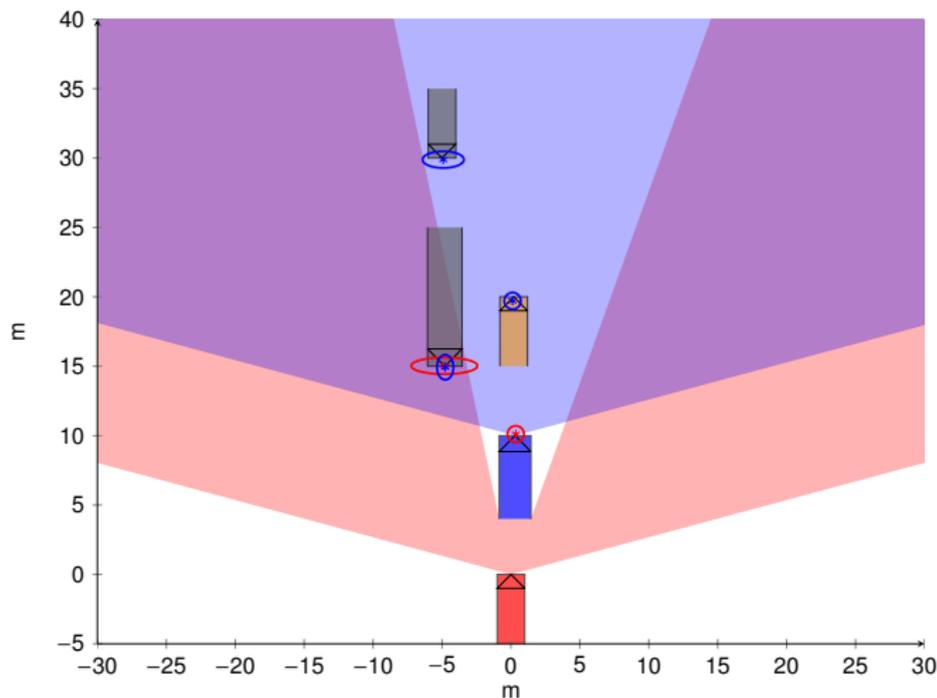


## Fahrzeugübergreifende Informationsfusion

Florian Seeliger

Institut für Mess- Regel- und Mikrotechnik

## Fahrzeuglokales Perzeptionsfeld



**Zielsetzung:** Erweiterung des lokalen Perzeptionsfeldes durch kommunizierte Information.

# Inhalt

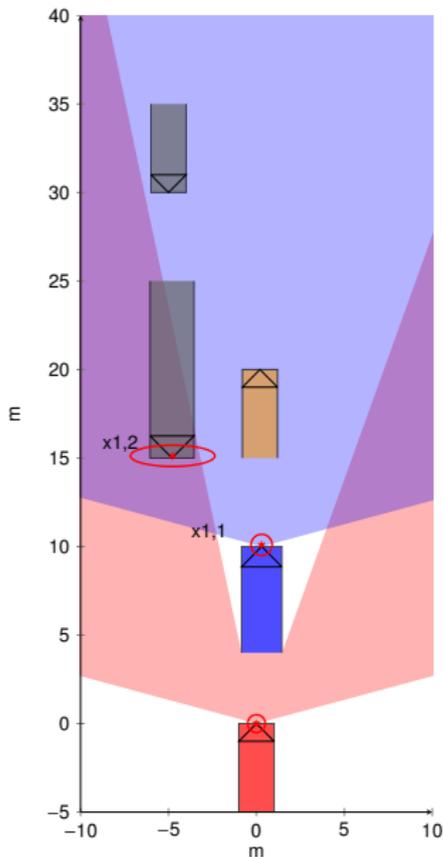
Kommunikation

Fahrzeugübergreifende Perzeption

Simulation

Zusammenfassung und Ausblick

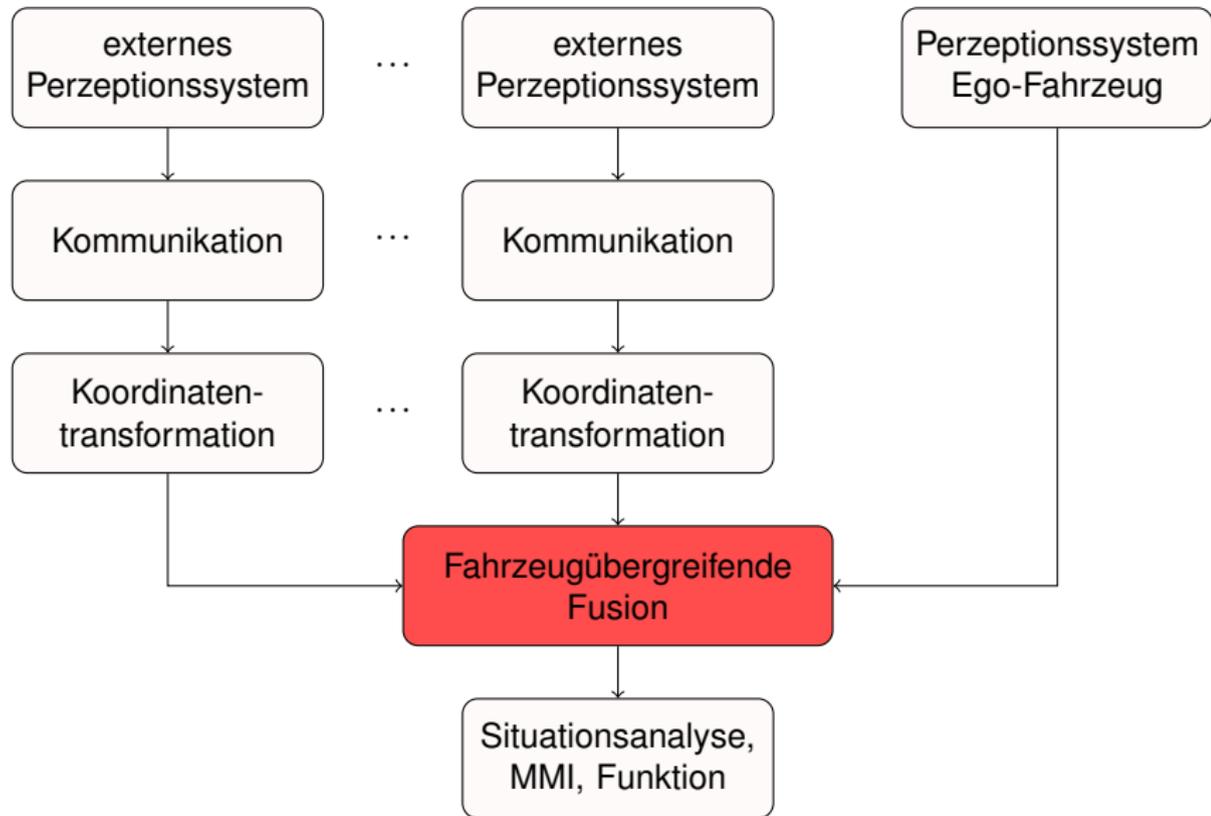
## Relevante Nachrichten in Ko-PER



### Cooperative Perception Message (CLM)

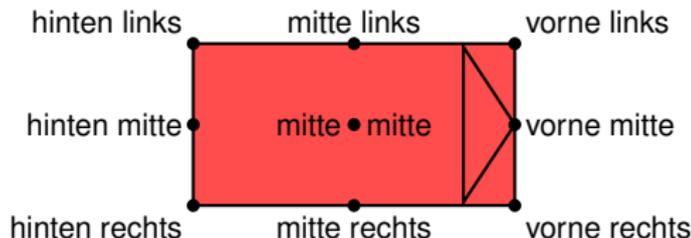
- ▶ Ego Information Structure (EIS)
- ▶ Perceived Dynamic Objects (PDO)
- ▶ Field of View (FOV)

# Übersicht fahrzeugübergreifende Fusion



## Anforderungen an die Fusionssysteme in den Versuchsträgern

- ▶ Zeitstempelung der Sensordaten auf globale Zeitbasis (UTC)
  - ▶ Synchronisation über Triggereingänge + Zeitstempelassoziation
  - ▶ Zeitstempelung auf via NTP synchronisiertem Fusionsrechner
  - ▶ Direkte Synchronisation der Sensorik auf UTC
- ▶ Eindeutige Referenzpunkte in Tracking



- ▶ Transformation der Ego-Information in das Ko-PER-Frame

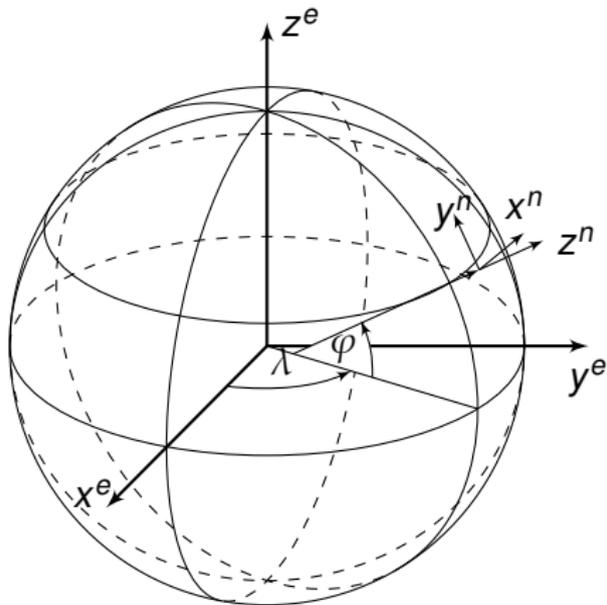
## Koordinatensysteme I



**Abbildung:** Ko-PER-Frame: Orientierung nach DIN 70.000, Ursprung entspricht der Projektion des Mittelpunkts der vorderen Stoßstange auf die Fahrbahn

## Koordinatensysteme II

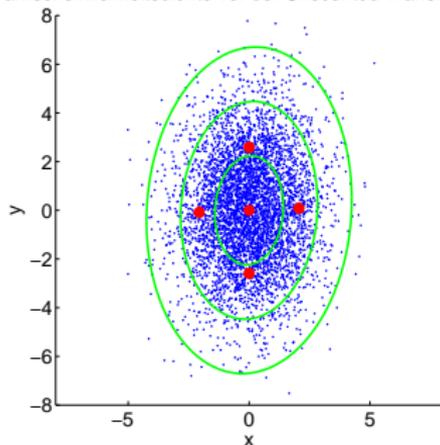
- ▶ WGS-84-System für globale Positionsangaben
  - ▶ Verwendung von  $LLH_{pos}$ -Koordinaten
  - ▶ Bezug der Höhe auf Ellipsoid
- ▶ ENU-System für relative Positionsangaben
  - ▶ Analogon zur Orientierung nach DIN 70.000
  - ▶ Yaw-Winkel wird gegen Ost gemessen!



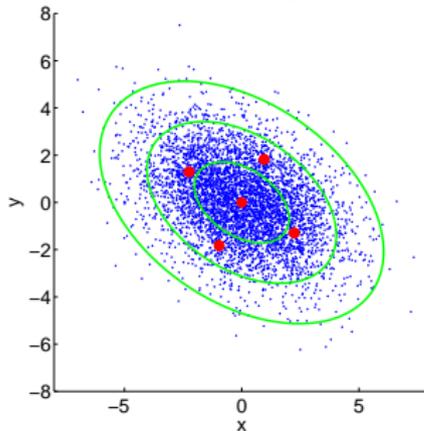
# Transformation des Ego-Zustands

## Unscented Transformation

Wahrscheinlichkeitsdichte vor der Unscented Transformation



Wahrscheinlichkeitsdichte nach der Unscented Transformation



- ▶ Approximation des Ego-Zustands durch Gauß-Verteilung
- ▶ Notwendige Koordinatentransformationen sind nichtlinear

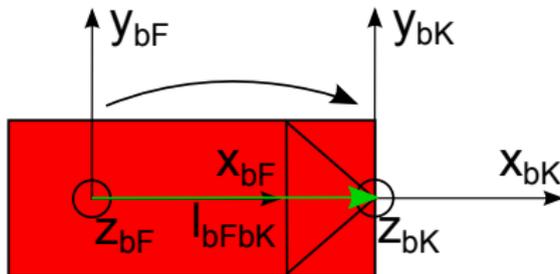
⇒ Transformation der Verteilungsdichte mittels Unscented Transformation

## Zu kommunizierende Ego-Information (EIS) I

Transformation der Position<sup>1</sup>

$$\begin{bmatrix} \lambda_{ebK}^e \\ \varphi_{ebK}^e \\ h_{ebK,pos}^e \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \lambda_{ebF}^e \\ \varphi_{ebF}^e \\ h_{ebF,pos}^e \end{bmatrix} + \mathbf{T}_{nK,ENU}^e \mathbf{I}_{bFbK}^{bK,ENU}$$

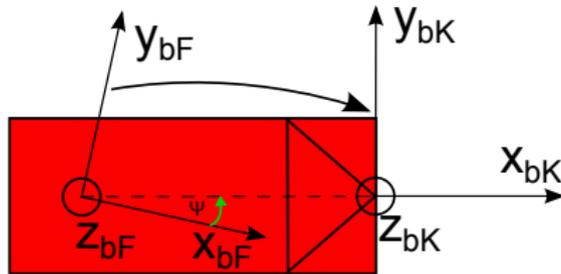
$$\mathbf{T}_{nK,ENU}^e = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R_N(\lambda_{ebF}^e) - h_{ebF,pos}^e} & 0 \\ \frac{1}{(R_E(\lambda_{ebF}^e) - h_{ebF,pos}^e) \cdot \cos(\lambda_{ebF}^e)} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$



## Zu kommunizierende Ego-Information (EIS) II

Transformation der Orientierung

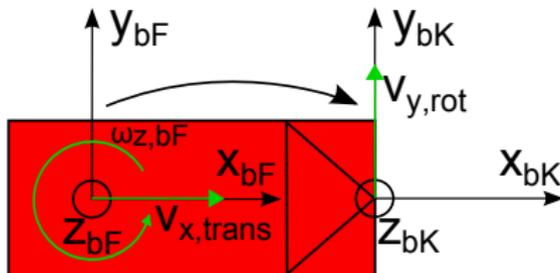
$$\mathbf{C}_{nK,ENU}^{bK} = \underbrace{\mathbf{C}_{bF}^{bK}}_{\approx I} \mathbf{C}_{nF,ENU}^{bF} \underbrace{\mathbf{C}_{nK,ENU}^{nF,ENU}}_{\approx I}$$



## Zu kommunizierende Ego-Information (EIS) III

Transformation der Geschwindigkeit

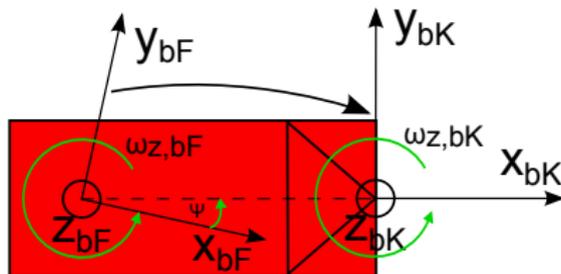
$$\mathbf{v}_{ebK}^{bK} = \underbrace{\mathbf{C}_{bF}^{bK}}_{\approx I} \cdot \mathbf{v}_{ebF}^{bF} + \underbrace{\mathbf{C}_{bF}^{bK}}_{\approx I} \cdot \underbrace{\boldsymbol{\Omega}_{ebF}^{bF}}_{\approx I} \cdot \mathbf{I}_{bFbK}^{bF}$$



## Zu kommunizierende Ego-Information (EIS) IV

Transformation Drehraten

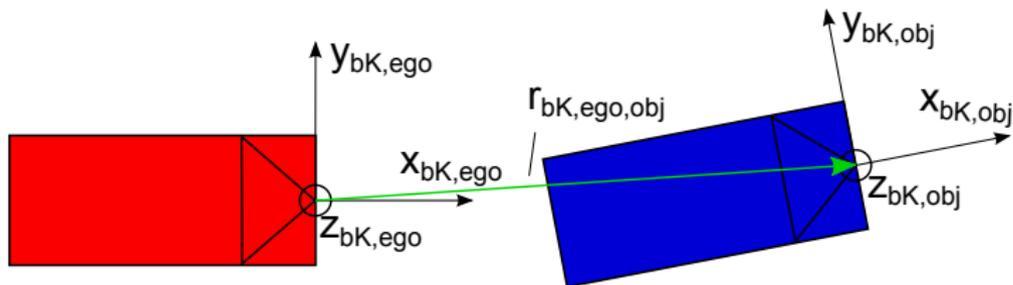
$$\omega_{nKbK}^{bK} = \mathbf{C}_{bF}^{bK} \cdot \left( \underbrace{\omega_{nKnF}^{bF}}_{=0} + \omega_{nFbF}^{bF} + \underbrace{\omega_{bFbK}^{bF}}_{=0} \right)$$



# Empfangene Ego-Information (EIS) I

Transformation der Position

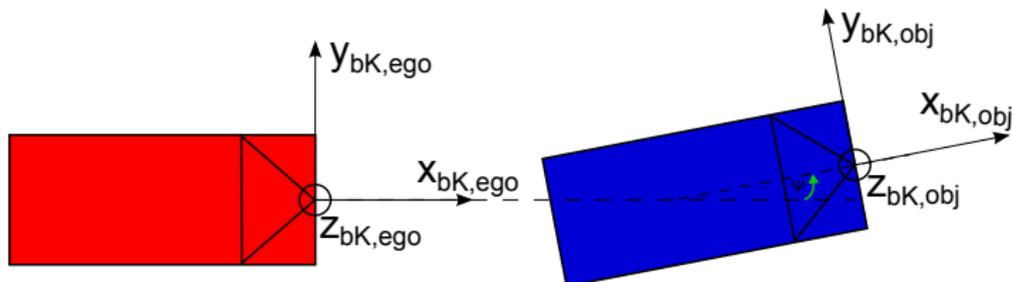
$$\mathbf{r}_{bK,ego,bK,obj}^{bK,ego} = \mathbf{C}_{nK,ego}^{bK,ego} \cdot \mathbf{T}_e^{nK,ego} \cdot \begin{bmatrix} \varphi_{ebK,obj}^e - \varphi_{ebK,ego}^e \\ \lambda_{ebK,obj}^e - \lambda_{ebK,ego}^e \\ h_{ebK,obj}^e - h_{ebK,ego}^e \end{bmatrix}$$



## Empfangene Ego-Information (EIS) II

Transformation der Orientierung

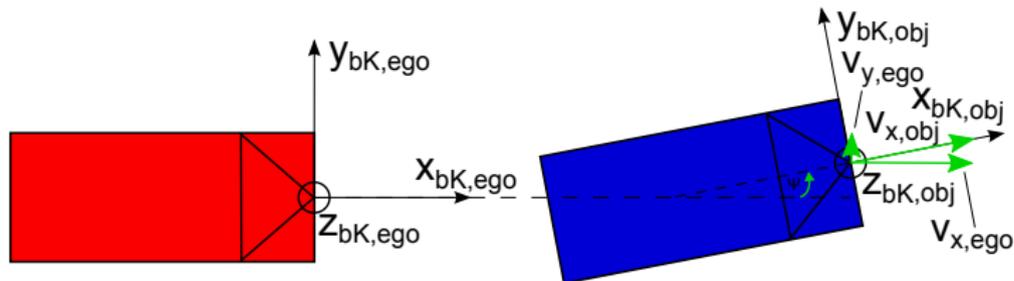
$$\mathbf{C}_{bK,ego}^{bK,obj} = \mathbf{C}_{nK,obj}^{bK,obj} \mathbf{C}_{nK,ego}^{nK,obj} \mathbf{C}_{bK,ego}^{nK,ego}$$



## Empfangene Ego-Information (EIS) III

Transformation der Geschwindigkeit

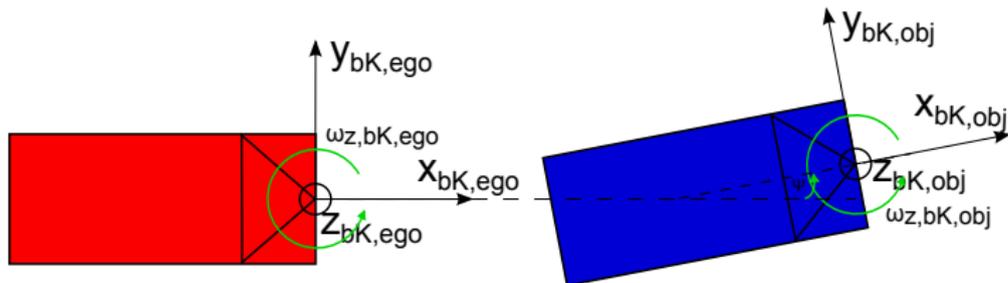
$$\mathbf{v}_{ebK,obj}^{bF,ego} = \mathbf{C}_{bK,obj}^{bF,ego} \mathbf{v}_{ebK,obj}^{bK,obj}$$



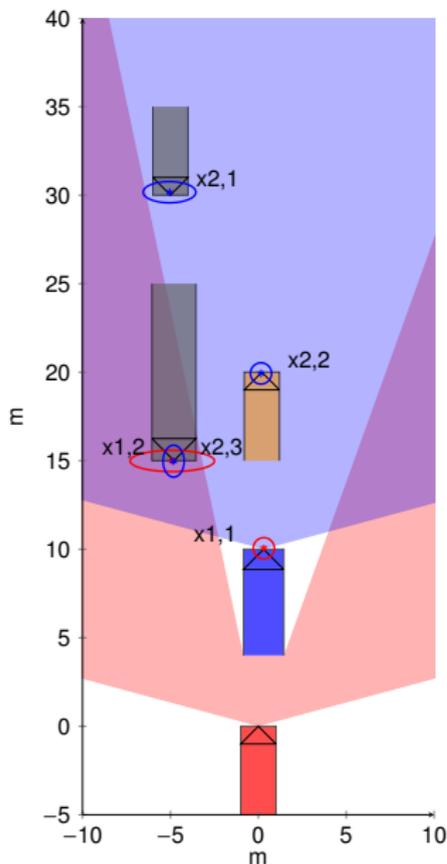
## Empfangene Ego-Information (EIS) IV

Transformation der Drehraten

$$\omega_{bK,ego,bK,obj}^{bK,ego} = \mathbf{C}_{bK,obj}^{bK,ego} \omega_{ebK,obj}^{bK,obj}$$



# Track-Assoziation



## Field of View

- ▶ Berücksichtigung der Sichtbarkeit von Objekten
- ▶ Näherung der Detektionswahrscheinlichkeit

## Gatingmatrix

$x_{1,1}$	0.00	0.00	0.00
$x_{1,2}$	0.00	0.00	1.00
	$x_{2,1}$	$x_{2,2}$	$x_{2,3}$

Field of View

Gating

Assoziaton

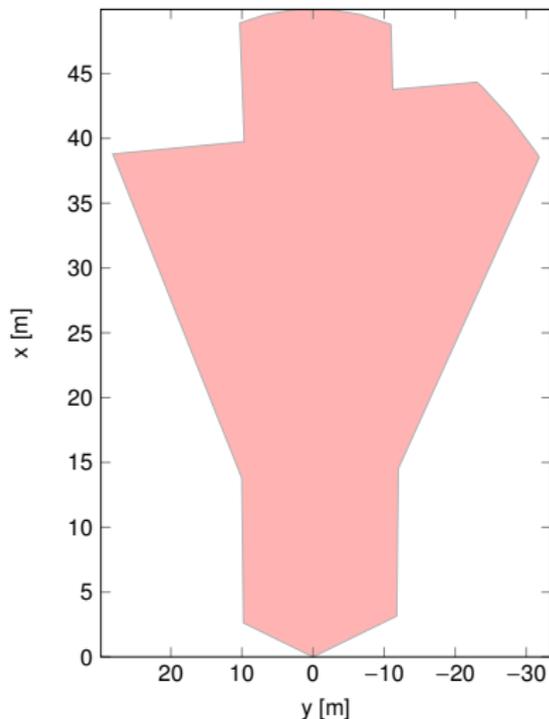
## Field of View (FOV)

### Motivation

- ▶ Ableitung der Detektionswahrscheinlichkeit
- ▶ Behandlung der Partitionierung kommunizierter Information

### Konstruktion

- ▶ Initiales Modell
- ▶ Schnitt mit Gebäuden aus digitaler Karte
- ▶ Schnitt mit Objektdaten



## Track-2-Track-Assoziation

Gating (Mahalanobis Distanz)<sup>2</sup>

$$\rho = \sqrt{\hat{\Delta}_k^{ij,T} [\mathbf{T}_k^{ij}]^{-1} \hat{\Delta}_k^{ij}}$$

$$\hat{\Delta}_k^{ij} = \hat{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^j$$

$$\mathbf{T}_k^{ij} = E\{\hat{\Delta}_k^{ij} \hat{\Delta}_k^{ij,T}\}$$

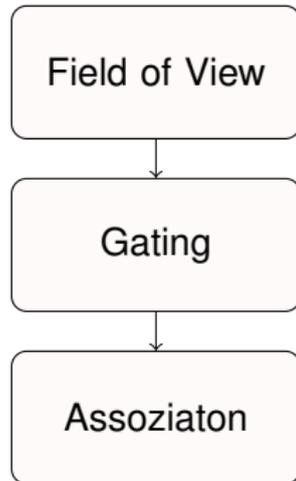
$$= E\{[\hat{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^j][\hat{\mathbf{x}}_k^i - \hat{\mathbf{x}}_k^j]^T\}$$

$$= E\{\hat{\mathbf{x}}_k^i \hat{\mathbf{x}}_k^{i,T}\} - E\{\hat{\mathbf{x}}_k^i \hat{\mathbf{x}}_k^{j,T}\}$$

$$- E\{\hat{\mathbf{x}}_k^j \hat{\mathbf{x}}_k^{i,T}\} + E\{\hat{\mathbf{x}}_k^j \hat{\mathbf{x}}_k^{j,T}\}$$

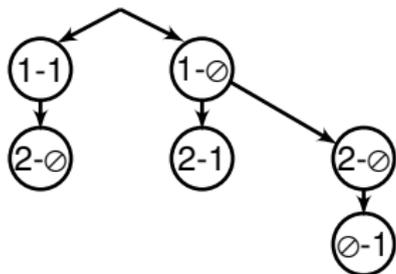
$$= \mathbf{P}_k^i - \mathbf{P}_k^{ij} - \mathbf{P}_k^{ij,T} + \mathbf{P}_k^j$$

⇒ Bei Vernachlässigung der Kreuzkovarianz steigt die Anzahl der Falschassoziationen.



## Track-2-Track-Assoziation

Hypothesenbaum

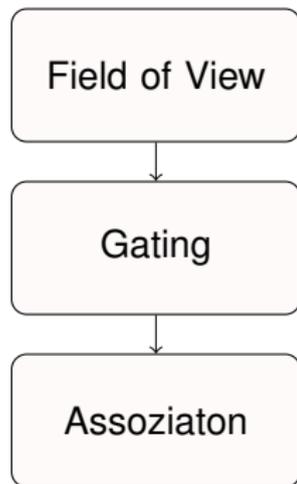


Kantengewichte

$$p(e = \{\hat{\mathbf{x}}_k^i, \hat{\mathbf{x}}_k^j\}) = p_{\Lambda}(\hat{\mathbf{x}}_k^i, \mathbf{z}_k^j) \cdot p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^i) \cdot p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^j)$$

$$p(e = \{\emptyset, \hat{\mathbf{x}}_k^j\}) = p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^j) \cdot (1 - p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^j))$$

$$p(e = \{\hat{\mathbf{x}}_k^i, \emptyset\}) = (1 - p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^i)) \cdot p_D(\hat{\mathbf{x}}_k^i)$$

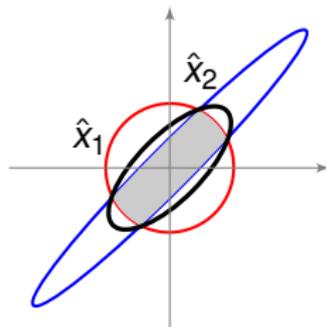


Global optimale Zuordnung entspricht dem wahrscheinlichsten Pfad des Hypothesenbaumes. (JPDA, Auction Algorithmus)

## Track-2-Track-Fusion

### Rahmenbedingungen in Ko-PER

- ▶ Daten sind bereits zeitlich gefiltert
- ▶ Unbekannte Filterstruktur auf Senderseite
- ▶ Informationen können Out-Of-Sequence eintreffen
- ▶ Perzeptionssysteme sind unterschiedlich getaktet



### Methoden zur Track-2-Track-Fusion

- ▶ Cross-Covariance Methode
- ▶ Covariance Intersection
- ▶ Information Matrix Fusion

## Cross Covariance Methode

Fusionsformeln <sup>3</sup>

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^i + (\mathbf{P}_k^i - \mathbf{P}_k^{ij,T})(\mathbf{P}_k^i + \mathbf{P}_k^j - \mathbf{P}_k^{ij} - \mathbf{P}_k^{ij,T})^{-1}(\hat{\mathbf{x}}_k^j - \hat{\mathbf{x}}_k^i)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^i - (\mathbf{P}_k^i - \mathbf{P}_k^{ij})(\mathbf{P}_k^i + \mathbf{P}_k^j - \mathbf{P}_k^{ij} - \mathbf{P}_k^{ij,T})^{-1}(\mathbf{P}_k^i - \mathbf{P}_k^{ij,T})$$

Schätzung der Track-Kreuzkovarianz  $\mathbf{P}_{k,k}^{ij}$  durch Rekursion <sup>4</sup>

$$\mathbf{P}_{k,k}^{ij} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \Phi_{k-1} \mathbf{P}_{k-1,k-1}^{ij} \Phi_{k-1}^T (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j \mathbf{H}_k^j)^T$$

$$+ (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \mathbf{Q}_{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^j \mathbf{H}_k^j)^T$$

---

<sup>3</sup>[BSL95]

<sup>4</sup>[BS81]

## Covariance Intersection

Fusionsformeln<sup>5</sup>

$$\mathbf{P}_k^{-1} = \omega \mathbf{P}_k^{i,-1} + (1 - \omega) \mathbf{P}_k^{j,-1}$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{P}_k (\omega \mathbf{P}_k^{i,-1} \hat{\mathbf{x}}_k^i + (1 - \omega) \mathbf{P}_k^{j,-1} \hat{\mathbf{x}}_k^j)$$

$$\omega = \arg \min(\det(\mathbf{P}_k))$$

- ▶ Bestimmung von  $\omega$  durch konvexe Optimierung
- ▶ Näherungslösungen zur effizienten Berechnung

$$\omega_{\det} = \frac{\det(\mathbf{P}_k^j)}{\det(\mathbf{P}_k^i) + \det(\mathbf{P}_k^j)}$$

$$\omega_{Improved} = \frac{\det(\mathbf{P}_k^{i,-1} + \mathbf{P}_k^{j,-1}) - \det(\mathbf{P}_k^{j,-1}) + \det(\mathbf{P}_k^{i,-1})}{2 \det(\mathbf{P}_k^{i,-1} + \mathbf{P}_k^{j,-1})}$$

---

<sup>5</sup>[MA09],[Nie02], [FH05]

## Information Matrix Fusion

Fusionformeln <sup>6</sup>

$$\mathbf{P}_{k,k}^{-1} = \mathbf{P}_{k,k-n}^{-1} + \sum_{l=1}^2 (\mathbf{P}_{k,k}^{l,-1} - \mathbf{P}_{k,k-n}^{l,-1})$$

$$\mathbf{P}_{k,k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,k} = \mathbf{P}_{k,k-n}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-n} + \sum_{l=1}^2 (\mathbf{P}_{k,k}^{l,-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,k}^l - \mathbf{P}_{k,k-n}^{l,-1} \hat{\mathbf{x}}_{k,k-n}^l)$$

---

<sup>6</sup>[Cha00]

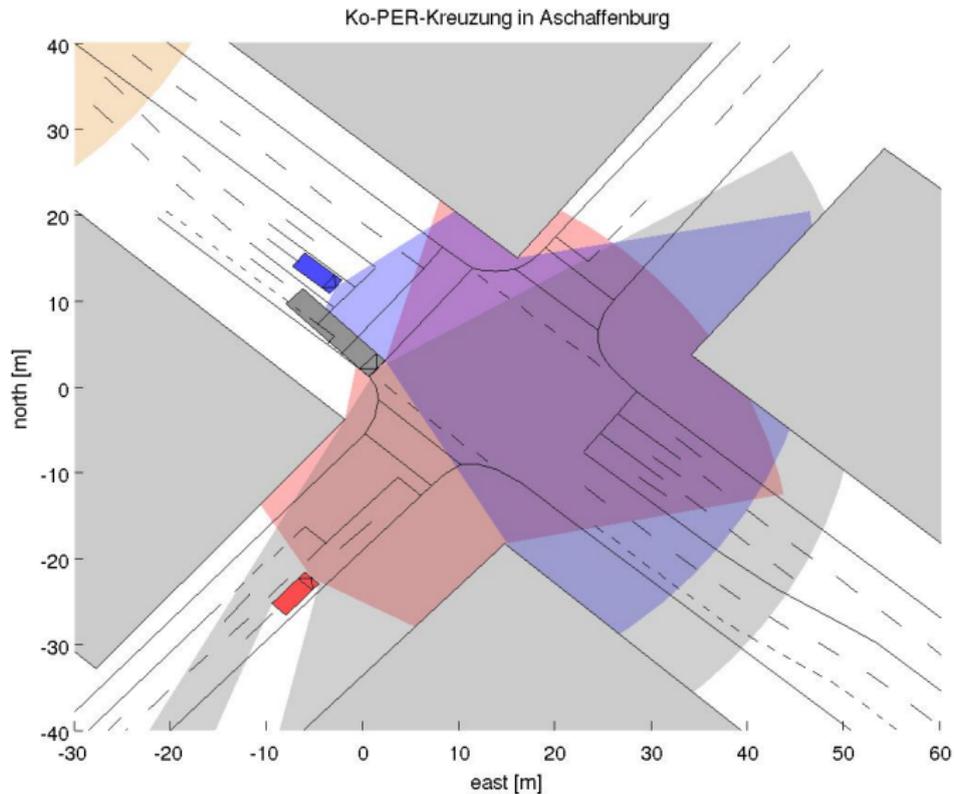
## Anwendbarkeit der Methoden

Methoden	Cross Covariance	Covariance Intersection	Information Matrix
$\hat{\mathbf{x}}_{k,k}^{1,2}$	✓	✓	✓
$\mathbf{P}_{k,k}^{1,2}$	✓	✓	✓
$\hat{\mathbf{x}}_{k,k-1}^{1,2}$	-	-	✓
$\mathbf{P}_{k,k-1}^{1,2}$	-	-	✓
$\mathbf{P}_k^{jj}$	✓	-	-
$\Phi_{k-1,k}^{1,2}$	✓	-	-
$\mathbf{H}_k^{1,2}$	✓	-	-
$\mathbf{K}_k^{1,2}$	✓	-	-
$\mathbf{Q}_k$	✓	-	-

**Tabelle:** Vergleich benötigter Größen für die Track-to-Track-Fusion

⇒ Die Covariance Intersection ist aufgrund der geringsten benötigten Kommunikationsbandbreite derzeit die beste Wahl.

## Simulation (reale Referenzdaten)



## Zusammenfassung

- ▶ Transformation der Kovarianz mittels Unscented Transformation
- ▶ Übersicht über die Koordinatentransformationen für Ego-Informationen
- ▶ Bestimmung des Sichtbereiches
- ▶ Handhabung der Trackkorrelation durch Covariance Intersection
- ▶ Sichtbarkeitanalyse durch FOV-Modell

## Ausblick

- ▶ Betrachtung von Situationen mit höherer Objektdichte
  - ▶ Einbezug von Perzeptionsergebnissen der Kreuzung
  - ▶ Analyse der Unsicherheiten der Ko-PER-Systeme zur Verbesserung der Simulation
  - ▶ Überprüfung der Praxistauglichkeit des FOV-Ansatzes
- 
- ▶ Ko-FAS Abschlusspräsentation am 18. & 19. September 2013

---

Diese Arbeit entstand im Rahmen des Verbundprojekts Ko-PER, das Teil der Forschungsinitiative Ko-FAS ist, und wurde vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie unter dem Förderkennzeichen 19S9022G gefördert.

# Literatur I

## ReferencesLiteratur



Y. Bar-Shalom. “On the track-to-track correlation problem”. In: *Automatic Control, IEEE Transactions on* 26.2 (1981), pp. 571–572.



Y. Bar-Shalom and X. Li. “Multitarget-multisensor tracking: principles and techniques”. In: *Storrs, CT: University of Connecticut, 1995.* (1995).



K. Chang. “Evaluating hierarchical track fusion with information matrix filter”. In: *Information Fusion, 2000. FUSION 2000. Proceedings of the Third International Conference on.* Vol. 1. IEEE. 2000, MOC2–3.



D. Fraenken and A. Huepper. “Improved fast covariance intersection for distributed data fusion”. In: *Information Fusion, 2005 8th International Conference on.* Vol. 1. IEEE. 2005, 7–pp.

## Literatur II



P. D. Groves. *Principles of GNSS, inertial and multisensor integrated navigation systems*. Boston [u.a.]: Artech House, 2008, XVI, 518 S. ISBN: 978-1-58053-255-6.



S. Matzka and R. Altendorfer. “A comparison of track-to-track fusion algorithms for automotive sensor fusion”. In: *Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems* (2009), pp. 69–81.



W. Niehsen. “Information fusion based on fast covariance intersection filtering”. In: *Information Fusion, 2002. Proceedings of the Fifth International Conference on*. Vol. 2. IEEE. 2002, pp. 901–904.