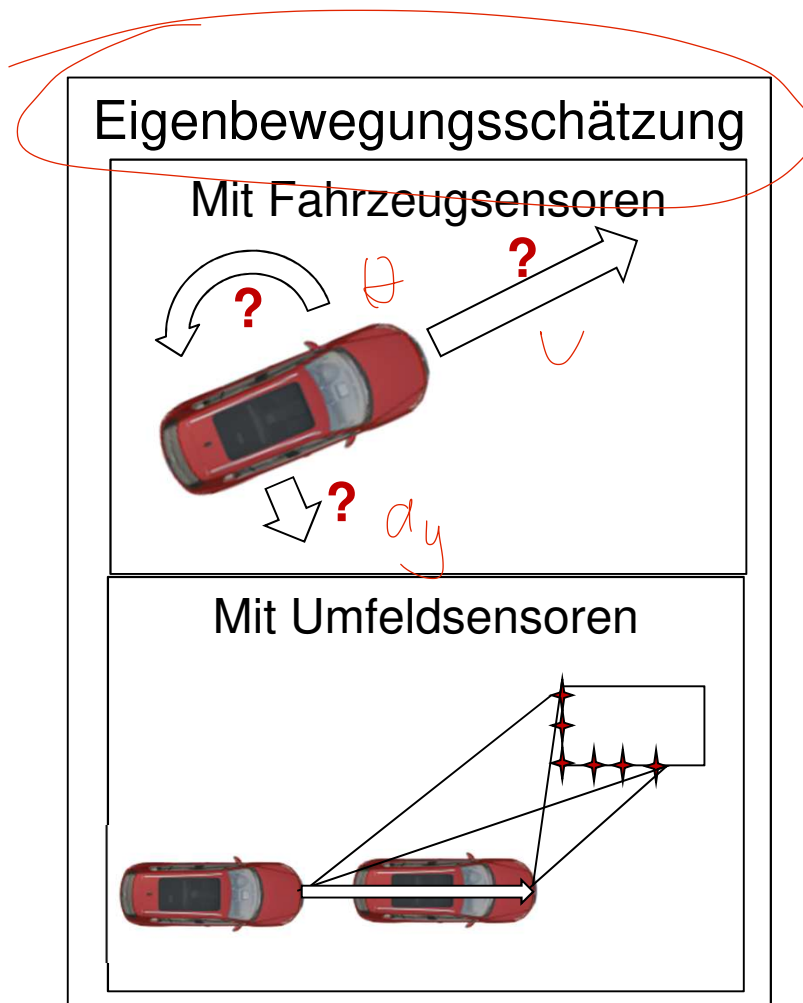
#### 4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

#### 4.4 Sensordatenfusion

#### 4.5 Ausblick



# Eigenbewegungsschätzung und Lokalisierung



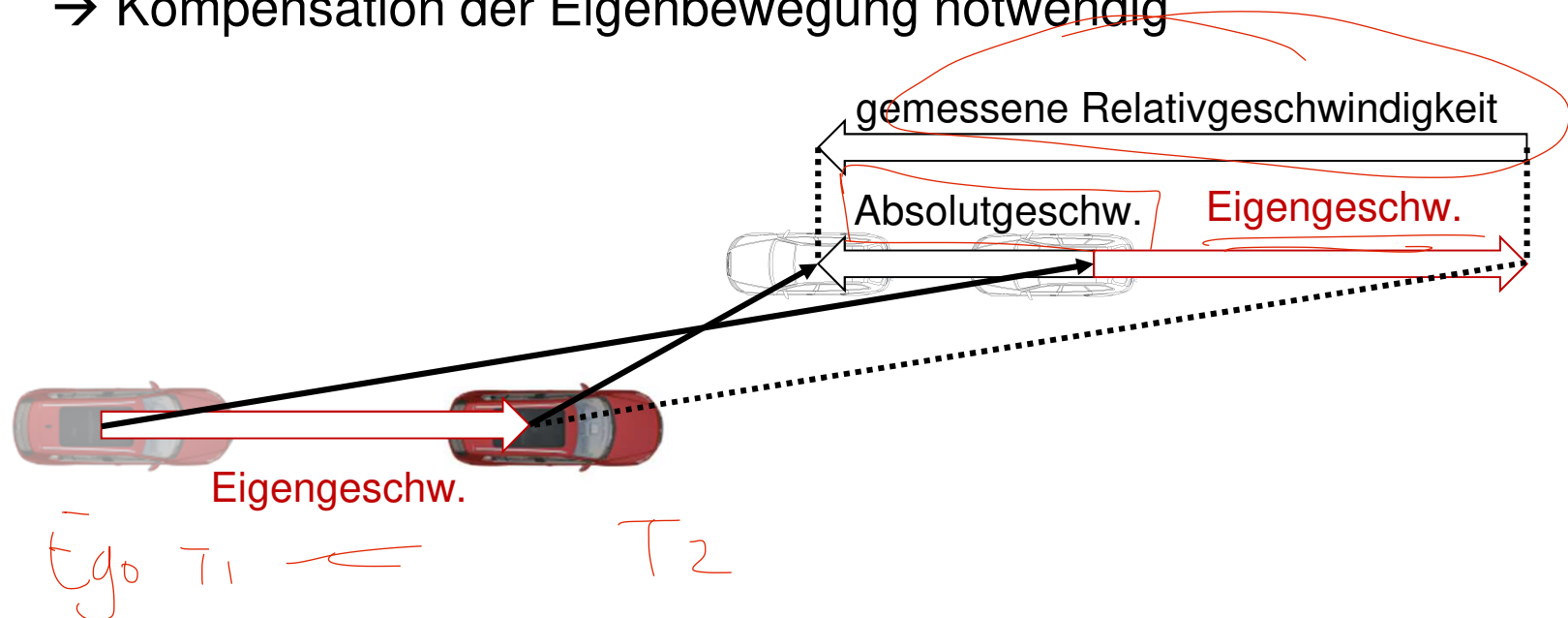


# Eigenbewegungsschätzung

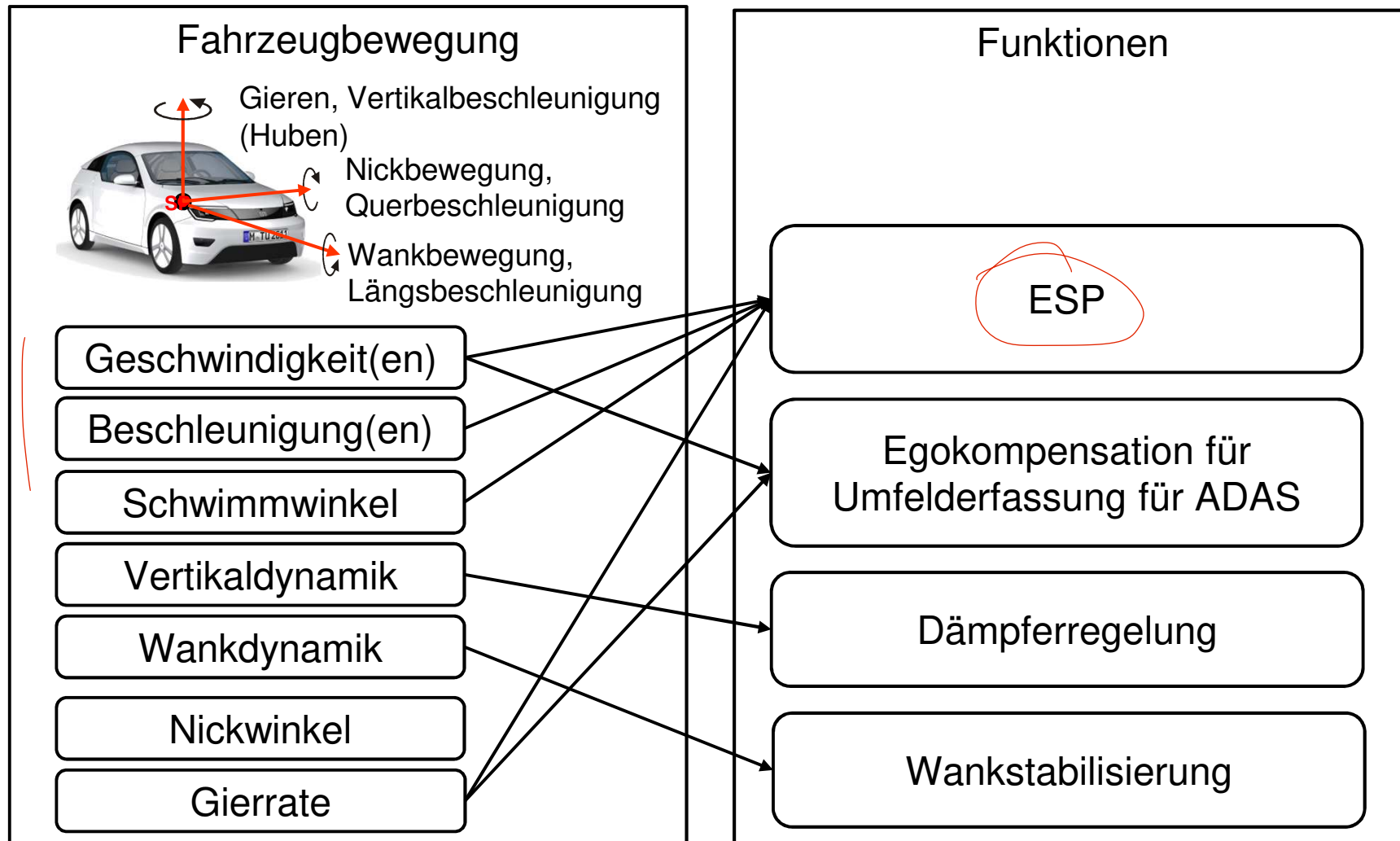
## Motivation

- 环境传感器随车辆移动，只能提供相对测量值
- 需要对车辆自身的移动进行补偿，以获得绝对的环境信息

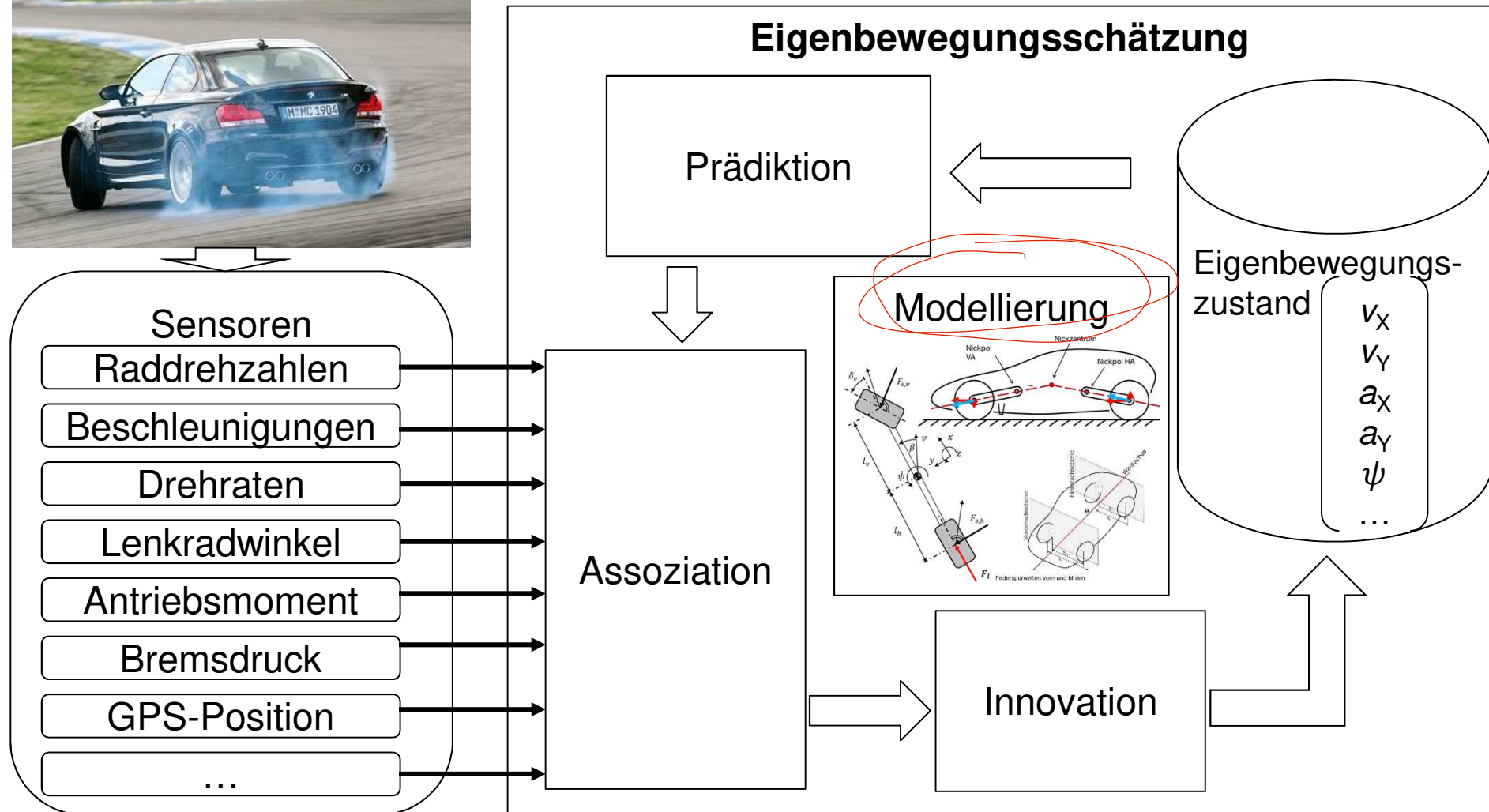
- Umfeldsensoren bewegen sich mit dem Fahrzeug mit  
→ liefern nur relative Messwerte
- Für absolute Umfeldinformationen  
→ Kompensation der Eigenbewegung notwendig



# Eigenbewegungsschätzung



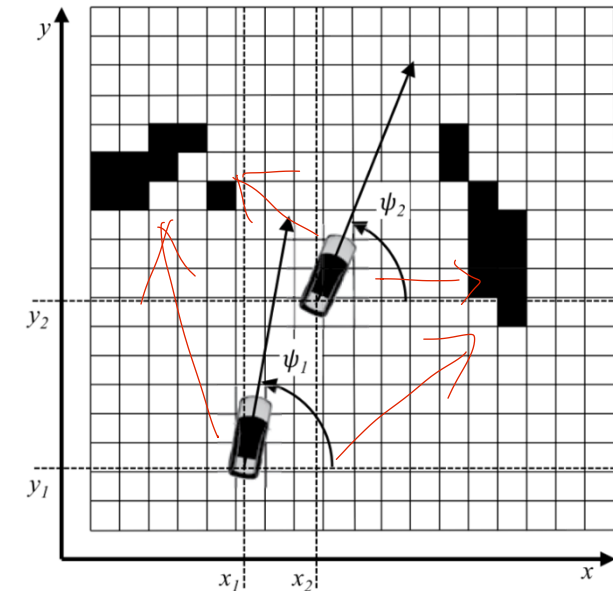
# Eigenbewegungsschätzung durch Tracking



# Eigenbewegungsschätzung mit Koppelnavigation

- Geschwindigkeit  $\bar{v}$  und Gierrate  $\bar{\psi}$  messbar
- Bewegungsmodell der Fahrzeugpose  $p$

$$p = \begin{bmatrix} x \\ y \\ \psi \end{bmatrix} ; \dot{p}(t) = \begin{bmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{y}(t) \\ \dot{\psi}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{v} \cos(\psi_1 + \bar{\psi}t) \\ \bar{v} \sin(\psi_1 + \bar{\psi}t) \\ \bar{\psi} \end{bmatrix}$$



- Änderung der Pose während  $\Delta t$

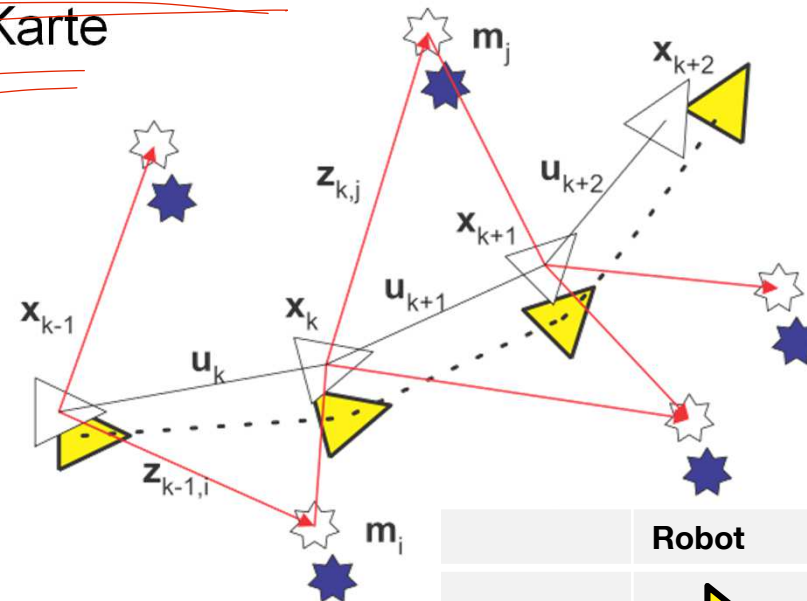
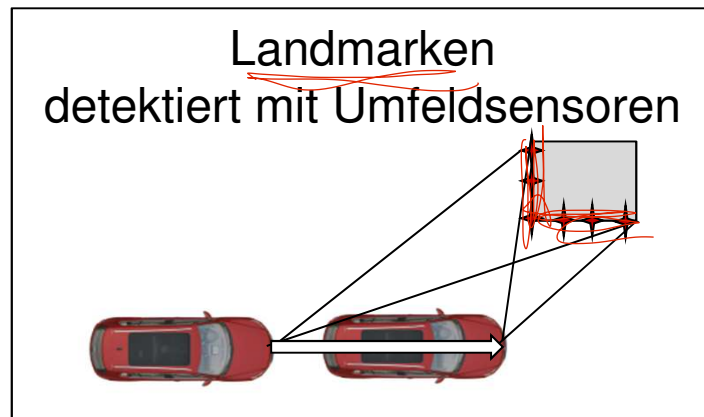
$$p_2 = p_1 + \int_0^{\Delta t} \dot{p}(t) dt = p_1 + \begin{bmatrix} \frac{\bar{v}}{\bar{\psi}} \left( \sin(\psi_1 + \bar{\psi}\Delta t) - \sin(\psi_1) \right) \\ \frac{\bar{v}}{\bar{\psi}} \left( -\cos(\psi_1 + \bar{\psi}\Delta t) + \cos(\psi_1) \right) \\ \bar{\psi}\Delta t \end{bmatrix}$$

环境感知中的自我移动补偿

→ Kompensation der Eigenbewegung in der Umfeldwahrnehmung

# Umfeldbasierte Eigenbewegungsschätzung

- SLAM: Simultaneous Localization and Mapping
- Gleichzeitige Schätzung der Position des Fahrzeugs und Landmarken, die in einer Karte gespeichert werden



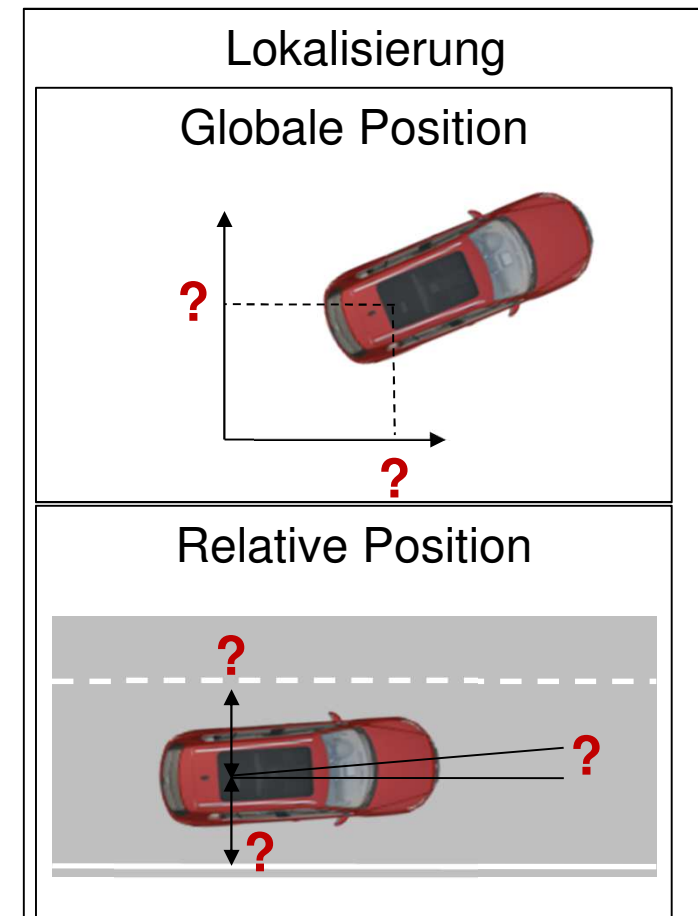
	Robot	Landmark
<u>Estimated</u>		
<u>True</u>		

Videoempfehlung: Matlab Tech Talk on SLAM  
<https://youtu.be/saVZtgPyyJQ>

Durrant

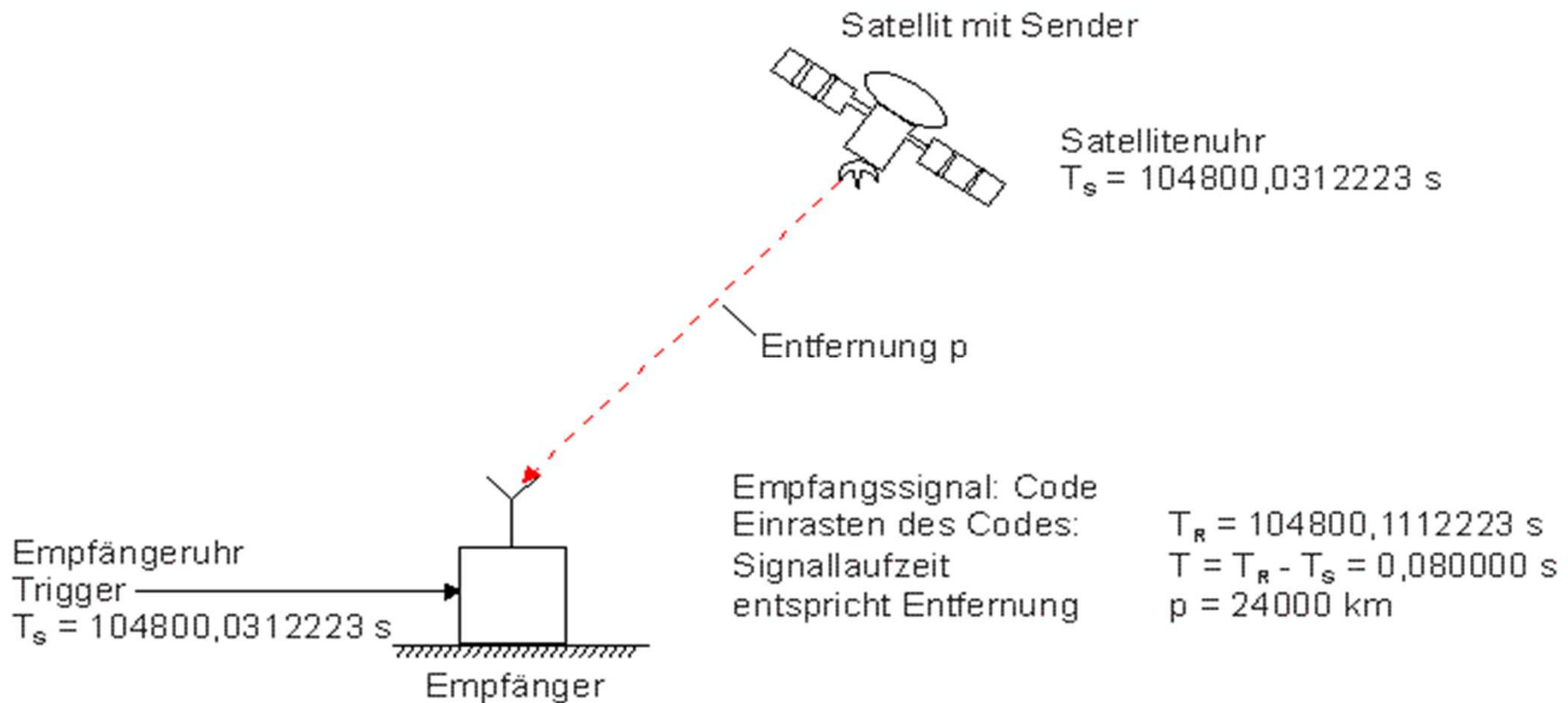
# Lokalisierung

- Globale Lokalisierung
  - z.B. GPS in „Welt“-Koordinaten
  
- Relative Lokalisierung
  - zum letzten Zeitschritt (Eigenbewegung)
  - zu bestimmten Landmarken
    - Lateraler Versatz im Fahrstreifen
    - Distanz zu Haltelinie



# Funktionsweise GNSS (Globales Navigationssattellitenssystem)

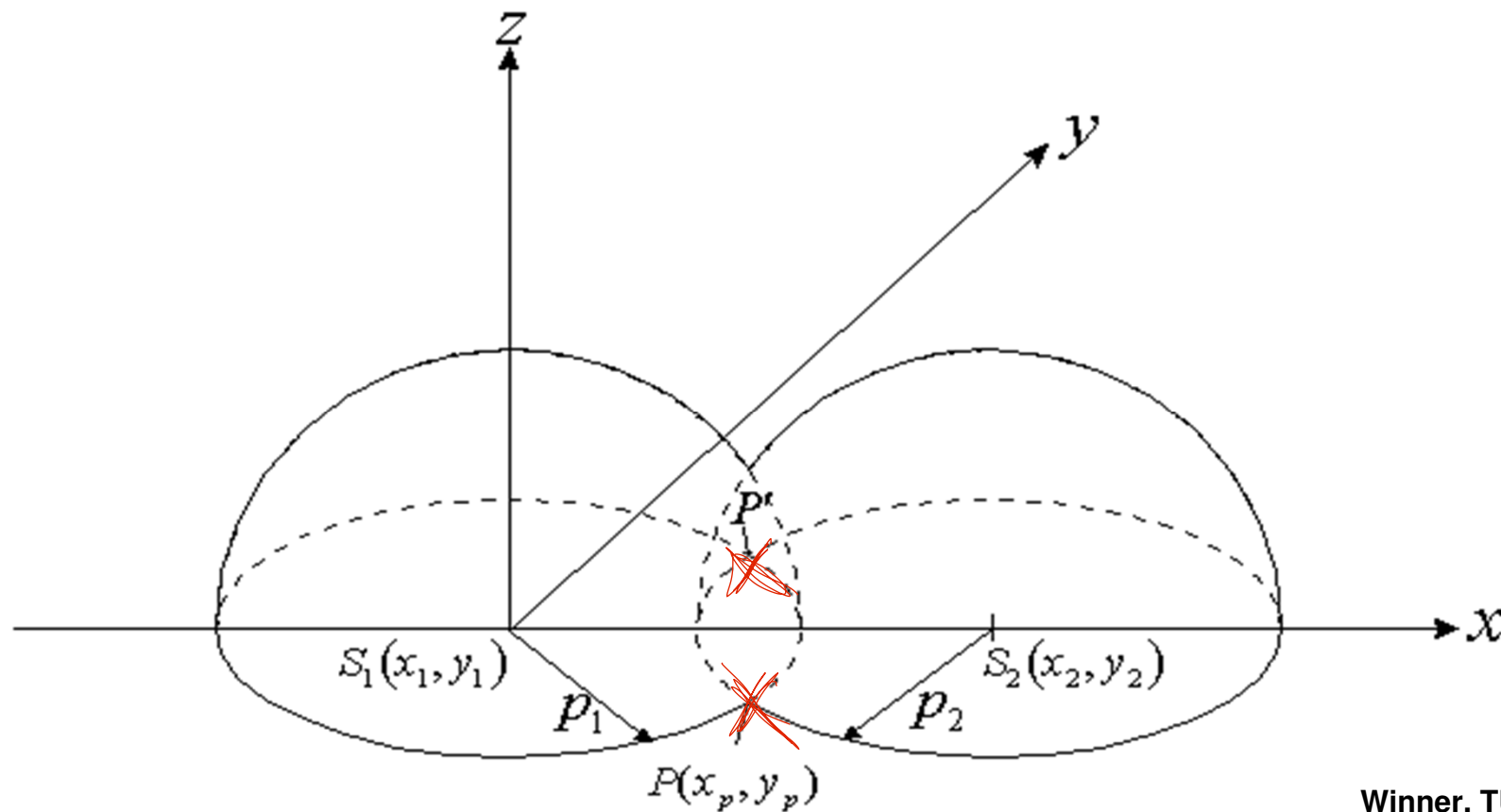
- Prinzip der Entfernungsmessung – Einwegmessung



Winner, TUD

## Funktionsweise GNSS (2)

- Zweidimensionales Orten eines Objektes in der Horizontalebene



Winner, TUD



# Funktionsweise GNSS (3)

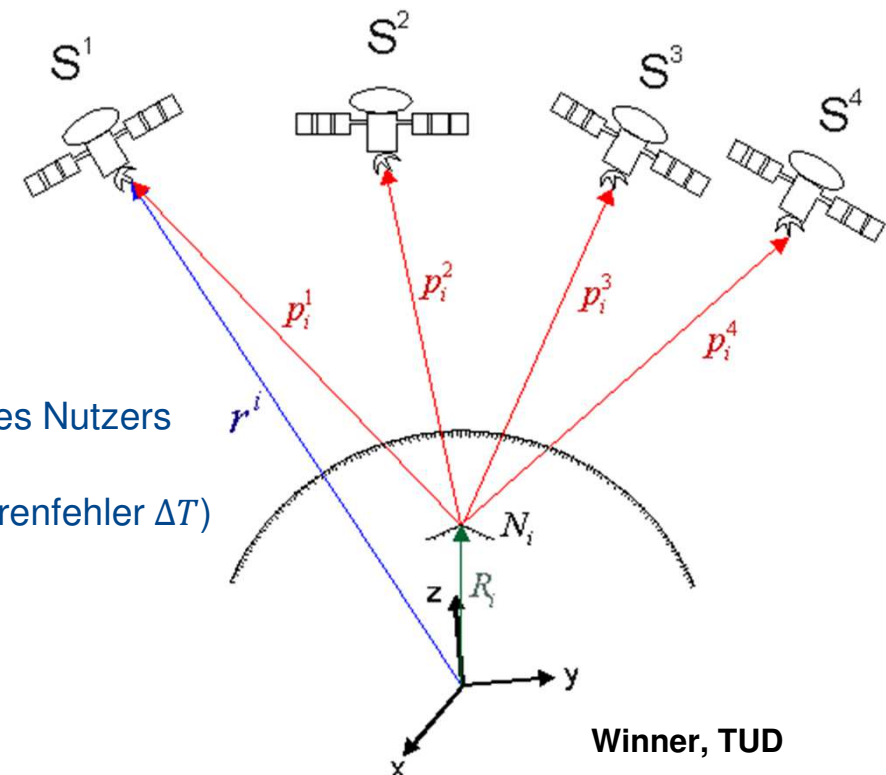
- Bei GPS: Messung der Distanz (pseudorange)  $p$
- Vier Entfernungsmessungen führen zu folgenden Gleichungen:

$$p_i = \sqrt{(x_p - x_i)^2 + (y_p - y_i)^2 + (z_p - z_i)^2} + \Delta p + e_i$$

für  $i = 1, 2, 3, 4$

mit  $\Delta p = c \cdot \Delta T$

$p_i$	Pseudoentfernungen (pseudo ranges)
$x_p, y_p, z_p$	Koordinaten des zu bestimmenden Ortes des Nutzers
$x_i, y_i, z_i$	Koordinaten der Satelliten
$\Delta p$	Abweichung der Entfernung (result. aus Uhrenfehler $\Delta T$ )
$\Delta T$	Uhrenfehler des Empfängers
$e_i$	zusätzliche Fehler im System



Winner, TUD

Die Entfernungsmessung beruht auf der Laufzeitmessung. Im Satellitensignal ist die Uhrzeit zum Sendezeitpunkt enthalten. Diese Zeitinformation wird am Empfänger um die Laufzeit (70-90 ms) später detektiert. Aus der Laufzeit lässt sich über Multiplikation mit der Lichtgeschwindigkeit die Entfernung bestimmen. Allerdings setzt diese voraus, dass die Uhren im Satelliten und im Empfänger exakt übereinstimmen.

Da alle Satelliten mit der gleichen Frequenz senden, erfolgt die Trennung über eine Pseudo-Noise-Demodulation, wobei aber keine zufällige Rauschfolge, sondern eine Satelliten-Identifizierfolge codiert wurde. Der Korrelator im Empfänger prüft je Kanal das Empfangssignal mit dem für den Satelliten spezifischen Code und stellt bei einer bestimmten Verzögerung (delay) eine maximale Korrelation fest. Aus der Verzögerung kann die Laufzeit bestimmt werden. Des Weiteren wird mit Hilfe des Codes und genau auf die Laufzeit synchronisierter Abtastung das Lesen der Inhalte der Satellitenbotschaft möglich.

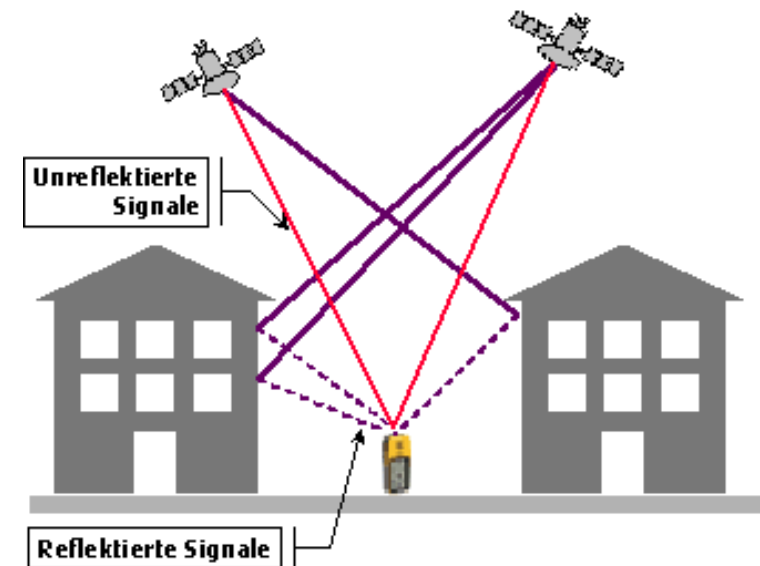
Ein einzelner Abstand erlaubt natürlich noch keine Ortsbestimmung, denn mehr als der Aufenthalt auf einer Kugeloberfläche ist nicht bekannt. Bei weiteren Werten schneiden sich die Kugelflächen. Bei drei Satelliten und exakter Uhr ist der Standort bestimmbar.

Für den praktischen Fall werden aber vier Satelliten zur Positionsbestimmung benötigt, damit ein Gangunterschied der Uhren berücksichtigt werden kann. Aus den gemessenen Laufzeiten werden zunächst so genannte Pseudo-Range bestimmt, die alle den gleichen Fehler  $\Delta p = c \Delta T$  aus dem Gangunterschied der Uhren aufweisen. Über das Gleichungssystem mit vier Gleichungen lassen sich die Koordinaten des Empfängers bis auf den Restfehler  $e_i$  bestimmen. Weitere Satelliten können dann zur weiteren Reduktion des Fehlers herangezogen werden.

# GNSS-Fehler

卫星时钟误差  
电离层误差  
对流层误差  
星历表误差 (轨道数据)

- Common-Mode-Fehler:
  - Satellitenuhrenfehler
  - Ionosphärenfehler
  - Troposphärenfehler
  - Ephemeridenfehler (Bahndaten)
  
- Noncommon-Mode-Fehler:
  - Mehrwegeausbreitung (multipath)
  - Empfängeruhrenfehler
  - Stochastische Fehler (z.B. Empfängerrauschen)



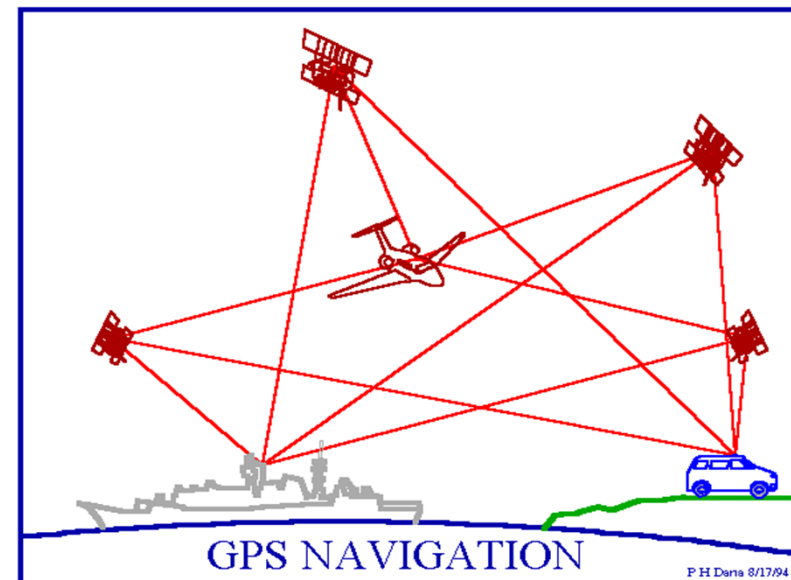
Mehrwegeausbreitung

Winner, TUD nach Wendel 2007

# Global Positioning System (GPS)

- Signale, u.a.
  - Koordinaten der Positionen der Satelliten im Moment der Ausstrahlung dieser Mitteilung
  - Ephemeriden der Satelliten (Bahnparameter)
  - Korrekturwerte für die Satellitenuhren

- 发送此电文时卫星的位置坐标
- 卫星星历表 (轨道参数)
- 卫星时钟校正

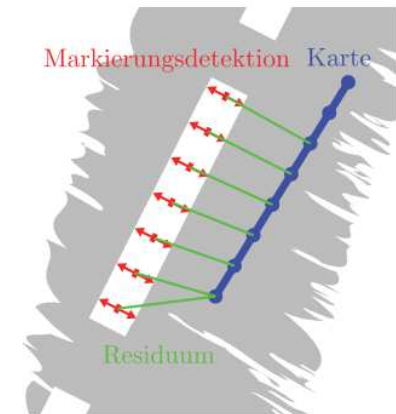
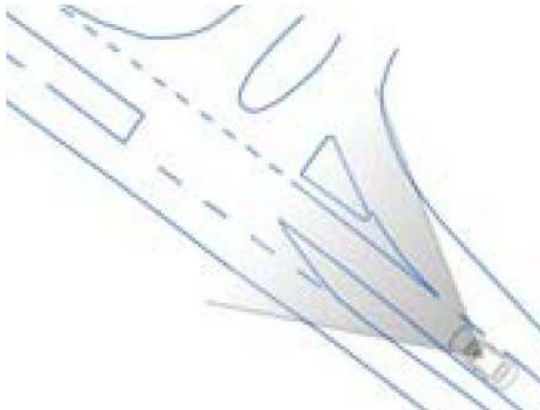


Winner, TUD

# Relative Lokalisierung

通常无法通过全球导航卫星系统进行高精度全球定位

- Hochgenaue globale Lokalisierung durch GNSS häufig nicht möglich
  - 通常只有高精度地图中的相对位置才有意义
  - 利用可感知的地标定位
- Oftmals nur relative Position in der hochgenauen Karte relevant
  - 例如，根据车道标记确定车道上的横向位置
  - Lokalisierung mit wahrnehmbaren Landmarken
  - z.B. laterale Position im Fahrstreifen anhand von Fahrstreifenmarkierungen



Markierungsbasierte Lokalisierung bei der Bertha-Benz-Fahrt

Ziegler 2014

# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

### 4 Sensorik / Wahrnehmung III

4.1 Tracking

4.2 Eigenbewegungsschätzung und  
Lokalisierung

4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

4.3.1 Grundlagen

4.3.2 Belegungskarten

4.4 Sensordatenfusion

4.5 Ausblick



# Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

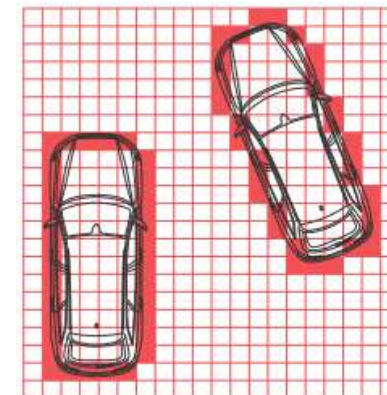
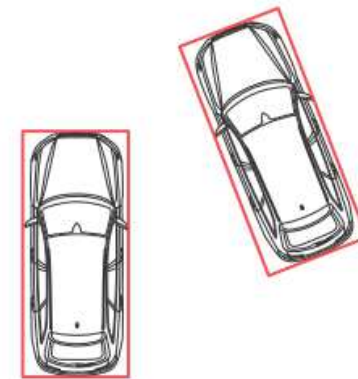
Zwei generelle Arten von Umfeldrepräsentation

- Modellbasierte Objektbeschreibung  
(z.B. Zustandsraummodelle)

环境表示的两种一般类型

- 基于模型的对象描述 (如状态空间模型)
- 基于地图的环境表示 (如占用地图)

- Kartenbasierte Umfeldrepräsentation  
(z.B. Belegungskarten)



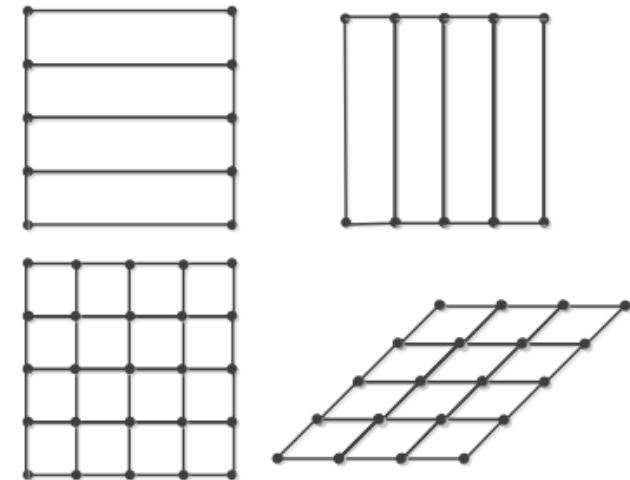
Wehrer 2015, S.12

- 将车辆环境无缝空间离散化为空间元素
- 空间元素之间的邻近关系
- 为房间元素明确分配属性
- 小我车辆在地图中的位置和定位

# Kartenbasierte Verfahren

## Eigenschaften

- Lückenlose, räumliche Diskretisierung der Fahrzeugumgebung in Raumelemente
- Nachbarschaftsbeziehung zwischen Raumelementen
- Eindeutige Zuordnung von Eigenschaften zu Raumelementen
- Position und Lage des Egofahrzeugs in der Karte





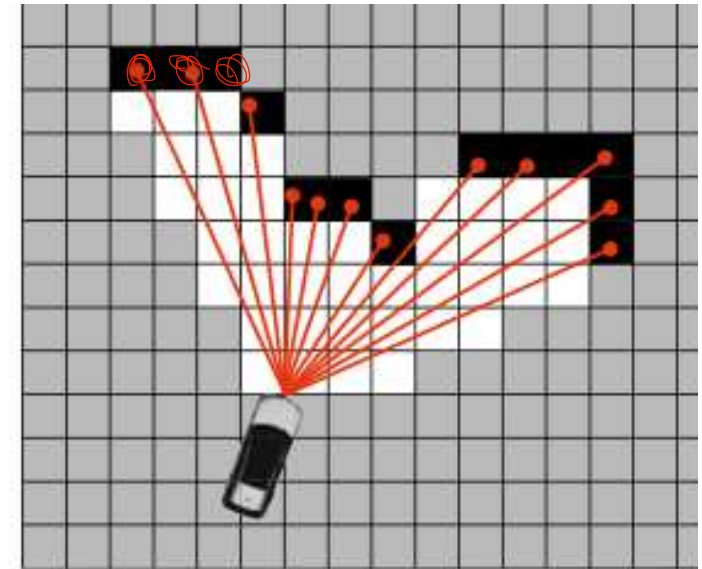
- 经常应用：占用网格图

- 地图包含根据传感器信息（如激光雷达点）计算出的占用概率



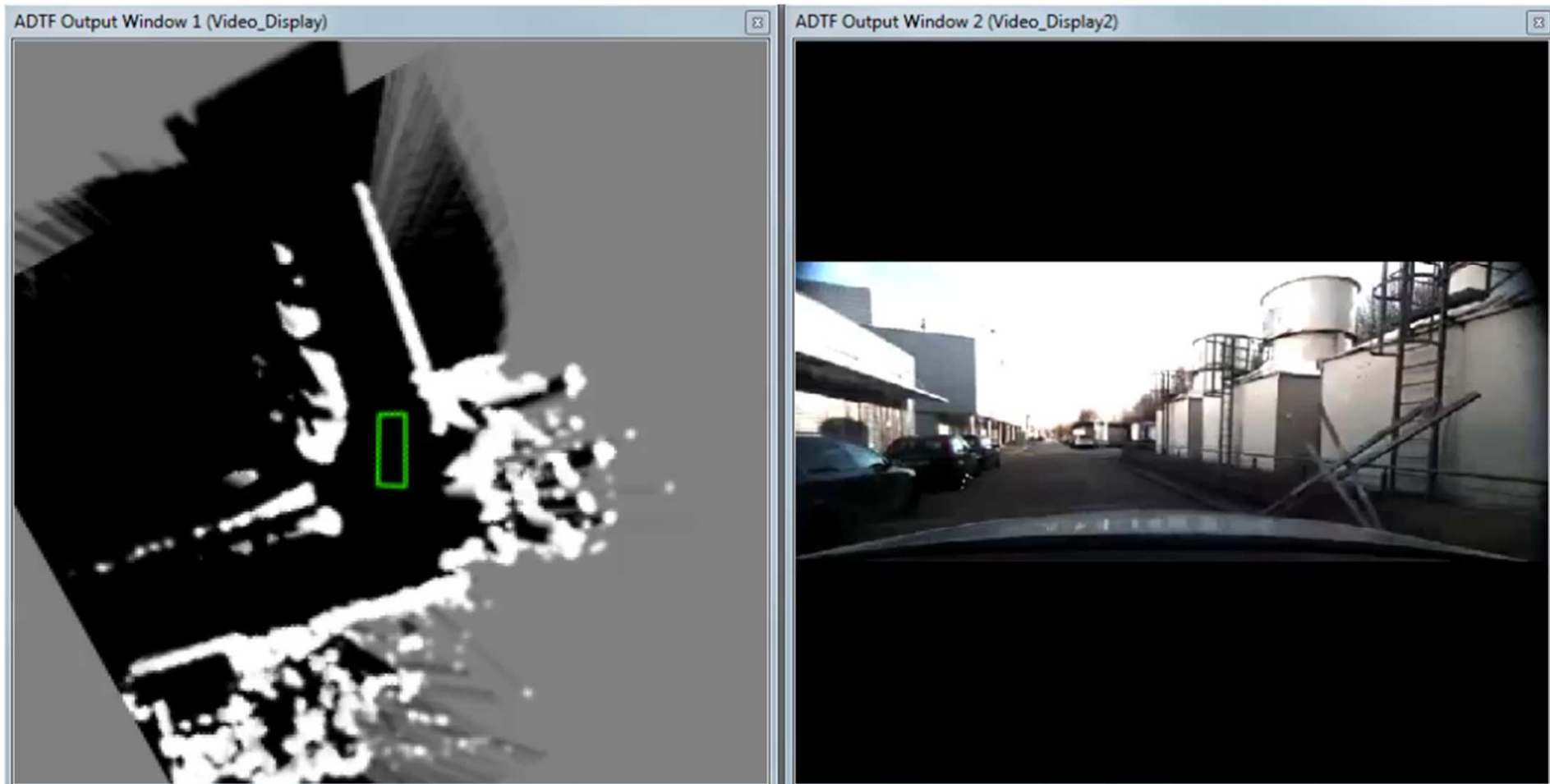
## Kartenbasierte Verfahren

- Häufige Anwendung: Belegungskarten (occupancy grid maps)
- Karte enthält Belegungswahrscheinlichkeit berechnet aus Sensorinformationen, bspw. Lidarpunkte



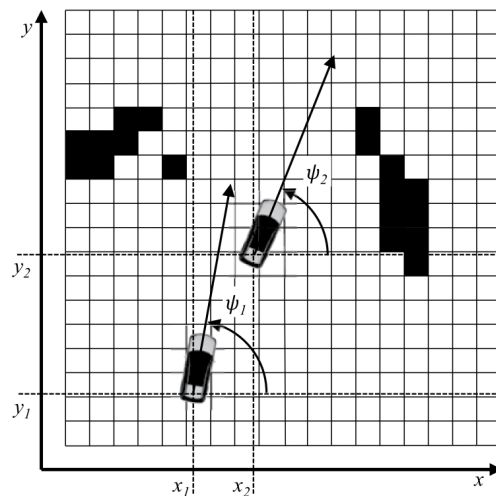
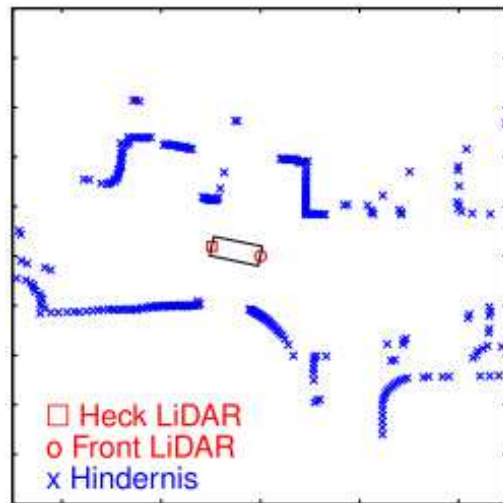
Winner 2015, S.470ff.

# Belegungskarte – Erstellung mit 2 Lidarscannern



# Belegungskarten – Schritte

Messung und Egokompensation



Eintritt einer Messung

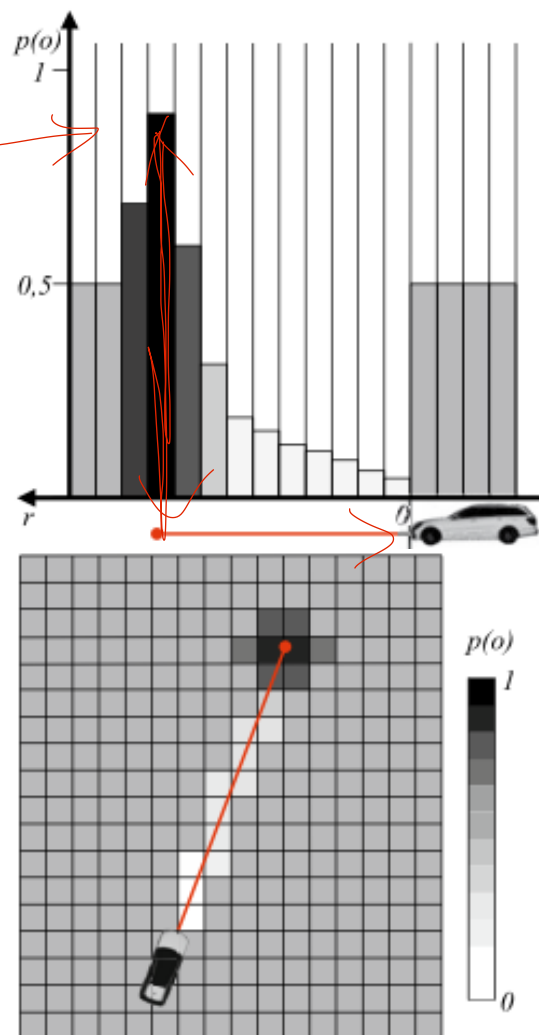


Schätzung der Sensorposition in Rasterkarte

Winner 2015, S.472

## Belegungskarten – Schritte (2)

Inverses Sensormodell



Eintritt einer Messung

Schätzung der Sensorposition in Rasterkarte

Für jeden Lidarstrahl:

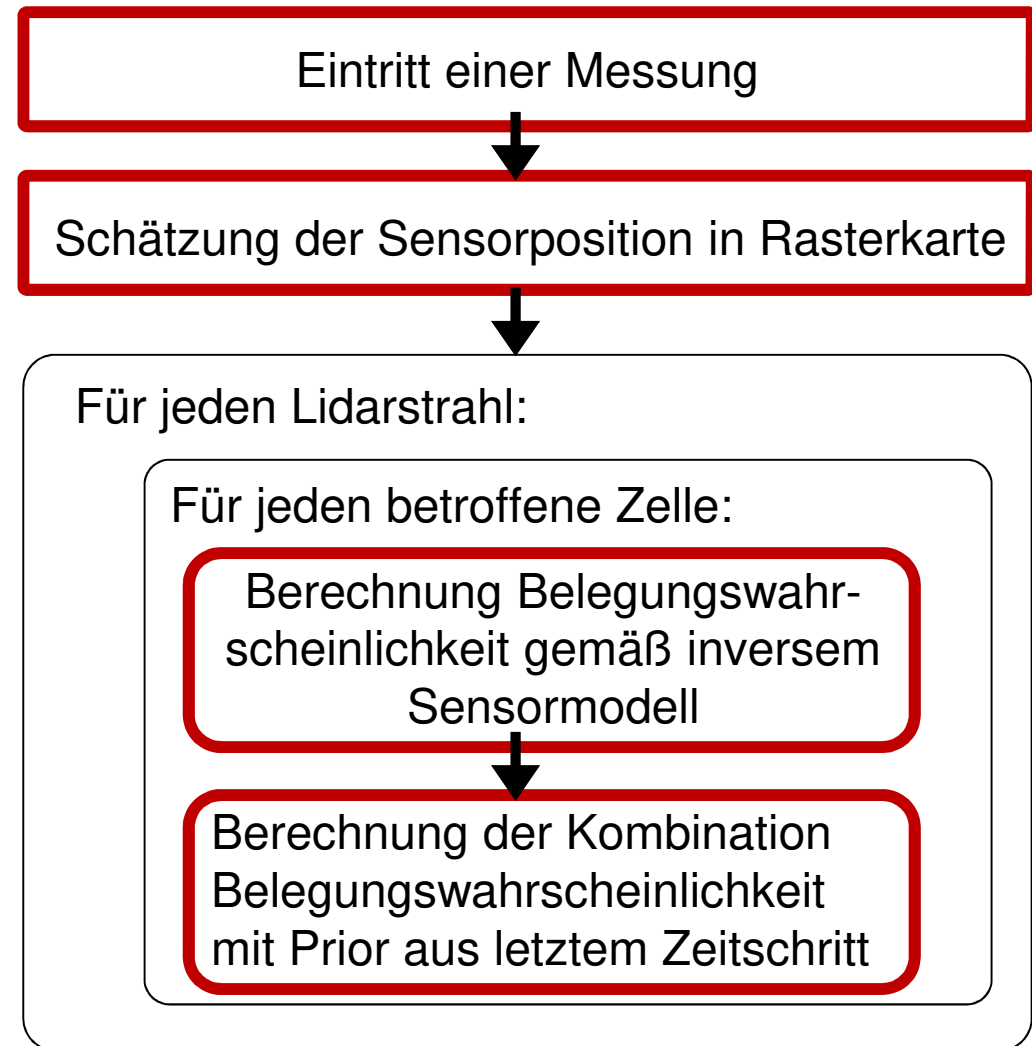
Für jeden betroffene Zelle:

Berechnung Belegungswahrscheinlichkeit gemäß inversem Sensormodell

## Belegungskarten – Schritte (3)

Korrektur

- Aktualisierung der Karte



# Belegungskarten – Umgang mit dynamischen Objekten

- Herausfiltern von dynamischen Objekten
  - Zeitlicher Vergessensfaktor:  
je älter die Messung, desto unsicherer die Belegung
  - Prior wird um Faktor reduziert
- Erkennung von dynamischen Objekten
  - Bewertung der zeitlichen Konsistenz der Belegtheit von Zellen
    - Starke Schwankungen → dynamische Objekte
    - Konstante Belegung → statisches Umfeld

- 过滤掉动态对象

- 时间遗忘因子

测量时间越长，分配越不确定

- 先验因子减少

- 识别动态对象

- 评估单元占用的时间一致性

- 动态物体的强烈波动

- 恒定占用率的静态环境

# Kartenbasierte Verfahren

## Vor- und Nachteile

- + Optimal für diskreten und endlichen Zustandsraum
- + Komplexe Geometrien darstellbar
- Rechen- und Speicheraufwand stark von Diskretisierung und Kartengröße abhängig
- Informationsverlust durch diskretisierte Abbildung

# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

### 4 Sensorik / Wahrnehmung III

4.1 Tracking

4.2 Eigenbewegungsschätzung und  
Lokalisierung

4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

4.4 Sensordatenfusion

4.4.1 Grundlagen

4.4.2 Beispiele

4.5 Ausblick





# Sensordatenfusion – Motivation

- Keines der vorgestellten Sensorsysteme kann eine umfassende Beschreibung der Fahrzeugumgebung liefern
- Kombination unterschiedlicher Messverfahren, um spezifische Vorteile zu kombinieren und Nachteile zu kompensieren
- Ziele:
  - Erhöhung der Genauigkeit
  - Vergrößerung des Erfassungsbereichs
  - Verwendung redundanter Sensoren zur Sicherung gegen Ausfall
  - Verbesserung der Robustheit gegenüber Umweltbedingungen
  - Gewinn neuer Information (z.B. Stereo Vision)

- 所介绍的传感器系统都无法全面描述车辆环境

- 将不同的测量方法结合起来，以结合特定的优势并弥补劣势

目标：

- 提高准确性

- 扩大探测范围

- 使用冗余传感器防止故障发生

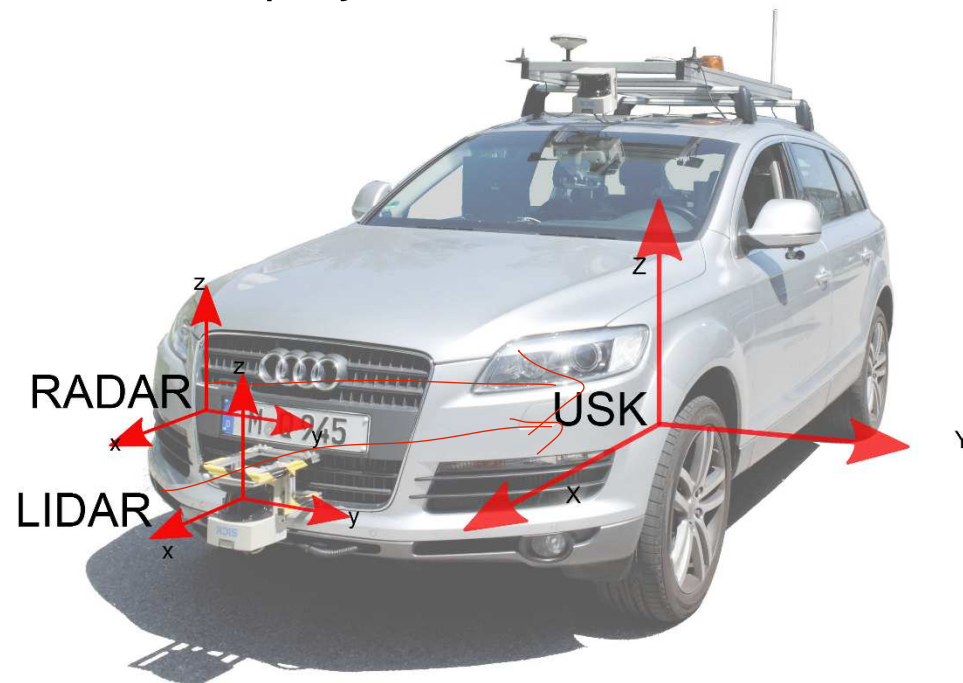
- 提高对环境条件的适应能力

- 获取新信息（如立体视觉）

# Sensordatenfusion – Koordinatensysteme

- Einheitliches Fusionskoordinatensystem notwendig
- Transformation der Messwerte aus Sensorkoordinatensystemen
- Berücksichtigung Eigenbewegung bei Transformation
- Umfeld-Sensor-Koordinatensystem (USK) häufig Mitte der Hinterachse auf Abstandsebene projiziert

- 需要标准化的融合坐标系
- 从传感器坐标系转换测量值
- 在转换过程中考虑适当的运动
- 环境传感器坐标系 (USK) 通常投射到地平面上的后轴中心上



# Sensordatenfusion

Beispiel: High Level Fusion von Kamera und Lidar

- 基于有限数据量（每个传感器只有一个）进行物体检测和分类

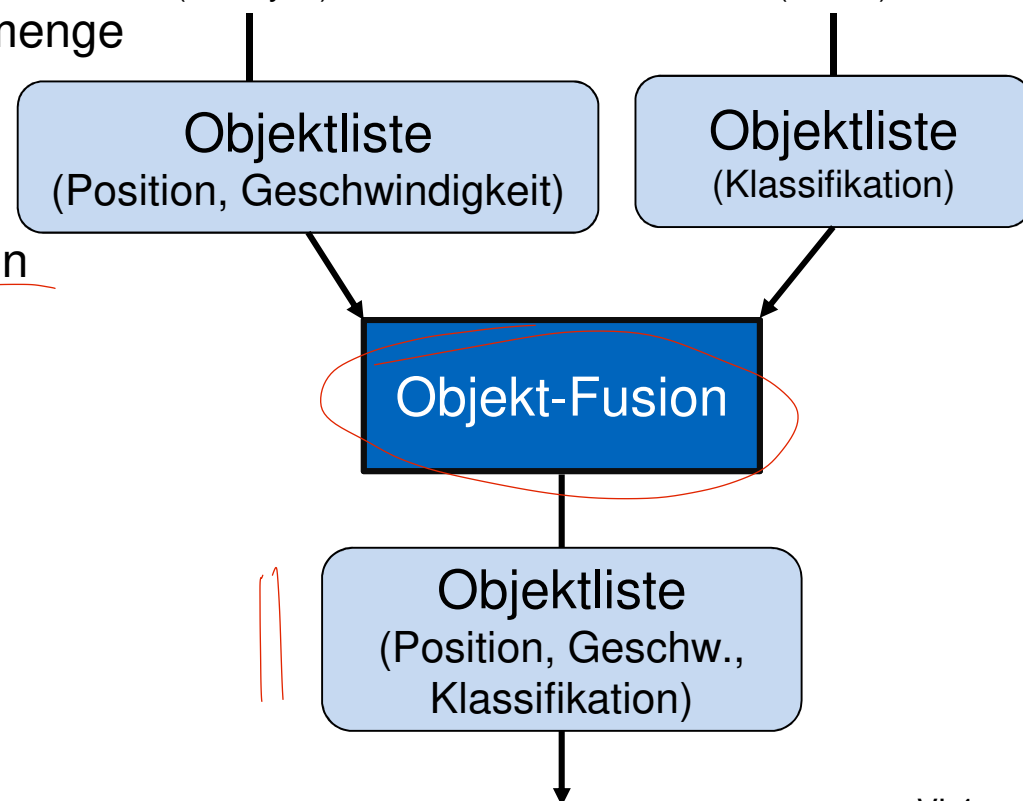
- Objektdetektion und -Klassifikation anhand begrenzter Datenmenge (Nur je ein Sensor)
- Fusion von vorverarbeiteten Objektlisten (Möglicher Informationsverlust)



Lidar  
(Velodyne)



Kamera  
(Basler)

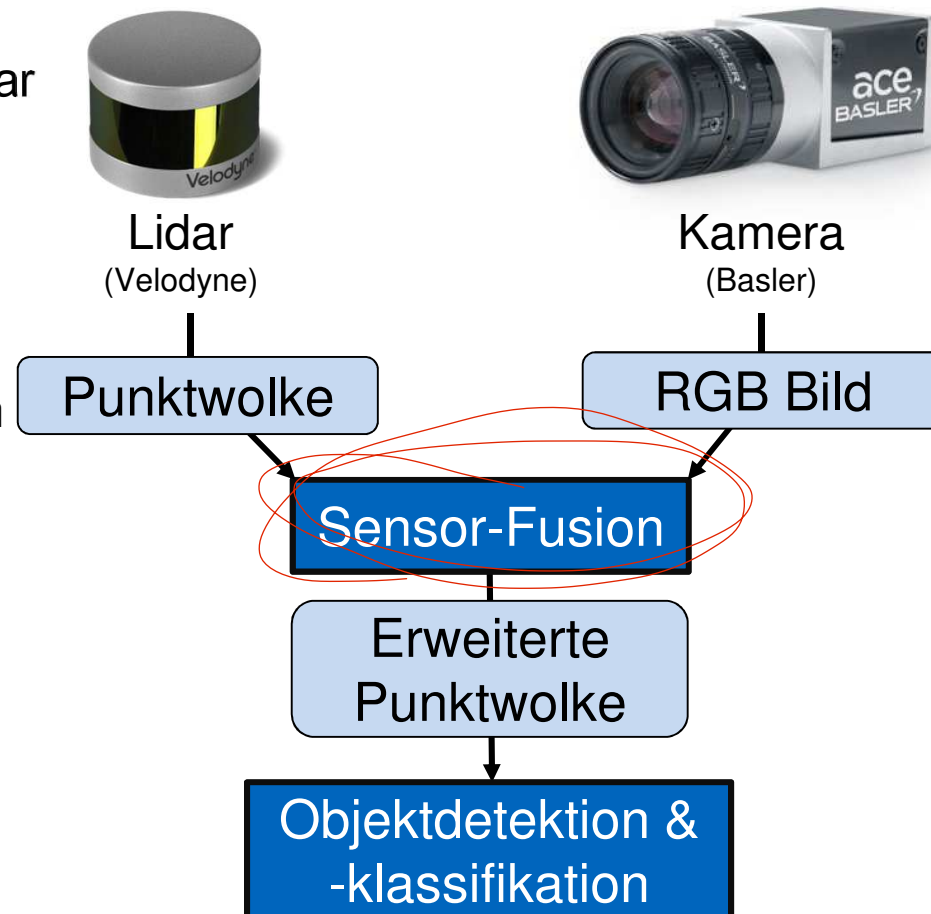


# Sensordatenfusion

Beispiel: Low Level Fusion von Kamera und Lidar

相机图像叠加到激光雷达点云上 (激光雷达点与颜色值的关联)

- Kamerabild wird über Lidar-Punktwolke gelegt (Assoziation von Lidarpunkten mit Farbwerten)
- Objektdetektion und -klassifikation anhand fusionierter Rohdaten



Eine Sensordatenfusion kann generell auf unterschiedlichen Ebenen hinsichtlich der Vorverarbeitung der Daten durchgeführt werden:

- **Low Level Fusion:** Eine Fusion auf **Rohdatenebene** kombiniert die Daten direkt nach der sensorinternen Signalverarbeitung. Der Vorteil dieses Ansatzes ist, dass durch die frühe Fusion keine Informationen der einzelnen Sensoren verloren gehen. Als Nachteil kann aber die große Datenmenge angegeben werden, die es zu verwalten gilt. Ferner ist die Grundvoraussetzung für die Fusion auf Signal- oder Rohdatenebene, dass sich die Signale der Sensoren überhaupt sinnvoll kombinieren lassen. Zur Kombination ist eine einheitliche Repräsentationsform auf der Signalebene erforderlich, die meistens nur bei gleichartigen Sensoren gegeben ist.
- Die nächsthöhere Fusionsebene ist die **Merkmalsebene**. Dort werden die Merkmalsvektoren, die als Ergebnisse der Sensordatenverarbeitung generiert werden, miteinander kombiniert. Voraussetzung für dieses Vorgehen ist jedoch, dass die Merkmalsvektoren der unterschiedlichen Sensoren demselben Merkmalsraum entstammen und dadurch, wie bei der Fusion auf der Rohdatenebene, eine gemeinsame Repräsentationsform haben. Auf Merkmalsebene einfach kombinieren lassen sich bspw. Daten von Sensoren des gleichen Typs.
- **High Level Fusion:** Die höchste Ebene einer Sensordatenfusion bildet die **Symbol- oder Entscheidungsebene**. Bei dieser Art von Fusion interpretiert bereits jeder einzelne Sensor seine Rohdaten und trifft auf dieser Basis eine Entscheidung, die anschließend mit den Entscheidungen der anderen Sensoren kombiniert wird.

# Sensordatenfusion

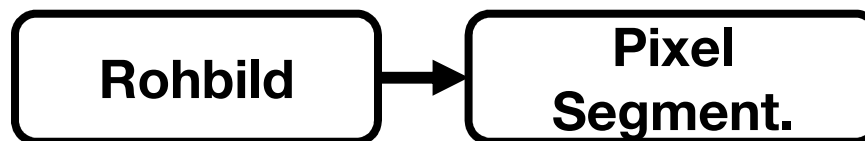
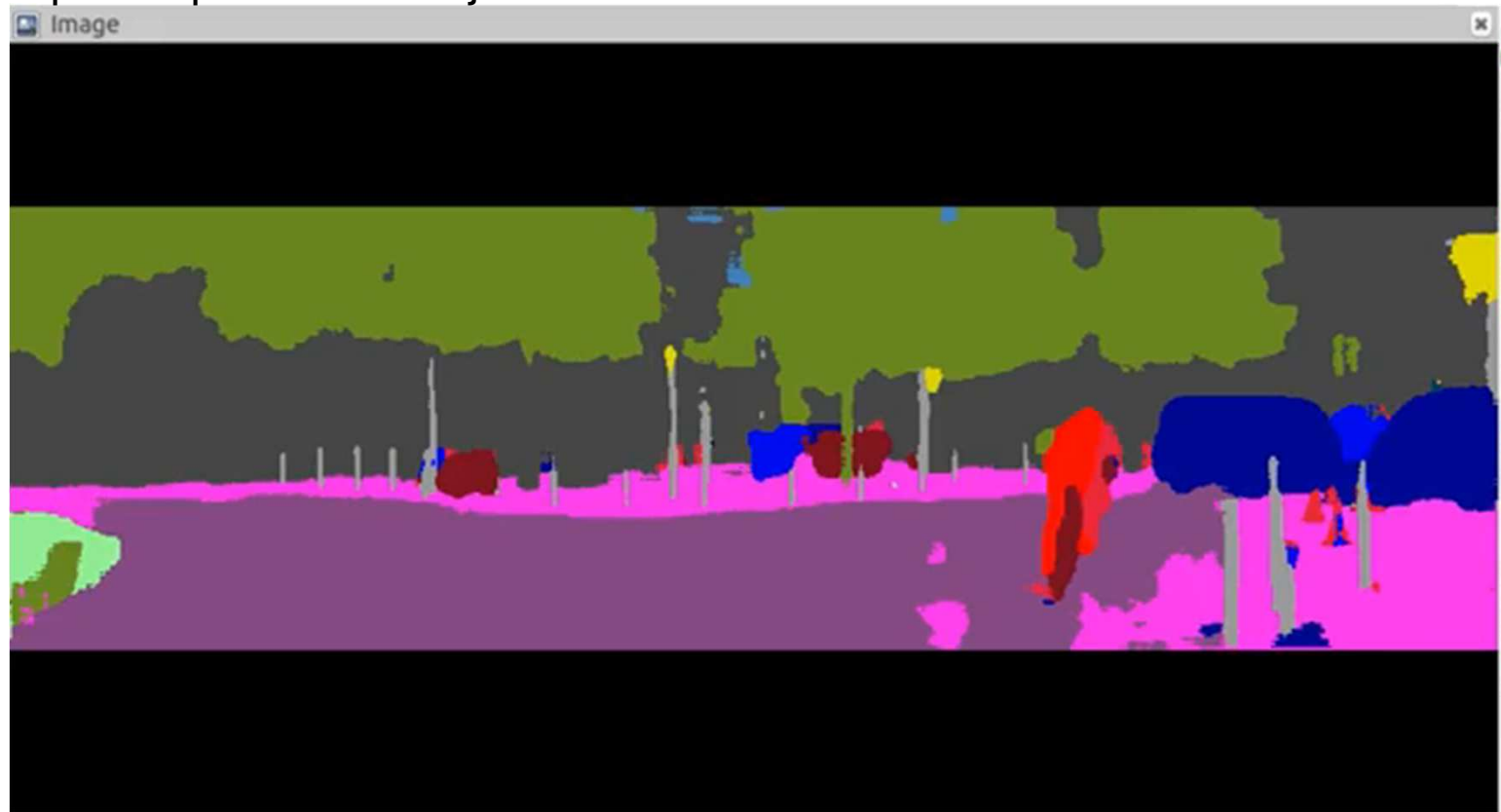
Beispiel: Pipeline zur Objektdetektion und Klassifikation



**Rohbild**

# Sensordatenfusion

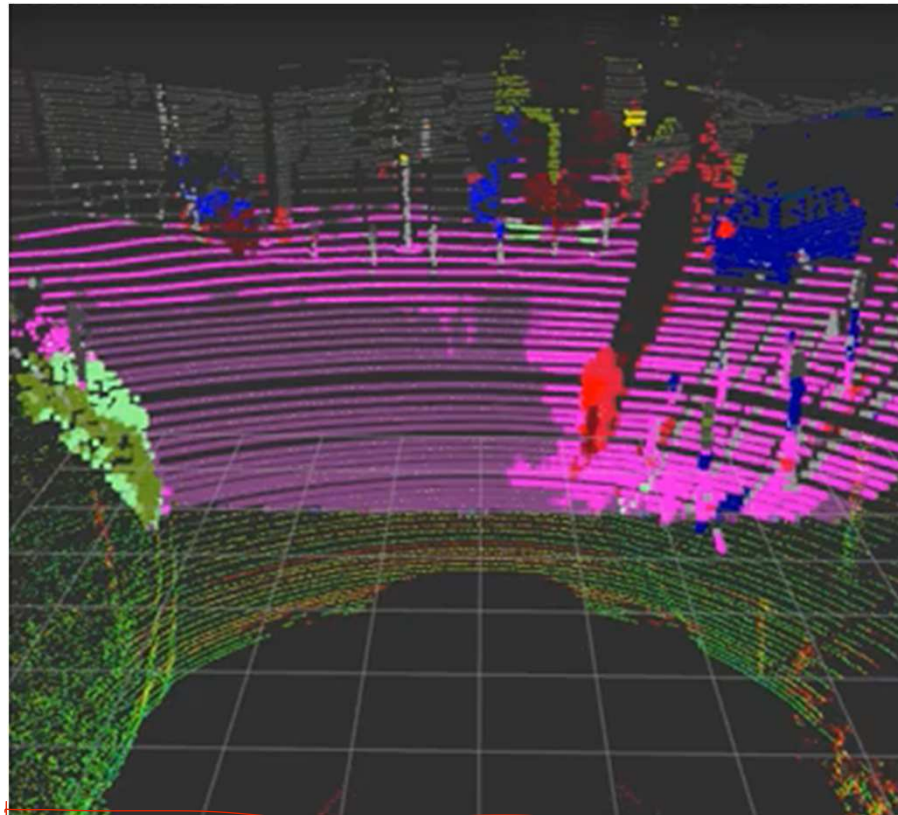
Beispiel: Pipeline zur Objektdetektion und Klassifikation





# Sensordatenfusion

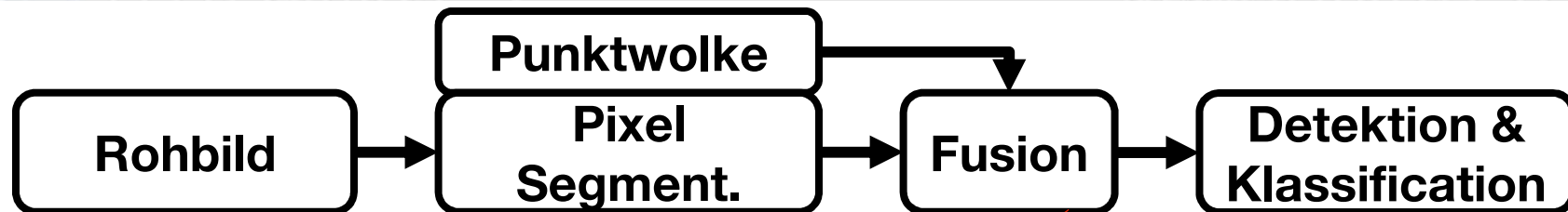
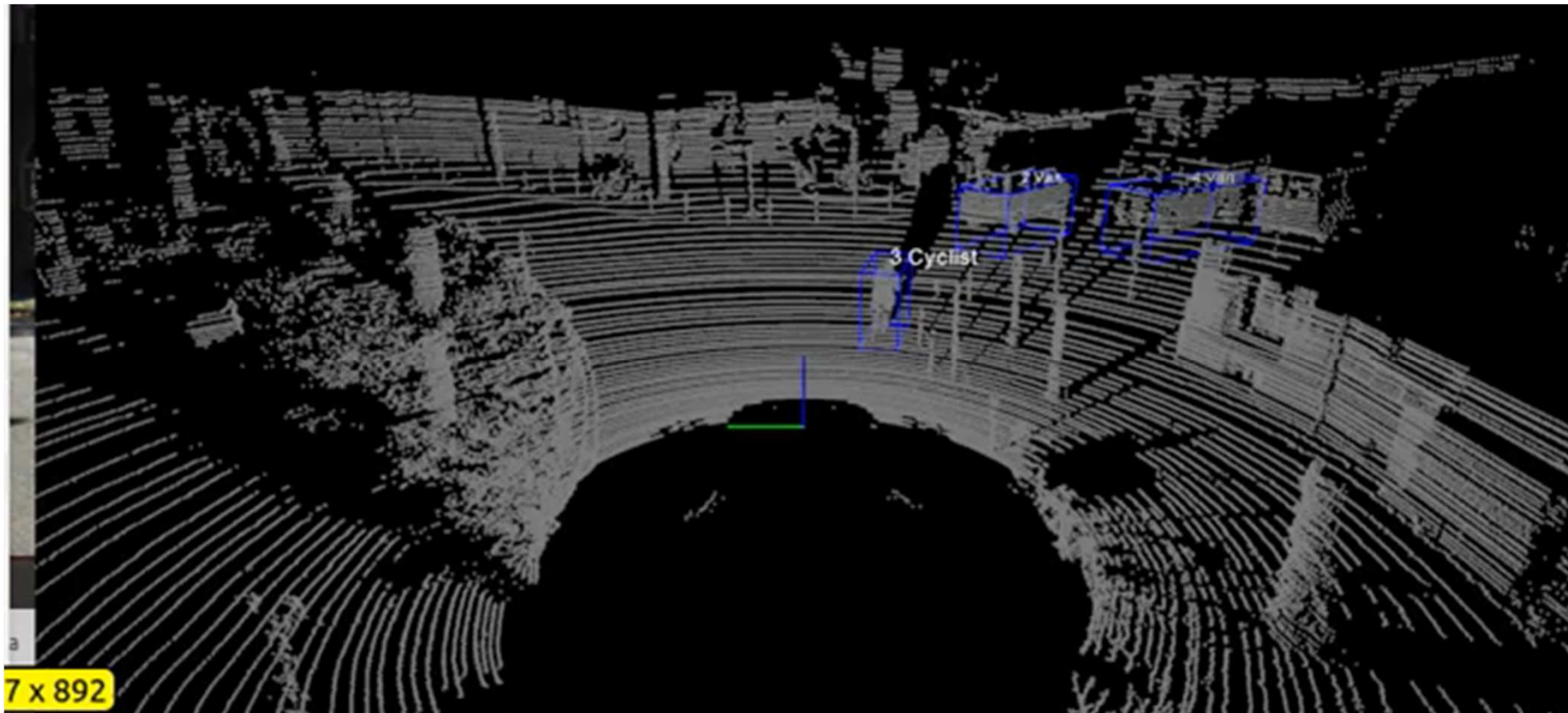
Beispiel: Pipeline zur Objektdetektion und Klassifikation





# Sensordatenfusion

Beispiel: Pipeline zur Objektdetektion und Klassifikation



# Sensorik / Wahrnehmung III: Tracking, Fusion und Repräsentation

Andreas Schimpe, M.Sc.

## Agenda

---

### 4 Sensorik / Wahrnehmung III

4.1 Tracking

4.2 Eigenbewegungsschätzung und  
Lokalisierung

4.3 Kartenbasierte Umfeldrepräsentation

4.4 Sensordatenfusion

4.5 Ausblick

4.5.1 Car2X

4.5.2 Hochgenaue Karte



# Car-to-X – Grundlagen und Motivation

- Kommunikation des Egofahrzeugs mit
  - Anderen Fahrzeugen
  - Infrastruktur
- Kommunikation als erweiterte Fahrzeugsensorik
  - Größere Reichweite
  - Vermeidung von Verdeckung
- Ziele:
  - Gesteigerte Sicherheit  
z.B. eCall, Gefahrenwarnung
  - Verbesselter Verkehrsfluss  
z.B. Ampelassistent
  - Effizienzsteigerung  
z.B. Platooning

- 射程更远  
- 避免隐蔽

目标

- 提高安全性, 例如电子呼叫、危险警告

- 改善交通流量, 如红绿灯辅助 提高效率, 如排队通行

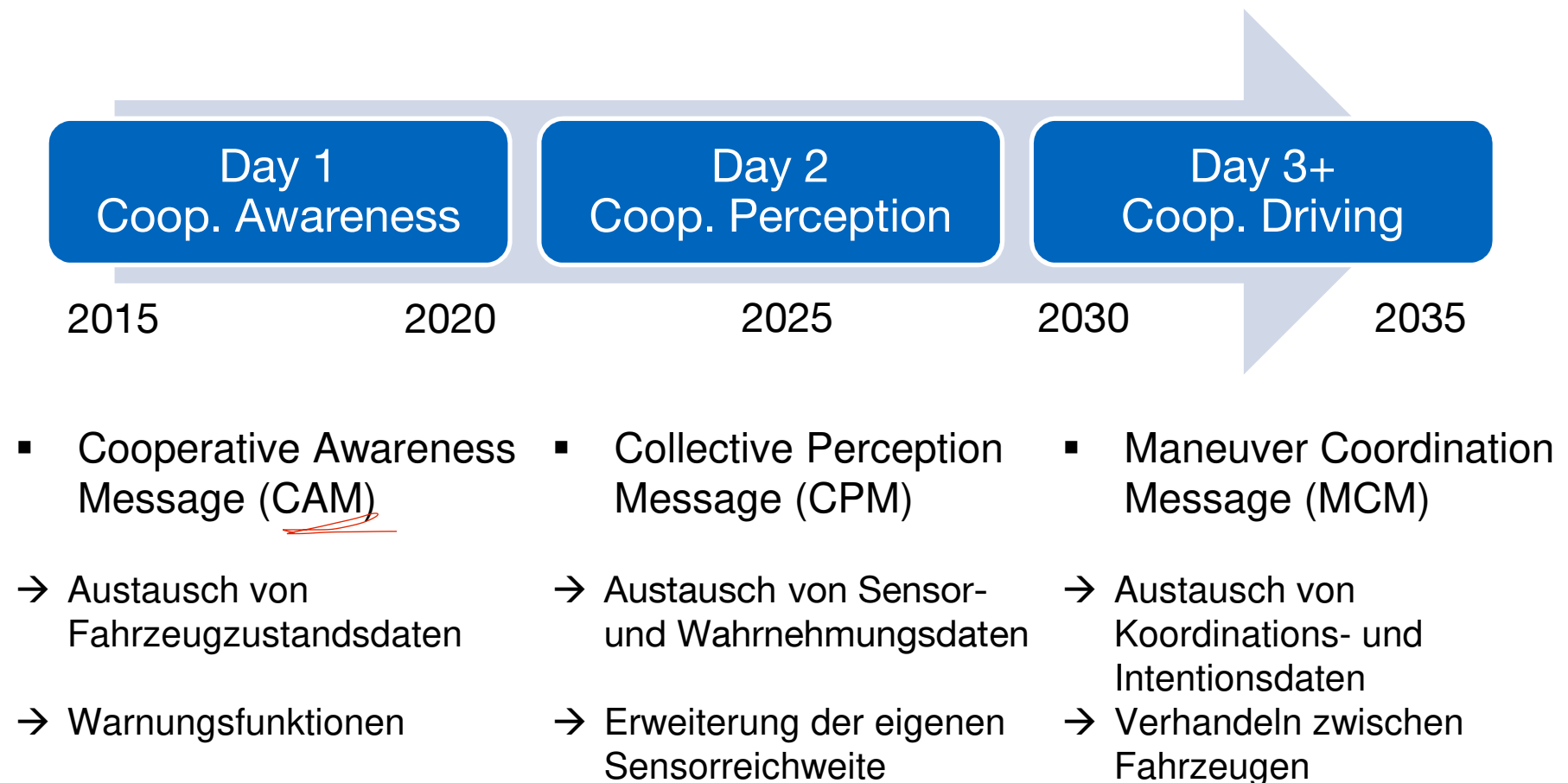


# Car-to-X – Funktechnologien

- WLAN-basiert (ITS-G5):
  - Direkte Nahbereichskommunikation mit **sehr geringen Verzögerungen** und großen Datenraten
  - Kommunikation über weitere Strecken erfolgt mittels Datenweiterleitung
  - keine Infrastruktur erforderlich für C2C-Kommunikation, nur zus. Hardware im Fahrzeug (Sende- & Empfangseinheit)
- Mobilfunk-basiert (Cellular-V2X):
  - Senden/Empfangen über 4G/LTE oder 5G
  - SIM-Karte und zusätzliche Infrastruktur (u.a. Funkmasten) benötigt
  - Zwei Funktionsmodi:
    - Fahrzeug-zu-Fahrzeug (direkte Kommunikation)
    - Fahrzeug-zu-Netzwerk (Nutzung von Cloud-Diensten)

- 基于无线局域网 (ITS-G5) :
- 直接短程通信, 延迟极低, 数据传输率高
- 通过数据转发进行长距离通信
- C2C 通信无需基础设施, 只需额外的数据传输
- 车载硬件 (发射器和接收器单元)
- 基于移动无线电 (蜂窝-V2X) :
- 通过 4G/LTE 或 5G 发送/接收
- 需要 SIM 卡和额外的基础设施 (如无线电天线杆)
- 两种功能模式:
- 车对车 (直接通信)
- 车对网 (使用云服务)

# C-ITS Roadmap



CAR2CAR, 2019



- 高精度测绘
- 车道布局、路口几何形状和交通信号灯位置
- 关键要素：国界、高速公路终点.....



# Karten für automatisiertes Fahren

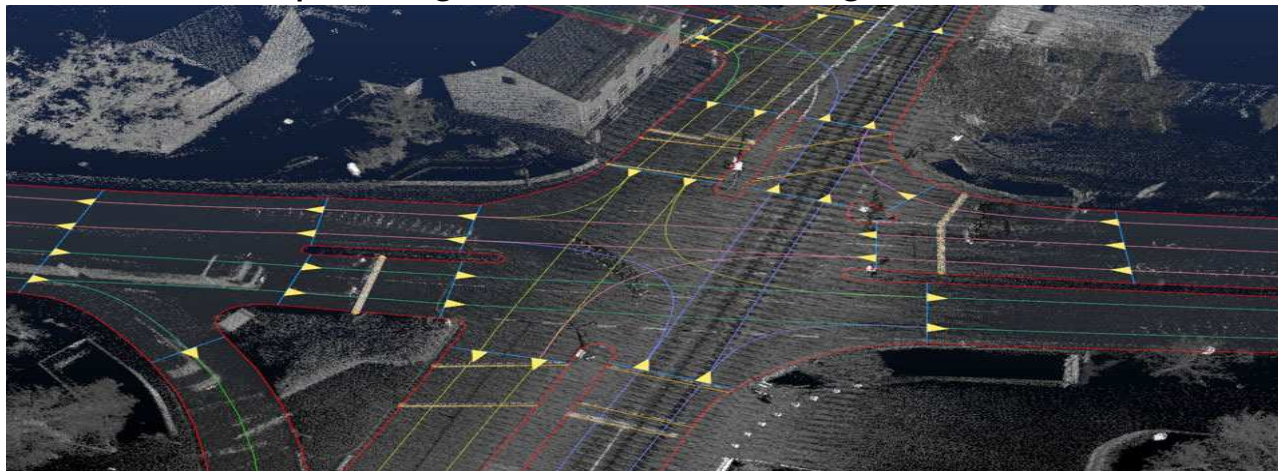
## 优势

- 可在复杂环境中驾驶
- 可在危急情况发生前向驾驶员提前交接班

## 缺点

- 必须绘制线路图
- 必须不断审查和更新地图

- Hochgenaue Abbildung von
  - Fahrstreifenverläufen, Kreuzungsgeometrien und Ampelpositionen
  - Kritischen Elemente: Ländergrenzen, Autobahnenden, ...
- Vorteile:
  - Ermöglicht Fahren in komplexen Umgebungen
  - Frühzeitige Übergabe an Fahrer vor kritischen Situationen möglich
- Nachteile:
  - Strecke muss kartiert sein
  - Laufende Überprüfung und Aktualisierung der Karte notwendig



# Zusammenfassung der Leitfragen

- Wie funktioniert Tracking bei der Eigenbewegungsschätzung oder der Umfeldwahrnehmung?
  - Bildung eines zeitlichen Zusammenhangs einzelner Messereignisse
  - Assoziation: Zuordnung von Messwerten zu Prädiktionen auf Basis vorheriger Objekthypothesen
- Wie funktioniert ein Kalmanfilter?
  - Rekursiver Bayesfilter mit vier Schritten: Zustandsprädiktion → Messungsprädiktion → Vergleich mit Messung → Gewichtete Aktualisierung
  - Minimierung des Schätzfehlers über Gewichtungsmatrix
- Was ist das Grundprinzip eines Partikelfilters?
  - Stochastische Auswahl von Partikeln abhängig von Messwerten
  - Ermittlung des geschätzten Zustands aus allen Partikelzuständen unter Beachtung des Messrauschens

- 跟踪如何用于自我运动估计或环境感知?

- 形成单个测量事件的时间背景

- 关联: 将测量值分配给基于先前物体假设的预测值

- 卡尔曼滤波器如何工作?

- 递归贝叶斯滤波器有四个步骤: 状态预测 测量预测 与测量值比较 加权更新

- 通过加权矩阵使估计误差最小化

- 粒子滤波器的基本原理是什么?

- 根据测量值随机选择粒子

- 从所有粒子状态中确定估计状态, 同时考虑测量噪声

# Zusammenfassung der Leitfragen

- Wie funktioniert die Bestimmung von Position und Zeit über GNSS bzw. GPS?
  - Laufzeitmessung von Satellitensignal zu Empfänger
  - Bestimmung der Koordinaten des Empfängers ab Verbindung mit vier Satelliten möglich (mehr Satelliten zur Minimierung der Unsicherheit)
- Wie funktioniert die kartenbasierte Umfelddarstellung?
  - Schätzung von Merkmalen (u.a. Belegung = Occupancy) für jeden Ort (Zelle = Cell) auf Karte (= Occupancy Grid Map)
- Warum und wie werden Sensordaten fusioniert?
  - Zur Kombination von Stärken und Kompensation von Schwächen einzelner Sensoren
  - Transformation in gemeinsames Koordinatensystem, Fusion auf unterschiedlicher Ebene möglich
- Wie funktioniert V2X und wie kann es im Straßenverkehr angewendet werden?
  - Kommunikation zwischen Fahrzeug und Umgebung (Fahrzeuge, Infrastruktur, ...)
  - Verschiedene Technologien: Wlan- / Mobilfunk-basiert
  - Ziel: Steigerung der Verkehrssicherheit (Erweiterte Fahrzeugsensorik, Manöver-Koordination, ...)



# Quellen

- [Bouzouraa 2011] Bouzouraa, Mohamed Essayed: Belegungskartenbasierte Umfeldwahrnehmung in Kombination mit objektbasierten Ansätzen für Fahrerassistenzsysteme. Dissertation. TUM. 2011
- [Durrant] Durrant-Whyte, Hugh; Bailey, Tim: Simultaneous Localisation and Mapping (SLAM): Part I The Essential Algorithms
- [Julier 2004] S. JULIER und J. UHLMANN. „Unscented Filtering and Nonlinear Estimation“. In: Proceedings of the IEEE 92.3 (2004), S. 401–422. ISSN: 0018-9219. DOI: 10.1109/JPROC.2003.823141.
- [Pfeiffer 2004] Michael Pfeiffer, TU Graz, 18.5.2004
- [Prat 2010] Prat, Álvaro Catalá: Sensordatenfusion und Bildverarbeitung zur Objekt- und Gefahrenerkennung. Dissertation. 2010
- [Ruser 2007] H. RUSER und F. PUENTE LEÓN. „Informationsfusion – Eine Übersicht (Information Fusion – An Overview)“. In: tm – Technisches Messen 74.3 (2007)
- [Wehrer 2015] Wehrer Tobias: Scalable Map-based Environment Representations for Highly Automated Vehicles. Dissertation. TUM. 2015
- [Winner 2015] Winner, Hermann; Hakuli, Stephan; Lotz, Felix; Singer, Christina (2015): Handbuch Fahrerassistenzsysteme. 3. Auflage. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden
- [Ziegler 2014] Ziegler, Julius; Bender, Philipp; Lategahn, Henning; Schreiber, Markus; Strauss, Tobias; Dang, Thao; Stiller, Christoph: Kartengestütztes Fahren auf der Bertha-Benz-Route von Mannheim nach Pforzheim. In: 9. Workshop Fahrerassistenzsysteme. Walting, S. 79-94, März 2014
- CAR 2 CAR Journal | Issue 22 | March 2019