



# IMAGinE

## D3.1 Spezifikation und Implementierung kooperatives Umfeldmodell

AP3.1 Kollektive Perzeption

Version:	v1.2
Editor:	Mercedes-Benz AG
Projektkoordination:	Opel Automobile GmbH
Fälligkeitsdatum:	31.01.2021
Erstellungsdatum	26.05.2021
Veröffentlichung:	21.06.2021

Gefördert durch:



Bundesministerium  
für Wirtschaft  
und Energie

aufgrund eines Beschlusses  
des Deutschen Bundestages

## DOKUMENTENINFORMATION

### AUTOREN

Lucas Dahlbock (MB-AG)

Maxim Dolgov (BOSCH)

Dr. Stefan Gläser (VW)

Thomas Grotendorst (CONTI)

Hendrik-Jörn Günther (VW)

Johannes Hartog (VW)

Jürgen Hauenstein (MAN)

Dieter Heußner (AdB)

Bernd Lehmann (VW)

Bernd Schäufele (DCAITI)

Heiko Scholz (NORDSYS)

Dr. Sebastian Strunck (CONTI)

Florian Wildschütte (BOSCH)

### REVIEWER

Dr. Stefan Gläser (VW)

Dr. Dieter Schuller (OPEL)

Florian Wildschütte (BOSCH)

### KONTAKT

Dr. Gabi Breuel

Crowd Functions and Automated Driving (RD/AFC)

Mercedes-Benz AG

Tel.: +49 (0) 7031 4389 775

E-Mail: [gabi.breuel@daimler.com](mailto:gabi.breuel@daimler.com)

## INHALTSVERZEICHNIS

<b>1 Einleitung</b>	<b>6</b>
<b>2 Einordnung und Übersicht</b>	<b>8</b>
2.1 Architektur im Überblick	8
2.1.1 Modulübersicht	9
2.1.2 Schnittstellenübersicht	10
2.2 Beschreibung IMAGinE-Umfeldmodell	11
<b>3 Beschreibung des Umfeldmodells</b>	<b>14</b>
3.1 Ausbaustufen	14
3.1.1 Ausbaustufe 1 (umgesetzt): Objektlistenfusions-Ansatz	14
3.1.2 Ausbaustufe 2: (nicht umgesetzt) Assoziationslistengestützte Sensorfusion	16
3.1.3 Ausbaustufe 3 (nicht umgesetzt): Sensorfusions-Ansatz	17
3.2 Datenbank und Datenbank-Management	19
3.3 Daten-Fusions-Prozess	23
3.3.1 Prädiktion	24
3.3.2 Gating	25
3.3.3 Assoziation	26
3.3.4 Aktualisierung	26
3.3.5 Parametrisierung der Datenfusion	27
3.4 Accuracy Quantization	27
3.5 Map Matching	28
3.6 Datenextraktionskomponenten	28
3.6.1 Object List Extraction	28
3.6.2 Collective Perception Extraction	28
3.7 Digitale Karte / Straßenmodell	28
3.8 Visualisierung	30
3.8.1 Zu visualisierende Elemente	30
3.8.2 Weitere Funktionalitäten	31
3.8.3 Visualisierungs-Tool	32
<b>4 Ergebnisse</b>	<b>33</b>
4.1 Implementierung/Umsetzung	33
4.2 Testdurchführung	33
4.2.1 Funktionsnachweis	33

4.2.2 Systemgrenzen	35
<b>5 Weiterentwicklung/Anpassung des Umfeldmodells</b>	<b>40</b>
<b>6 Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>43</b>
<b>Definitionen und Abkürzungen</b>	<b>44</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>47</b>

## ABBILDUNGSVERZEICHNIS

Abbildung 1:	Systemarchitektur des IMAGinE-Systems .....	9
Abbildung 2:	Grundlegende Komponenten des IMAGinE-Umfeldmodells .....	12
Abbildung 3:	IMAGinE-Umfeldmodell-Architektur (Objektlistenfusions-Ansatz) .....	15
Abbildung 4:	Assoziationslistengestützte Sensorfusion .....	17
Abbildung 5:	Sensorfusions-Ansatz.....	18
Abbildung 6:	Ringspeicher des Umfeldmodells .....	19
Abbildung 7:	Darstellung der Ablaufsteuerung .....	21
Abbildung 8:	Ablauf der Objektfusion .....	22
Abbildung 9:	Zeitlicher Ablauf der Objektfusion .....	23
Abbildung 10:	In einer Testfahrt auf einer Autobahnauffahrt beobachteter Fehler bei der Prädiktion in der Kurve.....	25
Abbildung 11:	Architektur der digitalen Karte in IMAGinE.....	30
Abbildung 12:	Visualisierung des Umfeldmodells .....	32
Abbildung 13:	IMAGinE-Visualisierung des Testgeländes von MAN .....	33
Abbildung 14:	Kooperatives Umfeldmodell: Zwei kooperative Lkw folgen einem nicht-kooperativen Pkw .....	34
Abbildung 15:	Auswirkung eines Heading-Fehlers des Ego-Fahrzeugs .....	35
Abbildung 16:	Veranschaulichung der Auswirkung der Objektdimension .....	36
Abbildung 17:	Notwendigkeit des richtigen Setzens des Referenzpunktes .....	37
Abbildung 18:	Veranschaulichung der Abstände für die Objektfusion.....	37
Abbildung 19:	Zustandsmodell mit konstanter Bewegungsannahme führt zu unrealistischen Verhalten.....	38
Abbildung 20:	Verhalten von Objekten im lokalen Koordinatensystem .....	39
Abbildung 21:	Fusionsobjekt zeigt unrealistisches Verhalten .....	39
Abbildung 22:	Veranschaulichung der Problematik fehlender Objektdimension im Zustandsmodell für die Objektfusion .....	40

## 1 EINLEITUNG

In IMAGinE soll ein System für kooperative Manöver entwickelt werden. Um die kooperativen Fahrmanöver in IMAGinE zu ermöglichen, müssen die Fahrzeuge eine möglichst gute Repräsentation der Umgebung besitzen. Die Trajektorien, die geplant werden, müssen kollisionsfrei sein, so dass die Manöverplanung Information darüber haben muss, wo sich andere Verkehrsteilnehmer um das Fahrzeug herum befinden. Die Umgebung wird in jedem Fahrzeug von einer unterschiedlichen Anzahl von Sensoren erfasst. Dabei werden Objekte detektiert, die auch über die kollektive Perzeption per Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Kommunikation (V2X) mit anderen Fahrzeugen geteilt wird. Das Umfeldmodell dient als zentraler Datenspeicher für Objekte, welche aus den beiden Quellen Fahrzeugsensorik und kollektive Perzeption stammen. Ein weit verbreiteter Ansatz, der auch in IMAGinE verwendet wird, ist ein Umfeldmodell, das neben dem Vorhalten der Objekte auch noch weitere Aufgaben übernimmt, wie die Fusion von mehreren Objekten und das Tracking über mehrere Zeitschritte. Darüber hinaus gibt es noch weitere Funktionalitäten, wie die Bereinigung von alten Objekten, zu denen keine Informationen mehr empfangen wurden und das Anlegen neuer Objekte.

In diesem Deliverable wird das kooperative Umfeldmodell beschrieben, das in IMAGinE im Rahmen eines gemeinsamen Unterauftrags (GUA) entwickelt wurde. Dabei wird zunächst dargelegt, wozu das Umfeldmodell genutzt werden soll, sowie in der technischen Beschreibung erläutert, wie das Umfeldmodell intern funktioniert. Ein wesentlicher Inhalt des Umfeldmodells sind technische Erkenntnisse, die bei der Entwicklung und Nutzung des Umfeldmodells gewonnen werden. Sie sollen einerseits dazu beitragen, das Umfeldmodell möglichst effizient zu nutzen. Andererseits soll aufgezeigt werden, an welchen Stellen das Umfeldmodell für weitere Anwendungsfälle erweitert werden kann.

Die Funktionalität der kooperativen Fahrfunktionen in IMAGinE beruht darauf, Trajektorien zu planen und Kollisionen zwischen den beteiligten Fahrzeugen zu verhindern. Bei der Planung werden bekannte Objekte im Umfeld des Fahrzeuges mitberücksichtigt. Außerdem ist ein wesentlicher Bestandteil von IMAGinE die kollektive Perzeption. Daher sind im Umfeldmodell nicht nur Daten aus der Onboard-Sensorik vorhanden, sondern auch V2X-Daten. Die Objektdaten aus beiden Quellen werden in einer Datenbank (DB) vorgehalten. Diese Datenbank kann von der kooperativen Manöverplanung genutzt werden, um die Planungsbasis für lange Trajektorien zu verbessern. Das Umfeldmodell dient außerdem dazu, die zu versendenden Nachrichten der kollektiven Perzeption zu befüllen. Dabei werden hier nur Objekte aus der Onboard-Sensorik versendet, um Prädiktionskaskaden zu vermeiden.

Um ein verlässliches Abbild der Fahrzeugumgebung für die kooperativen Fahrfunktionen zu erhalten, sind weitere Funktionalitäten im Umfeldmodell notwendig. Da pro realem Objekt nur ein Eintrag im Umfeldmodell vorhanden sein soll, müssen Objekte, die aus der Onboard-Sensorik und mit V2X empfangen werden, miteinander fusioniert werden. Stochastische Filter helfen dabei, die Objektdetektionen zu erkennen, die zusammengehören, und ihre korrekte Position möglichst genau zu bestimmen. In IMAGinE wird ein Extended Kalman Filter (EKF) verwendet,

der bei einzelnen Fehlmessungen diese ausgleicht. Dadurch werden durch Fehlmessungen entstandene Sprünge der Objekte geglättet. Außerdem ermöglicht der Kalman-Filter, Messungen aus mehreren Sensoren anhand der Sensorvarianzen gewichtet zu fusionieren.

Da aus einzelnen Objektdetektionen keine Bestimmung der Geschwindigkeit und der Fahrtrichtung möglich ist, muss eine Zuordnung der selben Objekte über mehrere Zeitschritte erfolgen. Diese Zuordnung erfolgt durch Tracking im Umfeldmodell. Dadurch entstehen Tracks, d.h. für jedes erkannte Objekt wird ein Ringspeicher mit den letzten bekannten Positionen angelegt. Im Kapitel [Daten-Fusions-Prozess](#) wird das Tracking detailliert beschrieben. Damit Kommunikation ausgerüstete Fahrzeuge neben ihrer Position auch ihre eigene Geschwindigkeit und Fahrtrichtung mitteilen, kann eine höhere Zuverlässigkeit der Informationen als mit rein sensorbasierten Objektinformationen erreicht werden. Ein wichtiger Bestandteil ist dabei auch, dass die Tracks von Objekten genutzt werden, um die Bewegung von Fahrzeugen zu präzisieren.

## 2 EINORDNUNG UND ÜBERSICHT

### 2.1 Architektur im Überblick

Die IMAGinE-Architektur besteht auf oberster Ebene aus zwei verschiedenen Systemen, dem IMAGinE-Framework einerseits und einem partnerspezifischen System andererseits, welches von jedem Partner individuell entwickelt wird. Der Austausch zwischen diesen beiden Systemen erfolgt über das Framework-2-Framework-Gateway (FGW). Das Kooperative Umfeldmodell ist im IMAGinE-Framework verortet, wobei auch im partnerspezifischen System ebenfalls ein Umfeldmodell vorhanden sein soll. Für das Kooperative Umfeldmodell im IMAGinE-Framework waren drei unterschiedliche Ausbaustufen vorgesehen, welche detailliert im Kapitel Ausbaustufen beschrieben werden.

1. In der einfachsten Ausbaustufe übernimmt das partnerspezifische Umfeldmodell die lokale Sensorfusion und liefert nur Objektlisten an das IMAGinE-Umfeldmodell, bei denen Objekte aus verschiedenen fahrzeugspezifischen Sensoren bereits fusioniert sind.
2. In der zweiten Ausbaustufe übernimmt das IMAGinE-Umfeldmodell die Fusion von Objekten aus mehreren Sensoren. Das partnerspezifische Umfeldmodell muss jedoch dabei ebenfalls eine Sensorfusion durchführen und das Ergebnis der Assoziation von Objekten aus mehreren Sensoren an das IMAGinE-Umfeldmodell liefern. Diese Information unterstützt dann die Fusion.
3. In der höchsten Ausbaustufe werden lediglich die Sensortracks, also alle Objekte, die von einem Sensor erkannt werden, an das IMAGinE-Umfeldmodell übergeben. Es besteht dann vor der Verarbeitung im Umfeldmodell keine Assoziation mehr zwischen Objekten aus verschiedenen Sensoren.

Im Umfeldmodell werden unterschiedliche Umfeldobjekte aus sensorbasierten Daten und V2X-Daten fusioniert, getrackt und den anderen Modulen des IMAGinE-Frameworks zur Verfügung gestellt. Eine Übersicht über die Gesamtarchitektur liefert die nachfolgende Abbildung.



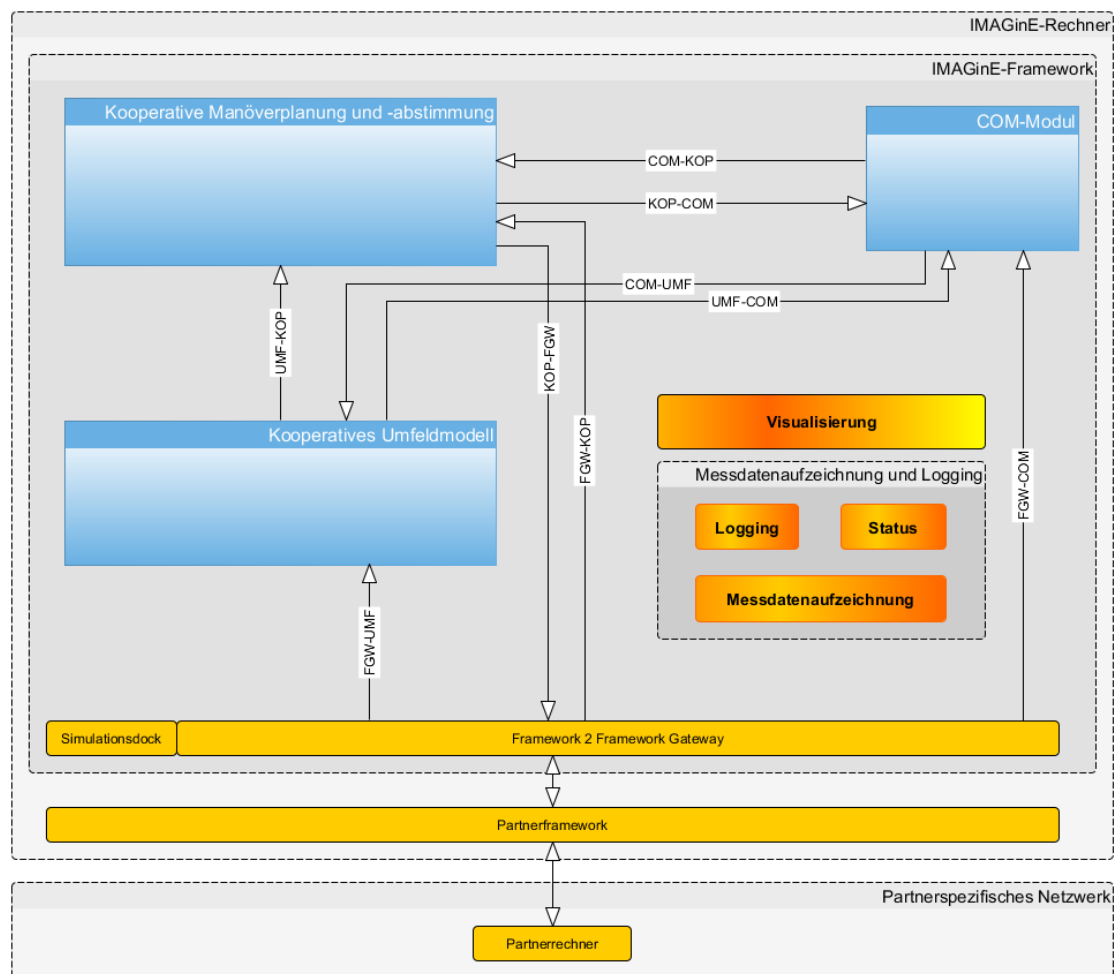


Abbildung 1: Systemarchitektur des IMAGinE-Systems

### 2.1.1 Modulübersicht

Das Architekturbild zeigt die Module des IMAGinE-Frameworks, welche in Versuchsfahrzeugen auf bestehende Strukturen der Projektpartner aufsetzen. Die im Rahmen des Arbeitspakets AP3.1 bearbeiteten Inhalte beziehen sich auf das Modul *Kooperatives Umfeldmodell*. Die Schnittstellen zu den anderen Modulen wurden in den vorgelagerten APs des TP2 spezifiziert, so dass die für die Module notwendigen Daten übertragen werden. Das Gesamtsystem wird mit Hilfe des Robot Operating Systems (ROS) als Framework implementiert (<https://www.ros.org/>). ROS ist eine Middleware zur Kommunikation zwischen Software-Modulen, die es ermöglicht, Nachrichtenformate definieren und über eindeutige Namen Kommunikationskanäle herzustellen. Die Schnittstellen zwischen den IMAGinE-Modulen sind als solche ROS-Topics definiert. Neben der Verarbeitung von Umfeldobjekten ist auch die Verwaltung von Karteninformationen aus Quellformaten wie OpenDrive Teil des Umfeldmodells.

Die Kooperative Manöverplanung und -abstimmung (KOP) ist ein Modul, in dem kooperative Fahrmanöver für die Fahrzeuge bestimmt werden. Dies geschieht durch den Austausch von Trajektorien sowie durch zustandsbasierte Abstimmung. Dies geschieht unter Berücksichtigung

der Daten aus dem Kooperativen Umfeldmodell, der Karte und zusätzlichen Daten aus dem COM-Modul. Das KOP-Modul wird in einem weiteren Unterauftrag entwickelt.

Das COM-Modul bietet über V2X die Schnittstelle eines Fahrzeugs zu anderen Fahrzeugen an. Dieses Modul bedient und empfängt Daten aus der V2X-Hardware im Fahrzeug, welche als Standards ITS-G5 und Mobilfunk anbietet.

Das FGW ist die Eingangsschnittstelle in den projektspezifischen Bereich. Dieses Gateway dient der Anbindung von unterschiedlichen Frameworks, welche bei den Projektpartnern verwendet werden. Die Schnittstellen in diesem Gateway sind ebenfalls als ROS-Topics definiert, die von den partnerspezifischen Frameworks befüllt werden müssen.

Daneben steht eine Reihe von weiteren Komponenten zur Verfügung, die für Tests und die Auswertung genutzt werden. Die Visualisierung stellt mit Hilfe des ROS-Moduls *rviz* die im Umfeldmodell vorhandenen Objekte sowie den Status des Gesamtsystems dar. Das Logging und die Messdatenaufzeichnung erlauben die gezielte Auswertung der Testfahrten.

### **2.1.2 Schnittstellenübersicht**

Die nachfolgende Übersicht stellt eine vollständige Darstellung der für das Umfeldmodell relevanten Verbindungen dar, d.h. UMF-KOP, UMF-COM, COM-UMF und FGW-UMF. Für die Entwicklung ist es möglich, die Schnittstellen aus der Simulation zu bedienen, um die Module mit verschiedenen Daten zu testen. Bei den Fahrversuchen werden die eingehenden Schnittstellen, die aus dem FGW kommen, durch das partnerspezifische Umfeldmodell bedient. Die Schnittstellen KOP-COM, COM-KOP, FGW-KOP, KOP-FGW sowie FGW-COM sind nur für die Module COM und KOP relevant.

Tabelle 1: Schnittstellen des Umfeldmodells

Schnittstelle	Beschreibung
<b>UMF-KOP</b>	Dies sind die Ausgangsdaten des kooperativen Umfeldmodells bzw. Eingangsdaten der Kooperativen Manöverplanung. Sie beinhalten Objektlisten und sonstige Informationen über die jeweiligen Objekte.
<b>UMF-COM</b>	Ausgewählte Objektlisten, welche über eine V2X-Schnittstelle versandt werden sollen. Diese Objektlisten enthalten nur die Objekte aus der lokalen Sensorfusion, nicht Objekte, die das COM-Modul über V2X erhalten hat. Damit sollen Filterkaskaden und Rückkopplungen vermieden werden.
<b>COM-UMF</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Empfangene Nachrichten aus der kollektiven Perzeption (CPM -Collective Perception Message), welche in das kooperative Umfeldmodell fusioniert werden.</li> <li>• Empfangene CAM-Daten (Cooperative Awareness Message), welche in das kooperative Umfeldmodell fusioniert werden</li> <li>• Empfangene DENM (Decentralized Environmental Notification Message)-Daten, welche durch die dynamische Datenassoziation in das Kartemodell integriert werden</li> <li>• Empfangene IVI-Daten (Infrastructure to Vehicle Information Message), welche durch die dynamische Datenassoziation in das Kartemodell integriert werden</li> </ul>
<b>FGW-UMF</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensorbasierte Umfeldobjekte (fusioniert oder unfusioniert, je nach Ausbaustufe), welche die Grundlage für das kooperative Umfeldmodell bilden</li> <li>• optional: partnerspezifische Kartendaten</li> <li>• Ego-Fahrzeugdaten, welche notwendig für die Umfeldfusion sind (Lokalisationsdaten, Geschwindigkeit, Beschleunigung,...)</li> </ul>

## 2.2 Beschreibung IMAGinE-Umfeldmodell

Das IMAGinE-Umfeldmodell ist die zentrale Datenbasis, auf deren Grundlage die kooperativen Funktionen eine Entscheidungsfindung und -abstimmung aufbauen. Das Umfeldmodell umfasst sowohl lokale Quellen wie auch über V2X ausgetauschte Informationen aus der kollektiven Perzeption. Die lokalen Quellen sind wiederum aufgeteilt in Informationen aus den partnerspezifischen Elementen wie Sensoren und spezifischem Umfeldmodell und IMAGinE-spezifischen Elementen wie Kartendaten. Die Daten aus der partnerspezifischen Wahrnehmung werden verwendet, um die Nachrichten für die kollektive Perzeption zu verschicken.

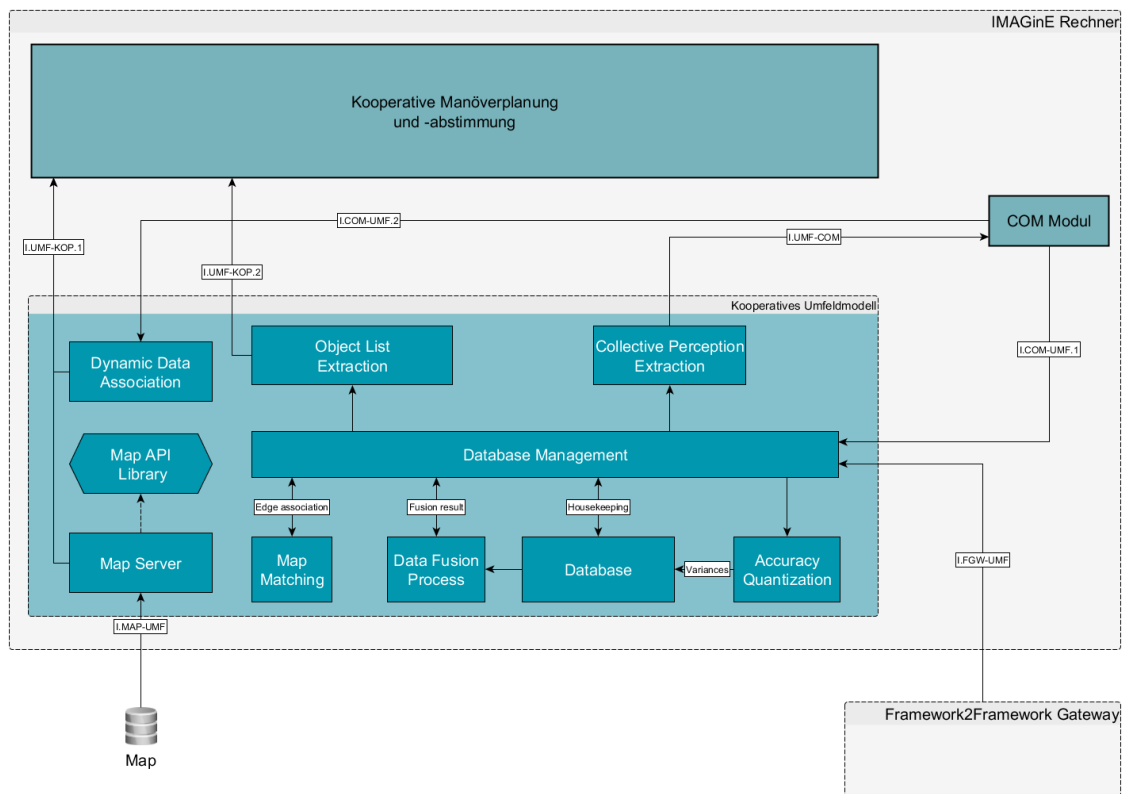


Abbildung 2: Grundlegende Komponenten des IMAGinE-Umfeldmodells

Die Funktionalität des IMAGinE-Rechners wird durch die drei Module „Umfeldmodell“ (UMF), „Kooperative Manöverplanung und -abstimmung“ (KOP) und das Kommunikationsmodul (COM) realisiert. Dabei liefert das Modul UMF die Informationsgrundlage für das Modul KOP über die Schnittstellen UMF-KOP.1 und UMF-KOP.2. Hierfür verwendet es u.a. Informationen aus den CPM und CAM, die es von anderen Fahrzeugen über das COM erhält und mit dem es über die Schnittstellen UMF-COM und COM-UMF kommuniziert. Zudem erhält es Nachrichten aus dem partnerspezifischen System über die Schnittstelle FGW-UMF.

Das Umfeldmodell teilt sich in mehrere Komponenten.

**Eingabekomponenten:**

- **Datenbank:** Diese Komponente ist das zentrale Element des Umfeldmodells. Es hält die aktuelle globale Objektliste vor und aggregiert Onboard-Messungen und über V2X empfangene Messungen (Meldungen und Objekte, die über V2X empfangen werden, werden im Umfeldmodell auch als Messungen bezeichnet), lokale Objektlisten und Informationen über den Fahrzeugzustand. Diese Messdaten werden plausibilisiert und zur Aktualisierung der Tracks, d.h. der in Ringspeichern vorgehaltenen letzten Positionen eines Objekts, verwendet.

- **Database Management:** Diese Komponente ist für das Aktualisieren von Speichern für die Onboard- und über V2X empfangene Messungen, die lokalen Objektlisten und Informationen über die Fahrzeugzustände. Ebenso werden Tracks erstellt, wenn Messdaten keinem existierendem Track zugewiesen werden können und Tracks werden gelöscht, wenn sie über eine festgelegte Zeit keine aktualisierten Messdaten erhalten haben.
- **Map Server:** Diese Komponente extrahiert aus einer im IMAGinE-System oder im partnerspezifischen System hinterlegten Karte zur aktuellen Position passende Kartenabschnitte, die es in das IMAGinE-Kartenformat umwandelt und an die anderen Module kommuniziert.
- **Dynamische Daten-Assoziierung:** Diese Komponente empfängt über V2X dynamische Nachrichten (Schnittstelle COM-UMF.2), bspw. die Verkehrsdichte, und nutzt die Karten-API, um diese Informationen der IMAGinE-Karte zuzuordnen. Anschließend werden alle empfangen Daten zu einer Liste zusammengefasst und über die Schnittstelle UMF-KOP.1 der Komponente KOP zur Verfügung gestellt.

#### **Verarbeitungskomponenten:**

- **Data Fusion Process:** In dieser Komponente werden Onboard-Messungen und über V2X empfangene Messungen verwendet, um die globale Objektliste zu aktualisieren.
- **Accuracy Quantization:** Diese Komponente bewertet die in der globalen Objektliste vorgehaltenen dynamischen Objekte. Diese Information dient der Entscheidung, welche Informationen über V2X geteilt werden.
- **Map Matching:** Diese Komponente ist dafür verantwortlich, Objekte aus der globalen Objektliste auf den vom Map Server gelieferten Kartenausschnitt zu verorten.

#### **Ausgabekomponenten:**

- **Object List Extraction:** In dieser Komponente werden Informationen extrahiert, die über die Schnittstelle UMF-KOP.2 an das Modul KOP geschickt werden.
- **Collective Perception Extraction:** Diese Komponente ist für das Bereitstellen von Informationen, die in Form von CPM über V2X geteilt werden, verantwortlich. Diese umfassen ausdrücklich nur sensorisch erfasste Objekte – eine Weitergabe von über V2X empfangenen Objekten („multi-hop“) ist nicht geplant.
- **MAP API Library:** Dies ist keine Komponente in dem Sinne, dass es definierte Eingabe- und Ausgabeinterfaces gibt, sondern eine Bibliothek, die verschiedene Funktionen bereitstellt, um in den Modulen die IMAGinE-Karte effizient nutzen zu können. Über UMF-KOP.1 kann bspw. das Modul KOP Positionen über die Map Matching-Funktion der API der IMAGinE-Karte zuordnen lassen.

## 3 BESCHREIBUNG DES UMFELDMODELLS

### 3.1 Ausbaustufen

Die Spezifikation des Kooperativen Umfeldmodells umfasst drei Entwicklungsstufen, welche aufeinander aufbauen. Die erste Ausbaustufe ist ein möglichst einfaches Umfeldmodell, welches aber bereits alle Schnittstellen bedienen kann. Die weiteren Ausbaustufen haben gegenüber der ersten Stufe keine Änderungen der Schnittstellen mehr. Vielmehr ändern sich die inneren Prozesse des Umfeldmodells, um die verschiedenen umfeldmodellspezifischen Untersuchungsgegenstände analysieren zu können. Es wurde im Projekt beschlossen, dass die Stufe 1 des Kooperativen Umfeldmodells umgesetzt werden soll. Dennoch wird in diesem Abschnitt auch kurz auf die inhaltlichen Ausprägungen der weiteren Ausbaustufen eingegangen.

#### 3.1.1 Ausbaustufe 1 (umgesetzt): Objektlistenfusions-Ansatz

Die Objektlistenfusions-Architektur nutzt die Objektliste der lokalen Objektfusion sowie die von anderen Fahrzeugen über V2X-Kommunikation empfangenen Fusions-Objektlisten. In der Folge sind die lokale und die globale Objektliste identisch, wenn keine V2X-Botschaften empfangen werden.

Dem IMAGinE-Umfeldmodell kommt dabei die Aufgabe zu, eine Assoziation aller über V2X empfangenen Objekte mit den eigenen, wahrgenommenen Objekten (lokale Objektliste) durchzuführen. Als Ergebnis dieser Fusion von allen verfügbaren Objekten steht die globale Objektliste. Dafür wurde ein Extended Kalman-Filter (EKF) zur Fusion eingesetzt. Dieser prädiziert den zu erwartenden Messwert und vergleicht ihn mit dem tatsächlichen Messwert, was zu einer verringerten Varianz führt.

Weiterhin ist es die Aufgabe des Umfeldmodells, die entsprechend notwendigen Koordinatentransformationen zwischen dem Ego-Fahrzeug und den Daten der anderen V2X-Fahrzeuge durchzuführen und die Objektbeschreibungen mit dem definierten Referenzpunkt auszugeben. Der Referenzpunkt für das Ego-Koordinatensystem ist bei IMAGinE-Fahrzeugen die Mitte der vorderen Stoßstange (FMID).

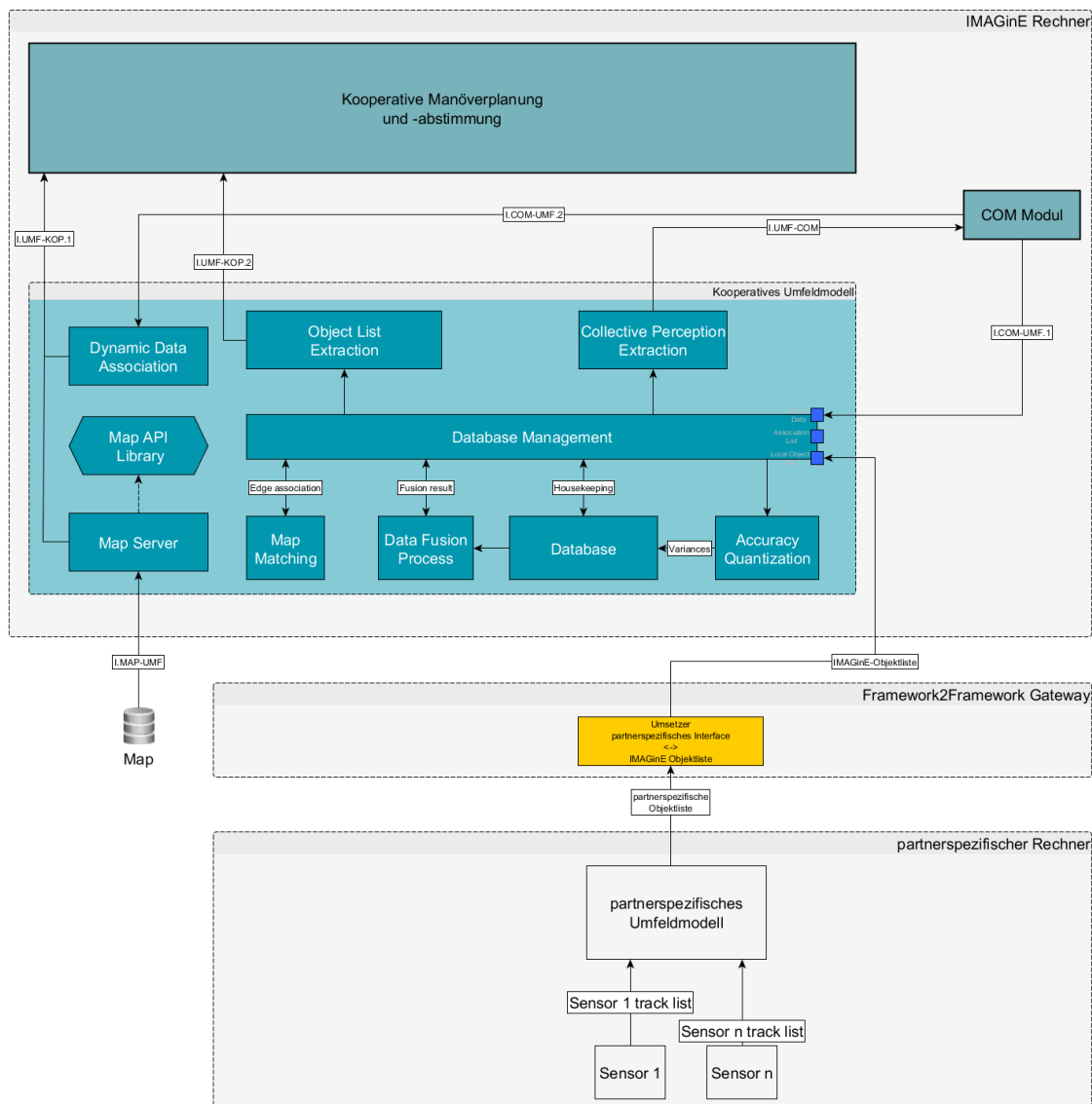


Abbildung 3: IMAGinE-Umfeldmodell-Architektur (Objektlistenfusions-Ansatz)

Die erste Ausbaustufe ermöglicht bereits eine kollektive Perzeption im Rahmen der Entwicklung der IMAGinE-Funktionen. Im Rahmen des Projektverlaufs gilt es zu untersuchen, inwieweit unerwünschte Effekte aufgrund von Filterkaskaden und Unterschieden der Repräsentationen in den einzelnen Umfeldmodellen der kooperierenden Fahrzeuge auftreten.

Dieser Ansatz vereinfacht den Sensordatenfusionsprozess erheblich, da hierbei von bereits fusionierten Sensordaten ausgegangen wird, welche dann mit den empfangenen V2X-Daten fusioniert werden. Diese erste Ausbaustufe konzentriert sich vielmehr auf die Erstellung und das Testen der Basiskomponenten des IMAGinE-Umfeldmodells. Damit ist die grundsätzliche Funktionalität gegeben.

### **3.1.2 Ausbaustufe 2: (nicht umgesetzt) Assoziationslistengestützte Sensorfusion**

Gegenüber der im Rahmen von IMAGinE umgesetzten Ausbaustufe 1 würde die assoziationslistengestützte Sensorfusionsarchitektur einen Schritt weitergehen und sowohl die Sensortrack-Listen der Onboard-Sensorik als auch das Assoziationsergebnis der lokalen Objektfusion nutzen.

Die Objektfusion, basierend auf einem EKF, würde dann sowohl die lokalen Onboard-Sensortracks (d.h. die Objekte, die von einem Sensor alleine erkannt wurden) als auch die über V2X empfangenen Sensortracks fusionieren.

Hierbei würde das Assoziationsergebnis der lokalen Objektfusion berücksichtigt, um die Onboard-Sensortracks den Objektlisten zuzuordnen und die per V2X zu übertragenden Sensortracks auszuwählen. Falls keine V2X-Daten empfangen werden würden, wäre in vielen Fällen somit die Objektanzahl aus der lokalen und der globalen Objektliste identisch, wenngleich sich die Objektbeschreibungen aufgrund unterschiedlicher Prädiktionsalgorithmen unterscheiden können.

Zusätzlich würde die lokale Objektliste aus dem Partnerrechner übertragen werden. Diese würde direkt und unverändert an die IMAGinE-Funktionen übergeben werden. Dort könnte auf dieser Basis eine Manöverüberwachung realisiert werden. Für die Nachrichten für die kollektive Perzeption würden somit die neuesten verfügbaren Sensordaten verwendet werden, die für die Fusion mit/zu einem Objekt herangezogen werden würden. Auf diese Weise würden bereits Filterkaskaden vermieden werden, da direkte Objektinformation aus der lokalen Sensormessung verwendet werden würden, anstelle der (tiefpassgefilterten) lokalen Objektliste wie in Stufe 1.



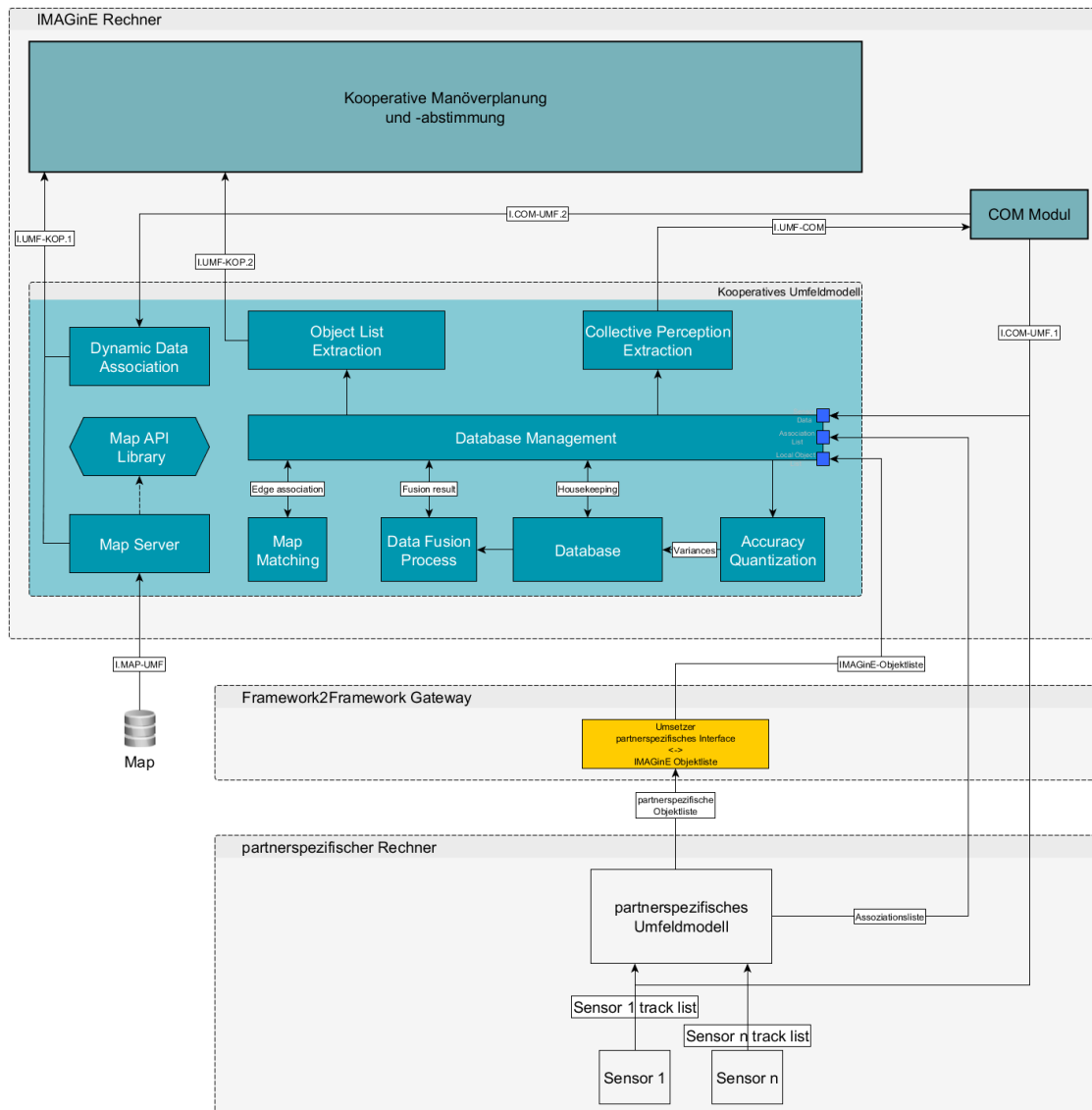


Abbildung 4: Assoziationslistengestützte Sensorfusion

Mit dieser Entwicklungsstufe stünde ein Werkzeug zur Verfügung, um zum einen verschiedene Ansätze zur Berechnung des Objektgütemaßes zu untersuchen. Zum anderen wäre ein Fusionsalgorithmus implementiert, der die Tracklisten der Sensoren mit empfangenen V2X-Informationen fusioniert. Die sensorspezifische Extraktion von validen Objektbeschreibungen würde dabei noch dem partnerspezifischen Umfeldmodell obliegen.

### 3.1.3 Ausbaustufe 3 (nicht umgesetzt): Sensorfusions-Ansatz

Mit dem Sensorfusions-Ansatz würde man letztlich zwei voneinander unabhängige Umfeldmodelle im Fahrzeug abbilden. Das lokale, partnerspezifische Umfeldmodell würde hierbei eine Objektliste nur auf Basis der Sensortracklisten der lokalen Onboard-Sensorik erstellen und damit ausschließlich partnerspezifische Funktionen bedienen.

Das IMAGinE-Umfeldmodell würde in diesem Ansatz ebenfalls die Tracklisten der lokalen On-board-Sensorik nutzen, diese aber zusätzlich mit den Objektinformationen, welche über V2X (mittels CAM oder CPM) von anderen, kommunikationsfähigen Fahrzeugen empfangen werden, eigenständig assoziieren und fusionieren.

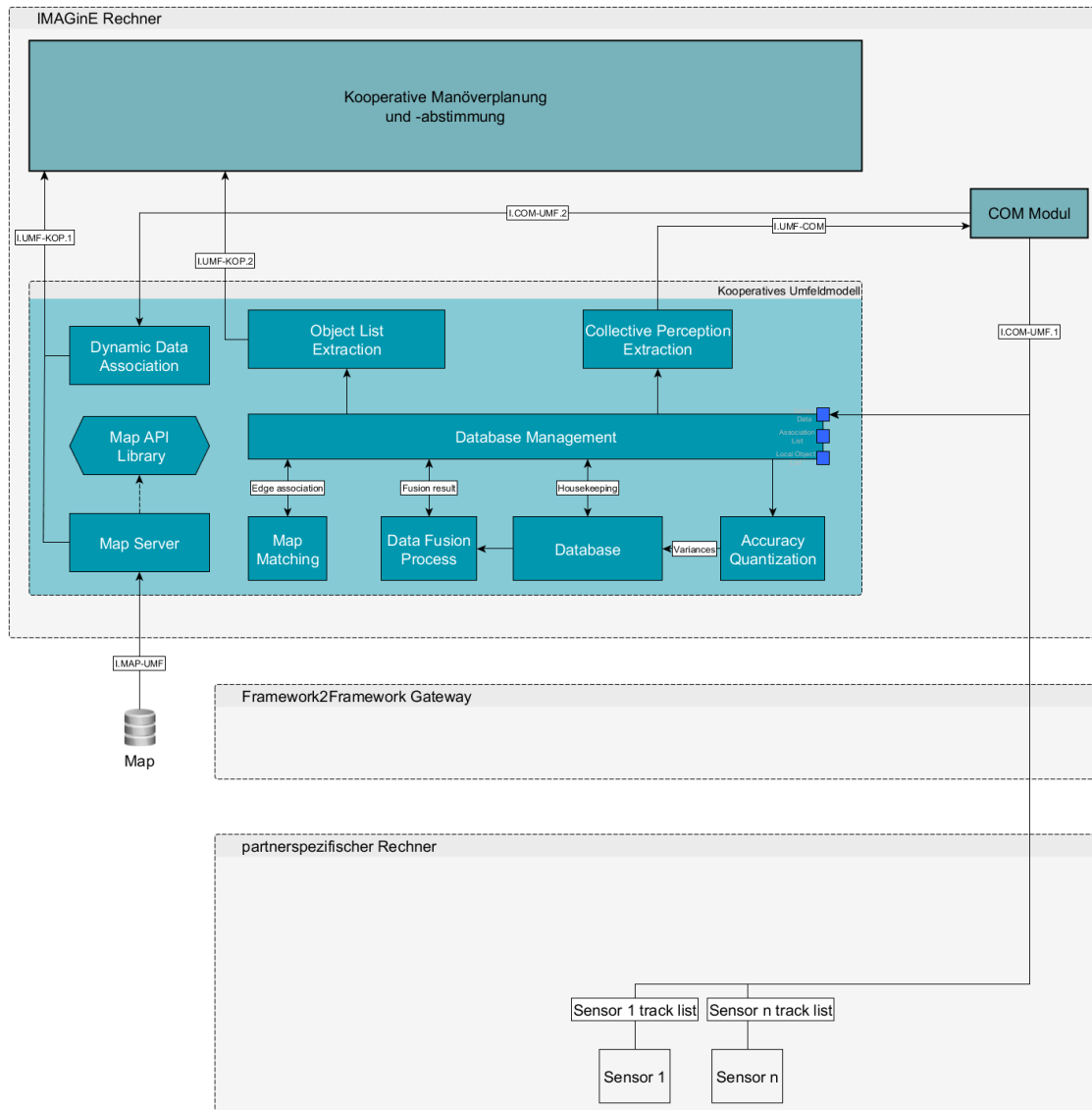


Abbildung 5: Sensorfusions-Ansatz

Dieser Ansatz wäre aufbauend auf der zweiten Ausbaustufe, nutzt jedoch keine partnerspezifische Fusion, sondern würde eigenständig valide Objekte extrahieren, assoziieren und fusionieren. Dies entspräche rein funktional einer Neuimplementierung der Komponenten für den Sensordatenfusionsprozess und die Objektgüterechnung. Der Vorteil läge in der Vergleichbarkeit von Objektlisten und Fusionsergebnissen zwischen allen IMAGinE-Partnern, wodurch der Funktionsnutzen maximiert werden könnte.

### 3.2 Datenbank und Datenbank-Management

Die Objekte, welche in die Objekt-Fusion rein- oder rausgehen, müssen vorgehalten werden. Dafür werden die Datenstrukturen im Arbeitsspeicher des jeweiligen Rechners vorgehalten. Mit einer Datenbank ist im Kontext des IMAGinE-Umfeldmodells kein Relationales Datenbank Management System (RDBMS) wie MySQL oder MSSQL gemeint, sondern lediglich eine dynamische Verwaltung der gesehenen Objekte, der Quellen und dem Fusionsergebnis. Umgesetzt ist der Housekeeping-Prozess, welcher dafür Sorge trägt, dass die Daten aktualisiert werden, d.h. dass neue Tracks erzeugt und nicht mehr aktualisierte Tracks gelöscht werden.

Nachfolgende Abbildung stellt das Modell zur Repräsentation eines Objektes in der Datenbank exemplarisch dar. Sie zeigt die Objektbeschreibung mit den Ringspeichern, die entweder eine spezifische Quelle darstellen und auch das lokale und global fusionierte Ergebnis. Diese Struktur existiert für jedes Objekt, welches als separates Objekt identifiziert worden ist.

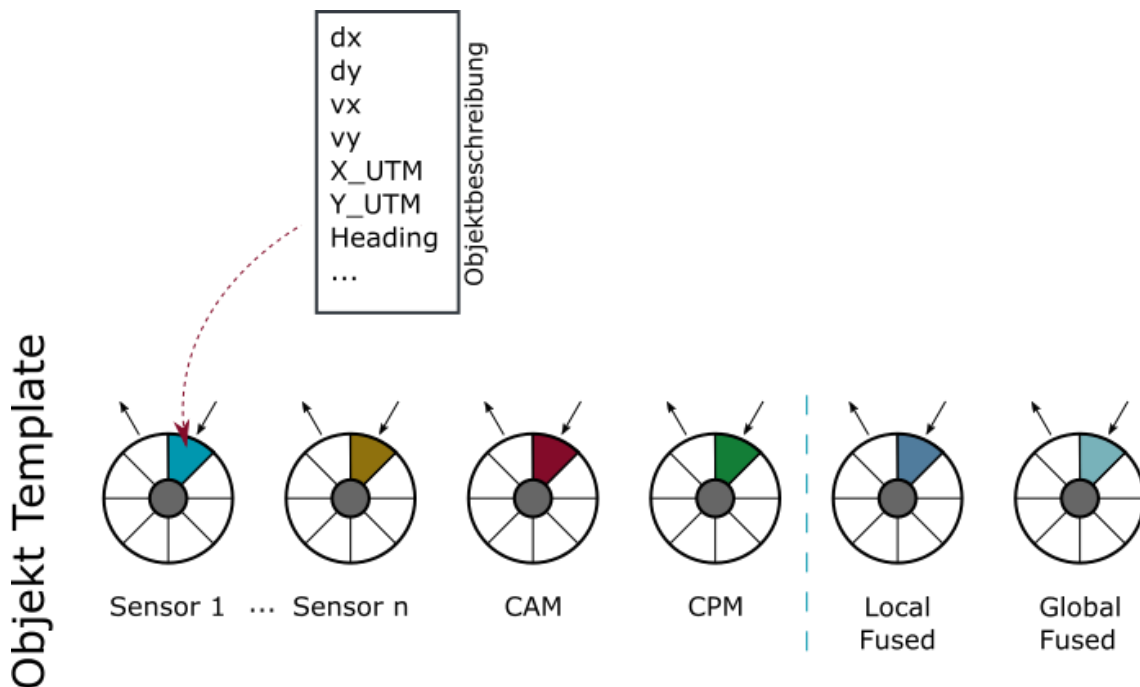


Abbildung 6: Ringspeicher des Umfeldmodells

Für jedes Objekt wird eine variable Anzahl so genannter Ringspeicher vorgehalten. Als Ergebnis des Daten-Fusions-Prozesses werden Messdaten aus unterschiedlichen Quellen (fahrzeugeigene Sensoren sowie Objektinformationen aus V2X-Nachrichten) einem Objekt zugeordnet. Diese Zuordnung wird im Allgemeinen als Assoziationsergebnis verstanden. Auf Basis der Assoziation werden nach dem Fusionsschritt die Messungen und das Fusionsergebnis quellspezifischen Ringspeichern des entsprechenden Objektes zugeordnet. Wenn für ein Objekt von einem Sensor kein Assoziationsergebnis vorliegt, so wird für diesen Sensor auch kein Ringspeicher angelegt. Der Ringspeicher wird dabei über den Lebenszyklus eines Objektes im Umfeldmodell

fortlaufend mit neuen, assoziierten Messungen befüllt. Beim Überlaufen des Ringspeichers (basierend auf der parametrierbaren Länge des Speichers), wird die jeweils älteste gespeicherte Messung im Ringspeicher entfernt.

Der Housekeeping-Prozess umfasst das Erstellen neuer Objekte, wenn der Fusionsprozess einen entsprechenden Track generiert. Werden Messungen mit einem bereits vorhandenen Objekt fusioniert, wird das entsprechende Objekt aktualisiert. Hingegen werden Objekte entfernt, wenn nach Ablauf eines parametrierbaren Ablaufzeitstempels (Gültigkeitsdauer als Zeitstempel) keine erneute Zuweisung (Assoziation) von Messungen zu einem Objekt erfolgt. Somit hält jedes Objekt zusätzlich diverse Zeitstempel vor. Der Zeitstempel wird dabei nach jeder erfolgreichen Assoziation von Messungen oder V2X-Nachrichten zu einem vorgehaltenen Objekt aktualisiert. Ein leerer Ringspeicher, oder ein Ringspeicher mit ausschließlich abgelaufenen Daten (bspw. wenn das Objekt zuvor über einen lokalen Sensor und V2X wahrgenommen wurde, nun aber nur noch über V2X empfangen wird) wird ebenfalls entfernt. Sobald alle Zeitstempel veraltet sind, die zu einem Objekt gehören, wird dieses Objekt entfernt. Das Zusammenführen von bereits angelegten Objekten wurde hingegen plangemäß nicht umgesetzt. Das heißt, es werden nur neue Messdaten in die bestehenden Objekte reinfusioniert. Wenn aber zwei Objekte mit nur einer physikalischen Repräsentation angelegt worden sind, muss darauf gewartet werden, bis es in einem der beiden Objekte zu einem Timeout kommt, so dass dieses Objekt wieder gelöscht wird. Für die Arbeiten in IMAGinE ist dies ausreichend.

Das oben dargestellte Objekt-Template zeigt dabei die möglichen Datenquellen auf, die im Rahmen des IMAGinE-Umfeldmodells zu berücksichtigen sind:

- **Sensor:** Diese Ringspeicher waren für die Ausbaustufe 1 nicht vorgesehen und sind daher gemäß Lastenheft nicht umgesetzt.
- **CAM:** Die über COM-UMF dem Umfeldmodell zugestellte Objektbeschreibung wird im objektindividuellen CAM-Ringspeicher hinterlegt.
- **CPM:** Falls das im Umfeldmodell hinterlegte Objekt über das Prinzip der kollektiven Wahrnehmung detektiert wurde (d.h. ein anderes Fahrzeug übermittelt Informationen über dieses beobachtete Objekt), wird die entsprechende über COM-UMF zugestellte Objektbeschreibung im objektindividuellen CPM-Ringspeicher hinterlegt.
- **Local Fused:** In diesem objektindividuellen Ringspeicher wird fortlaufend das Ergebnis der lokalen Objektfusion (Fusion der lediglich über die lokale Onboard-Sensorik detektierten Objekte) hinterlegt.
- **Global Fused:** In diesem objektindividuellen Ringspeicher wird fortlaufend das Ergebnis der globalen Objektfusion (Fusion der über V2X empfangenen Informationen mit lokalen Sensormessungen) hinterlegt.

Die nachfolgende Abbildung stellt die prinzipielle Funktionsweise des Datenbank-Managements (DBM) dar. Sobald Sensordaten oder Objektinformationen über V2X-Nachrichten (CAM oder CPM) verfügbar sind, werden diese zunächst gepuffert. Dies ist notwendig, weil diese Messdaten

nicht sofort nach dem Eintreffen bearbeitet werden, sondern zyklisch vom Zustandsautomaten dem Daten-Fusions-Prozess zur Verfügung gestellt werden. Dieser führt eine zeitliche Sortierung der Eingangsdaten durch.

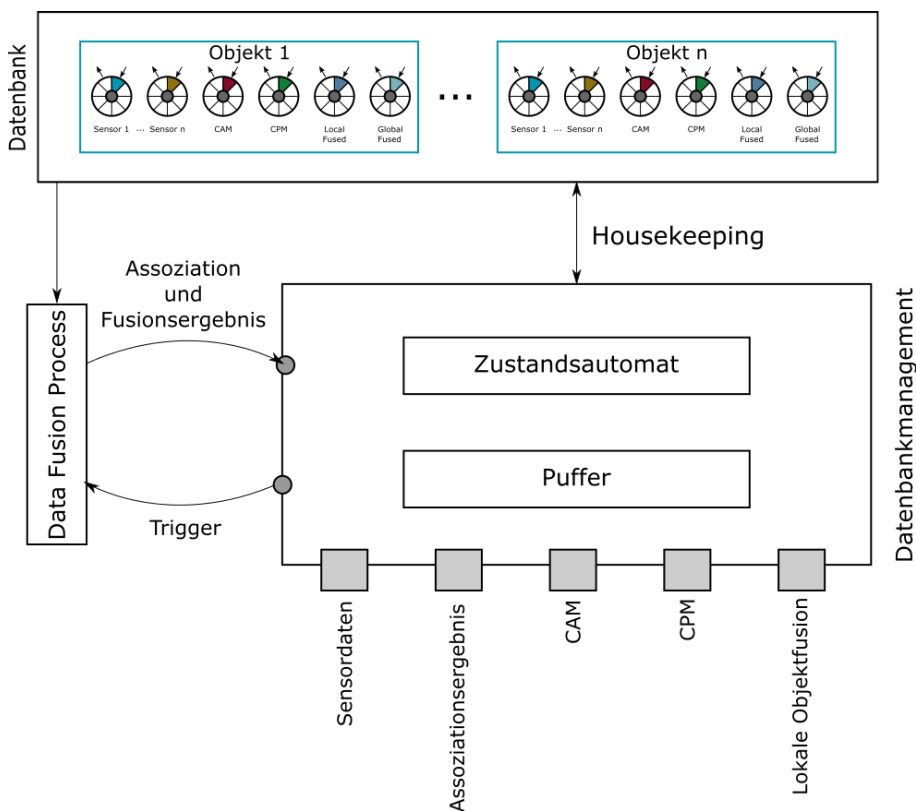


Abbildung 7: Darstellung der Ablaufsteuerung

Der oben genannte Zustandsautomat bildet die zentrale Ablaufsteuerung im IMAGinE-Umfeldmodell, welche grundsätzlich gemäß dem nachfolgend dargestellten Ablaufdiagramm erfolgt.

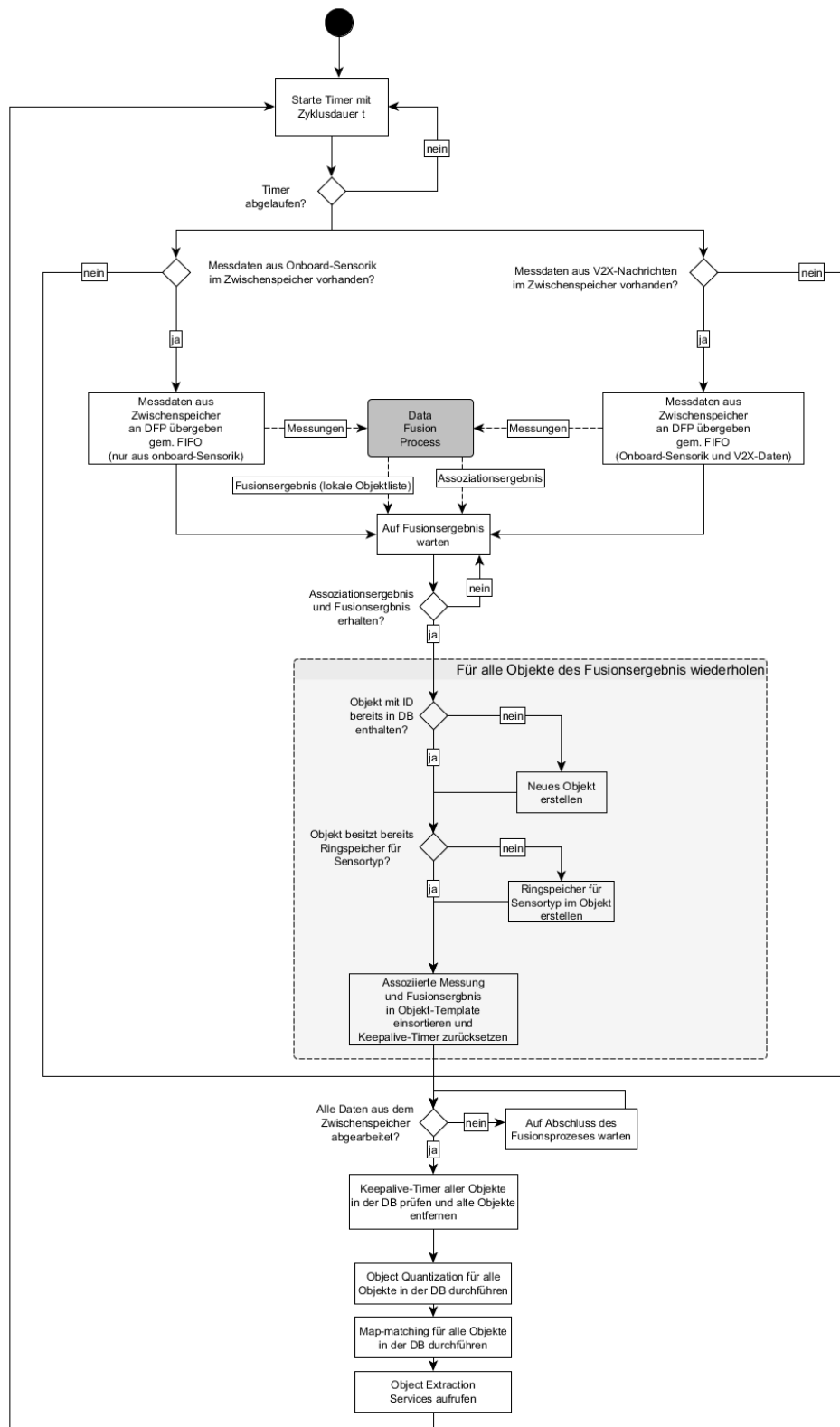


Abbildung 8: Ablauf der Objektfusion

Der Zustandsautomat startet zunächst einen parametrierbaren zyklischen Timer (Cycle Time  $t$ ), welcher die „Taktrate“ des Umfeldmodells spezifiziert. Zur Laufzeit des Timers werden sämtliche über die *FGW-UMF*- oder *COM-UMF*-Schnittstelle zur Verfügung stehenden Messdaten im Puffer zwischengespeichert. Hierbei ist zu beachten, dass die zeitliche Abfolge der Eingangsdaten beibehalten werden muss. Die folgende Abbildung stellt vereinfacht das Zeitverhalten des Umfeldmodells dar. Bis zum Ablauf der Zykluszeit werden beispielsweise die ankommenden Messungen der Sensoren „Radar 1“, „Lidar“ und „Camera“ zwischengepuffert. Weiterhin werden über V2X empfangene Nachrichten in einem separaten Puffer vorgehalten.

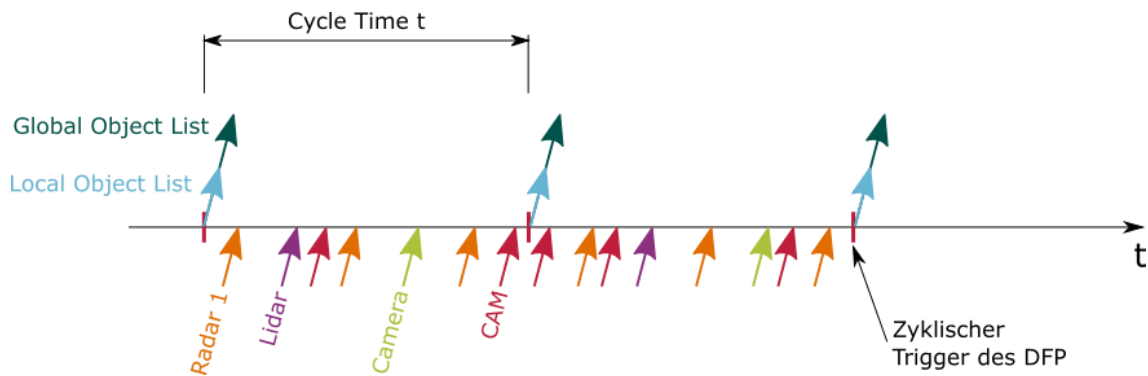


Abbildung 9: Zeitlicher Ablauf der Objektfusion

Nach dem Housekeeping wird die Accuracy Quantization angestoßen, um für alle Messungen aus der Fahrzeugsensorik eine Normierung der Kovarianz vorzunehmen, welche für die kollektive Perzeption benötigt wird. Weiterhin erfolgt die Zuweisung der Objekte zu den Kanten im Kartenmaterial durch das Map Matching.

Nach Abschluss des Bearbeitungszyklus werden die Datenextraktionskomponenten aufgerufen, um die aktualisierten globalen und lokalen Objektlisten den nachgelagerten IMAGinE-Komponenten zur Verfügung zu stellen. Die Bereitstellung erfolgt nach der gemäß der Objektgüte sortierten Liste an Messungen aus der Fahrzeugsensorik für die Generierung der CPM.

### 3.3 Daten-Fusions-Prozess

Eine zentrale Aufgabenstellung des Daten-Fusions-Prozesses ist die Assoziation gemessener Daten aus verschiedenen Sensorquellen (zu denen in diesem Kontext auch V2X hinzugezählt wird) zu so genannten Tracks. Unter einem Track sei dabei eine Folge von Werten verstanden, welche einem konkreten Objekt zugeordnet worden sind und die aus einer Menge von Messwerten hergeleitet wurden. Ein Track repräsentiert daher für ein konkretes Objekt des Kooperativen Umfeldmodells den zeitlichen Verlauf von dessen Positions-, Beschleunigungs-, Orientierungs-, Orientierungsänderungs- und Geschwindigkeitswerten innerhalb eines vorgegebenen Zeitintervalls.

Für jeden neuen Messwert, ganz gleich aus welcher Quelle, gibt es prinzipiell also drei Möglichkeiten:

1. Der Messwert kann einem existierenden Track zugeordnet werden.

2. Mit diesem Messwert wird ein neuer Track eröffnet.
3. Mit entsprechendem Zusatzwissen wäre es auch möglich, unwahrscheinliche Messwerte zu verwerfen.

Für jeden Track gilt wiederum: Solange er durch neu assoziierte Messwerte aktualisiert wird, bleibt er existent. Können indes über einen definierten Zeitraum keine neuen Messwerte einem Track zugeordnet werden, wird er verworfen. Die Assoziation ist somit eine notwendige Voraussetzung für die Aktualisierung von Tracks im Umfeldmodell.

Für die Assoziierung neuer Messwerte zu Tracks des Kooperativen Umfeldmodells sind zwei vorbereitende Schritte notwendig. Zunächst müssen die Tracks auf einen zu den Zeitstempeln der neuen Messwerte adäquaten Zielzeitpunkt prädiziert oder retrodiziert werden. Anschließend muss auf die Tracks das so genannte Gating-Verfahren angewendet werden. Dieses legt die maximale Distanz der zu assoziierenden Messwerte zu den erwarteten Messwerten für jeden Track fest („Gate“). Messwerte außerhalb dieser Distanz können diesem Track nicht zugeordnet werden.

### 3.3.1 Prädiktion

Für die Prädiktion der Tracks (also der Objektliste) wird das Constant-Turn/Constant-Velocity-Modell (auch „Linearized Constant Turn Rate and Acceleration“ oder CTRA-Modell genannt) verwendet. Der damit beschriebene Kalman-State umfasst die Position, die Geschwindigkeit, die Beschleunigung, den Lenkwinkel und die Lenkwinkelrate. Dieses Modell wird auf alle im Kooperativen Umfeldmodell geführten Tracks angewendet (Single-Model-Tracking), unabhängig von ihrem tatsächlichen Bewegungsmuster.

Die Prädiktion dieses Zustandes auf den Zielzeitpunkt erfolgt linear. Dies bewirkt, dass in nicht-linearen Fahrsituationen, wie sie z. B. bei Tests im Realfahrzeug in Kurvenfahrten beobachtet wurden (s. nachfolgendes Bild), die prädizierten Werte nicht mehr mit den gemessenen Werten assoziiert werden können, da die Prädiktion aufgrund der zu großen Periodendauer nicht sinnvoll erfolgt. In der Folge wird für dasselbe reale Objekt ein weiterer Track erstellt und der fehlerhafte Track für die eingestellte Zeitspanne noch vorgehalten. Dieser Effekt ist zwar spezifikationsgemäß, jedoch nicht erwünscht und muss entsprechend für die weiteren Arbeiten im Projekt berücksichtigt werden. Eine Lösung könnte sein, das Prädiktionsintervall in mehrere kleinere Intervalle zu unterteilen und die Prädiktion linear für die jeweiligen Intervalle durchzuführen.



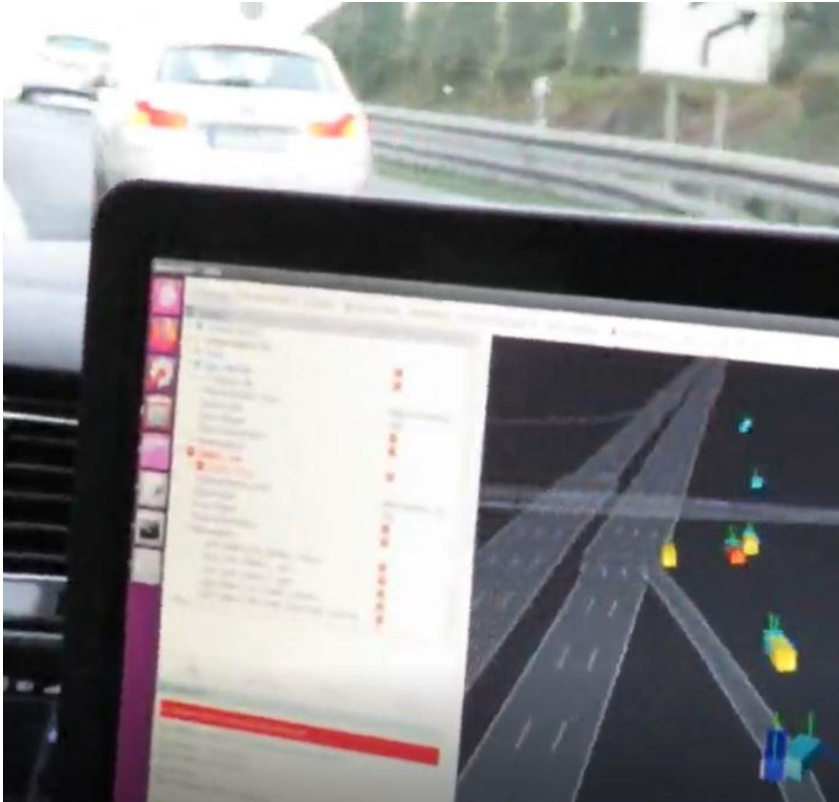


Abbildung 10: In einer Testfahrt auf einer Autobahnauffahrt beobachteter Fehler bei der Prädiktion in der Kurve

### 3.3.2 Gating

Sowohl die Größe des Gates als auch die Art der zugrundeliegenden Metrik sind als Parameter für das Kooperative Umfeldmodell wählbar. Als Metrik kann entweder die Euklidische Distanz oder die Mahalanobis-Distanz ausgewählt werden. Die Gate-Größe ist frei wählbar, und würde im Fall der Euklidischen Distanz in Metern angegeben werden. In den Workshops mit den Fahrzeugen sowie in der Simulation galt es nun, den optimalen Wert dafür zu finden.

Ist das Gate zu groß gewählt, werden zu wenig neue Tracks erzeugt. Zwei dicht nebeneinander herfahrende Fahrzeuge könnten so zu einem Objekt fusioniert werden. Ist hingegen das Gate zu klein, können große Objekte, bei denen sich beispielsweise der mittels Abstandsradar gemessene Wert deutlich von dem per V2X empfangenen Wert unterscheidet (z. B. bei LKW), als zwei Objekte behandelt werden.

Die Mahalanobis-Distanz misst im Gegensatz zur Euklidischen Distanz den Abstand von stochastischen Punktwolken (so genannten multivariaten Gaußschen Verteilungen) im mehrdimensionalen Vektorraum, wodurch eine Zuordnung zuverlässiger erfolgen kann. Je größer der Abstand der Mittelwerte der Messung von der erwarteten Messung gewichtet mit der Summe der Kovarianzen der Messung und der erwarteten Messung, desto mehr Messwerte liegen außerhalb der gewählten Distanz und desto mehr neue Tracks werden erstellt.

Es wird dann eine Validierungs-Matrix erstellt, welche die neuen Messwerte mit den aktuellen Tracks in Beziehung setzt. Befindet sich ein Messwert innerhalb des Gates für einen Track, so steht an der korrespondierenden Stelle in der Validierungs-Matrix eine „1“, andernfalls eine „0“. Die Validierungs-Matrix erlaubt daher mehrdeutige Zuordnungen von Messwerten zu Tracks.

### 3.3.3 Assoziation

Für eine eindeutige Zuordnung der neuen Messwerte zu Tracks wird nun eine Assoziierungs-Matrix gebildet. Als vorbereitender Schritt wird dazu zunächst für jede mögliche Kombination eindeutiger Zuordnungen jeweils eine Hypothese erstellt, welche die Wahrscheinlichkeit für diese Zuordnungskombination angibt. Diese ist das Produkt aus den Einzelwahrscheinlichkeiten für die Zuordnung eines einzelnen Messwertes zu einem dezidierten Track (also für jede „1“ aus der Validierungs-Matrix) multipliziert mit der Wahrscheinlichkeit, mit welcher Messwerte keinem Track zugeordnet werden können (wenn also für einen Messwert in der Validierungs-Matrix nur Nullen stehen).

Dieses Zuordnungsproblem (in der Literatur „Assignment Problem“ genannt) besteht nun darin, eine eindeutige Zuordnung von Messwerten zu Tracks zu finden, sodass die entsprechende Hypothese maximal wird. Zu dessen Berechnung wird die *Ungarische Methode* (Kuhn-Munkres-Algorithmus) verwendet. Das Ergebnis ist eine eindeutige Zuordnung der neuen Messwerte zu den existierenden Tracks sowie zu eventuell neuen Tracks basierend auf Messwerten, die keinem der bislang existierenden Tracks zugeordnet werden konnten.

### 3.3.4 Aktualisierung

Mit Hilfe der nun eindeutig zugewiesenen Messwerte werden die prädizierten Tracks aktualisiert. Abhängig vom Kalman-Gain wird dabei entweder der Prädiktion oder der Messung mehr vertraut. Das Kalman-Gain berechnet sich aus den Kovarianzen der Sensorik und des prädizierten Systems, in welche das Messrauschen (Sensorrauschen) und das Prozessrauschen einfließt. Im Rahmen des Projektes werden beide Werte nicht genau bekannt sein, weshalb die optimale Parametrisierung für die bestmögliche Funktionalität in Versuchsfahrten ermittelt wird.

Eine Erhöhung der Kovarianzen für die gemessenen Werte bewirkt, dass der Messung weniger vertraut wird. Dies ist immer dann sinnvoll, wenn die Werte aus der Fahrzeugsensorik zu stark rauschen.

Eine Erhöhung des Wertes für das Prozessrauschen hingegen bewirkt, dass die Kovarianzen mit jedem Prädiktionsschritt stärker ansteigen, wodurch der Prädiktion zunehmend weniger vertraut wird. In der Visualisierung zeigt sich dies in einem schnelleren Wachstum der Fehlerellipse. Das Prozessrauschen beschreibt den Fehler, den das der Schätzung zugrundeliegende mathematische Modell gegenüber der Realität hat. Entsprechend kann immer dann, wenn durch Störeinflüsse zu viele ungültige Tracks erstellt werden, eine Erhöhung des Wertes für das Prozessrauschen helfen, dass diese Tracks nicht unnötig oft weiter prädiziert werden, sondern stattdessen in der weiteren Track-Aktualisierung frühzeitiger nicht mehr berücksichtigt werden.

### 3.3.5 Parametrisierung der Datenfusion

Die oben genannten Parameter zur Konfiguration des Kooperativen Umfeldmodells sind zentral in einer Datei konfigurierbar. Da die bisherigen Tests noch diverse unerwünschte Effekte für das Kooperative Umfeldmodell gezeigt haben, ist davon auszugehen, dass diese Parameter auf jedes in IMAGinE darzustellende Szenario angepasst werden müssen. Die jeweils optimale Konfiguration gilt es noch im weiteren Projektverlauf zu finden.

### 3.4 Accuracy Quantization

Um die Fusion von Sensormessungen aus unterschiedlichen Quellen und von verschiedenen Partnern durchführen zu können, müssen diese zueinander in Relation gesetzt werden können. Dies ist nur möglich, wenn die Unsicherheiten der Messungen einem unter allen Herstellern gleichen Verständnis genügen. Hierfür bedarf es eines einheitlichen und abgestimmten Verständnisses von Unsicherheiten, der Quantisierung der Sensorkovarianzen, die diese Unsicherheiten repräsentieren,

Die Komponente *Accuracy Quantization (AQ)* übernimmt die oben erwähnte Normierung und Quantisierung von Kovarianzen der Sensormessungen. Die vorgenommene Normierung wird insbesondere von dem COM-Modul zur Generierung der CPM verwendet, welche über V2X kommuniziert wird.

Um die Quantisierung der Varianzen vorzunehmen, werden im Lastenheft parametrierbare Quantisierungsstufen oder *Bänder* für die einzelnen Größen der übertragenen Signale in einer Konfigurationsdatei (eine Datei im YAML-Format) für jede Größe des übertragenen Signals (z. B. x, y Positionen, x,y Geschwindigkeiten, etc.) definiert, z. B.:

```
#CovarianceAccuracyQuantization --Start
covariance_matrix_bands_xpos :
  - 0.0
  - 0.4
  - 42.0
covariance_matrix_bands_ypos :
  - 0.0
  - 7.0
  - 21.0
covariance_matrix_bands_zpos :
  - 0.0
  - 7.0
  - 21.0
```

Zur Laufzeit muss nur noch geprüft werden, in welchen Bereich die Varianz eines jeden Signals in die dafür definierten Bänder fällt und einen entsprechenden Wert übernehmen:

```
if (signal_cov < signal_band[0])
{
  signal_cov = signal_band[0];
}
else
{
```

```
    signal_cov = *lower_bound(variance_bands.begin(), variance_bands.end(), value);  
}
```

Anschließend werden die tatsächlich vorliegenden Varianzen in diese Bänder einsortiert und nur der Bandwert über die Nachricht CPM kommuniziert. AQ wurde im Rahmen des Unterauftrags GUA2, welcher von AP3.1 definiert und betreut wurde, umgesetzt. Die Parametrierung der Komponente AQ wird in TP4 vorgenommen.

### 3.5 Map Matching

Die IMAGinE-Funktionen benötigen die genauen Positionsdaten des Ego-Fahrzeuges und der Objekte aus dem Umfeldmodell, um konkrete Manöver planen zu können. Da die bloße Angabe von bspw. Relativabständen oder WGS84-Koordinaten für die Funktionen eine zu abstrakte Repräsentation darstellt und die Werte zu ungenau wären, müssen die Objekte in digitale Karten eingeordnet werden. Grundlage der digitalen Karten sind fahrstreifengenaue Knoten und Kanten, die einen Straßennetz-Graphen bilden. Die Aufgabe der Komponente Map Matching ist es, die Objekte aus dem Umfeldmodell, zu denen auch das Ego-Fahrzeug gehört, den entsprechenden Fahrstreifen auf den Kanten der digitalen Karte zuzuweisen. Dafür muss die spurgenaue absolute Position der Objekte entweder über die V2X-Kommunikation empfangen werden oder durch die relative Position zum Ego-Fahrzeug berechnet werden.

### 3.6 Datenextraktionskomponenten

#### 3.6.1 Object List Extraction

Dieser Service liefert den nachgelagerten Komponenten, wie KOP oder COM, Listen von Objekten. Dabei wird unterschieden nach Objektlisten mit Objekten aus der Fahrzeugsensorik (lokale Fusionsliste) und Objektlisten mit Objekten aus der Fahrzeugsensorik und der Kommunikationsschnittstelle (globale Fusionsliste). Beide Objektlisten werden aus der Umfeldmodell-Datenbank zyklisch extrahiert, in die lokale/globale Fusionsliste kopiert und anschließend über ROS dem IMAGinE-System bereitgestellt.

#### 3.6.2 Collective Perception Extraction

Die Collective Perception Extraction (CPE) liefert die Daten für die kollektive Perzeption aus der Umfeldmodell-Datenbank an das COM-Modul. Dazu werden die Objekte nach Abstand zum Ego-Fahrzeug und Object Fitness sortiert. Als Object Fitness wird die Zuverlässigkeit bezeichnet, welche sich aus den Kovarianzen berechnen lässt. Anschließend wird die sortierte Objektliste an das COM-Modul zum Versenden übergeben. Dabei ist zu beachten, dass nur Objekte aus der lokalen Fusionsliste an das COM-Interface weitergegeben werden.

### 3.7 Digitale Karte / Straßenmodell

Die digitale Karte ist in IMAGinE eine wichtige Basis für die Erstellung und Abstimmung von Trajektorien, u.a. weil die Abstimmung von Manövern über eine Distanz stattfinden soll, bei der

die lokale Onboard-Sensorik an ihre Grenzen stoßen kann, und auch weil es dadurch einfacher wird, Tests für die Evaluierung des Konzeptes für kooperative Abstimmung von Manövern durchzuführen. Da es sich IMAGinE nicht zum Ziel gesetzt hat, eine perfekte Kartenschnittstelle zu entwickeln, wird in IMAGinE eine vereinfachte Darstellungsform einer Karte verwendet, die auf die Bedürfnisse der sechs Funktionen zugeschnitten ist. Zur Abgrenzung von anderen Kartenformaten wird daher im Folgenden der Begriff Straßenmodell (siehe [Definitionen und Abkürzungen](#)) verwendet, der impliziert, dass von allgemeingültigen und „standardisierten“ Karten nur die Daten verwendet werden, die in IMAGinE relevant sind.

Der Kartenserver extrahiert aus seiner Datenbasis (einem standardisierten Kartenformat, z. B. OpenDrive-File) zyklisch einen Kartenausschnitt in einem definierten Radius rund um die aktuelle Fahrzeugposition. Diesen Kartenausschnitt konvertiert er in das IMAGinE-spezifische Straßenmodell und verschickt es als ROS-Botschaft. Zur Vereinfachung ist der definierte Radius so gewählt, dass er die genutzte Teststrecke vollständig beinhaltet, so dass es ausreicht, den Ausschnitt einmal zu generieren und an die Nutzer zu versenden.

Die Nutzer des Straßenmodells (Umfeldmodell, Funktionen) empfangen die Botschaft mit dem Straßenmodell und haben z. B. die Möglichkeit, die enthaltenen Inhalte direkt zu nutzen. Zusätzlich wird eine API/Library bereitgestellt, die wiederkehrende Aufgaben bereits implementiert hat, wie z. B. das MapMatching von gegebenen Positionen.

Die Karten-Komponenten sind im Modul Umfeldmodell verortet, wobei die Funktionen die statischen Straßenmodellbotschaften direkt vom Kartenserver erhalten. Dynamische Daten, die über V2X oder das Backend empfangen werden, werden zuerst mit Hilfe der MapMatching-Funktion der Karten-API dem Straßenmodell zugeordnet und dann als Liste über einen separaten ROS-Kanal verschickt. Auch Funktionen haben die Möglichkeit, über die Karten-API auf häufig genutzte Funktionen wie beispielsweise das Map Matching zuzugreifen.

Das Straßenmodell dient als (statische) Grundlage einer Straßentopologie, die z. B. wiederum die Basis für die Frenet-Darstellung von Trajektorien bildet. Die Lieferanten von Signalen, wie Objektlisten oder Metainformation, sollten ihre Daten mit einer Referenzposition in das Straßenmodell versehen („MapMatchen“ oder „Straßenmodell matchen“). Dadurch fügen sich die Daten bei den Funktionen durch das Abonnement der unterschiedlichen Kanäle auf einfache Art und Weise zu einem semantischen Bild der Umwelt zusammen.

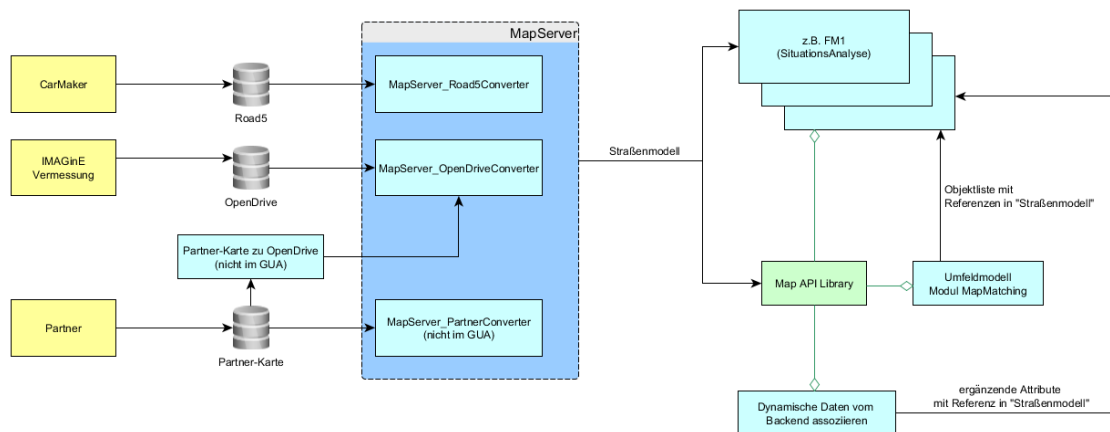


Abbildung 11: Architektur der digitalen Karte in IMAGinE

### 3.8 Visualisierung

Die Visualisierungs-Komponente soll die Vorgänge im Umfeldmodell sowie in KOP grafisch anschaulich darstellen. Dadurch sollen die inneren Abläufe der Komponenten besser verstanden werden und Debugging sowie Fehlersuche vereinfacht werden.

#### 3.8.1 Zu visualisierende Elemente

Die zu visualisierenden Elemente lassen sich in mehrere Komponenten gruppieren, welche im Folgenden aufgelistet sind. Dabei gilt für alle einzelnen Elemente, dass diese im Koordinatensystem des Ego-Fahrzeuges beschrieben werden. Anhand eines Beispiels wird die Visualisierung anschließend präsentiert. Die im Umfeldmodell abgebildete reale Welt mit Elementen wie Verkehrsobjekte und Straßentopologie wird in einer 3D-Ansicht visualisiert. Abstrakte Elemente, wie z. B. Sensordaten werden hingegen parallel dazu in einer 2D-Ansicht dargestellt. Die Implementierung ist mit dem ROS-Tool RViz erfolgt.

##### — Ego-Fahrzeug

In der 3D-Welt wird das Ego-Fahrzeug zentral dargestellt, mit der Standard-Ansicht von oben hinten. Dazu wird eine Fehlerellipse angezeigt, die den GPS-Track mit der dazugehörigen Ortungsungenauigkeit verdeutlicht. In einem Info-Bereich können Fahrzeugdaten wie die derzeitige Geschwindigkeit und Position angezeigt werden. Außerdem gibt es ein Dev-Panel, in dem verschiedene ROS-Topics textuell dargestellt werden, um die Funktionalität der verschiedenen Module zu überwachen.

##### — Karteninformation

Grundlage des Kartenmaterials bildet der Straßengraph, bestehend aus Knoten und Kanten, welche als Punkte und Pfade auf der horizontalen Ebene in der 3D-Welt dargestellt werden. Es können außerdem zur besseren Einordnung des Straßengraphen verschiedene Kartenquellen (z. B. OpenStreetMap) sowie zusätzliche Satellitenfotos unterlegt werden. Mithilfe

von Fahrbahn-Markierungen werden die verschiedenen Fahrstreifen und eventuelle Überholverbote visualisiert. Im Info-Bereich werden zusätzliche Karteninformationen wie Geschwindigkeitsbegrenzungen und Steigung textuell dargestellt.

#### ■ **Umfeldmodell**

Der Inhalt des Umfeldmodells, d.h., die Elemente aus den Objektlisten werden visualisiert: Die Repräsentierung der Objektinformationen (z.B. als Box) ist parametrierbar, so dass verschiedene Quellen wie z. B. empfangene Objekte oder die lokale Objektliste offensichtlich werden. Zusätzlich werden Zusammengehörigkeiten dargestellt, so dass Objekte eines anderen Fahrzeugs dessen Farbe erben. Bei kommunikationsfähigen Objekten verweist ein entsprechender Marker oder Farbcode darauf. Als weiteres Ergebnis aus einem anderen Unterauftrag in IMAGinE, dem GUA1 (Kooperativer Manöverplaner), wird auch der Kooperations-Status (z. B. „Fahrzeug mit Wunsch“) farblich angezeigt.

#### ■ **Trajektorien**

Es ist möglich, an beliebigen Punkten Trajektorien auf die horizontale Ebene in der 3D-Welt zu zeichnen. Die Anzeige für Trajektorien ist jedoch kein Entwicklungsergebnis des GUA2 (Umfeldmodell), sondern wurde im GUA1 erstellt.

### **3.8.2 Weitere Funktionalitäten**

Für eine effiziente Nutzung der Visualisierung sind einige weitere Funktionalitäten gegeben, wie die Steuerung der Kamera-Position in der 3D-Welt. Dazu gehören das Drehen, Zoomen und Verschieben sowie das Zurücksetzen auf die Standardeinstellung. Da nicht immer alle Informationen eines Objekts angemessen visualisiert werden können, ist außerdem jedes Element aus der 3D-Welt einzeln selektierbar, was direkt dazu führt, dass alle dazu verfügbaren Daten im 2D-Bereich angezeigt werden. Die einzeln ausgewählten Elemente sind deaktivierbar, aber es gibt auch eine Filter-Funktion, um gezielt größere Gruppen an Elementen ein- und auszublenden.

### 3.8.3 Visualisierungs-Tool

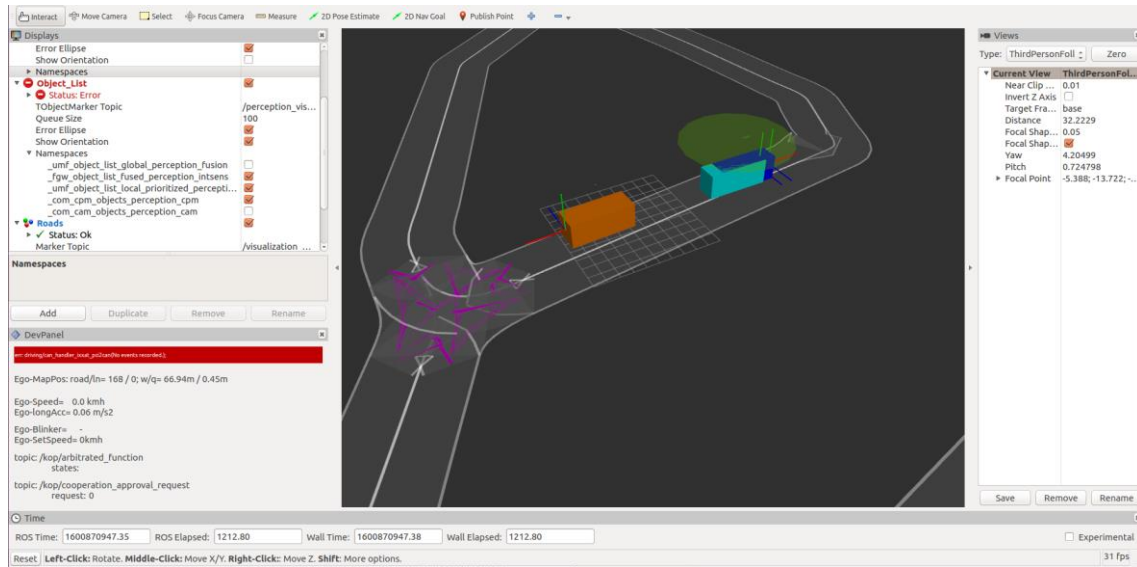


Abbildung 12: Visualisierung des Umfeldmodells

Die verschiedenen Objekte sind dabei wie in der folgenden Tabelle beschrieben farblich markiert.

Tabelle 2: Objektfarben in der Visualisierung

grün	Ego-Fahrzeug
blau	Objekte aus interner Sensorik
gelb	Objekte aus CAM
orange	Objekte aus CPM
violett	Lokal fusionierte Objekte
türkis	Global fusionierte Objekte



## 4 ERGEBNISSE

### 4.1 Implementierung/Umsetzung

Karten in xodr-Format (OpenDrive) konnten in das im-Format (IMAGinE) umgewandelt und in der Visualisierung dargestellt werden, vorausgesetzt alle Elemente in xodr sind gemäß dem Standard definiert und enthalten nur eindeutige Elemente mit gültiger Länge von größer als 0. Mit der MAP-API konnten geforderte Informationen, wie z. B. aktuelle Geschwindigkeitsbegrenzung oder UTM-Heading der Spur, aus der Karte ausgelesen werden. Die folgende Abbildung zeigt eine vom OpenDrive- zum IMAGinE-Format konvertierte Karte in der IMAGinE-Visualisierung. Grün dargestellt ist das Ego-Fahrzeug. Unter der imr-Karte ist eine Openstreet-Map dargestellt, welche optional eingeblendet werden kann.

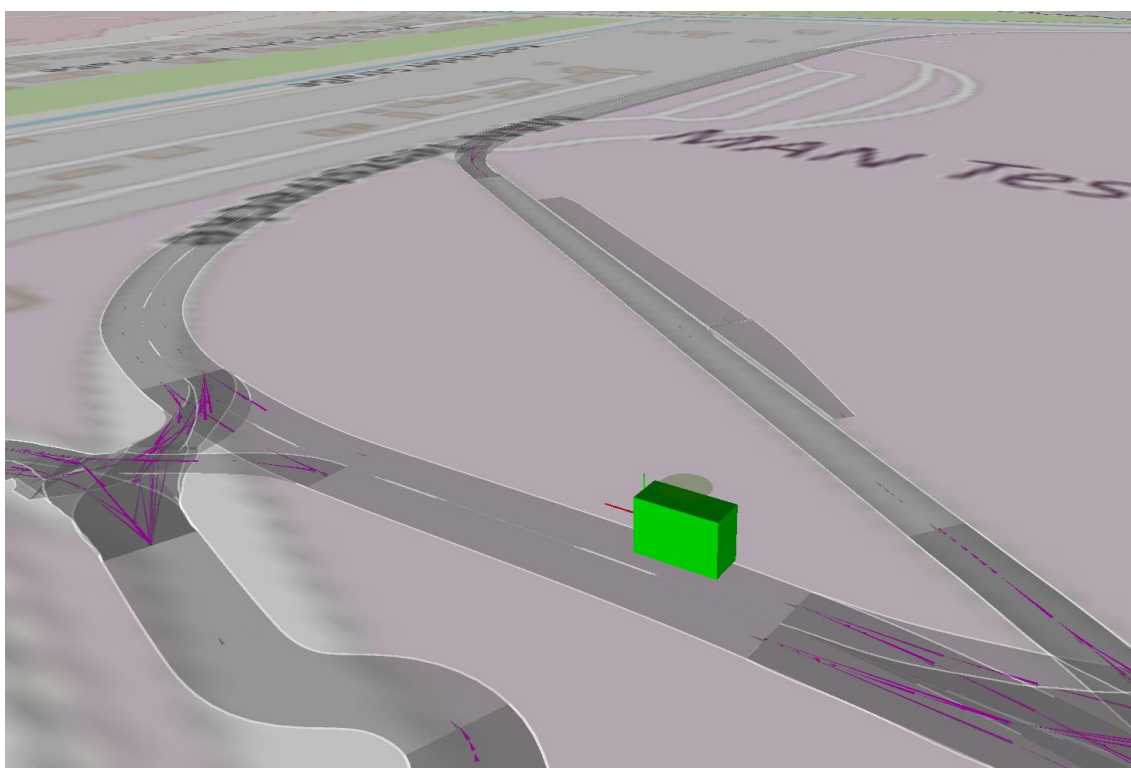


Abbildung 13: IMAGinE-Visualisierung des Testgeländes von MAN

### 4.2 Testdurchführung

#### 4.2.1 Funktionsnachweis

Bis zum 28.10.2020 fand die Testdurchführung in den Partnerfahrzeugen. Für die abschließenden Fahrzeugtests stellten die Partner Bosch, Continental, Hessen Mobil (jetzt Autobahn GmbH des Bundes), MAN und Opel Fahrzeuge bereit, in denen die Software getestet worden ist. Darüber hinaus wurde das Umfeldmodell in der IMAGinE-Simulation in Betrieb genommen und getestet. Zudem bestand die Möglichkeit, eine Kopplung zwischen der Simulationsumgebung CarMaker/TruckMaker vom Partner IPG und der in IMAGinE eingesetzten Kommunikationseinheit

waveBEE vom Partner Nordsys zu realisieren. Im Folgenden werden die wesentlichen Ergebnisse und die wichtigsten Erkenntnisse dargestellt.

Sowohl in der Simulation als auch in den Fahrzeugtests konnte gezeigt werden, dass ein gemeinsames Umfeldmodell erstellt werden kann. Es konnten alle Objekte in der Visualisierung dargestellt werden. Während der Tests sind keine Abstürze der Softwaremodule aufgetreten. Objekte mit unterschiedlichem Sourcetype wurden in unterschiedlichen Farben dargestellt. Nach Ablauf einer einstellbaren Lebensdauer wurden Objekte wieder von den Objektlisten entfernt und im Nachfolgenden nach einer festgelegten Lebensdauer in der Visualisierung nicht mehr angezeigt. In der nachfolgenden Abbildung ist eine Beispielszene dargestellt. Zwei IMAGinE-Lkw, Sattelzugmaschine ohne Auflieger, folgen einem nicht-kooperativen Pkw. Der Pkw wird durch die Onboard-Sensorik vom darauffolgenden Lkw erkannt und per CPM an den hinteren Lkw gesendet. Dieser kann mit der Onboard-Sensorik nicht den Pkw erfassen, aber mit dem gemeinsamen Umfeldmodell erkennt der zweite Lkw zwei Objekte statt nur den vorausfahrenden Lkw. In der Abbildung ist die Perspektive des hinteren IMAGinE-Lkw dargestellt. Grün dargestellt ist das Ego-Fahrzeug, gelb die empfangene CAM vom vorderen IMAGinE-Lkw, blau das erkannte Objekt aus der Onboard-Sensorik, violett das lokal fusionierte Objekt, orange das empfangene Objekt aus der CPM und cyan die global fusionierten Objekte. Über den Objekten ist jeweils eine Fehlerellipse für die Position dargestellt, welche die Unsicherheit ausdrückt.

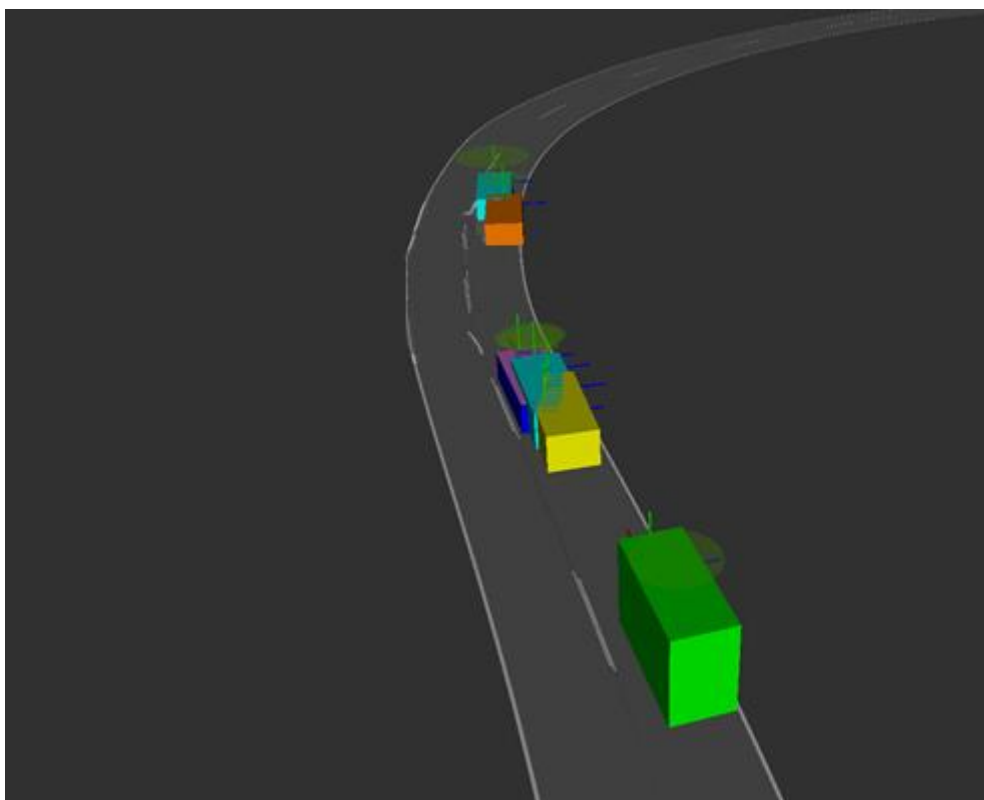


Abbildung 14: Kooperatives Umfeldmodell: Zwei kooperative Lkw folgen einem nicht-kooperativen Pkw

Die Abbildung zeigt, dass die lokale Fusionsliste mit dem von der Onboard-Sensorik erkannten Objekt nahezu übereinstimmt. Aus der CAM und dem von der Onboard-Sensorik erkannten Objekt wird ein globales Objekt fusioniert. Das von der CPM empfangene Objekt hingegen wird einem bestehenden, getrackten Objekt zugeordnet. Das Umfeldmodell zeigt somit in diesem Beispiel das gewünschte Verhalten.

#### 4.2.2 Systemgrenzen

In der Folge der durchgeführten Tests mussten Grenzen des Systems festgestellt werden, wodurch bestimmte Szenen nicht, nur unzureichend oder nur mit bestimmten Voraussetzungen durch das beschriebene, gemeinsame Umfeldmodell bewerkstelligt werden können.

Die Fusion erfolgt anhand von Objektlisten. Entscheidend ist, dass bereits die erfassten Objekte mit der Onboard-Sensorik eine hohe Güte aufweisen. Mit bereits über die CPM empfangenen, fehlerhaften bzw. ungenauen Daten ist keine hohe Güte der globalen Fusion zu erwarten, da die Zuordnung zu den selbst wahrgenommenen Objekten schwierig wird und dadurch eine Vielzahl von Objekten in der globalen Fusion erzeugt werden können. Da von der Onboard-Sensorik erkannte Objekte in der Regel immer relativ zum eigenen Zustand erfasst und anschließend übertragen werden, ist zudem auch eine hohe Genauigkeit des eigenen Zustandes notwendig. Ist beispielsweise das Heading des eigenen Fahrzeuges falsch, dann wird ggf. das erkannte Objekt auf die falsche Fahrspur positioniert, wie in folgender Abbildung veranschaulicht.

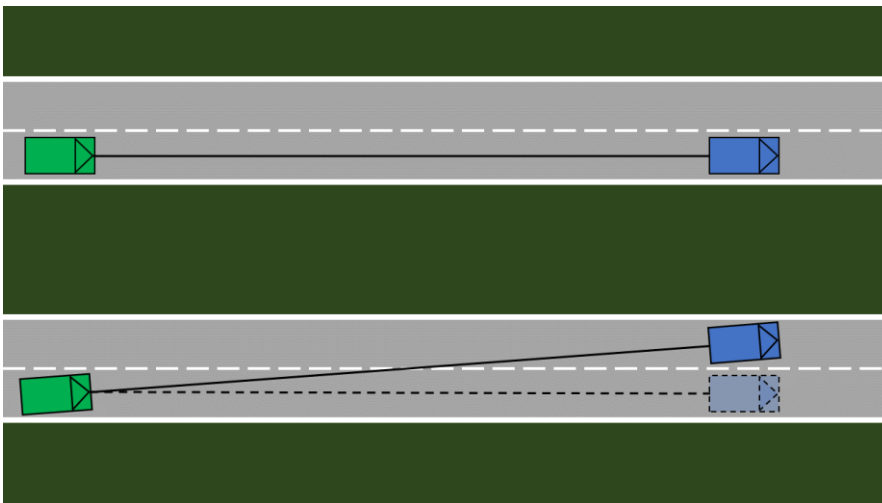


Abbildung 15: Auswirkung eines Heading-Fehlers des Ego-Fahrzeugs

Bei der Annahme, dass eine Fahrspur 3,5 m breit ist und ein Objekt 200 m im Voraus erkannt wird, führt bereits ein Winkelfehler der eigenen Positionierung von 1,0026 Grad zu einem vollständigen Versatz um eine Spurbreite.

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, das Heading im Fahrzeug zu bestimmen [1]. Die korrekte Zuordnung der Objekte im Umfeldmodell macht es zwingend erforderlich, ein genaues Heading zu erzielen. Die Position und das Heading wird im Fahrzeug häufig in GPS- bzw. WGS84-Koordi-

natenframes ausgegeben. Für Berechnungen von Manövern ist jedoch ein rechtwinkliges Koordinatensystem, wie z. B. UTM-Koordinaten, von Vorteil, da dadurch Rechenzeit durch vereinfachte Operationen gespart werden kann. Dabei ist zu beachten, dass das GPS-Heading nicht unmittelbar in das UTM-Heading übertragen werden kann. Der Fehler liegt am Äquator bei 0 Grad und nimmt theoretisch an den Polen den maximalen Fehler von +/- 3 Grad ein [2]. Für die Umrechnungen existieren verschiedene Methoden [3] [4] [5]. Die Korrektur eines Vektors Richtung Norden wird auch als Meridiankonvergenz bezeichnet. In IMAGinE wird für die Umwandlung von WGS84-Koordinaten in UTM-Koordinaten die Geographic-Lib [6] genutzt. Im vorliegenden System wird z. B. für München (Lat: 48,137108, Lon: 11,575382) eine Meridiankonvergenz von 1,918581 Grad berechnet. Dies ist deutlich größer als beispielsweise der oben angegebene Winkel von 1,0026 Grad. Dies verdeutlicht die Notwendigkeit der Berücksichtigung der Meridiankonvergenz sowohl in der Simulation als auch in den Fahrzeugen.

Onboard-Sensorik kann in der Regel nicht die Objektlänge messen. Eine Ausnahme stellt z. B. der Lidarsensor dar, welchem dies eingeschränkt möglich ist. Aus diesem Grund müssen meist Annahmen für die Objektdimension getroffen werden. Dies kann z. B. dazu führen, dass ein nicht-kooperatives Fahrzeug, welches dicht hinter einem kooperativen Fahrzeug fährt, zu einem Objekt fusioniert wird. Auf der anderen Seite können lange Fahrzeuggespanne wie z.B. ein Gliederzug, welcher laut Straßenverkehrszulassungsordnung StVZO §32 [7] eine Länge von bis zu 18,75 m aufweisen kann, als zwei Objekte in der Fusion erkannt werden, da der geschätzte Referenzpunkt zu weit vom Referenzpunkt der CAM entfernt ist.

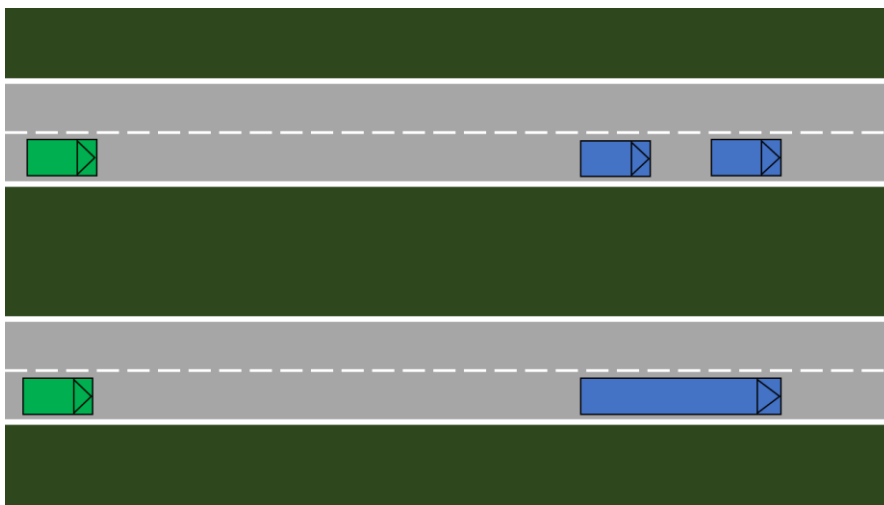


Abbildung 16: Veranschaulichung der Auswirkung der Objektdimension

Neben der Objektlänge können z. B. Radarsensoren kein Heading bestimmen. Der Kamera ist dies auch nur eingeschränkt möglich, jedoch können manche Systeme durch Klassifizierung des Fahrzeuges eine Unterscheidung von vorne oder hinten vornehmen und somit das Heading in 180-Grad-Schritten auflösen. Das Heading gibt die Orientierung des Fahrzeuges an. Eine falsche Orientierung kann zu ungewollten Objektfusionen oder zu falschen Annahmen von Abständen

zwischen Fahrzeugen führen. Auch die Prädiktion der Bewegung wird negativ von einem falschen Heading beeinflusst. Im Extremfall fährt ein Fahrzeug entgegengesetzt oder in gleicher Richtung zum eigenem Fahrzeug.

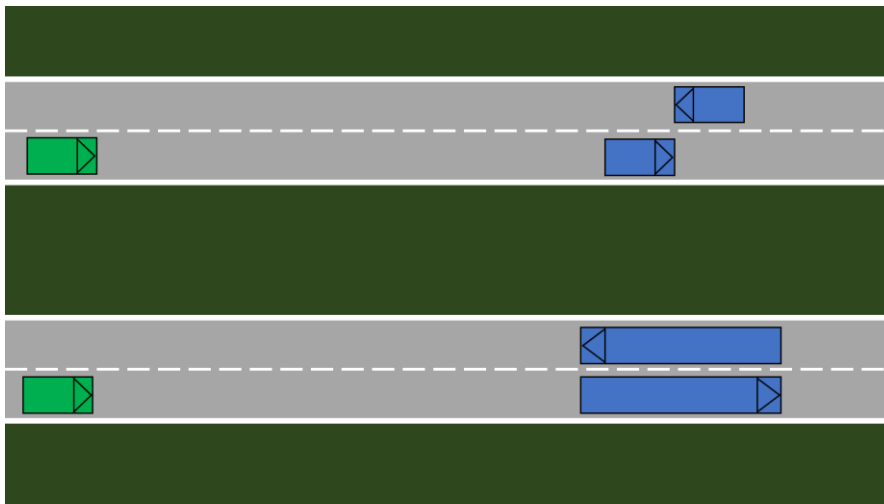


Abbildung 17: Notwendigkeit des richtigen Setzens des Referenzpunktes

Objekte, die sich sehr nahe sind, werden vom Algorithmus fusioniert. In der Regel sind die Abstände in Längsrichtung größer als in Querrichtung. Querdimensionen können wiederum meist nur eingeschränkt von z. B. Kamera oder Radarsensoren ermittelt werden. Zudem ist der Abstand zu anderen Fahrzeugen quer zur Fahrspur häufig sehr viel geringer als in Längsrichtung. Dies kann beispielsweise dazu führen, dass zwei nebeneinander fahrende Objekte zu einem fusioniert werden, während meist hintereinanderfahrende Fahrzeuge durch den größeren Abstand und der besseren Messbarkeit des Abstandes in Längsrichtung nicht fusioniert werden.

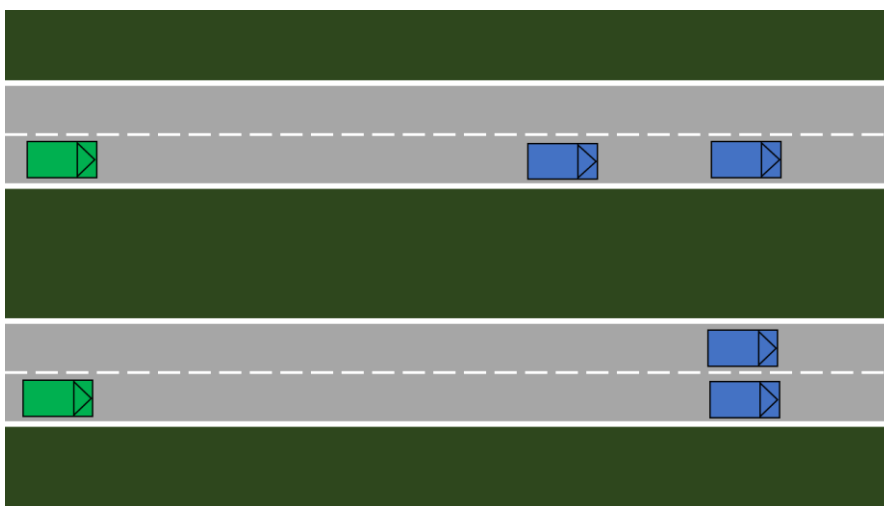


Abbildung 18: Veranschaulichung der Abstände für die Objektfusion

Das Problem, dass zwei Fahrzeuge zu einem fusioniert werden, ist besonders dann gegeben, wenn beide Objekte nahezu in Gleichzeit wahrgenommen werden. Wenn indes z. B. beim Überholen von Fahrzeugen diese bereits vorher als zwei Fahrzeuge erkannt werden, dann hat jedes Fahrzeug seinen eigenen Track. Der Assoziationsalgorithmus Global Nearest Neighbor (GNN) fusioniert keine Tracks, jede Messung wird dem naheliegendsten Track zugeordnet oder ein neuer Track erzeugt. Dadurch werden in der Regel auch beim Überholen, trotz des kleinen Abstandes zwischen zwei Fahrzeugen, die Objekte nicht zusammen fusioniert.

In der Literatur werden für Prädiktion häufig konstante Bewegungen, wie z. B. die Weiterbewegung mit konstanter Drehbewegung und konstanter Beschleunigung (CTRA), angenommen und als valide bezeichnet [8]. Jedoch sind die Modelle meist nur für kurze Zeithorizonte gültig. Werden die Modelle über lange Horizonte prädiziert, dann ist möglicherweise nicht nur die Geschwindigkeit unrealistisch, sondern die Objekte können unter Umständen die Straße verlassen, wie in folgender Abbildung dargestellt.

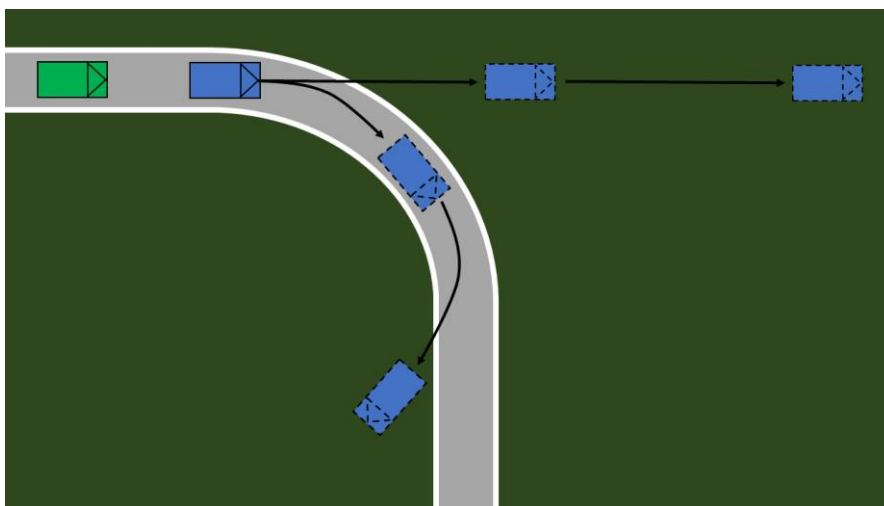


Abbildung 19: Zustandsmodell mit konstanter Bewegungsannahme führt zu unrealistischen Verhalten

Eine Zuordnung von Messungen zu diesen Objekten ist dann meist nicht mehr gegeben und somit können für ein und dasselbe Objekt mehrere Tracks angelegt werden.

Für die lokale Objektliste werden die Objekte im lokalen Koordinatensystem berechnet. Da meist die Objekte relativ zum Zustand des Ego-Fahrzeuges erkannt werden, ist diese Methode der Beschreibung von Objektzuständen sehr naheliegend. Führt jedoch das Ego-Fahrzeug eine Bewegung aus, die von der Bewegung der erkannten Objekte abweicht, dann kann es unter Umständen zu einer falschen Prädiktion kommen. In der nachfolgenden Abbildung ist ein Beispiel hierfür gegeben. Das Ego-Fahrzeug biegt ab und fährt damit eine Kurve, während das erkannte Objekt geradeaus weiterfährt. Wird das detektierte Objekt nicht mehr erkannt und im lokalen Frame weiter prädiziert, dann führt das Objekt neben der Längsbewegung ebenfalls eine Rotations- oder Querbewegung aus.

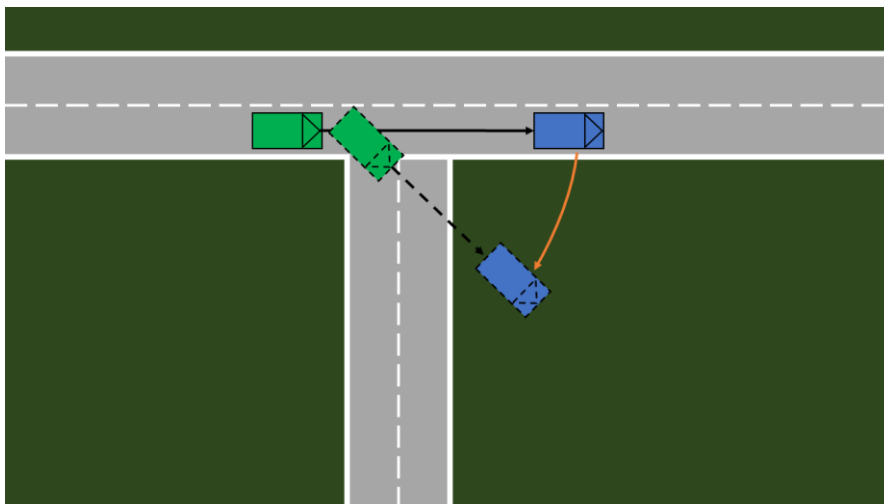


Abbildung 20: Verhalten von Objekten im lokalen Koordinatensystem

Die Objekte können hierdurch ein unrealistisches Verhalten zeigen, welche aber trotzdem über die CPM an andere Fahrzeuge übermittelt werden. Wiederum ist es hierdurch kaum möglich, diese Objekte einem getrackten Objekt in der globalen Fusion zuzuordnen, weshalb Geisterobjekte entstehen können.

Ein Beispiel für unrealistisches Verhalten von Objekten in der Fusion ist häufig in engen Kurven zu beobachten, wie in folgender Abbildung dargestellt.

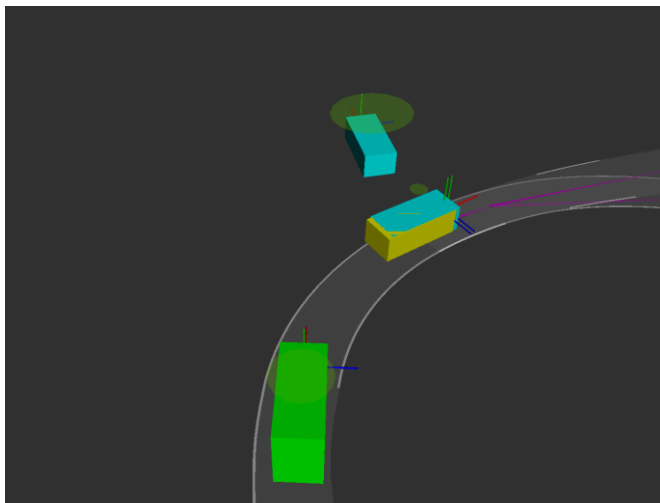


Abbildung 21: Fusionsobjekt zeigt unrealistisches Verhalten

Ein globales Fusionsobjekt verlässt die Straße und wird als eigenes Objekt behandelt. Für das eigentliche Objekt, welches der CAM entspricht, wird ein neuer Track erzeugt. Mit Erhöhung des Parameters für die Zuordnung zu Objekten, was einem Distanzmaß entspricht, können zwar Objekte besser Tracks zugeordnet werden, allerdings besteht dann die Gefahr, dass verschiedene reale Objekte zu einem fusioniert werden.

## 5 WEITERENTWICKLUNG/ANPASSUNG DES UMFELDMODELLS

Im voran gegangenen Kapitel Ergebnisse wurden die wesentlichen Erkenntnisse und Systemgrenzen beschrieben. Daraus können verschiedene Weiterentwicklungen abgeleitet werden, welche möglicherweise das Umfeldmodell verbessern.

Die erste mögliche Verbesserung betrifft das Zustandsmodell. Die Zuordnung zu einem Track erfolgt durch den Abstand zu einem Punkt, die Fahrzeugdimension wird nicht berücksichtigt. Im Kapitel Ergebnisse wurden ausführlich die Systemgrenzen, u.a. Heading und Referenzpunkte, aufgezeigt. Anhand der folgenden Abbildung wird die Problematik nochmal verdeutlicht und der Lösungsvorschlag „Aufnahme der Objektdimension im Zustandsmodell“ beschrieben.

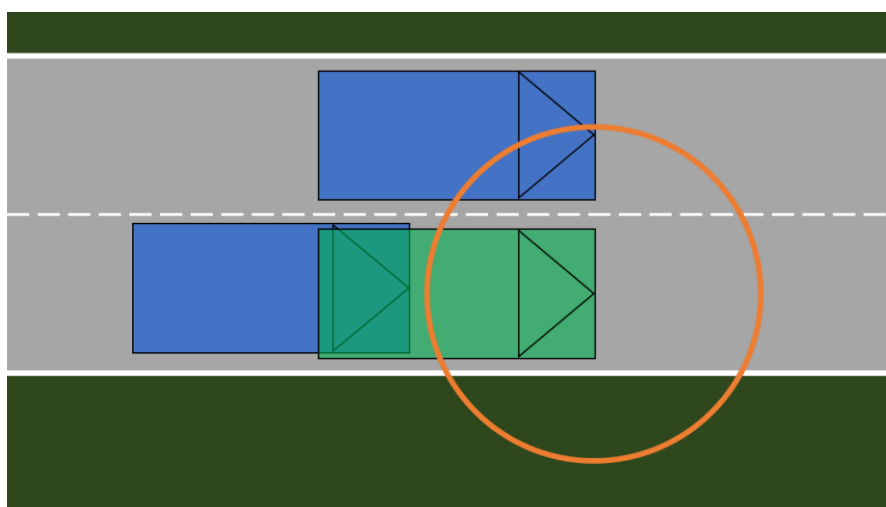


Abbildung 22: Veranschaulichung der Problematik fehlender Objektdimension im Zustandsmodell für die Objektfusion

In grün dargestellt ist das zu betrachtende Objekt und in blau sind Messungen von Objekten. Der orange Kreis stellt das Distanzmaß am ITS-G5 Referenzpunkt dar. In der Annahme, dass in der realen Umgebung zwei Fahrzeuge nebeneinander existieren, würde es zu zwei falschen Objektzuordnungen kommen. Zum einen würden die beiden nebeneinander existierenden Fahrzeuge zu einem fusioniert oder zugeordnet werden und zum anderen würden zwei Objekte in der unteren Spur angenommen werden, obwohl dies physikalisch gar nicht möglich ist. Wird das Distanzmaß die Mahalanobis-Distanz angegeben, dann wird auch Unsicherheit mitberücksichtigt, jedoch wird dadurch nicht das Problem gelöst, da die Unsicherheit in Querrichtung zum Fahrzeug meist größer ist als in der Längsrichtung. Mit der Berücksichtigung der Fahrzeugdimension, indem diese mit in den EKF aufgenommen werden, könnte unter Umständen dieser Konflikt erkannt werden und zu einem richtigen Fusionsergebnis führen.

Eine weitere Möglichkeit der Verbesserung könnte eine andere Wahl des Assoziationsalgorithmus sein, um Objekte besser Tracks zuzuordnen. Umgesetzt ist der GNN-Algorithmus. Eine Alternative wäre z.B. der Joint Probabilistic Data Association (JPDA) Algorithmus. Hier ist es auch möglich, dass Tracks wieder fusioniert werden [9]. Die Fusion von Tracks könnte zudem den



Vorteil haben, dass falsch prädizierte Objekte wieder eingefangen werden, allerdings besteht auch die Gefahr, dass z.B. beim Überholen, wenn beide Fahrzeuge sich auf gleicher Höhe befinden, Objekte zusammenfusioniert werden, welche nicht fusioniert werden sollen. Eine Kombination aus verschiedenen Assoziationsalgorithmen könnte wiederum hierfür die Lösung sein.

Wie im vorherigen Kapitel beschrieben, ist die Prädiktion im lokalen Koordinatensystem unvoreilhaft. Die lokale Objektfusion und somit die lokale Objektliste, welche per CPM geteilt wird, beruhen auf diesem Ansatz. Eine Prädiktion der lokalen Objekte für die lokale Fusion im globalen Koordinatensystem könnte somit eine weitere Verbesserung darstellen.

Des Weiteren wird für die lokale Objektliste nur die lokale Onboard-Sensorik, wie beispielsweise Kamera, genutzt, aber nicht die per V2X empfangenen CAMs. Mit einer Fusion der lokalen Onboard-Sensorik mit CAMs könnte die Qualität der CPM verbessert werden. Dies könnte insbesondere von Vorteil sein, wenn die CAM z.B. wegen Abschattung nicht von allen Fahrzeugen empfangen werden und somit nicht bei allen Fahrzeugen für die globale Fusion zur Verfügung steht. Als Nachteil kann die zweifache Fusion der CAM, einmal in der lokalen Objektliste und noch einmal in der globalen Fusion, angesehen werden.

Für die Prädiktion wird ein EKF verwendet, siehe Kapitel Daten-Fusions-Prozess. Die Wahl anderer Filter-Algorithmen könnte die Vorhersage verbessern. Für nicht lineare Modelle sind beispielsweise Unscented Kalman-Filter (UKF) oder Particle Filter (PF) meist besser geeignet, jedoch benötigen diese mehr Rechenkapazitäten [10].

Das Modell für die richtige Prädiktion oder Retrodiktion kann unter Umständen ebenfalls noch verbessert werden. Eine Möglichkeit wäre die Verwendung eines aufwändigeren Modells, um Nicht-Linearitäten besser darzustellen. Möglich wäre z.B., dass bei der Annahme konstanter Beschleunigung zusätzlich eine minimale und maximale Geschwindigkeit mitberücksichtigt wird. Beispielsweise müssen laut StVZO §57c [7] Lkw einen Begrenzer haben, welcher ab einer Geschwindigkeit von 90 km/h den Antrieb abregelt. Aus diesem Grund ist es unwahrscheinlich, dass ein Lkw schneller als 90 km/h fährt. Im vorhandenen Algorithmus wird nur ein Modell für Prädiktion verwendet und stellt somit ein Single-Model-Tracking dar. Durch die Verwendung von mehreren Modellen, was auch einem Multi-Model-Filter entspricht [11], könnte eine höhere Güte der Prädiktion erreicht werden. Bisher werden im Modell für die Vorhersage keine Straßeninformationen genutzt. Unter Umständen kann mit den Straßeninformationen die Prädiktionsgüte verbessert werden, z.B. mit der Annahme, ein Fahrzeug verlässt nicht die Fahrbahn oder bewegt sich auf der Spur weiter. Fahrzeuge außerhalb der Fahrbahn könnten mit Map-Matching wieder auf die Straße gesetzt werden. Zusätzlich könnten Straßeninformationen auch zu Annahmen für Geschwindigkeitsverläufe hinzugezogen werden, z.B. dass ein Fahrzeug die zulässige Geschwindigkeit einhält oder dass ein Fahrzeug eine Kurve nur mit maximaler Querbeschleunigung und somit einer daraus folgenden Geschwindigkeit durchfahren kann. Bei der Verbesserung der Prädiktion muss jedoch der Nutzen mit der Rechenlast abgewogen werden. Unter Umständen müssen in einem globalen Umfeldmodell sehr viele Fahrzeuge prädiziert werden. Aufwändigere Modelle, welche z.B. sogar mit Neuronalen Netzen funktionieren, benötigen meist mehr Rechenkapazität. Auf Grund der Echtzeitanforderungen in den Fahrzeuganwendungen

und der endlichen Möglichkeit, Fahrzeugrechner zu verbauen, ist diese jedoch stark begrenzt. Unter Umständen bietet sich eine Trennung der Modelle für die Retrodiktion und die Prädiktion an. Für die Retrodiktion könnte evtl. ein einfacheres Modell ausreichen als für die Prädiktion und somit könnte Rechenzeit gespart werden. Muss jedoch die Genauigkeit erhöht werden, dann könnte auch eine exakte Methode nach Bar-Shalom [12] für die Retrodiktion implementiert werden.

Objekte werden immer mit der angegebenen Lebensdauer prädiziert. Bei großen Unsicherheiten kommt es unter Umständen zu unrealistischem Verhalten von Objekten. Eine weitere mögliche Verbesserung besteht darin, die Objekte mit sehr großen Unsicherheiten aus der Fusion zu entfernen, auch wenn die Lebensdauer noch nicht erreicht wurde. Nachteilig ist, dass ein weiterer Parameter notwendig ist, welcher sinnvoll gesetzt werden muss.

Im Umfeldmodell gibt es sehr viele Parameter, welche die lokale und globale Fusion beeinflussen, beispielsweise wie lange Objekte prädiziert werden sollen in Abhängigkeit vom Sourcetype, wie schnell die Unsicherheiten steigen, wenn keine neue Messung mehr in die Fusion kommt oder ab welchem Abstand Objekte fusioniert werden sollen. Für kooperatives Fahren haben Ulbrich et al. [13] einige Szenarien aufgezeigt. Knies und Diermeyer [14] haben beispielsweise aus Verkehrsbeobachtungen Szenarien abgeleitet. Jedoch ist den Autoren kein Szenarienkatalog bekannt, welcher vollständig alle kooperativen Szenarien beschreibt. Zudem werden meist kooperative Szenarien nur anhand möglicher Manöverabstimmung beschrieben, aber nicht für die kooperative bzw. kollektive Perzeption. Somit stellt die umfangreiche Beschreibung von Szenarien für die kollektive Perzeption und anschließend die Optimierung der Parameter für alle Szenarien eine weitere Möglichkeit der Verbesserung dar.

Im Kapitel Ausbaustufen wurden verschiedene Stufen für die Umsetzung der kollektiven Perzeption erwähnt. Ebenfalls wurde dort erwähnt, dass nur Ausbaustufe 1 umgesetzt ist. Die letzte Verbesserungsmöglichkeit stellt somit die Umsetzung weiterer Ausbaustufen dar. Insbesondere durch die Umsetzung der Ausbaustufe 3, welche Rohdaten von Sensoren mit den empfangenen V2X-Daten fusioniert, besteht die Hoffnung bessere Fusionsergebnisse, z.B. weniger Geisterobjekte, zu erhalten. Mit einzelnen Objektlisten könnten unter Umständen sensortypische Eigenschaften, beispielsweise, dass ein Radarsensor in der Regel keine Querbeschleunigungen messen kann, besser berücksichtigt werden. Nachteilig ist die eventuell höhere Kommunikationslast, falls diese auch per CPM übertragen werden sollen und damit unter Umständen mehr Daten übertragen werden müssen oder der erhöhte Rechenaufwand auf Grund der größeren Daten in der globalen Fusion in den einzelnen Fahrzeugen.

## 6 ZUSAMMENFASSUNG UND AUSBLICK

Durch einen gemeinsamen Unterauftrag ist im Projekt ein Umfeldmodell für kooperative Fahrmanöver entstanden. Das Umfeldmodell ermöglicht die Fusion von Objektdaten, die fahrzeugeteigene Sensoren erfasst haben, mit Objektdaten, die über Fahrzeug-zu-Fahrzeug-Kommunikation empfangen worden sind. Dieses Austauschen von Onboard-Sensorik über V2X zum Zweck des gemeinsamen Wissensabgleiches nennt man kollektive Perzeption. Neben der Fusion der Daten ist ein wesentlicher Bestandteil des Umfeldmodells auch das Tracking, d.h. die Zuordnung von Objekten über mehrere Zeitschritte hinweg. Das ist insbesondere für die kollektive Perzeption notwendig, da in der Regel zwischen den lokalen und den empfangenen Objektdaten ein zeitlicher Versatz vorliegt. Das Umfeldmodell dient der Kooperativen Manöverplanung und -abstimmung als Datengrundlage. Außerdem werden die im Umfeldmodell vorgehaltenen lokalen Objektdaten genutzt, um die V2X-Nachrichten für die kollektive Perzeption zu befüllen.

Aus Budgetgründen wurde nur eine von ursprünglich drei vorgesehenen Entwicklungsstufen realisiert. Bei dieser ersten Entwicklungsstufe findet die Fusion der lokalen Sensoren nicht im IMAGinE-Umfeldmodell statt, sondern jeweils in einem von jedem Partner einzeln zu entwickelnden lokalen Umfeldmodell. In den weiteren Ausbaustufen wäre eine teilweise oder komplette Fusion der Onboard-Sensorik auch im IMAGinE-Umfeldmodell vorgesehen gewesen. In vielen Erprobungsfahrten haben die Projektpartner mit Versuchsfahrten das Umfeldmodell integriert und getestet. Während dies zu Beginn größere Schwierigkeiten bereitete, konnten mit der Zeit immer bessere Ergebnisse erzielt werden. Eine Schwierigkeit liegt darin, dass durch die verschiedenen partnerspezifischen Umfeldmodelle die eingehenden lokalen Objektdaten in unterschiedlicher Güte vorliegen und auch die Beschreibung der Güte durch Varianzen nicht einheitlich sein kann. Das IMAGinE-Umfeldmodell ermöglicht durch mehrere Parameter, die Fusion anzupassen. Eine Kernaufgabe bei der Integration stellt daher die Ermittlung eines bestmöglichen Parameter-Satzes für jeden Partner dar.

Eine wichtige Aufgabe, um das Umfeldmodell weiter nutzen zu können, ist die Dokumentation der Parameter-Optimierung. Dadurch kann das Umfeldmodell in Zukunft an neue Fahrzeuge und Sensorkonfigurationen angepasst werden. Auch wenn das Umfeldmodell für die vorgesehenen Einsatzzwecke genutzt werden kann, wurden bei der Erprobung noch einige Punkte identifiziert, die verbessert werden können. Dazu gehört das Bewegungsmodell für das lokale Tracking. Dieses verwendet im Moment nur eine lineare Berechnung der Objektbewegung, d.h. bei der Prädiktion der Objektposition wird die Folgeposition so berechnet, als ob das Objekt geradeaus fährt. Wenn Objekte sich auf einer Kurvenbahn bewegen und Updates zu den Objekten ausbleiben, wirkt sich das lineare Bewegungsmodell als Driften aus dem Kurvenradius im Umfeldmodell aus. Durch die Versuche bei der Erprobung konnten die Parameter jedoch in Workshops so weit optimiert werden, dass die Projektpartner das Umfeldmodell für kollektive Perzeption und kollektive Fahrmanöver einsetzen können.

## DEFINITIONEN UND ABKÜRZUNGEN

Im Folgenden werden verschiedene Begriffe aufgeführt, die im Deliverable verwendet werden.

Begriff	Definition
AP	Arbeitspaket
AQ	Accuracy Quantization, dieses Modul übernimmt die Normierung und Quantisierung von Kovarianzen der Sensormessungen von verschiedenen Sensoren.
Assoziationsliste	Zuordnung von gleichen Objekten aus verschiedenen Quellen, z. B. gleiches Fahrzeug aus zwei Sensoren.
CAM	Cooperative Awareness Message, Periodisch geschickte V2X-Nachricht, die Ego-Informationen enthält.
COM	Kommunikationsmodul. Von diesem bezieht das Umfeldmodell die V2X-Nachrichten und liefert an dieses Objektlisten zum Versenden der CPM.
CPE	Collective Perception Extraction, Extraktionsmodul, das die Elemente (Fusionsliste bzw. Sensortracks) aus dem Umfeldmodell für die Collective Perception bereitstellt.
CPM	Collective Perception Message, periodisch geschickte V2X-Nachricht, die Informationen über das Umfeld enthält.
CTRA	Constant Turn Rate and Acceleration, Bewegungsmodell für Fahrzeuge, bei dem für die Berechnung der Bewegungen eine konstante Drehrate und eine konstante Beschleunigung angenommen wird
DB	Datenbank zum Speichern der Elemente des Umfeldmodells
DBM	Datenbank-Management, Modul, das die Datenbank verwaltet und Elemente einfügt und verwaltet (z. B. Housekeeping).
DENM	Decentralized Environmental Notification Message, eventbasierte V2X-Nachricht, die Informationen über besondere Situationen enthält
DFP	Data Fusion Process, Modul, das Sensormessungen assoziiert und zu Objekten fusioniert.
ECEF	Earth centered, earth fixed, Koordinatensystem mit Koordinatenursprung im Massenmittelpunkt der Erde, bei dem Punkte auf der Erde durch drei Koordinaten dargestellt werden
EKF (Extended Kalman Filter)	Nichtlinearer Kalman-Filter zur Fusion von Objekten
ENU	East North Up, siehe LTP

Begriff	Definition
FGW	Framework-2-Framework-Gateway, Schnittstelle, über die das partnerspezifische Framework mit dem IMAGinE-Framework kommuniziert
Globale Fusion	Fusion von Informationen aus Onboard-Sensorik und über V2X empfangenen Objekten
GNN	Global Nearest Neighbor-Algorithmus, Verfahren zur Zuordnung (Assoziation) von mehreren Sensormessungen anhand eines Abstandmaßes
GUA	Gemeinsamer Unterauftrag
GUA1	Weiterer gemeinsamer Unterauftrag des IMAGinE-Konsortiums, in dem die Kooperative Manöverplanung und -abstimmung (KOP) erstellt wird.
IVI	Infrastructure to Vehicle Information Message, V2X-Nachricht, die Zusatzinformationen aus einer Zentrale enthält
JPDA	Joint Probabilistic Data Association, Algorithmus zur Zuordnung (Assoziation) von mehreren Sensormessungen anhand eines probabilistischen Filters
Kante (Karte)	Verbindende Elemente zwischen zwei Knoten, üblicherweise Fahrspuren
Karte	Die ursprüngliche Datenbasis, z. B. ein OpenDrive-File oder eine CarMaker-Road 5 Definition.
KOP	Kooperative Manöverplanung und -abstimmung
Knoten (Karte)	Ein Knoten verbindet einen oder mehrere Kanten einer Karte. Es kann sich also z.B. um eine Kreuzung handeln.
Lokale Fusion	Fusion von Informationen aus Onboard-Sensorik (mehrere Einzelsensoren), d.h. insbesondere ohne Informationen aus V2X.
LTP	Local Tangential Plane oder North East Down, auch in der Variante East North Up, Koordinatensystem, bei dem eine Tangentialebene zu einem Referenzpunkt auf der Erdkugel verwendet wird
NED	North East Down, siehe LTP
OLE	Object List Extraction, dieses Modul stellt die lokale und die globale Fusionsliste zur Verfügung.
Objekt	Ein vom Fahrzeug wahrgenommenes verkehrsrelevantes Objekt, z. B. anderes Fahrzeug, Fußgänger.
Objektbeschreibung	Die zu einem Objekt wahrgenommenen Eigenschaften, z. B. Art, Position, Geschwindigkeit.
PF	Particle Filter, Probabilistischer Filter, der aus mehreren Sensormessungen ein Ergebnis bestimmen kann
RDBMS	Relationales Datenbankmanagementsystem, in der Informatik verbreitetes Modell für Datenbanken auf Tabellen basierend

Begriff	Definition
ROS	Robot Operating System, Software-Framework, in dem das Umfeldmodell entwickelt wurde
(Sensor-) Rohdaten	Ausgabe eines Sensors. In IMAGinE werden Sensordaten bereits vorverarbeitet und auf Objektebene verarbeitet. Das IMAGinE-System macht also z. B. keine Bilderkennung.
Sensormessung	Eine zu einem diskreten Zeitpunkt erfolgt Messung eines einzelnen Sensors. Üblicherweise erfolgen die Sensormessungen in festen periodischen Intervallen.
Straßenmodell	Vereinfachte Darstellungsform einer „digitalen Karte“, die von den „Anwendern“ (z. B. die Funktionen) genutzt wird. Diese basiert auf der Fahrstreifentopologie und enthält zusätzlich weitere für die Funktionen notwendige Attribute.
StVZO	Straßenverkehrszulassungsordnung
TP	Teilprojekt
UKF	Unscented Kalman Filter, nichtlinearer Kalman-Filter zur Fusion von Objekten
UMF	Das Modul Umfeldmodell, das in diesem Lastenheft beschrieben wird.
UPS	Universale Polare Stereografische Projektion, Projektion für die Polarregionen, die im Zusammenhang mit dem UTM-Koordinatensystem verwendet wird
UTM	Universale Transversale Mercator-Projektion, verbreitetes Verfahren um die ellipsoide Form der Erdkugel auf eine Fläche zu projizieren
V2X	Fahrzeug-zu-Fahrzeug und Fahrzeug-zu-Infrastruktur-Kommunikation (Abkürzung kommt von Vehicle to Vehicle & Vehicle to Infrastructure Communication, Vehicle to Everything Communication)
w/q-Koordinatensystem	Frenet-Koordinatensystem: w=longitudinal in Richtung der Fahrstreifenmitte (Weg), q=senkrecht/lateral/quer zur w-Position Zur Bezeichnung siehe auch: <a href="#">Koordinatensystemachsenbezeichnung in IMAGinE</a>
x/y-Koordinatensystem	kartesisches Koordinatensystem, hier fahrzeugrelativ gemäß ISO8855

## LITERATURVERZEICHNIS

- [1] K. Gade, „The Seven Ways to Find Heading,“ *J. Navigation*, Bd. 69, Nr. 5, pp. 955-970, 2016, doi: 10.1017/S037346331600009..
- [2] F. Liebau, Handbuch zur Kartenkunde: Grundlagen für die Geländeorientierung in Theorie und Praxis. [Online]. Available: [https://www.kasper-richter.de/fileadmin/user\\_upload/handbuch/kartenkunde-april-2013.pdf](https://www.kasper-richter.de/fileadmin/user_upload/handbuch/kartenkunde-april-2013.pdf) (accessed: Dec. 6 2020)
- [3] C. F. Karney, „Transverse Mercator with an accuracy of a few nanometers,“ *J Geod*, Bd. 85, Nr. 8, pp. 475-485, 2011, doi: 10.1007/s00190-011-0445-3.
- [4] F. J. Gruber und R. Joeckel, Formelsammlung für das Vermessungswesen, Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2017.
- [5] T. Soler und R. J. Fury, „GPS Alignment Surveys and Meridian Convergence,“ *Journal of Surveying Engineering*, Nr. 126, pp. 69-82, 2000.
- [6] Geographic-Lib: <https://geographiclib.sourceforge.io/html/install.html> (accessed: Dec. 7 2020).
- [7] „Straßenverkehrs-Zulassungs-Ordnung (StVZO)“, 2017. Accessed: Jul. 21 2017. [Online]. Available: [https://www.gesetze-im-internet.de/stvzo\\_2012/](https://www.gesetze-im-internet.de/stvzo_2012/).
- [8] R. Schubert, E. Richter und G. Wanielik, „Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking,“ in *2008 IEEE 11th International Conference on Information Fusion*, Cologne, Germany, 2008, pp. 730–735.
- [9] B. Douglas, „Understanding Sensor Fusion and Tracking, Part 5: How to Track Multiple Objects at Once“. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=Ilt1LHIHYc4> (accessed: Dec. 6 2020).
- [10] MathWorks Inc., „Understanding Kalman Filters, Part 5: Nonlinear State Estimators“. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=Vefia3JMeHE> (accessed: Dec. 9 2020)
- [11] B. Douglas, „Understanding Sensor Fusion and Tracking, Part 4: Tracking a Single Object with an IMM Filter“. [Online]. Available: <https://www.youtube.com/watch?v=Ilt1LHIHYc4> (accessed: Dec. 6 2020).

- [12] Y. Bar-Shalom, „Update with out-of-sequence measurements in tracking: exact solution,“ *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, Bd. 38, Nr. 3, pp. 769-777, 2002, doi: 10.1109/TAES.2002.1039398.
- [13] S. Ulbricht, S. Grossjohann, C. Appelt, K. Homeier, J. Rieken und M. Maurer, „Structuring Cooperative Behavior Planning Implementations for Automated Driving,“ in *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2015)*, Las Palmas, Gran Canaria, Spain, 15 - 18 September 2015, Gran Canaria, Spain, 2015, pp. 2159–2165.
- [14] C. Knies und F. Diermeyer, „Data-Driven Test Scenario Generation for Cooperative Maneuver Planning on Highways,“ *Applied Sciences*, Bd. 10, Nr. 22, p. 8154, 2020, doi: 10.3390/app10228154.