

# **Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn**

**Berichte der  
Bundesanstalt für Straßenwesen**

**Fahrzeugtechnik Heft F 149**

**bast**

# **Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn**

von

Hendrik Weber  
Lutz Eckstein

Institut für Kraftfahrwesen Aachen  
RWTH Aachen University

Alexander Tenbrock  
Alexander König  
Julian Bock  
Adrian Zlocki

fka GmbH  
Aachen

**Berichte der  
Bundesanstalt für Straßenwesen**

**Fahrzeugtechnik Heft F 149**

**bast**

Die Bundesanstalt für Straßenwesen veröffentlicht ihre Arbeits- und Forschungsergebnisse in der Schriftenreihe **Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen**. Die Reihe besteht aus folgenden Unterreihen:

- A - Allgemeines
- B - Brücken- und Ingenieurbau
- F - Fahrzeugtechnik
- M - Mensch und Sicherheit
- S - Straßenbau
- V - Verkehrstechnik

Es wird darauf hingewiesen, dass die unter dem Namen der Verfasser veröffentlichten Berichte nicht in jedem Fall die Ansicht des Herausgebers wiedergeben.

Nachdruck und photomechanische Wiedergabe, auch auszugsweise, nur mit Genehmigung der Bundesanstalt für Straßenwesen, Stabsstelle Presse und Kommunikation.

Die Hefte der Schriftenreihe **Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen** können direkt bei der Carl Ed. Schünemann KG, Zweite Schlachtpforte 7, D-28195 Bremen, Telefon: (04 21) 3 69 03 - 53, bezogen werden.

Über die Forschungsergebnisse und ihre Veröffentlichungen wird in der Regel in Kurzform im Informationsdienst **Forschung kompakt** berichtet. Dieser Dienst wird kostenlos angeboten; Interessenten wenden sich bitte an die Bundesanstalt für Straßenwesen, Stabsstelle Presse und Kommunikation.

Die **Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt)** stehen zum Teil als kostenfreier Download im elektronischen BASt-Archiv ELBA zur Verfügung.  
<https://bast.opus.hbz-nrw.de>

## Impressum

### **Bericht zum Forschungsprojekt 82.0729**

Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundscenarien (Steuerungs-Typen) für die Fahrdomäne Bundesautobahn

### **Fachbetreuung**

Maximilian Grabowski  
Claus Pastor

### **Referat**

Automatisiertes Fahren

### **Herausgeber**

Bundesanstalt für Straßenwesen  
Brüderstraße 53, D-51427 Bergisch Gladbach  
Telefon: (0 22 04) 43 - 0

### **Redaktion**

Stabsstelle Presse und Kommunikation

### **Druck und Verlag**

Fachverlag NW in der  
Carl Ed. Schünemann KG  
Zweite Schlachtpforte 7, D-28195 Bremen  
Telefon: (04 21) 3 69 03 - 53  
Telefax: (04 21) 3 69 03 - 48  
[www.schuenemann-verlag.de](http://www.schuenemann-verlag.de)

ISSN 0943-9307

ISBN 978-3-95606-716-7

Bergisch Gladbach, Dezember 2022

## Kurzfassung – Abstract

### Evidenzorientierte Ableitung von Grund-szenarien für die Bundesautobahn

Ziel des Forschungsvorhabens ist die Erstellung eines Szenarienkonzpts zur möglichst vollständigen Beschreibung der Fahraufgabe auf der Bundesautobahn. Unter Berücksichtigung existierender Ansätze wird eine auf drei Säulen basierende Struktur von Szenarien erarbeitet. Stationäre Fahrzustände bilden die erste Säule, Transitionen für zeitlich ausgedehnte Übergänge zwischen diesen Zuständen bilden die zweite und überlagerte Interaktionen als dritte Säule dienen zur weiteren Erhöhung der Beschreibungsfähigkeit. Aus diesen granularen Grundbausteinen können komplexere Verkehrsszenarien als Kompositionen zusammengesetzt werden. Weiterhin werden sicherheitsrelevante Szenarien definiert, die ebenfalls aus den Grundbausteinen erstellbare Szenarien sind, aber durch ihre besonders hohe Relevanz und die Möglichkeit zur detaillierten Betrachtung ebenfalls als Grund-szenarien herangezogen werden. Anforderungsverstärkende Faktoren schließlich ergänzen die Szenarienbeschreibung um besondere Umstände, etwa durch andere Verkehrsteilnehmer, die Straßenführung oder durch Umgebungsbedingungen.

Das Gesamtkonzept wurde im Rahmen des Projekts in einem internationalen Expertenworkshop vorgestellt und erörtert. Im Zuge dessen wurden zur Begegnung offener Punkte weitere Szenarien und anforderungsverstärkende Faktoren hinzugefügt.

Die grundsätzliche Validität des Konzepts und insbesondere die Realisierbarkeit in der Praxis wird durch die Umsetzung einer automatischen Erkennung dieser Szenarien aus dem Verkehrsdatensatz „highD“ gezeigt. Die dabei gewonnenen Erkenntnisse spiegeln sich ebenfalls im Szenarienkonzpt wider.

Das Gesamtergebnis wird festgehalten in einem Codebook, welches eine Beschreibung aller Szenarien inklusive der für sie relevanten Messgrößen definiert.

### Evidence-based derivation of base scenarios for the highway

Goal of this research project is the development of a scenario concept aimed at a complete description of the driving task on a German highway. Taking into account existing approaches, a structure based on three pillars is derived. Stationary driving states form the first pillar, temporally extended transitions between these states form the second, and superimposed interaction provide a further way to increase the descriptiveness. Out of these granular building blocks, more complex traffic scenarios can be composed. Safety-relevant scenarios are defined from base scenarios, too, but are treated separately because of their higher relevancy. Finally, complicating factors complete the scenario description by taking into account special circumstances, caused for example by other traffic participants, the road layout or environmental conditions.

The overall concept has been presented and examined in an international expert workshop. To handle the issues and open points that have been identified in the workshop, several new scenarios and complicating factors have been added.

Die basic validity of the concept and the practical realisation in particular is demonstrated by an implementation in form of an automation scenario detection on the traffic dataset “highD”. The insights gained in the process have been used to further enhance the concept.

The final results manifest in a codebook containing the description of all scenarios including their relevant metrics.

## Summary

### Evidence-based derivation of base scenarios for the highway

## 1 Project overview

The aim of the research project is to develop a scenario concept to describe the driving task on the German Autobahn (Federal Freeway) as completely as possible. Taking into account existing approaches, a scenario structure based on three pillars is developed. Stationary driving states form the first pillar, temporally extended transitions between these states form the second pillar, and superimposed interactions as the third pillar serve to further increase the descriptive capability. From these granular basic building blocks, more complex traffic scenarios can be assembled as compositions. Furthermore, safety-relevant scenarios are defined, which are also scenarios that can be created from the basic building blocks, but which are also considered as base scenarios due to their particularly high relevance and the possibility of detailed consideration. Finally, complicating factors supplement the scenario description with special circumstances regarding infrastructure, traffic rules, other traffic participants and environmental conditions.

As part of the project, the overall concept was presented to and discussed with international experts. Based on the results, the concept was adapted and optimised. The basic validity of the concept and especially the feasibility in practice is demonstrated by an implementation of an automatic detection of these scenarios within the traffic dataset "highD". The insights gained in this process are also reflected in the final scenario concept.

The overall result is documented in a codebook, which defines all scenarios and the measured variables to be recorded during extraction.

## 2 Classification schema for traffic scenarios

One of the greatest challenges on the road to automated driving is the safety evaluation of driving functions. Prior to the marked introduction of such systems, it is necessary to demonstrate that they operate at least as safely as human drivers. Proving the safety of an automated vehicle on the basis of test drives in the field, however, would require a distance to be covered that is not economically viable. An alternative to this is scenario-based evaluation. For this purpose, the entire journey is divided into individual scenarios, which represent more or less interrelated traffic sequences. Individual traffic situations can then be assigned to the various scenarios. The advantage of scenario-based evaluation compared to driving in the field is that the system can be evaluated specifically for relevant traffic situations. For example, to evaluate the safety of a system, specific scenarios can be considered that include situations that require collision avoidance. This is intended to structure the testing effort for the safety evaluation of the automated driving function and thus make it more efficient.

When considering scenarios, it is possible to specifically consider scenarios in which a collision must be avoided as a set of safety-relevant scenarios. The safety-relevant scenarios represent a subset of the general scenarios in which collision avoidance is not necessarily required. The challenge here is to define the scenarios using a suitable framework in order to cover the entire space in a meaningful way. In the project, an approach is developed that allows to define general scenarios. This extends the approach from the PEGASUS project, which is used to consider the safety-relevant scenarios.

In contrast to some approaches from the literature, all relevant scenarios on the Autobahn are described here using a neutral approach from the perspective of the ego vehicle. This means that intentions, norms and values are neglected as far as possible, since these cannot usually be extracted from driving- or infrastructure-measured data.

## 2.1 General base scenarios

Base scenarios are the basis for the description of general driving situations and are derived from three superclasses.

**Driving states** represent conditions relevant for the longitudinal control of the vehicle. In particular, the relation to the vehicle in front is relevant. Driving states define scenarios in which the ego vehicle can be unambiguously assigned to a vehicle in front, as well as the case in which there is no vehicle in front of the ego vehicle within a relevant distance. Examples of driving states are “Free Driving” or “Approaching a Vehicle in Front”.

**Temporally extended transitions** include scenarios in which it cannot be clearly defined which vehicle is currently decisive for the longitudinal control. This is the case for lane changes of the ego vehicle as well as for the entry or exit of another vehicle into the ego lane. Direct transitions from one driving state to another are also possible, e.g. the scenario “Following” can change into the scenario “Approaching” by a deceleration of the vehicle in front. These are considered as temporally non-extended transitions and do not represent a separate scenario.

**Superimposed interactions** are not directly relevant for the longitudinal control of the vehicle, but represent further interactions with surrounding road users. This mainly concerns interactions with objects on adjacent lanes such as passing vehicles, as well as interactions with following vehicles. Further special cases, such as the swaying of a vehicle in the lane, are also considered as superimposed interactions.

## 2.2 Compositions

The base scenarios were chosen in such a way that they can be used to create complex scenarios. Several mechanisms are available for the definition of these compositions. Complex scenarios can be compiled by concatenating states and transitions – although states can also follow states and transitions can follow transitions. In addition, superimposed interactions can be defined that have to occur during these driving states and transitions. Alternatives can also be defined to further increase flexibility.

An example is the composition “Overtaking”, which consists of a concatenation of the base scenarios

“Lane Change to the Left”, one of the scenarios “Free Driving”, “Following” or “Approaching” and finally the “Lane Change to the Right”. In addition, the existence of the superimposed interaction “Passing Another Vehicle” is required.

## 2.3 Safety-relevant scenarios

Safety-relevant scenarios represent scenarios in which the ego vehicle must react to avoid a collision with another object. Here, the object to which the ego-vehicle reacts is called challenger.

A distinction is made according to which type of impact between the challenging object and the ego vehicle would occur if the latter does not react: frontal impact, side impact or rear impact.

Furthermore, it is considered in which position the challenging vehicle is at the beginning of the scenario relative to the ego vehicle. Here, it is distinguished if the challenging vehicle is located in front of, next to or behind the ego vehicle in the longitudinal direction and if the challenging object overlaps with the ego vehicle in the lateral direction.

## 2.4 Descriptive attributes

For the efficient handling of the scenarios detected in a data source, the scenarios are to be provided with suitable description attributes, which make an analysis of the occurring instances possible, without requiring a dedicated analysis of the time series of the data basis.

For this purpose, first the description parameters are determined, which are considered as relevant for the scenarios. For this purpose, a general collection of relevant variables is created. In a further step for the production of the codebook the parameters are assigned to the individual base scenarios, e.g. a variable such as the distance to the preceding vehicle can be determined only for scenarios in which a preceding vehicle actually exists.

The compilation of the descriptive attributes makes it possible, for example, to determine how the mean time gap is distributed during subsequent trips. Furthermore, by analysing e.g. maxima and minima of certain variables, relevant subsets of the

recognised scenarios can be determined, which can then be analysed in more detail.

## 2.5 Complicating factors

Complicating factors serve to represent circumstances in a scenario, but do not cause a scenario on their own. They can only be used as a supplement to a scenario. In order to identify the relevant factors, various sources such as regulations and existing classification approaches as well as expert knowledge were used in the literature research. Ten complicating factors resulted:

- Lane Markings
- Traction
- Gradient
- Curve
- Course of Lane
- Object Split
- Visibility Restriction
- Preceding Accident
- Priority Vehicle
- Traffic Rules

The factors are noted in event-based tables, with individually relevant description parameters included. In case of the complicating factor „lane marking“, for example, these include the priority of the marking, the line type, its visibility and profile, and the spacing.

## 3 Expert validation

An expert workshop was held to validate the approach used for defining the base scenarios and the complicating factors. International experts with a background in safety validation and impact assessment of automated vehicles were invited. The developed concept as well as the scenario catalog derived on that basis were presented in detail before these aspects were discussed and analysed by the group.

The presented topics were received positively by the workshop participants and the structured derivation was regarded as comprehensible by all participants. Furthermore, some additional base scenarios could be identified in the discussion, although these mostly represented special cases, such as overtaking by another vehicle in one's own lane. In a further group session, the concept for considering the demand-reinforcing factors was discussed, and the collection of demand-reinforcing factors was adapted according to the results of the discussion.

## 4 Validation using real-world data

In order to test the concepts presented, they are to be applied to an existing traffic data set. The set of base scenarios serves as a classification scheme on the basis of which the traffic data are assigned to the corresponding scenarios. This offers the opportunity to focus on practical feasibility in addition to the knowledge gained through literature research and experts. In the course of this, the creation of a codebook was also started, defining the criteria for the identification of the scenarios and their differentiation from each other.

A very good match for the domain considered in the project is the “highD” dataset provided by fka, as it consists of vehicle trajectories on German highways. The data was recorded using drones and consists of 16 hours of traffic with a total of 110,000 vehicles and a cumulative distance of 44,500 km. The data is naturalistic, since the drone itself was flown above the field of view of the drivers so they are neither distracted by the drone nor by conspicuous sensors on measurement vehicles or special infrastructure sensors, and thus an unaffected driving behaviour can be assumed.

The automated detection of the scenarios was successfully implemented. The result is a set of more than 600,000 extracted base scenarios together with their associated descriptive variables. The largest part is represented by driving states and superimposed interactions, transitions are detected in a smaller number. Based on these, safety-relevant scenarios as well as compositions defined by means of a simple description language are detected.

This implementation showed that the concept can be applied to real traffic data in practice. In the course of the implementation, it was also possible to identify some corner cases that had not yet been addressed, and the scenario catalog was expanded accordingly to handle them.

#### 4. Continuous parameters at characteristic points in time

The described implementation allows an iterative creation of the codebook, which hides the internal complexity of the scenario concept for the user of the codebook as far as possible and thus ensures the applicability in practice.

## 5 Codebook

The central result of the present research project is the creation of a codebook, which is the basis for the implementation of a scenario extraction from traffic data. First, requirements for the codebook are established, from which the structure of the codebook and the procedure for its creation are derived. The resulting codebook is organised according to the following structure:

1. Introduction and basic assumptions
2. Overview of the base scenarios
  - a. General base scenarios
  - b. Composite scenarios
3. Base scenarios for safety-related interactions
4. Complicating factors
5. Detailed parameterised description of all general base scenarios
6. Description of all safety-relevant base scenarios and representation as a composition

The definition of the parameterised description of the base scenarios represents a central component of the codebook. For this purpose, it is necessary to define the required description parameters for all base scenarios, since different description parameters must be defined for the different base scenarios.

In order to make the creation of the profiles as efficient and less redundant as possible, it is exploited that the scenario concept is available in a machine-readable graph format. This graph is used for the automated creation of the scenario profiles. Such a profile is composed of the following items:

1. Scenario name
2. Scalar parameters
3. Aggregated continuous parameters





## Inhalt

<b>1</b>	<b>Einleitung und Zielsetzung</b> . . . . .	11	3.5	Anforderungsverstärkende Faktoren . .	47
<b>2</b>	<b>Szenarien im Kontext des automatisierten Fahrens</b> . . . . .	12	3.5.1	Herleitung der Faktoren . . . . .	47
2.1	Definitionen des Begriffs Szenario . . . . .	13	3.5.2	Beschreibung der Faktoren . . . . .	48
2.1.1	Der Begriff Szenario in der Fahrzeugtechnik. . . . .	13	3.5.3	Beschreibung der Anforderungen an die Datenerhebung . . . . .	54
2.1.2	Abstraktionsebenen eines Szenarios. . . . .	15	<b>4</b>	<b>Beschreibungsgrößen der Grundszenarien</b> . . . . .	54
2.1.3	6-Ebenen-Modell . . . . .	16	4.1	Skalare Beschreibungsgrößen. . . . .	55
2.1.4	Szenarien in der Simulation . . . . .	17	4.2	Kontinuierliche Beschreibungsgrößen . . . . .	55
2.2	Ansätze zur Identifikation und Klassifikation von Szenarien . . . . .	18	4.3	Definition des Objektbezugs. . . . .	55
2.2.1	Relevante Unterscheidungsmerkmale von Ansätzen zur Szenarienklassifikation. . . . .	19	4.4	Aggregation der Zeitserien. . . . .	55
2.2.2	Szenarienklassifikation basierend auf Daten, Wissen und Erfahrungen . . . . .	20	<b>5</b>	<b>Evaluierung durch Experten</b> . . . . .	56
2.2.3	Szenarienklassifikation basierend auf einer formalen Beschreibung von Wissen. . . . .	27	5.1	Methodisches Vorgehen. . . . .	56
2.2.4	Identifikation von Szenarien mithilfe des Maschinellen Lernens . . . . .	28	5.2	Zusammenfassung der Ergebnisse . . . . .	57
2.3	Konsolidierung relevanter Referenzszenarien . . . . .	29	5.3	Überarbeitung des Klassifikationschemas. . . . .	58
2.4	Anforderungen an eine Systematik zur Klassifikation von Szenarien . . . . .	30	<b>6</b>	<b>Prüfung und Validierung des erarbeiteten Klassifikationschemas anhand von Realdaten.</b> . . . . .	58
<b>3</b>	<b>Theoriebasierte analytische Erarbeitung eines Klassifikationschemas für Verkehrsszenarien</b> . . . . .	32	6.1	Datengrundlage . . . . .	58
3.1	Grundsätzliche Überlegungen zur Einteilung der Szenarien . . . . .	32	6.2	Detektion der Szenarien. . . . .	59
3.2	Allgemeine Szenarien . . . . .	32	6.2.1	Grundszenarien . . . . .	60
3.2.1	Fahrzustände . . . . .	35	6.2.2	Kompositionen . . . . .	62
3.2.2	Transitionen . . . . .	37	6.2.3	Kollisionsrelevante Szenarien . . . . .	63
3.2.3	Überlagerte Interaktionen. . . . .	39	6.3	Ergebnisse . . . . .	63
3.2.4	Liste der Grundszenarien. . . . .	40	6.4	Validierung . . . . .	65
3.3	Kollisionsrelevante Szenarien . . . . .	44	6.4.1	Grenzfälle der Grundszenarien . . . . .	65
3.4	Komposition der Grundszenarien. . . . .	46	6.4.2	Grenzfälle zusammengesetzter Szenarien . . . . .	65
			6.4.3	Validierung der Szenariendetektion . . . . .	66
			6.4.4	Verifizierung der Anforderungen an die Systematik . . . . .	67
			6.5	Anforderungen an die Datengrundlage . . . . .	68

<b>7</b>	<b>Erstellung des Codebooks</b> .....	69
7.1	Anforderung an das Codebook .....	69
7.2	Allgemeine Struktur .....	69
7.3	Erzeugung der Szenarien-Steckbriefe anhand der Baumstruktur.....	70
<b>8</b>	<b>Zusammenfassung</b> .....	71
	<b>Literatur</b> .....	73
	<b>Bilder</b> .....	77
	<b>Tabellen</b> .....	78

Die Anhänge A bis E (Anhang 1) und das Codebook (Anhang 2) zum Bericht sind im elektronischen BAST-Archiv ELBA unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de> abrufbar.

## 1 Einleitung und Zielsetzung

Das automatisierte Fahren hat sich zu einem der relevantesten Forschungsthemen im Bereich der Kraftfahrzeugtechnik entwickelt. Diesem wird ein großes Potenzial zugesprochen, eine sicherere und effizientere Form der individuellen Mobilität zu ermöglichen. Darüber hinaus entstehen durch fahrerlose Fahrzeuge Potenziale für neue Mobilitätskonzepte. So wäre es möglich, dass die Fahrzeuge keinen Parkraum an dicht besiedelten Orten benötigen. Eines der wichtigsten Ziele ist zunächst die Erhöhung der Verkehrssicherheit durch die automatisierte Fahrzeugführung (Bundesregierung 2018).

Die grundsätzliche Machbarkeit einer automatisierten Fahrzeugführung konnte bereits Anfang der 90er Jahre im Forschungsprojekt PROMETHEUS (VOY et al. 1987) demonstriert werden. Gegenwärtige Forschungsprojekte zeigen relevante Anwendungsfälle, in denen Vorserien-Systeme mit mindestens SAE Level 3 (SAE International 2018) eingesetzt werden. Bei diesen kann der Fahrer die Fahraufgabe innerhalb klar eingegrenzter Umgebungsbedingungen an das Fahrzeug abgeben, ohne weiterhin das Fahrzeugumfeld überwachen zu müssen.

Auch wenn mit UN-Richtlinie R157 (UNECE 2021) mittlerweile ein gesetzlicher Rahmen für die Einführung solcher Systeme existiert, werden zum aktuellen Zeitpunkt noch keine Fahrzeuge mit dieser Funktion am Markt angeboten. Denn auch wenn die Systeme in Versuchsfahrten erfolgreich agieren, ist dies noch kein Beweis dafür, dass sie insgesamt mindestens genauso sicher agieren wie der Mensch. Sobald dieser Nachweis zuverlässig durchgeführt werden kann, ist nach (WACHENFELD und WINNER 2015) eine Markteinführung für diese Systeme sinnvoll.

Eine bestehende Herausforderung auf dem Weg zum automatisierten Fahren ist die Bewertung der Fahrfunktionen. Insbesondere gilt es zu bewerten, ob die Fahrfunktion sicher genug für den öffentlichen Straßenverkehr ist. Die seitens des BMVI eingesetzte Ethik-Kommission für das autonome und vernetzte Fahren hielt fest, dass die Zulassung von automatisierten Systemen nur vertretbar ist, wenn sie im Vergleich zu menschlichen Fahrleistungen zumindest eine Verminderung von Schäden im Sinne einer positiven Risikobilanz verspricht (BMVI 2017a).

Einen entsprechenden Nachweis der Sicherheit eines automatisierten Fahrzeugs auf Grundlage von Testfahrten im Feld vorzunehmen, erfordert eine zurückzulegende Distanz, deren Durchführung ökonomisch nicht sinnvoll ist. Beispielrechnungen von (WACHENFELD und WINNER 2015) und (KALRA und PADDOCK 2016) haben ergeben, dass für die Fahrdomäne Autobahn eine Distanz von mehreren hundert Millionen Kilometern erforderlich ist, um einen solchen Nachweis mit einer akzeptablen statistischen Sicherheit zu erbringen. Ein Beispiel für die Anwendung eines Ansatzes, der auf der Testdistanz basiert, sind die vom kalifornischen Department of Motor Vehicles (DMV) eingeforderten Disengagement Reports, in denen Unternehmen, die automatisierte Fahrzeuge auf öffentlichen Straßen testen, angeben müssen, wie oft die Fahrfunktion abgeschaltet wurde oder ein Sicherheitsfahrer eingreifen musste (DMV 2019). Hierbei wird jedoch nicht festgehalten, was die Ursache des Eingreifens ist und ob etwa besonders herausfordernde Umstände vorlagen. So kann nicht bestimmt werden, ob die Fehlerursache in der Hardware liegt oder daran, dass das automatisierte Fahrzeug nicht mit einer komplexen Fahrsituation umgehen kann.

Eine Alternative zur Betrachtung der im Feld gefahrenen Distanz besteht in der szenarienbasierten Bewertung. Hierzu wird die gesamte Fahrt in einzelne Szenarien, die mehr oder weniger ausgedehnte zusammenhängende Verkehrsabläufe darstellen, aufgeteilt. Einzelne Verkehrssituationen können dann den verschiedenen Szenarien zugeordnet werden. Der Vorteil der szenarienbasierten Bewertung im Vergleich zu Fahrten im Feld besteht darin, dass das System gezielt für relevante Verkehrssituationen evaluiert werden kann. Zur Bewertung der Sicherheit eines Systems können so zum Beispiel gezielt Szenarien betrachtet werden, in denen Situationen enthalten sind, welche eine Kollisionsvermeidung erfordern. Damit soll der Testaufwand zur Sicherheitsbewertung der automatisierten Fahrfunktion strukturiert und so effizienter gestaltet werden.

Allgemein betrachtet bestehen zwei Ansätze zur szenarienbasierten Bewertung von automatisierten Fahrfunktionen: Die a-priori Bewertung besteht in der Ableitung konkreter Testfälle. Durch die Kombination eines Szenarios mit einer Zielvorgabe kann ein automatisiertes Fahrzeug in einem konkreten Testfall getestet werden (PEGASUS 2019). Hierzu können beispielsweise Realfahrdaten aus Verkehrsbeobachtungen oder naturalistischen Fahr-

studien sowie Szenarien, die auf Basis von Expertenwissen definiert wurden, eingesetzt werden. Die a-posteriori Bewertung besteht in der Analyse von Felddaten, um beispielsweise Wirksamkeitsanalysen durchzuführen (RÖSENER et al. 2019). Hierbei wird das Verhalten des automatisierten Fahrzeugs direkt in den im Feld aufgezeichneten Szenarien bewertet. Je nach Bewertungskriterium können unterschiedliche Szenarienkataloge betrachtet werden und unterschiedliche Metriken der Bewertung eingesetzt werden. So ist es möglich, die im Feld eingefahrenen Daten tiefergehend zu analysieren, als es die rein statistischen Betrachtungen wie in (WACHENFELD und WINNER 2015), (KALRA und PADDOCK 2016) oder (DMV 2019) erlauben.

Um die Grundlage für eine szenarienbasierte Bewertung auf deutschen Bundesautobahnen zu schaffen, soll im vorliegenden Forschungsvorhaben ein allgemeingültiger Ansatz zur Definition und Klassifikation von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für diese Betriebsdomäne (Operational Design Domain – ODD) erarbeitet werden. Zentrales Element ist ein Konzept, welches die relevanten situativen Merkmale für die Definition von Grundszenarien umfasst und deren Beziehungen definiert. Ausgehend von dieser allgemeingültigen Systematik lassen sich die verschiedenen Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn ableiten. Die Systematik soll alle möglichen Faktoren umfassen, die zum Eintreten eines der Grundszenarien führen können.

Im Allgemeinen kann die Klassifikation von Fahr-szenarien als Analogie zur Unfalltypen-Klassifikation betrachtet werden. Hierbei ist jedoch zu berücksichtigen, dass Unfälle nur einen geringen Teil der Gesamtheit der Verkehrssituationen repräsentieren, die oft mit einem hohen manuellen Aufwand zur Aufbereitung der verfügbaren Informationen klassifiziert werden. Weiterhin stellt ein Unfall ein konkretes Ereignis dar, welches üblicherweise Behörden gemeldet wird, sodass der Aufwand zur Datenerhebung gezielt erfolgen kann. Die Identifikation von Szenarien aus realen Verkehrsdaten hingegen wird auf Grundlage zeitkontinuierlicher Daten vorgenommen. Dies hat zur Folge, dass das Vorgehen zur Identifikation der Grundszenarien soweit wie möglich automatisiert erfolgen sollte, da sonst ein zu großer Aufwand entsteht. Falls eine manuelle Bearbeitung der Daten erforderlich ist, sollte dies nach einer automatisierten Vorverarbeitung geschehen.

Während im Bereich der Unfalltypenklassifikation die Unfalltypen anhand der Konfliktsituation vor dem Zusammenstoß unterschieden werden (GDV 2016), erfordert die Betrachtung anhand von Szenarien im Allgemeinen Zusammenhänge über einen längeren Zeitraum und mit einer höheren Komplexität, insbesondere mit einer größeren Anzahl an Objekten und relevanten Ereignissen. Diese können über eine Wirkungskette verknüpft sein: So kann ein relevanter Faktor in einem Szenario darin bestehen, dass ein langsames Fahrzeug aus Sicht des Ego-Fahrzeugs durch einen weiteren Verkehrsteilnehmer verdeckt wird, bis dieser zu einem bestimmten Zeitpunkt ausschert.

Ein entscheidendes Kriterium bei der Entwicklung der Systematik ist die Umsetzbarkeit mit einem evidenzbasierten Ansatz. Grundlage ist also die Anwendung auf konkreten Daten, wobei zu berücksichtigen ist, dass nicht immer eine perfekte Datenbasis für die Bewertung vorhanden ist. Werden Grundszenarien etwa aus Feldstudienextrahiert, können zur Klassifikation nur Informationen genutzt werden, die sich im Sichtfeld des aufzeichnenden Fahrzeugs ereignet haben.

Der erstellte Katalog an Grundszenarien soll hierbei einerseits die gesamte Fahraufgabe innerhalb der ODD abdecken, andererseits sollen die einzelnen Klassenelemente vollständig disjunkt sein. So soll es ermöglicht werden, alle relevanten Elemente für die Bewertung automatisierter Fahrzeuge zu berücksichtigen.

Ein zentrales Ergebnis stellt das Codebook dar, welches eine allgemeine Herangehensweise bei der Extraktion der Grundszenarien aus Felddaten beschreibt. Neben der Beschreibung der einzelnen Szenarien werden auch die jeweils relevanten Beschreibungsgrößen aufgeführt, die auf Basis des zugrundeliegenden Datensatzes zu bestimmen sind.

## 2 Szenarien im Kontext des automatisierten Fahrens

Die Fahrfunktion eines automatisierten Fahrzeugs ist Bestandteil einer komplexen Wirkungskette, bei der das Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer und andere Bedingungen des Umfelds eine wichtige Rolle spielen. Die sinnvolle Einteilung, Detektion und Klassifikation dieser Ereignisse im Umfeld er-

folgt durch Szenarien. Ziel ist es, den Vorgang der automatisierten Steuerung in nachvollziehbare und analysierbare Elemente zu zerlegen. Deshalb werden bereits etablierte Methoden und Ansätze vorgestellt (vgl. Kapitel 2.2), nachdem die unterschiedlichen Möglichkeiten zur Definition des Begriffs Szenario (vgl. Kapitel 2.1) vorgestellt wurden. Mit den präsentierten Ansätzen gehen zudem beispielhafte Szenarien einher, die repräsentativ für eine begrenzte Menge an Szenarien stehen sollen. Dabei werden sowohl bereits erstellte Szenarienkataloge vorgestellt als auch Corner-Case-Szenarien, die eine seltene oder ungewöhnliche Bedingung enthalten (ISO 2019) (Kapitel 2.3). Diese bilden eine Eingangsgröße für die in Kapitel 3 erarbeitete Systematik für die Erzeugung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien innerhalb der ODD Bundesautobahn. Bevor die Systematik näher erläutert wird, werden in Kapitel 2.4 Anforderungen an die Systematik präsentiert.

## 2.1 Definitionen des Begriffs Szenario

Eine Definition für den Begriff „Szenario“ im deutschen Sprachgebrauch wird durch den Duden festgelegt. Dabei wird der Begriff als „(in der öffentlichen und industriellen Planung) hypothetische Aufeinanderfolge von Ereignissen, die zur Beachtung kausaler Zusammenhänge konstruiert wird“ oder als „Beschreibung, Entwurf, Modell der Abfolge von möglichen Ereignissen oder der hypothetischen Durchführung einer Sache“ definiert (Duden 2020). Der Begriff Szenario wird in den drei Kerngebieten strategisches Management, Mensch-Maschine-Interaktion sowie Software- und Systementwicklung benutzt, um generisch aktuelle und zukünftige Realitäten zu beschreiben (JARKE et al. 1998). Der Hauptanwendungszweck hierbei ist die Abstraktion von komplexen Inhalten. Obwohl die Benutzung des Begriffs sich oftmals unterscheidet, lassen sich Ähnlichkeiten identifizieren.

### 2.1.1 Der Begriff Szenario in der Fahrzeugtechnik

Wird diese Definition auf die Fahrzeugtechnik übertragen, müssen Ereignisse definiert werden, die beispielsweise manöverbasiert sind und durch kausale Ketten kombiniert werden. Eine kausale Kette besteht z. B. in der Verzögerung eines hinterherfahrenden Fahrzeugs in Reaktion auf die Verzögerung des Vorderfahrzeugs. Dabei ist die exakte Hand-

lung der Fahrzeuge und der Ausgang des Szenarios nicht vollständig vordefiniert (WEBER et al. 2019).

Nach EBNER (EBNER 2014) beschreibt das Szenario eine zeitliche Abfolge, welche seine charakteristischen Eigenschaften mithilfe von Messungen und statistischen Auswertungen quantitativ beschreibt. Dabei basiert die Beschreibung des Szenarios auf einer objektiven Beschreibung der Situation ohne Berücksichtigung der subjektiven Wahrnehmung des Fahrers. Dieser Ausschnitt wird mithilfe der drei zentralen Komponenten Ego-Fahrzeug, Verkehrsteilnehmer und Umwelt beschrieben. Der Autor eröffnet zudem die Ausprägung des Szenariobegriffs entlang der Dimension Kritikalität. Dabei wird zwischen unkritischen Szenarien, kritischen Szenarien und Unfallszenarien differenziert. Die Differenzierung soll dabei helfen, Referenzszenarien zu identifizieren, die eine begrenzte Anzahl an systematisch abgeleiteten Verkehrssituationen darstellen. Unfallszenarien sollen hier dazu dienen, Potenziale neuer Systeme zur Erhöhung der Verkehrssicherheit mithilfe von Wirksamkeitsanalysen zu quantifizieren. In kritischen Szenarien dagegen soll der Unterstützungsbedarf des Fahrers untersucht werden, da bei unangebrachtem Fahrerverhalten ein Unfall auftreten kann. In unkritischen Szenarien soll der Fokus der Fahrerakzeptanz für das System im Vordergrund stehen.

GEYER et al. (GEYER et al. 2013) etablierten ein Modell zur Beschreibung der Begriffe Situation und Szenario. Dabei besteht eine Situation aus einer Szene und dem Ego-Fahrzeug. Die Szene beschreibt die dynamischen Elemente, die Szenerie mit den statischen Elementen und zusätzliche Instruktionen. In dieser Definition wird die Handlung des Ego-Fahrzeugs im Gegensatz zu den anderen dynamischen Objekten nicht komplett vordefiniert. Insbesondere in sicherheitsrelevanten Szenarien ist eine Prädiktion des Verhaltens des Ego-Fahrzeugs schwierig. Das Szenario selbst besteht mindestens aus einer Situation innerhalb einer Szene. Analog zum Film oder Theater beinhaltet das Szenario eine Storyline, die unter anderem das erwartete Verhalten des Fahrers beinhaltet. Dieses Verhalten wird durch die Fahrmission beeinflusst.

In der Veröffentlichung von ULBRICH et al. (ULBRICH et al. 2015) wird analog eine Systematik zur Einordnung der Begriffe Szene, Situation und Szenario durchgeführt. Die Autoren berücksichtigen dabei verschiedene Quellen, um einen einheitlichen Kon-

sens zu bilden. Eine zentrale Rolle spielt dabei auch die Veröffentlichung von GEYER et al. Während nach GEYER et al. die Szene über eine Zeitspanne hinweg andauert, definieren ULBRICH et al. die Szene als Momentaufnahme des Umfelds. Die Szene beschreibt, welche beweglichen und unbeweglichen Elemente des Verkehrsumfelds relevant sind sowie die Selbstrepräsentation aller Akteure und Beobachter und die Relationen zwischen diesen Elementen (SAE International 2019). Die weiteren Charakteristika sind dennoch deckungsgleich, wobei die Autoren anmerken, dass die Szene immer fehlerbehaftet ist und aus der Perspektive eines oder mehrerer Beobachter beschrieben wird.

Eine Situation wiederum kann vollständig aus einer Szene und den Zielen und Werten eines Systems abgeleitet werden, wie zum Beispiel der Mission oder regulatorischen Rahmenbedingungen. Eine Situation wird daher durch die Informationsauswahl und -augmentierung von der Szene abgeleitet (ULBRICH et al. 2015).

„Ein Szenario beschreibt die zeitliche Entwicklung von Szenenelementen innerhalb einer Folge von Szenen, welche mit einer Startszene beginnt. Aktionen und Ereignisse ebenso wie Ziele und Werte können spezifiziert werden, um diese zeitliche Entwicklung in einem Szenario festzulegen. Im Gegensatz zu Szenen decken Szenarien eine gewisse Zeitspanne ab“ (ULBRICH et al. 2015). Aktionen und Ereignisse werden hierbei genutzt, um Szenen zu einem Szenario zu verknüpfen, sodass diese die zukünftigen Aktionen und Events beeinflussen. Zur Verdeutlichung dieser Zusammenhänge wurden von STEIMLE et al. die Zusammenhänge mithilfe eines UML-Diagramms veranschaulicht (STEIMLE et al. 2018).

Teile dieser Definition wurden später im Rahmen der Safety of the Intended Functionality (SOTIF) übernommen. Safety of the Intended Functionality (Sicherheit der Sollfunktion) ist ein Sicherheitsprozess in der Automobilindustrie, der sich mit unbeabsichtigten Systemverhalten über die reine Funktionssicherheit hinaus befasst. Dieser Standard ergänzt die ISO 26262, die der Entwicklung für sicherheitsrelevante elektrische und elektronische Systeme in Kraftfahrzeugen mithilfe eines Vorgehensmodell dient (ISO 2018). Fehlfunktionen elektronischer Systeme werden durch den industriellen Prozess der funktionalen Sicherheit, ISO 26262, behandelt. SOTIF trägt andererseits dazu bei, Gefahren zu mindern, die entstehen können, wenn die Fahrbe-

dingungen die technologischen Grenzen einer oder mehrerer Systemkomponenten überschreiten oder aus bestimmten menschlichen Faktoren resultieren, wie z. B. vorhersehbarer Systemmissbrauch oder Modusverwirrung (RAU et al. 2019).

In einer internationalen Kooperation zwischen dem Deutschen Institut für Normung (DIN) und der Society of Automotive Engineers (SAE) International entstand die „DIN-SAE Spec 91381, Terms and Definitions Related to Testing of Automated Vehicle Technologies (SAE International 2019)“. Die Spezifikation beleuchtet die Begrifflichkeiten aus den Anwendungsbereichen Testmethode, Testumgebung und Szenarienbeschreibung, wobei letzteres von besonderem Interesse für den vorliegenden Bericht ist. Dort wird ein Szenario als „Abstraktion und generelle Beschreibung einer zeitlichen und räumlichen Verkehrskonstellation ohne Spezifizierung von Parametern“ definiert.

FAHRENKROG et al. (FAHRENKROG et al. 2016) unterscheiden im Wesentlichen die Begriffe der Fahrsituation und des Fahrplans. Eine Fahrsituation beschreibt ein spezifisches Fahrmanöver mithilfe von detaillierten Parametern, die analysiert und simuliert werden können. Die generelle Abstraktion dessen wird von den Autoren als Fahrplan bezeichnet. Dabei werden die abhängigen Parameter nicht weiter spezifiziert. Eine ähnliche Definition wurden im Projekt StreetWise und ENABLE-S3 angewendet, wobei die Begriffe Szenario und Szenarioklasse als Synonyme verwendet werden (ELROFAI et al. 2018; ENABLE-S3 2019).

Innerhalb eines Szenarios werden das Ego-Fahrzeug, die dynamischen und statischen Elemente sowie die spezifischen Verhältnisse der Umwelt beschrieben. Die dynamischen Objekte werden weiterhin durch ihren aktuellen Zustand (z. B.: Geschwindigkeit) sowie deren Aktivitäten (z. B.: Fahrstreifenwechsel) beschrieben. Aus der Perspektive des Ego-Fahrzeuges enthält ein Szenario alle relevanten Events.

Das Event beschreibt hierbei den Anfang bzw. das Ende einer Aktivität, welches einem dynamischen Objekt zugeordnet werden kann. Die Szenarioklasse wiederum beschreibt mehrere Szenarien, die eine gleiche Charakteristik aufweisen.

Im Projekt interactiVe (interactiVe 2014) stand die Vision eines unfallfreien Verkehrs durch erschwingliche integrierte Sicherheitssysteme, die den Fahrer kontinuierlich unterstützen und bei Bedarf eingrei-

Funktionale Szenarien	Logische Szenarien	Konkrete Szenarien
<u>Basis Straßennetzwerk:</u> Zweispurige Autobahn in einer Kurve, 100 km/h Geschwindigkeitslimit wird mit Verkehrszeichen angezeigt	<u>Basis Straßennetzwerk:</u> Straßenbreite [2,1..3.6] m Kurvenradius [0,4..0,9] km Position Verkehrszeichen [0..210] m	<u>Basis Straßennetzwerk:</u> Straßenbreite 3,3 m Kurvenradius 0,5 km Position Verkehrszeichen 160 m
<u>Stationäre Objekte:</u> -	<u>Stationäre Objekte:</u> -	<u>Stationäre Objekte:</u> -
<u>Bewegliche Objekte:</u> Ego-Fahrzeug, Stau; Interaktion: Ego vollzieht Manöver "Annäherung" auf dem mittleren Streifen, Stau bewegt sich langsam	<u>Bewegliche Objekte:</u> Stauende [10..250] m Staugeschwindigkeit [0..20] km/h Ego-Entfernung [50..300] m Ego-Geschwindigkeit [90..140] km/h	<u>Bewegliche Objekte:</u> Stauende 50 m Staugeschwindigkeit 30 m Ego-Entfernung 220 m Ego-Geschwindigkeit 110 km/h
<u>Umwelt:</u> Sommer, Regen	<u>Umwelt:</u> Temperatur [10..45] °C Tröpfchengröße [20..100] µm	<u>Umwelt:</u> Temperatur 20 °C Tröpfchengröße 30 µm
Abstraktionslevel		
Anzahl Szenarien		

Bild 2-1: Abstraktionsebenen eines Szenarios basierend auf (BAGSCHIK et al. 2017)

fen, im Vordergrund. Deshalb wurden gezielt Szenarien gesucht, die eine Gefahrensituation oder einen Unfall darstellen. Das Szenario wird mithilfe von zwei Ebenen definiert. Die erste Ebene veranschaulicht den Unfalltyp mithilfe von Piktogrammen basierend auf den Klassifikationsschemata der Unfalldatenbanken. Zudem liefert diese Stufe allgemeine Informationen über die Häufigkeit und Schwere der Unfallarten. Eine kurze allgemeine Erzählung des Ereignisablaufs ist ebenfalls Teil der ersten Stufe. Auf der zweiten Stufe wird das Szenario dann mit Einzelheiten über den Ablauf der Ereignisse sowie der kausalen Mechanismen angereichert. Sowohl fahrerbezogene Versagensmechanismen (z. B. Unaufmerksamkeit) als auch Näherungswerte relevanter fahrzeugkinematischer Parameter (z. B. Geschwindigkeitsverteilungen) werden beschrieben. Um alle relevanten Aspekte zu erfassen, wurde eine Beschreibung verwendet, die der Definition der funktionalen Szenarien ähnelt (vgl. Kapitel 2.1.2).

### 2.1.2 Abstraktionsebenen eines Szenarios

Im Rahmen des PEGASUS Projekts (PEGASUS 2019) wurde die Begriffsdefinition weiter voran getrieben. Eine detailliertere Spezifikation der Anforderungen an die Sicherheit während des gesamten Entwicklungsprozesses ist essenziell. Folglich liefert das PEGASUS Projekt einen zusätzlichen Beitrag für eine ganzheitliche Anwendung der szenari-

enbasierten Entwicklung von sicherheitskritischen elektrischen und elektronischen Systemen. Die Ergebnisse basieren auf der Anwendung des Begriffs Szenario auf verschiedenen Abstraktionsebenen, die durch eine Anforderungsanalyse entlang der ISO 26262 herausgefunden wurde. Als Ergebnis wurde der Begriff Szenario auf drei verschiedenen Abstraktionsebenen definiert, die funktional, logisch und konkret genannt werden (BAGSCHIK et al. 2017) (vgl. Bild 2-1).

Im Projekt MOOVE (BRACQUERMOND 2018) werden funktionale Szenarien mithilfe von kurzen Stichpunkten und Piktogrammen definiert. Im Projekt PEGASUS wird diese Begriffsverwendung weiter ergänzt. Dort stellen funktionale Szenarien die erste und abstrakteste Ebene dar, die meist während der Konzeptphase zur Definition des Entwicklungsobjekts und zur Bewertung von Expositionsanalysen und Risikobewertungen verwendet wird. Die Beschreibung orientiert sich an sprachlichen Vorgaben, die intuitiv lesbares Expertenwissen darstellen. Funktionale Szenarien werden auf der semantischen Ebene durch konsistente Beschreibungen aller Elemente eines Szenarios (Entitäten) sowie der Beziehung und Interaktion zwischen diesen Entitäten durch ein einheitliches und konsistentes Vokabular charakterisiert (BAGSCHIK et al. 2017). Eine zusätzliche Unterscheidung kann gemacht werden zwischen funktionalen Szenarien, die über das allgemeine Sprachverständnis interpretiert werden



können, und funktionalen Szenarien auf Basis einer Systematik, die prinzipiell maschinenlesbar ist.

Im Gegensatz dazu werden logische Szenarien als Modell der Abfolge von Szenen definiert, die mit einer Startszene beginnt, aber das zukünftige Verhalten des Ego-Fahrzeugs nicht weiter definiert, sodass der Ausgang ungewiss ist (SAE International 2019). Es wird dargestellt, dass logische Szenarien funktionale Szenarien anhand eines Zustandsraums mit Parametern der einzelnen Entitäten (absolute Parameter) und Parametern der Beziehungen (relative Parameter) spezifizieren. Die Wertebereiche können z. B. durch Beschränkungen oder statistische Verteilungen modelliert werden. Darüber hinaus helfen algebraische Bedingungen und Korrelationsfunktionen bei der Beschreibung von Beziehungen zwischen verschiedenen Parametern.

Die niedrigste Abstraktionsebene mit der höchsten Vielfalt an Szenarien wird durch konkrete Szenarien verkörpert. Hierbei wird für jeden Parameter des Zustandsraums ein Wert festgelegt. Die Ermittlung von Werten aus Parameterbereichen zu einem festen Wert stellt somit einen Übergang von logischen zu konkreten Szenarien dar. Ein logisches Szenario ist also theoretisch der Ursprung für eine unendliche Anzahl von konkreten Szenarien. Das konkrete Szenario ist parametrisiert über eine zeitliche Abfolge von Szenen, beginnend mit einer initialen Szene. Der Ausgang des Szenarios ist wie bereits bei dem logischen Szenario hypothetisch und nicht weiter definiert (SAE International 2019). Daher werden insbesondere konkrete Szenarien verwendet, um Testfälle und Testspezifikationen zu generieren. Eine beispielhafte Anwendung und Umsetzung findet mithilfe des Ausspielformats OpenSCENARIO statt, welches im Späteren noch erläutert wird.

(SAE International 2019) betrachtet darüber hinaus noch Replay-Szenarien, welche im Feld aufgezeichnet und direkt als Testfall eingesetzt werden. Diese Szenarien werden dementsprechend nicht von einer Parameterkombination eines logischen Szenarios repräsentiert. Replay-Szenarien nutzen daher die unveränderten Daten aus der realen Welt, die den erfahrenen Test repräsentieren. Diese Szenarien sind daher eine bestimmte reduzierte Form eines konkreten Szenarios, da keine Abstraktion auf ein Modell stattfindet.

Zusammenfassend sind funktionale, logische und konkrete Szenarien durch die Definition eines Zustandsraums bzw. die Festlegung von konkreten

Werten im Zustandsraum ineinander übertragbar. Funktionale Szenarien unterstützen den Prozess der Definition des Entwicklungsobjektes und bewerten die Gefahren- und Risikobewertung vor technischen Entwicklungen. Die Übertragung von der sprachlichen Beschreibung in die Zustandsraumbeschreibung ermöglicht die Ableitung technischer Anforderungen mit gültigen und nicht gültigen Wertebereichen. Schließlich dienen konkrete Szenarien zur Definition ausführbarer Testfälle. Diese Definition findet in weiteren Projekten, wie dem SAKURA Projekt (SAKURA 2020) Verwendung. Aufgrund des hohen Abstraktionsgrades beschreibt das nächste Unterkapitel (vgl. Kapitel 2.1.3) eine Methodik zur Bewältigung der Komplexität des Szenariobegriffs innerhalb der drei Abstraktionsebenen (vgl. Bild 2-1), um diese in überschaubare Elemente zu gliedern.

### 2.1.3 6-Ebenen-Modell

Im Rahmen des PEGASUS Projekts wurde das 6-Ebenen-Modell zur Strukturierung der Elemente eines Szenarios vorgestellt, um eine universelle Beschreibung relevanter Elemente zu etablieren. Zunächst entwickelten SCHULDT et al. das 4-Ebenen-Modell (SCHULDT et al. 2013). Dieser Ansatz wurde dann auf das 5-Ebenen-Modell (PEGASUS 2017) erweitert, das die neue Verkehrsinfrastrukturebene einführte. Diese Ebene wird verwendet, um die Verkehrsleitinfrastruktur wie Schilder und Barrieren zu beschreiben. Schließlich schlugen BOCK et al. eine zusätzliche Ebene zur Beschreibung aller digitalen Informationen vor (BOCK et al. 2018).

Im Projekt VVMethoden wurde das Modell hinsichtlich seiner Anwendbarkeit auf urbane Verkehrsräume untersucht. Im Zuge hiervon wurde in (SCHOLTES et al. 2021) eine detaillierte Definition der einzelnen Ebenen sowie deren Abgrenzung voneinander ausgearbeitet. Hierbei wurde die Definition der Ebenen 1 und zwei geringfügig adaptiert. Im Folgenden werden die Ebenen basierend auf (SCHOLTES et al. 2021) beschrieben, vgl. Bild 2-2.

Ebene 1 beschreibt das Straßennetzwerk einschließlich ihrer Geometrien und Topologien. Diese Ebene beinhaltet unter anderem die Beschreibung der Kurvenradien, Quer- und Längsneigung sowie weitere Faktoren. Weiterhin werden permanente Objekte zur Verkehrsleitung definiert. Diese umfassen Markierungen sowie Verkehrszeichen nach dem Verkehrszeichenkatalog (BMVI 2017b).

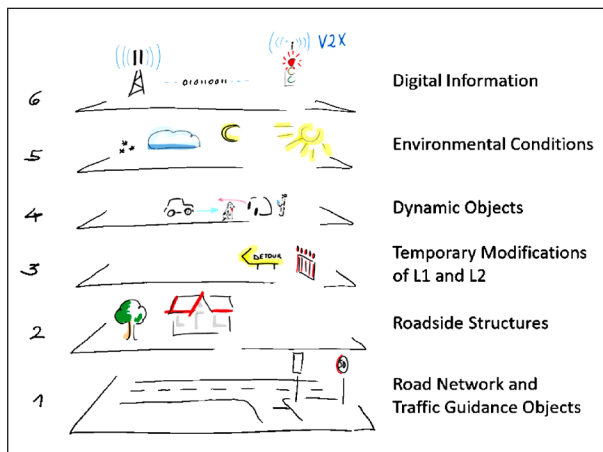


Bild 2-2: 6-Ebenen-Modell nach PEGASUS (SCHOLTES et al. 2021)

Die Randbebauung wird durch Ebene 2 verkörpert und umfasst z. B. die Beschreibung von Sicherheitsstrukturen (z. B. Leitplanken) sowie anderen statischen Umgebungsobjekten wie Bäumen.

Ebene 3 beschreibt temporäre Modifikationen der Ebenen 1 und 2. Dazu werden bei Bedarf Engpässe und Fahrbahnausbauten sowie Baustellen, die z. B. durch Kegel oder gelbe Markierungen auf der Straße gekennzeichnet sind, hinzugefügt.

Mit Ebene 4 wird die Beschreibung der Verkehrsteilnehmer und weiterer dynamischer Objekte inklusive der Interaktionen eingeführt. Während die ersten drei Ebenen statische Objekte definieren, ist die vierte Ebene für alle potenziell beweglichen Objekte zuständig.

Ebene 5 definiert insbesondere die Umweltbedingungen wie das Wetter und die Tageszeit. Zudem werden Einflüsse auf die Ebenen 1 bis 4 beschrieben, da beispielsweise Schnee den Straßenzustand hinsichtlich des Reibkoeffizienten verändern kann.

Ebene 6 umfasst schließlich digitale Kommunikation. Dies beinhaltet sowohl digitale Kartendaten und auch die Vehicle-to-Everything (V2X) Kommunikation als auch den Status von Lichtsignalanlagen und Wechselverkehrszeichen.

In der ISO/PAS 21448 werden ebenfalls Faktoren genannt, um Szenarien zu entwickeln. Die Faktoren zielen insbesondere auf die Identifizierung und Evaluierung potenzieller auslösender Faktoren, die die automatisierte Fahrfunktion beeinträchtigen können. Der Fokus dieser Spezifikation liegt auf der Identifikation von Szenarien, die die Grenzen des Systems

überschreiten oder durch Fahrermissbrauch verursacht werden. Dabei werden folgende Oberkategorien verwendet, die dem oben erläuterten 6-Ebenen-Modell zugeordnet werden können:

- Ebene 1: Straßengeometrie (Gerade, Kurve, Steigung etc.)
- Ebene 2: Umgebungsobjekte (Fahrbahnbegrenzungen, Schilder etc.)
- Ebene 4: Fahrverhalten des Ego-Fahrzeugs (Beschleunigung, Geschwindigkeit etc.) und anderer Verkehrsteilnehmer (Fahrverhalten, Position, Typ)
- Ebene 5: Klima (Regen, Wolken etc.), Straßenzustand (nass, trocken, Reibwert etc.) und Uhrzeit (morgens, mittags, abends, nachts)

Der Einfluss durch temporäre Modifikationen sowie digitale Informationen wird nicht explizit berücksichtigt.

#### 2.1.4 Szenarien in der Simulation

Da die Simulation der automatisierten Fahrfunktion einen wesentlichen Bestandteil in der Entwicklung sowie Absicherung ausmacht und bereits in öffentlichen Projekten wie PEGASUS Verwendung findet, ist die Definition des Begriffs Szenario in diesem Kontext ebenso wichtig. Um die konkreten Szenarien in verschiedenen Testwerkzeugen zu bewerten, müssen Szenarienbeschreibungsformate entwickelt werden. Dazu wurden in PEGASUS OpenDRIVE zur Beschreibung der Ebenen 1 – 3 und OpenSCENARIO zur Beschreibung der Ebene 4 – 6 verwendet.

OpenDRIVE wurde erstmals 2005 veröffentlicht und ermöglicht die Beschreibung einer statischen Umgebung mit Schwerpunkt auf Straßen. So können einzelne Straßenelemente wie Geraden und Kurven parametrisiert und mit anderen Elementen zu ganzen Strecken kombiniert werden. OpenSCENARIO wurde erstmals 2014 eingeführt und im Rahmen des PEGASUS-Projekts weiterentwickelt. Im Gegensatz zu OpenDRIVE wird OpenSCENARIO zur Beschreibung der zeitlich dynamischen Elemente eines Szenarios verwendet. Beispielsweise wird die Position einer Ampel in OpenDRIVE definiert, während die Schaltzeiten in OpenSCENARIO definiert werden. Der Fokus liegt jedoch auf den Verkehrsteilnehmern selbst. Beispielsweise werden

Fahrzeuge in Katalogen definiert und auf einer Route positioniert, die in OpenDRIVE referenziert wird. Das Verhalten der Fahrzeuge im Szenario kann durch ein Storyboard beschrieben werden. Fahrzeugaktionen können ausgelöst werden, wenn vordefinierte Bedingungen erfüllt sind. Der simulative Anwendungsfall lässt sich nicht direkt auf einen evidenzbasierten Anwendungsfall übertragen. So führen Akteure in der Simulation oft Manöver aus, wenn bestimmte Bedingungen erfüllt sind. Beispiele für solche auslösenden Bedingungen (Trigger) sind:

- Abstände zwischen zwei Verkehrsteilnehmern/Objekten
- Positionen in longitudinaler oder lateraler Richtung eines Teilnehmers
- Absolute Geschwindigkeiten
- Relativgeschwindigkeiten
- Zeitlücken, Time-to-Collision (TTC)

Ein Fahrzeug kann einen neuen Zielfahrsteifen erhalten, die Querbewegung kann durch eine parametrisierte Beschreibung oder durch eine Trajektorie in Form einer Liste von Positionen genau vorgegeben werden. Die Implementierung von OpenSCENARIO basiert auf dem XML-Standard. Die Etablierung dieses offenen Standards wird von der Association for Standardization of Automation and Measuring Systems (ASAM) übernommen (ASAM 2020b). Bereits mehrere Toolhersteller nutzen diesen Standard. Die Übertragbarkeit eines solchen Prinzips auf die Betrachtung von Szenarien aus Felddaten ist nicht immer direkt möglich, da die auslösende Bedingung möglicherweise außerhalb des Sichtfelds der aufzeichnenden Instanz liegt.

Connected Places Catapult hat mit „Multi User Scenario Catalogue for Connected Autonomous Vehicles (MUSICC)“ ein Projekt ins Leben gerufen, um Szenarien für die Zertifizierung zu entwickeln und zu speichern (SAIGOL 2019). Das Ziel des Projekts ist eine Szenariensprache in Kombination mit Industriestandards sowie eine offene und erweiterbare Bibliothek, die für die Absicherung relevante Szenarien gespeichert hat.

## 2.2 Ansätze zur Identifikation und Klassifikation von Szenarien

Im Rahmen dieses Kapitels werden aus der Literatur Ansätze zur Identifikation und Klassifikation von Szenarien vorgestellt. Dabei lassen sich drei verschiedene Methoden verwenden, deren Unterscheidungsmerkmale zunächst in Kapitel 2.2.1 erläutert werden.

Die erste Methodik besteht in der Definition eines Szenarienkatalogs auf Basis von Daten und Erfahrungen. Datengetriebene Ansätze erlauben die iterative Erprobung und Verbesserung durch das Sammeln neuer Daten. Hiermit können umfangreiche und plausible Szenarienkataloge erstellt werden. Es ist jedoch schwierig sicherzustellen, dass die Menge der enthaltenen Szenarien für den jeweiligen Anwendungsfall vollständig ist (vgl. Kapitel 2.2.2).

Eine zweite Möglichkeit besteht darin, eine Wissensgrundlage in Form eines Modells umzusetzen und basierend auf dem Modell einen Szenarienkatalog zu erzeugen. Die Vollständigkeit des Szenarienkatalogs kann so anhand des Modells anstelle des Szenarienkatalogs betrachtet werden, was im Allgemeinen effizienter umgesetzt werden kann (vgl. Kapitel 2.2.3).

Eine dritte Möglichkeit besteht darin, Szenarien mittels maschineller Lernverfahren zu identifizieren. Hierzu wird das Verfahren des Unsupervised Learning eingesetzt, welches ohne vorher definiertes Wissen einen Datensatz in Szenarien einteilt. Bei dem Einsatz maschineller Lernverfahren ist die Vollständigkeit des Szenarienkatalogs abhängig von den in der Datengrundlage enthaltenen Verkehrssituationen. Weiterhin ist ein zusätzlicher Aufwand nötig, um den einzelnen Szenarien eine Bedeutung zuzuordnen, um zum Beispiel die Relevanz der Szenarien für die Sicherheitsbewertung einzuschätzen (vgl. Kapitel 2.2.4).

Unabhängig der genannten Methoden haben Daten eine hohe Relevanz zur Überprüfung der Ansätze, aber auch der Parametrierung der Szenarienräume. Mithilfe von Daten können konkrete Szenarien entweder aus Felddaten erkannt und parametrisiert oder künstlich erzeugt werden. Das Erkennen von Szenarien in Felddaten birgt den Vorteil, dass die extrahierten Szenarien stets valide sind. Das künstliche Erzeugen von Szenarien kann dazu dienen, Szenarien, die z. B. basierend auf Expertenmeinun-

gen plausibel sind, gezielt in kontrollierten Umgebungen zu erzeugen, um das Verhalten der automatisierten Fahrfunktion zu bewerten.

### 2.2.1 Relevante Unterscheidungsmerkmale von Ansätzen zur Szenarienklassifikation

Eine wesentliche Unterscheidung, die bei der Beschreibung von Szenarien vorgenommen werden muss, ist der Aspekt ob diese Szenarien natürlichsprachlich oder formal beschrieben werden. Basierend auf den von (BAGSCHIK et al. 2017) gemachten Definitionen stellen es funktionale Szenarien frei, Szenarien natürlichsprachlich zu beschreiben. Die natürlichsprachliche Beschreibung ermöglicht die Darstellung beliebiger Szenarien, da keine vorgegebenen Wörter oder Zusammenhänge verwendet werden müssen. In der Fachsprache kann es im Rahmen hiervon vorkommen, dass bestimmte Begriffe standardisiert werden, um den Sprachgebrauch zu vereinfachen. Eine nicht formale Darstellung kann ebenso mit Bildern, die Szenen eines Szenarios darstellen, vorgenommen werden, ohne dass definiert wird, welche Bedeutung Elemente haben können. Skizzen von Fahrstreifenzuordnungen werden hierbei zum Beispiel direkt verstanden.

Szenarien können jedoch auch mit speziellen Domain Specific Languages (DSL) beschrieben werden. Diese Sprachen geben eine gewisse Syntax sowie Semantik der Sprachelemente vor, die von Softwareanwendungen verstanden und verarbeitet werden können. (BOCK et al. 2019) nehmen eine Überführung von natürlichsprachlich beschriebenen Szenarien in eine DSL vor, die es ermöglicht, die Szenarienkataloge versioniert zu verwalten und in mehreren Sprachen darzustellen. Die Darstellung von Szenarien mittels einer DSL kann den Vorteil haben, dass sich Szenarien vereinfacht in ein simulierbares Format überführen lassen. Dabei kann die DSL so gestaltet werden, dass diese direkt von Simulationswerkzeugen verstanden wird.

Ein Beispiel für eine DSL mit dem Ziel der direkten Simulation der beschriebenen Szenarien stellt die Measurable Scenario Description Language (MSDL) dar (Fortellix 2020). Eine ähnliche Form der simulierbaren deklarativen Beschreibung soll durch OpenSCENARIO 2.0 eingeführt und standardisiert werden. MDSL verwendet zur Beschreibung der Szenarien eine deklarativen Form der Beschreibung: Das Verhalten der Akteure in einem Szenario wird

hierbei nicht durch mögliche Aktionen definiert, sondern durch die Definition von Randbedingungen für das Verhalten der Akteure. Durch eine Optimierung möglicher Eingangswerte werden die für die Simulation verwendeten Modelle so angesteuert, dass das resultierende Verhalten innerhalb der in der Szenarienbeschreibung definierten Randbedingungen bleibt. Im Gegensatz hierzu verwenden die meisten Ansätze zur Beschreibung eines Szenarios eine als imperative anzusehende Art der Darstellung: Teilnehmern in einem Szenario werden zu bestimmten Zeitpunkten (Events) im Szenario Aktionen zugeordnet, die diese ausführen. Durch die Kombination mehrerer Events und Aktionen für verschiedene Teilnehmer können komplexe Verläufe in einem Szenario dargestellt werden.

In OpenSCENARIO 1.0 werden die Szenarien mittels Trigger und Aktionen im Rahmen eines Storyboards instruiert (ASAM 2020c). Dies erlaubt nur bedingt, die Szenarien anhand ihrer Randbedingungen zu definieren. Die Unterschiede zwischen der deklarativen Beschreibung wie z. B. MSDL und der imperativen Beschreibung im OpenSCENARIO 1.0 können anhand eines überholenden Einschleifers als Beispiel illustriert werden (vgl. Tabelle 2-1).

Nach den angegebenen Instruktionen ergeben beide Beschreibungsformen annähernd identische Szenarien, wobei in dem deklarativ beschriebenen Szenario dem Objektfahrzeug nicht vorgegeben wird, die Endbedingungen mit einem Fahrstreifenwechsel (FSW) zu erreichen. Prinzipiell wäre es möglich, innerhalb des Szenarios zunächst einen FSW nach links zu machen und danach einen doppelten FSW nach rechts, sodass das Objektfahrzeug auf dem Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs endet.

Ein solches Verhalten kann aber implizit von den verwendeten Modellen verhindert werden, indem z. B. die Kraftschlussgrenzen eingehalten werden oder unplausible Fahrereingaben nicht zugelassen werden.

Ein weiterer Aspekt innerhalb der Szenarienbeschreibung anhand spezieller formaler Sprachen ist der Aspekt der Parametrierung. Logische Szenarien beschreiben Szenarien, die mittels eines Parameterraums beschrieben werden. Die parametrierbare Darstellung erfordert das Vorhandensein von Parametern, die mit Werten belegt werden können.

Imperativ (Event-Action)	
Initiale Bedingungen	Ego: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Position (anhand Referenzlinie des Ego-Fahrstreifen)               <ul style="list-style-type: none"> <li>– <math>s = 0</math> m</li> <li>– <math>t = 0</math> m</li> </ul> </li> <li>• <math>v = 120</math> km/h</li> </ul> Objekt: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Position               <ul style="list-style-type: none"> <li>– <math>s = -20</math> m</li> <li>– <math>t = 3,7</math> m</li> <li>– Linker Fahrstreifen hinter dem Ego-Fahrzeug</li> </ul> </li> <li>• <math>v = 130</math> km/h</li> </ul>
Aktion	Objekt: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Trigger               <ul style="list-style-type: none"> <li>– <math>x_{rel}(Ego) = 10</math> m</li> </ul> </li> <li>• Aktionen               <ul style="list-style-type: none"> <li>– Fahrstreifenwechsel <math>d = 5</math> s</li> <li>– Verzögerung <math>3</math> m/s<sup>2</sup> für <math>5</math> s</li> </ul> </li> </ul>
Deklarativ	
Initiale Bedingungen	Ego: <ul style="list-style-type: none"> <li>• (keine)</li> </ul> Objekt: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Position               <ul style="list-style-type: none"> <li>– <math>s_{rel} = -20</math> m</li> <li>– <math>t_{rel} = 3,7</math> m</li> <li>– Linker Fahrstreifen hinter dem Ego-Fahrzeug</li> </ul> </li> <li>• <math>v &gt; v(Ego) + 10</math> km/h</li> </ul>
Endbedingungen	nach $7,8$ s: Objekt: <ul style="list-style-type: none"> <li>• Position               <ul style="list-style-type: none"> <li>– <math>s_{rel} = 10</math> m</li> <li>– <math>t_{rel} = 0</math> m</li> </ul> </li> <li>• <math>v = v(Ego) - 5</math> km/h</li> </ul>

Tab. 2-1: Deklarative vs. imperative Beschreibungsformen

Ein Beispiel wurde bereits in Bild 2-1 gezeigt. Das Erzeugen von (mehreren) konkreten Szenarien aus einem logischen Szenario kann im Allgemeinen durch ein Sampling von Parameterkombinationen vorgenommen werden. Für das Sampling ist lediglich eine Kenntnis des Parameterraums (inkl. möglicher Anhängigkeiten zwischen den Szenarien) und nicht des eigentlichen Szenarios. Implizite Randbedingungen, die sich durch die Struktur des Szenarios (z. B. Randbedingungen durch definierte Relativpositionen) oder physikalische Gegebenheiten (z. B. maximales Verzögerungsvermögen eines Fahrzeugs) ergeben, werden in diesem Verarbeitungsschritt nicht berücksichtigt.

Eine weitere wichtige Entscheidung zwischen Ansätzen zur Erstellung von Szenarienkatalogen ist, ob in einem Szenario ein Ego-Fahrzeug bzw. ein Prüfobjekt vorgegeben wird. Sprachen wie OpenSCENARIO oder MSDL sehen es prinzipiell vor, mindestens ein Ego-Fahrzeug zu definieren, da die Anwendung im szenarienbasierten Testen liegt, sodass stets ein Testobjekt besteht. Ansätze wie [BAG18] sehen zunächst kein Ego-Fahrzeug vor. Hierbei ist es zwar möglich, eines der im Szenario vorhandenen Fahrzeuge als Ego-Fahrzeug zu definieren. Es kann jedoch nicht garantiert werden, dass alle Events im Szenario erreicht werden, sodass die initial geplanten Aktionen ausgeführt werden.

## 2.2.2 Szenarienklassifikation basierend auf Daten, Wissen und Erfahrungen

Innerhalb der Methodik zur Szenarienklassifikation mithilfe von Daten, Wissen und Erfahrungen lassen sich ebenfalls verschiedene Herangehensweisen und Projekte kategorisieren, die im Folgenden beleuchtet werden.

### Szenarien in Anlehnung an die Unfallklassifikation

Um eine Verkehrssituation vollständig beschreiben zu können, müssten alle Informationen in beliebigem Detailgrad verfügbar sein. Das ist in der Praxis nicht der Fall. Daher muss die Unfallforschung, wie beispielsweise das German In-Depth Accident Study (GIDAS) Projekt, in der Regel Annahmen treffen, da nicht jedes Merkmal der Unfallsituation eindeutig rekonstruiert werden kann (GIDAS 2021). Darüber hinaus sind auch nicht alle Details für weitere Analysezwecke relevant. Daher werden nur die relevanten Merkmale und Parameter untersucht und beispielsweise mit dem dreistelligen Unfalltypenkatalog kategorisiert. Dabei bezeichnet der Unfalltyp den Verkehrsvorgang bzw. die Konfliktsituation, aus der der Unfall entstanden ist (GDV 2016). Im Hinblick auf die Szenarien von BARTELS und ERBSMEHL (BARTELS und ERBSMEHL 2014) sowie GERSTENBERGER (GERSTENBERGER 2016) lassen sich Szenarien als sinnvolle Zusammenfassung einzelner Unfalltypen, die auf den Unfallkatalog verweisen, definieren. Zur Konsolidierung der Unfalltypen unterscheidet GERSTENBERGER zwischen

- dem Bewegungsverhalten (von links/rechts),
- dem Vorhandensein von Hindernissen (mit/ohne) und
- der Umgebung (gerade Straße/Kreuzung).

Diese Merkmale sind notwendig, um zwischen den Szenarien zu unterscheiden. Der Autor fokussiert sich lediglich auf die Unfalltypen, die in der GIDAS Datenbank verwendet werden. Eine Weiterentwicklung dessen präsentieren FEIFEL und WAGNER (FEIFEL und WAGNER 2018) sowie LARA et al. (LARA et al. 2019) mit dem Ziel, einen Pre-Crash Szenarienkatalog zu etablieren, mit dem die Daten internationaler Unfalldatenbanken verglichen werden können (vgl. Anhang Bild 8-1).

Um die Szenarien zu entwickeln, wurden zunächst sensoräquivalente Unfalltypen, in denen die Umwelt für den Sensor als ähnlich aufgefasst wird, zusammengefasst. Diese Betrachtung beruht insbesondere auf der Position und der Bewegungsrichtung der Verkehrsteilnehmer. Im Anschluss wurde die Perspektive der beiden Verkehrsteilnehmer berücksichtigt, sodass ein Unfalltyp bis zu zwei Szenarien darstellen kann. Im dritten Schritt wurden systemunspezifische Szenarien, zwischen denen das Sicherheitssystem nicht unterscheiden muss, konsolidiert. Die Aufspaltung einiger Unfalltypen, die verschiedene fortgeschrittene Fahrerassistenzsysteme (ADAS) adressieren, wurde im letzten Schritt verfolgt. Die Autoren wendeten die Methodik für die Datenbanken GIDAS, FARS, ITARDA und CIDAS an, wobei bei der FARS Datenbank eine gesonderte Vorverarbeitung notwendig war, um eine einheitliche Datengrundlage zu schaffen. Das Ergebnis des Katalogs ist eine Reduktion auf 22 Unfallszenarien, die eine Basis für vergleichende Analysen bildet (vgl. Anhang Bild 8-1). Eine ähnliche Gliederung der Szenarien findet ebenfalls in der CARE Database statt (SAURABH 2015).

### Manöverbasierte Klassifikationen

Eine weitere Möglichkeit zur Identifikation und Klassifikation erfolgt in (RÖSENER et al. 2019). Das Ziel der Szenarienklassifikation ist eine anschließende Wirkungsbetrachtung und Resimulation der Unfälle. Um relevante Szenarien zu identifizieren, wurde eine zweistufige Methodik angewendet. Zunächst wurde im ersten Schritt eine Analyse des Stands der Technik durchgeführt. Dabei konnten zwei Klas-

sen von Szenarien identifiziert werden. Nach RÖSENER et al. lässt sich die Klassifikation von Verkehrssituationen gemäß Umwelt- und Infrastrukturbedingungen (REICHART 2001) oder durch die Klassifikation auf der Basis der erforderlichen Fahraufgaben und Szenarien der jeweiligen Situation durchführen (EBNER 2014). Im zweiten Schritt erfolgte ergänzend eine systematische Analyse normaler Fahrsituationen hinsichtlich auftretender Szenarien, sodass insgesamt 12 Szenarien identifiziert wurden. Dabei wurden Szenarien aus der Literatur zusammengefasst, aber auch ergänzt hinsichtlich des Verhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer. Folgende Szenarien wurden dabei identifiziert:

- Fahrt ohne Beeinflussung durch Vorausfahrende
- Annäherung an ein stehendes Objekt
- Annäherung an ein sich lateral zur Fahrbahn bewegendes Objekt
- Annäherung an ein Vorderfahrzeug
- Fahren im Stau
- Einscheren eines anderen Fahrzeugs
- Einfacher Fahrstreifenwechsel
- Überholen
- Einbiegen/Abbiegen
- Kreuzen
- Wenden
- Parken

Dabei können die Fahrmanöver nach HARTJEN et al. mithilfe von drei Kategorien eingeteilt werden, die sich auf den Fahrzeugzustand, die Infrastruktur und die umgebenden Objekte beziehen (HARTJEN et al. 2019).

### Szenarien basierend auf den Empfehlungen der NHTSA

Das US-Verkehrsministerium hat in (PATH 2016) eine Grundmenge von Kernkompetenzen vorgestellt, die eine automatisierte Fahrfunktion abdecken sollte, siehe Anhang Tabelle 8-1. Zur Absicherung ihrer Fahrzeugflotte hat Waymo die empfohlenen Kernkompetenzen sowohl in der Breite als auch in der Tiefe erweitert, um die Szenarienvaria-

tionen in ihrer Komplexität zu variieren. Darüber hinaus hat Waymo weitere Kategorien identifiziert, die die anfänglichen Kernkompetenzen erweitern (vgl. Anhang Tabelle 8-2). Zur Komplexitätssteigerung werden beispielsweise die Anzahl der Fahrstreifen, eine Behinderung des Sichtfelds oder die Ampelschaltung variiert. Die folgenden Arten von Szenarien veranschaulichen die Szenarien des Testprogramms und sollen sicherstellen, dass die Fahrzeuge über die erforderlichen Eigenschaften verfügen: Erstens grundlegende Verhaltenskompetenzen und zweitens die Fähigkeit zur Vermeidung oder Milderung von Unfällen in gängigen Crash-Szenarien. Für jede Verhaltenskompetenz werden Szenarien durch die Variationen von Faktoren wie Straßenkonfiguration, Geschwindigkeit der Fahrzeuge und Lichtverhältnisse erzeugt. Die Kataloge basieren, wie beim Ansatz von RÖSENER et al., auf der ganzheitlichen Untersuchung der Fahraufgabe einer SAE Level 3 oder höher Fahrfunktion im gesamten ODD. Dabei sind die entwickelten Szenarien umfangreicher, da diese neben möglichen Fahrmanövern auch Szenarien basierend auf den anderen Ebenen des 6-Ebenen-Modells beinhalten.

Die National Highway Traffic Safety Administration (NHTSA) veröffentlichte ein Rahmenwerk, welches zur Testgenerierung für automatisierte Fahrfunktionen genutzt werden kann (NHTSA 2018). Mithilfe von vier Dimensionen werden Testfälle identifiziert:

- Taktisches Manöververhalten
- Detektion und Reaktion auf Objekte und Events (OEDR)
- Elemente des ODD
- Verhalten im Ausfallzustand

Das taktische Manöververhalten umfasst insbesondere Kontrollaufgaben wie beispielsweise dem Folgen des Fahrstreifens oder Abbiegen. Dazu wird eine ähnliche Liste wie in (RÖSENER et al. 2019) ausgearbeitet.

Die zweite Dimension zielt auf die Teilaufgaben der Fahraufgabe ab, die die Überwachung der Fahrumgebung umfassen. Dazu gehört die Detektion und Klassifikation von Objekten und Ereignissen sowie die Vorbereitung einer angemessenen Reaktion auf diese. Damit fokussiert sich diese Dimension auf die Perzeptions- und Entscheidungsaufgaben, die ebenfalls auf eine Liste heruntergebrochen werden. Die Detektion und Reaktion auf einen Fußgänger ist ein beispielhaftes Element dieser Dimension.

Elemente Szenario	Beispiel
Taktisches Manöververhalten	Fahrstreifenwechsel durchführen
ODD Elemente	Fahrbahnmarkierungen
	50 km/h Geschwindigkeitslimit
	Klare Sicht und trockene Bedingungen
	Etc.
OEDR Verhalten	Detektion und Reaktion auf ein relevantes Nachbarfahrzeug
Ausfallverhalten	N/A

Tab. 2-2: Beispiel für eine Szenarienbeschreibung in Anlehnung an (NHTSA 2018)

Die Definition der Elemente des ODD repräsentieren die dritte Dimension und spezifizieren den Einsatzort. Die Autoren unterscheiden zur Klassifizierung und Etablierung einer Taxonomie die Oberkategorien: Physische Infrastruktur, Operative Einschränkungen, Objekte, Konnektivität, Umgebungsbedingungen sowie Zonen.

Schließlich werden mithilfe der vierten Dimension Injektionen von Fehlern oder Störungen eingeführt, die zu Ausfällen in verschiedenen Phasen innerhalb der funktionalen Architektur der automatisierten Fahrfunktion führen. Ein weit verbreitetes Mittel zur Identifikation ist die Failure Mode and Effective Analysis (FMEA).

Die Testszenarien werden aus einem oder mehreren Elementen jeder dieser Dimensionen zusammengesetzt (vgl. Tabelle 2-2).

Ein wichtiges Ergebnis dieser Veröffentlichung ist eine Liste mit Verhaltenskompetenzen, die automatisierte Fahrfunktionen erfüllen sollten (vgl. Anhang Bild 8-2). Dabei werden die Ergebnisse von Waymo, den NHTSA Pre-Crash Szenarien und den Ergebnissen des PATH Programms berücksichtigt (NHTSA 2018).

### Anwendung der SOTIF

Mit Bezug zur SOTIF wurde in (RAU et al. 2019) ein Ansatz vorgestellt, um Szenarien für diesen Anwendungsfall abzuleiten. Die Autoren setzen dafür auf einer bereits entwickelten Taxonomie zur Beschreibung des ODD einer automatisierten Fahrfunktion auf. Die Taxonomie wurde genutzt, um die präsentierten Parameter der PAS 21448 und der Fatality Analysis Reporting System (FARS) zu kategorisieren und zu erweitern. Die Kategorien lauten:

- Permanent-Regional: Verändern sich nicht über die Zeit; Beispiel: Funktionsklasse der Fahrbahn
- Permanent-Lokal: Annähernd konstant über die Zeit, aber örtlich unterschiedlich; Beispiel: Kurve, Hügel etc.
- Erschwerendes Ereignis oder Bedingung: Temporäres Ereignis oder Bedingung, die nur kurz oder während der gesamten Fahrt auftreten; Beispiel: Regen
- Potenzielle Bedrohung: Zeitweilige Ereignisse oder Bedingungen, die sich auf bestimmte Bedrohungen beziehen, auf die das System möglicherweise reagieren muss; stellen unerwartetes Verhalten/Abweichung von normalen Fahrsituationen dar; Beispiel: Missachtung von Zeichen

Das Ergebnis ist eine Sammlung von 200 Variablen zur Szenarienbeschreibung basierend auf den obigen vier Kategorien. Um anhand dessen Szenarien zu entwickeln, werden Triggering Events identifiziert, die auf den physikalischen Limitierungen der Sensoren und dem Wahrscheinlichkeitscharakter der Algorithmen beruhen. Für jedes Triggering Event werden im Anschluss initiale Szenen konstruiert, die das Event mit der potenziellen Gefahr verbindet, um ein SOTIF Szenario zu erzeugen. Die Formulierung der Szenarien erfolgt in diesem Ansatz auf der funktionalen Ebene mithilfe einer sprachlichen Beschreibung. Dabei erfolgt durch die Autoren keine Beschreibung, wie aus den Parametern funktionalen Szenarien erzeugt werden.

## MOOVE

Das Projekt MOOVE fokussiert sich sowohl auf Sensordaten als auch auf die Identifikation von Szenarien basierend auf Realfahrdaten (BRACQUERMOND 2018). Das Ziel des Projekts ist die Suchbarkeit und Sammelbarkeit mithilfe einer Szenariendatenbank. Die Szenarien entspringen der Analyse von Aufzeichnungen auf der Autobahn innerhalb von 15 europäischen Ländern. Der Begriff funktional wird in diesem Projekt abweichend zum PEGASUS Projekt verwendet, da zur Szenarienklassifikation eine stichwortartige Beschreibung der Fahraufgabe des Ego-Fahrzeuges oder des zweiten Verkehrsteilnehmers verwendet wird. Für diese funktionalen Szenarien können die Parameter variiert werden, um sicherheitsrelevante Szenarien zu erstellen. Die Parameter sind in die vier Kategorien Straßeninfrastruktur, Wetter, Hindernis und dem Ego-

Fahrzeug-Verhalten eingeteilt (THILON und BRACQUERMOND 2018). Diese Beschreibung ähnelt dem 6-Ebenen Ansatz des PEGASUS Projekts. Die Ereignisse werden durch logische Regeln definiert, die auf die abstrakten Parameter angewendet werden. Mehrere Ereignisse bilden dann ein Szenario.

## StreetWise

Das StreetWise Projekt verfolgt die Etablierung einer Datenbank mit Szenarien, basierend auf Realfahrdaten, die für das Testen und Validieren einer automatisierten Fahrfunktion eingesetzt werden können (ELROFAI et al. 2018). Zur Identifikation und Klassifikation von Szenarien wird die Detektion von Events und Aktivitäten genutzt. Sie repräsentieren die kleinsten Elemente des Szenarios, wobei ein Event den Wechsel zwischen zwei Aktivitäten markiert. Eine Aktivität ist eine zeitliche Entwicklung von Zustandsvariablen wie Geschwindigkeit und Fahrtrichtung, um z. B. einen Fahrstreifenwechsel oder ein Abbremsen bis zum Stillstand zu beschreiben. Events und Aktivitäten können sowohl bei statischen als auch dynamischen Elementen identifiziert werden. Das dynamische Verhalten für jeden Verkehrsteilnehmer wird dabei in longitudinale und laterale Aktivitäten (Longitudinal: Bremsen, beschleunigen, konstant fahren; Lateral: Fahrstreifenwechsel nach links/rechts, Spur halten) unterteilt. Um das Szenario zu konstruieren wird das „Scenario mining“ verwendet. Die unabhängig identifizierten Events und Aktivitäten des Ego-Fahrzeugs, der dynamischen Verkehrsteilnehmer und der statischen Umgebung sowie die Umgebungsbedingungen werden kombiniert. Die Aktivitäten verschiedener Verkehrsteilnehmer oder anderer Objekte wie der Straßeninfrastruktur können sich überschneiden. Die Szenarien werden dann in einer Datenbank als Label und Zeitfenster mit entsprechenden Aktivitäten und Ereignissen gespeichert. Dadurch ist es möglich, jede mögliche Verkehrssituation zu beschreiben, indem entweder Aktivitäten oder Ereignisse zur Erstellung eines neuen Szenarios verwendet werden. Die StreetWise Szenariendatenbank soll nicht nur die sicherheitsrelevanten Szenarien enthalten. Die meisten Szenarien stellen alltägliche Fahrszenarien dar. Dies ist wichtig, um Erkenntnisse über die Szenario-Wahrscheinlichkeit zu gewinnen und die Systemanforderungen festzulegen sowie Testfälle für Sicherheitsbeurteilungen bereitzustellen. Durch die Statistik der Szenario-Wahrscheinlichkeit (Exposition), der Parameterverteilungen und der Testabdeckung verspricht StreetWise



quantifizierte Sicherheitsbeurteilungen auf der Ebene des verbleibenden operationellen Risikos zu liefern. Abschließend sei gesagt, dass im Rahmen des Projekts ENABLE-S3 zur Verifikation und Validierung von automatisierten cyber-physischen Systemen dieser Klassifikationsansatz ebenfalls angewendet wurde.

### Safety Pool

Das Projekt Safety Pool hat ebenfalls die Bereitstellung einer Datenbank mit Szenarien zum Ziel. Dazu werden verschiedenste Datenquellen genutzt, wie etwa öffentlich verfügbare Unfalldaten, anonymisierte Daten aus Versicherungsfällen sowie Test-szenarien aus Standards wie EuroNCAP. Zusätzlich fließen die Ergebnisse theoretischer Analysen möglicher Fehlerfälle automatisierter Fahrfunktionen, Grenzfälle der Parameter ihrer Operation Design Domain (ODD) sowie sich direkt aus den Verkehrsregeln für Fernstraßen ableitbare Szenarien mit ein. Im Zuge von Feldversuchen erkannte Szenarien werden ebenfalls einbezogen.

Die Beschreibung der Szenarien erfolgt durch eine eigens entwickelte Beschreibungssprache (Scenario Description Language, kurz SDL). Um verschiedene Nutzergruppen zu adressieren, umfasst sie zwei Beschreibungsebenen. Die erste entspricht dabei der funktionalen Ebene mit einer rein qualitativen Beschreibung, die zweite dagegen zielt auf die logische Beschreibung mit Parameterbereichen, kann aber auch zur Abbildung konkreter Szenarien verwendet werden. Neben Straßenverläufen, Verkehrsinfrastruktur und Umgebungsbedingungen wird der Initialzustand aller dynamischen Elemente definiert. Ihr Verhalten wird imperativ über die Verknüpfung von Ereignissen mit daraufhin ausgeführten Aktionen festgelegt (WMG 2021).

### SAKURA

Um automatisierte Fahrfunktionen des SAE Level 3 oder höher abzusichern, präsentieren ANTONA-MAKOSHI et al. im SAKURA Projekt einen Ansatz zur Absicherung von der Produktplanung bis hin zum Freigabeprozess (ANTONA-MAKOSHI et al. 2019a). Dabei wird ein datenbasierter Ansatz gewählt, um Testszenarien zu identifizieren, die erfolgreich bestanden werden müssen, um die Sicherheit nachzuweisen. Aus den Realfahrdaten werden Trajektorien und Verteilungen extrahiert, anhand derer logische Modelle von Verkehrsszenarien parametrisiert werden.

Die Begriffsdefinition ist analog zum PEGASUS Projekt. Um die Szenarien zu entwickeln, werden im Rahmen der Sicherheitsanalyse des automatisierten Systems mögliche Störungen in drei Kategorien berücksichtigt:

- Perzeptionsstörung (z. B. durch Sensorbegrenzungen)
- Verkehrsstörung (z. B. nicht regelkonformes Verhalten anderer Verkehrsteilnehmer)
- Fahrzeugstörung (z. B. Fahrzeuginstabilität)

Für jede der drei Kategorien werden logische Szenarien einschließlich relevanter Parameter und ihrer Bandbreite auf Grundlage realer Verkehrsüberwachungsdaten definiert. Die Vollständigkeit der strukturierten Szenarien wird durch einen auf der Taxonomie basierenden Vergleich zwischen Unfalldaten, die Informationen über die Bedingungen vor dem Unfall enthalten, und den Szenarien angestrebt. Die Verkehrsüberwachungsdaten werden verwendet, um die Parameterbereiche zu definieren, die für den realen Verkehr repräsentativ sind.

Die Perzeptionsstörung beinhaltet Bedingungen, in denen das Sensorsystem gefährliche Situationen nicht korrekt erkennt aufgrund von Fehlfunktionen des Sensors, totem Winkel oder Fehlinterpretationen. Fahrzeugstörungen beziehen sich auf Situationen, in denen die Wahrnehmung und die Steuerbefehle des Fahrzeugs korrekt funktionieren, das Fahrzeug aber den Steuerbefehl nicht befolgt. Mithilfe der Kategorie der Verkehrsstörungen werden alle Verkehrsbedingungen klassifiziert, die als Kombination aus Faktoren der Straßengeometrie (z. B. Äste oder Rampen auf Autobahnen), dem Verhalten des Ego-Fahrzeugs (z. B. Fahrstreifenwechselläufigkeit) und der Position und Bewegung des umgebenden Fahrzeugs (z. B. Einschneiden von einem Fahrzeug in der Nähe der Seite) zu einer Gefährdung führen können.

Zurzeit hat das SAKURA-Projekt einen spezifischen Vorschlag zur Struktur von Verkehrsstörungsszenarien und zu einer Methodik zur Parametrierung jedes Szenarios auf der Grundlage von Verkehrsüberwachungsdaten veröffentlicht. Der Kern dieses Vorschlags wird im Folgenden vorgestellt (ANTONA-MAKOSHI et al. 2019b).

Ein Schema zur Strukturierung von Szenarien aus der Kategorie Verkehrsstörungen ist in Bild 2-3 gezeigt. Die Szenarien der Verkehrsstörungen basieren auf dem Fahrumfeld und der Umgebung. Das

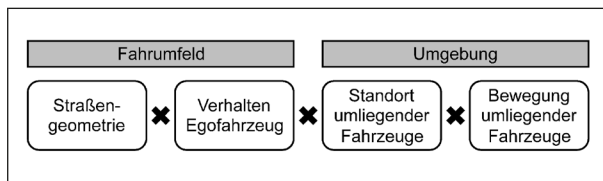


Bild 2-3: Struktur für Verkehrsszenarien basierend auf (ANTONA-MAKOSHI et al. 2019b)

Fahrumfeld umfasst die Straßengeometrie und das Ego-Fahrzeug-Verhalten. Die Umgebung umfasst die Position und das Bewegungsverhalten der Fahrzeuge in der Umgebung.

Die grundlegende Struktur der Straßengeometrie wird gemäß der japanischen Straßenbauverordnung definiert, die technische Standards für die Entwicklung von Straßen im Land vorgibt. Auf der Grundlage der Verordnung werden die Straßengeometriesektoren in Hauptstraße, Zusammenführungsspur, Abfahrtsspur und Rampe kategorisiert. Nach diesem grundlegenden Schema werden die entsprechenden kritischen Straßenparameter für jede dieser Komponenten und für jedes Szenario auf der Grundlage von Fachwissen definiert. Als Ergebnis werden kritische Parameter für Verkehrsstörungen einschließlich der Anzahl der Fahrstreifen, der Fahrbahnbreite, der Geschwindigkeitswechsellspur und der vertikalen Gradienten vorgeschlagen.

Ein Fahrstreifenwechselmanöver von einer zusammenhängenden Linie oder von einer zusammenlaufenden Fahrbahn kann sich in der Straßengeometrie-Kategorie unterscheiden, hat aber das gleiche Ego-Fahrzeug-Verhalten. Dasselbe gilt für das Spurhalten. Daher werden mögliche Ego-Fahrzeug-Verhaltensweisen in die Kategorien Fahrstreifen einhalten und Fahrstreifenwechsel kategorisiert.

Zur Charakterisierung der Verortung der umliegenden Fahrzeuge werden entsprechend die benachbarten Standorte in acht Richtungen um das Ego-Fahrzeug herum definiert, da diese den Pfad des Ego-Fahrzeugs kreuzen können. Um insbesondere Cut-Out Situationen zu berücksichtigen, wird auch die Position der Fahrzeuge vor dem führenden Fahrzeug berücksichtigt.

Mögliche Bewegungen der umgebenden Fahrzeuge werden in fünf Gruppen eingeteilt: Einscheren, Ausscheren, Beschleunigen, Abbremsen, und Synchronfahren. Aus der Perspektive der Sicherheitsbewertung ist es möglich, die Anzahl der Bewertungstests zu minimieren, indem man sich auf die Bewegungen der Zielteilnehmer konzentriert, die

das Verhalten des Ego-Fahrzeugs behindern könnten.

Als Ergebnis wird eine Methodik zur Strukturierung von Szenarien als eine Kombination aus Straßengeometrie, Ego-Fahrzeug-Verhalten sowie Standort und Bewegung der umgebenden Fahrzeuge vorgeschlagen. Dieser Struktur folgend wurde auf der Grundlage von Expertengesprächen eine Matrix mit 32 Testszenarien entwickelt (vgl. Anhang Bild 8-3). Dabei ist im SAKURA Projekt das automatisierte System bereits im Szenarienkatalog berücksichtigt. Die kritischen Parameter und Bereiche für jedes der Szenarien können auf der Grundlage von Verkehrsüberwachungsdaten definiert und quantifiziert werden.

## PEGASUS

Das PEGASUS-Projekt führt ein neues Szenarienkonzzept ein. Es basiert auf einem Modell zur systematischen Herleitung von logischen Szenarien. Dies führt zur Entwicklung eines Rahmens, um eine umfassende Sammlung von Szenarien zu erstellen. Das PEGASUS-Konzept leitet Szenarien ausgehend von der Ebene 4 des 6-Ebenen-Modells her. Bei der Erstellung der Systematik wurde angestrebt, dass sie mit der Klassifikation von Unfällen sowie einer datengetriebenen Erhebungsmethode kompatibel ist. Es werden nur relevante Elemente eines sicherheitsrelevanten Szenarios zur Herleitung der Szenarien betrachtet. Daher sind nur Objekte, mit denen es potenziell zu einer potenziellen Kollision kommen kann, die Grundlage für den Ansatz. Diese Objekte erfordern, dass das Ego-Fahrzeug zu einem bestimmten Zeitpunkt sein geplantes Verhalten ändert. Diese Objekte werden im PEGASUS-Kontext als Herausforderer bezeichnet. Auf der Autobahn bezieht sich dies meist auf andere Fahrzeuge, wobei eine reine Beschränkung nicht besteht. Außerdem stellen diese Objekte nicht unbedingt den Unfallverursacher dar. Dennoch ist es aus der Sicht des Ego-Fahrzeuges das Kollisionsobjekt, das das Ego-Fahrzeug zu einer Aktion zwingt.

Es werden die drei grundlegenden Aufprallarten betrachtet: der Front-, Seiten- und Heckaufprall. Diese Arten von potenziellen Kollisionen dienen als einer von zwei Faktoren, die die Basisszenarien definieren. Diese Basisszenarien sind in Bild 2-4 beschrieben.

Darüber hinaus müssen die Parameter weitere Objekte beschreiben, die zwar keine Herausforderer

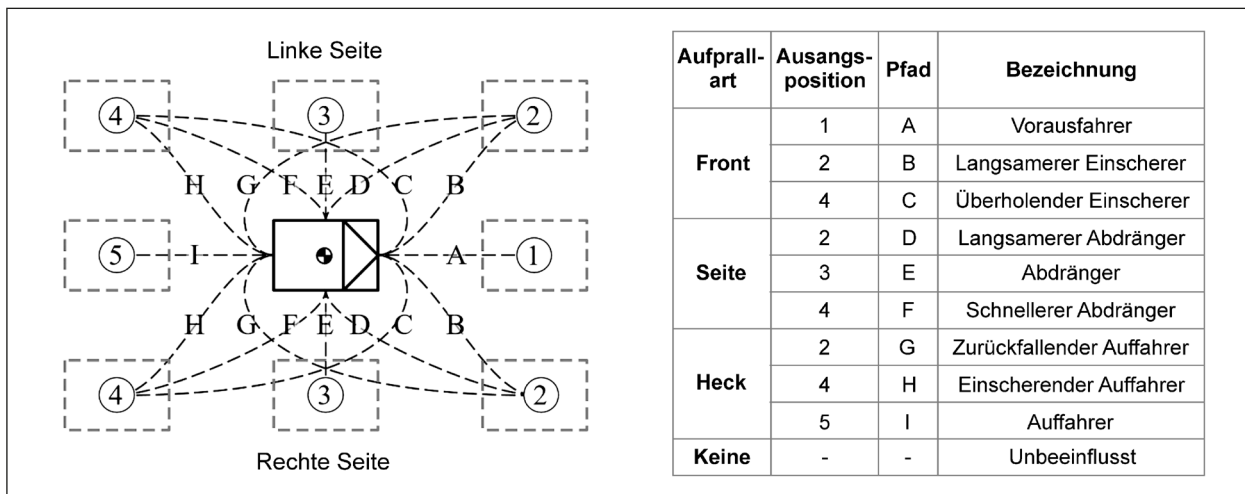


Bild 2-4: Herausforderer-Konzept (WEBER et al. 2019)

sind, aber dennoch für das Szenario relevant sind. Diese Objekte werden in PEGASUS als Handlungseinschränkung und dynamische Verdeckung beschrieben (WEBER et al. 2019).

Handlungseinschränkungen sind Objekte, die die möglichen Handlungsoptionen des Ego-Fahrzeugs einschränken. Im Gegensatz zu einem herausfordernden Fahrzeug, das ein Ausweichmanöver des Ego-Fahrzeugs erfordert, verlangt eine Handlungseinschränkung keine Kollisionsvermeidungsaktion. Eine bestimmte Reaktion auf den Herausforderer würde jedoch zu einer Kollision zwischen dem Ego-Fahrzeug und der Handlungseinschränkung führen. Eine Handlungseinschränkung schränkt daher mögliche Ausweichmanöver ein, die von dem Ego-Fahrzeug sicher ausgeführt werden können. Die Klassifikation möglicher Handlungseinschränkungen ermöglicht es, die notwendigen Objekte weniger detailliert zu definieren als das genaue Verhalten jedes im Szenario vorhandenen Objekts. Zur Definition der möglichen Handlungseinschränkungen können Objekte vor, hinter und seitlich des Ego-Fahrzeugs berücksichtigt werden. Durch die Kombination von Positionen in Verkehrsflussrichtung können zwei zusätzliche Arten von Handlungseinschränkungen aufgeführt werden. Diese sind eine komplette seitliche Blockade oder eine Blockade seitlich vom Ego-Fahrzeug, die eine Lücke enthält, die ein scharfes Manöver des Ego-Fahrzeugs ermöglichen würde. Wenn die Szenarien simuliert werden, können die ersten drei Handlungseinschränkungen mit einem einzigen Fahrzeug erreicht werden. Dabei werden sie weniger detailliert beschrieben als der Herausforderer. Die verbleibenden Handlungseinschränkungen erfordern mehrere Fahrzeuge in einer Simulation, benötigen

aber keine speziellen Parameter für jedes Fahrzeug. Bei einer Blockade mit einer Lücke ist es möglich, die Dimensionen und Positionen der Lücke zu beschreiben anstelle des Verhaltens der Fahrzeuge, die die Lücke erzeugen. Auch Kombinationen von Einschränkungen sind möglich, um eine größere Menge von Fahrzeugen abzubilden.

Ähnlich wie bei Handlungseinschränkungen erfordern dynamische Sichtverdeckungen kein Kollisionsvermeidungsmanöver des Ego-Fahrzeugs, können aber zu einem anspruchsvolleren Szenario beitragen, das das Ego-Fahrzeug bewältigen muss. Die Sichtverdeckung durch ein anderes Objekt kann dazu führen, dass das herausfordernde Fahrzeug zu einem späteren Zeitpunkt im Szenario erkannt wird. Ein Objekt in einem Szenario wird als dynamische Verdeckung bewertet, wenn es die Sicht auf das herausfordernde Objekt behindert. Die Sichtverdeckung wird nicht als unabhängig von der Sensoranordnung des Ego-Fahrzeugs, sondern als ebene Geometrie interpretiert: Durch die Verbindung eines theoretischen Referenzpunktes des Ego-Fahrzeugs mit dem Umriss des herausfordernden Fahrzeugs kann ermittelt werden, ob ein Objekt die Sicht auf das herausfordernde Fahrzeug teilweise oder vollständig behindert. Abhängig von den Sensoren des Ego-Fahrzeugs kann der Herausforderer noch wahrgenommen werden, obwohl er in der ebenen Darstellung vollständig verdeckt wird, da z. B. ein Radarsensor den Herausforderer über Reflexionen erkennen kann. Solche Umstände werden in der vorgeschlagenen Szenarienbeschreibung nicht explizit behandelt. Da für das Testen eines Szenarios auf einem Testgelände oder in einer Simulation behindernde Objekte durch Fahrzeuge dargestellt werden können, werden geeignete Ziel-

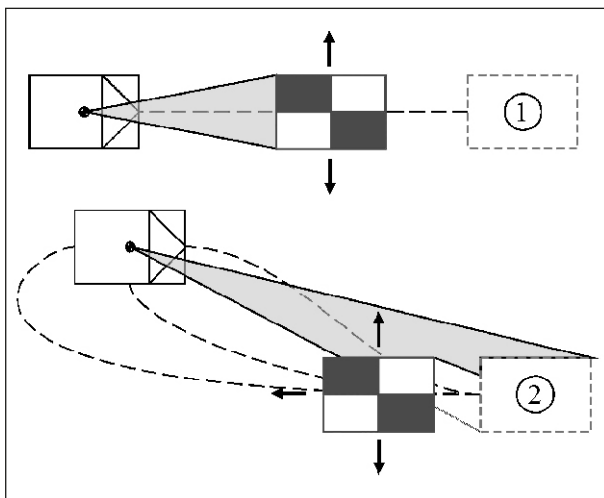


Bild 2-5: Konfigurationen von dynamischen Sichtverdeckungen (WEBER et al. 2019)

objekte oder ein angemessener Detaillierungsgrad der Simulation die möglichen Vorteile des Sensoraufbaus reproduzieren. Die Definition der dynamischen Sichtverdeckung dient zur Beschreibung des dynamischen Verhaltens relevanter Objekte im Szenario, wie in Bild 2-5 dargestellt. Aus der Sicht des Ego-Fahrzeug muss die Sichtverdeckung ein dynamischer Prozess sein, andernfalls würde das zusätzliche Objekt den Weg des Herausforderers blockieren. Je nachdem, ob die Bewegung des verdeckenden Objekts aus dem Sichtkegel des Ego-Fahrzeug den Herausforderer freilegt oder ob dies darauf zurückzuführen ist, dass das Ego-Fahrzeug am verdeckenden Objekt vorbeiläuft, müssen verschiedene Modelle zur Parametrierung der dynamischen Sichtverdeckung angewendet werden.

Zusätzlich zu den zwei Arten von Konfigurationen von zusätzlichen Objekten in einem Szenario ist es möglich, dass mehrere Objekte das Ego-Fahrzeug zur Durchführung von Kollisionsvermeidungsaktionen drängen. In diesem Fall wird die gleiche Systematik wie für den einzelnen Herausforderer angewendet. Es ist jedoch notwendig, den zeitlichen Kontext dieser Herausforderer zu definieren. Dieser Aspekt muss im Hinblick auf naturalistische Fahrdaten weiter erforscht werden, um alle möglichen Mechanismen oder Kombinationen von mehreren herausfordernden Objekten zu identifizieren.

Im Gegensatz zu Objekten, deren Verhalten im Szenario die Herausforderung für das Ego-Fahrzeug erhöhen, gibt es Objekte, die potenziell die Herausforderung für das Ego-Fahrzeug reduzieren: Genauso wie menschliche Fahrer, könnte ein automatisiertes Fahrsystem taktisch handeln, indem es

relevante Szenarien vorhersieht und sie in einem Frühstadium vermeidet. Ein Grund für die Entstehung eines herausfordernden Verhaltens kann sein, dass der Herausforderer selbst vorher durch ein anderes Objekt zu einer Kollisionsvermeidungsaktion gezwungen wird. Daher wird ein Fahrzeug, das sich innerhalb des Wahrnehmungsbereiches des Ego-Fahrzeugs befindet, als relevant markiert und im Szenario aufgenommen, wenn es eine bestimmte Reaktion bei einem anderen Objekt hervorruft, das wiederum durch die Reaktion zum Herausforderer für das Ego-Fahrzeug wird.

Im Anhang werden die Parameter, die die oben beschriebenen Ansätze verwenden, im Rahmen des 6-Ebenen-Modells eingeordnet, um diese zu vergleichen und eine Basis für die in Kapitel 3 entwickelte Systematik zu bilden (vgl. Anhang Tabelle 8-4).

### 2.2.3 Szenarienklassifikation basierend auf einer formalen Beschreibung von Wissen

Erste Forschungen zur wissensbasierten verbalen Beschreibung von Verkehrsszenarien gehen auf die „Natürlichsprachliche Beschreibung von Objektbewegungen in einer Verkehrsszene“ (NAOS) (NEUMANN und NOVAK 1986) zurück, die Bildsequenzen auf der Grundlage extrahierter geometrischer Beziehungen beschreibt. Anhand von bestimmten Kriterien werden Ereignisse identifiziert und in verbalen Beschreibungen dargestellt. Zum anderen werden verwandte wissenschaftliche Arbeiten zur Identifikation und Beschreibung von Szenarien auf der Grundlage des von der Deutschen Forschungsgemeinschaft zwischen 1985 und 1995 geförderten Vorhabens „Künstliche Intelligenz und wissensbasierte Systeme“ erstellt (BIBEL et al. 1987).

In (BAGSCHIK et al. 2018) wird ein Ansatz aufgeführt, bei dem ein Katalog funktionaler Szenarien auf Basis einer expliziten Wissensrepräsentation anhand einer Ontologie erzeugt wird. Ontologien ermöglichen es, Wissen in einer maschinenlesbaren Form abzuspeichern und zu verwenden. Eine übliche Sprache zum Erzeugen von Ontologien ist das Web Ontology Language (OWL) Format, welches ein XML-basiertes Dateiformat darstellt. Das Wissen in einer Ontologie wird im Allgemeinen durch Entitäten, deren Eigenschaften und Beziehungen definiert. Ontologien können einerseits zum Festhalten einer Wissensbasis sowie zur Abbildung einer durch die Ontologie abbildbaren Gegebenheit

eingesetzt werden. Im Kontext von Verkehrsszenarien bildet dementsprechend eine Ontologie das Wissen über die Domäne Verkehr ab, welches zur Beschreibung von Szenarien verwendet werden soll. Ein Szenario kann dann durch die Kombination verschiedener Elemente der Ontologie mit bestimmten Eigenschaften und Beziehungen dargestellt werden.

(BAGSCHIK et al. 2018) beschreibt einen Ansatz zur Erzeugung von funktionalen Szenarien für die Domäne Autobahn mittels einer Ontologie. Die Ontologie definiert hierbei Elemente der Ebenen 1-5 des 6-Ebenen-Modells. Die Straßengegebenheiten werden anhand des Regelquerschnitts definiert. Zur Beschreibung der Bewegungen der Verkehrsteilnehmer wird ein Fahrbahnabschnitt in mehrere Zellen unterteilt, auf denen Fahrzeuge platziert werden können. Weiterhin wird den Fahrzeugen eins von neun Manövern zugeordnet, welche auf den Arbeiten von (RESCHKA 2017) basieren. Durch die Kombination von Position und Manövern wird das Verhalten der Verkehrsteilnehmer in einem Szenario definiert. Die so erzeugten Szenarien werden als Grafiken mittels HTML visualisiert.

(MENZEL et al. 2018) verwendet die so erzeugten logischen Szenarien anhand ihrer OWL-Darstellung und erzeugt hieraus konkrete Szenarien. Die OWL-basierte Szenariendarstellung wird hierbei in die Dateiformate OpenDRIVE und OpenSCENARIO übersetzt (ASAM 2020a, 2020b). Zur Übertragung der Manöver wird eine Repräsentation der relativen Positionen und Manöver als Graph verwendet. Die Parameter der Szenarien werden auf Basis der Zielformate gewählt. Weiterhin werden Abhängigkeiten zwischen den möglichen Parametern identifiziert und als Parameterraum dargestellt. Auf dieser Basis werden die Szenarien in den Zielformaten erzeugt.

(BOCK et al. 2019) beschreibt einen Ansatz, bei dem ein bestehender Katalog funktionaler Szenarien in eine maschinen-verarbeitbare Form zur vereinheitlichten Weiterverarbeitung überführt wird. Die funktionalen Szenarien sind hierbei sprachlich frei formuliert. Mittels Natural Language Processing werden die Szenarien analysiert und in eine formale Darstellung mittels einer DSL überführt. Hierzu wird ein Text-Editor verwendet, dem ein Meta-Modell zur Beschreibung der Szenarien zugrunde liegt. In diesem Editor können Nutzer mit verfügbaren Sprach-elementen Szenarien bearbeiten oder neu definieren. Diese Formale Darstellung erlaubt es unter an-

derem die Szenarien in mehreren Sprachen darzustellen und atomisiert zu verwalten.

Der Vergleich der Ansätze ist im Anhang dargestellt. Dabei werden die verwendeten Parameter dem 6-Ebenen-Modell zugeordnet, sodass die Ansätze verglichen werden können (vgl. Anhang Tabelle 8-3).

## 2.2.4 Identifikation von Szenarien mithilfe des Maschinellen Lernens

Neben der Definition und Identifikation von Szenarien basierend auf Expertenwissen und der formalen Beschreibung von Wissen bieten Methoden des Maschinellen Lernens (Machine Learning) Ansätze, automatisiert aus Daten einzelne Szenarien oder Szenarienschemata zu entdecken. In dieser Methodik steckt das Potenzial ein Szenarienschema zu erkennen, welches für die gegebenen Daten vollständig ist und die Verkehrereignisse in Szenarien trennt. Gleichzeitig besteht jedoch die Schwierigkeit bei diesem Verfahren, dass die erzeugten Szenarioschemata, also Klassifikationsschemata, nicht für den Menschen intuitiv verständlich und interpretierbar sind. Außerdem besteht die Herausforderung, dass durch die hohe Vielfalt und Komplexität der Verkehrereignisse die verwendete Datenmenge unzureichend ist oder das verwendete Verfahren des Unsupervised Learning nicht die hohe Komplexität sinnvoll abbilden kann. Als Datengrundlage können verfügbare Datensätze wie beispielsweise der highD Datensatz (KRAJEWSKI et al. 2018a) oder Daten aus dem EuroFOT-Projekt verwendet (euroFOT 2012) werden.

In (FAHRENKROG 2016) und (KRUBER et al. 2019) kamen eher klassische Verfahren wie Unsupervised Random Forest, k-Means oder Hierarchisches Clustering zum Einsatz. Beide Arbeiten haben das Ziel der Identifikation von Autobahnszenarien auf Ebene 4. In (KRUBER et al. 2019) besteht die Architektur aus drei Hauptkomponenten: Eine mikroskopische Verkehrssimulation, eine Clustering-Technik und eine Klassifizierungstechnik für die Betriebsphase. Das entwickelte Simulationswerkzeug modelliert jedes Fahrzeug separat, wobei die Abhängigkeiten untereinander erhalten bleiben. Der Clustering-Ansatz besteht aus einem modifizierten, unbeaufsichtigten Random-Forest-Algorithmus, um ein datenadaptives Ähnlichkeitsmaß zwischen allen Szenarien zu finden. Als Teil davon wird die Pfadnähe als eine neuartige Technik zur Be-

stimmung einer Ähnlichkeit auf der Grundlage des Random Forest-Algorithmus vorgestellt. Im zweiten Teil des Clustering werden die Ähnlichkeiten zur Definition eines Satzes von Clustern verwendet. Im dritten Teil wird ein Random Forest-Klassifikator anhand der definierten Cluster für die operationelle Phase trainiert. Es wird eine Schwellenwert-Technik beschrieben, um ein bestimmtes Konfidenzniveau für die Klassenzuordnung zu gewährleisten.

(KRAJEWSKI et al. 2019) und (KRAJEWSKI et al. 2018b) hatten zur Reduktion der Komplexität nicht die vollständige Szenarienklassifikation zum Ziel, sondern die Modellierung des Raums von möglichen Fahrstreifenwechseltrajektorien mit möglichst wenigen Parametern, die durch den Menschen interpretierbar sind. Dazu wird eine als Bezier Variational Autoencoder (BezierVAE) bezeichnete Architektur für neuronale Netze verwendet, um sowohl im Positions- als auch im Geschwindigkeitsbereich glatte Trajektorien zu erzeugen. Durch die Einführung zusätzlicher Positions- und Geschwindigkeitsverlustbegriffe wird eine verbesserte Rekonstruktionsleistung erreicht. Dazu werden zum einen Autoencoder und zum anderen Generative Adversarial Networks verwendet. Beides sind aktuell weit verbreitete und leistungsfähige Methoden des Unüberwachten Lernens. Die Autoren legten für das Lernen die folgenden Parameter fest:

- Laterale Distanz
- Lateraler Versatz
- Maximale laterale Geschwindigkeit
- Longitudinale Beschleunigung
- Longitudinale Durchschnittsgeschwindigkeit

Durch die Berücksichtigung dieser Faktoren gelingt den Autoren die Generierung neuer Trajektorien mithilfe des unüberwachten Lernens.

Auch bei (WANG et al. 2020) werden Autoencoder zur Identifikation von Fahr Szenarien, hier als „Driving Encounters“ (Fahrbegegnungen) bezeichnet, verwendet. Der Fokus liegt jedoch im urbanen Raum. Zur Datenakquirierung wurden GPS Daten von mehreren Fahrzeugen verwendet. Zur Klassifizierung der Szenarien wird ein zweischichtiger Ansatz bestehend aus dem sog. Feature Representation Layer und dem Clustering Layer verwendet. In der ersten Ebene werden Autoencoder mit einem entfernungs-basierten Maß kombiniert, um die sequentiellen Beobachtungen von Fahrbegegnungen

in einen rechnerisch lenkbaren Raum abzubilden und damit die raumzeitlichen Interaktionen zweier Fahrzeuge quantifizierbar zu machen. Der Clustering-Algorithmus wird dann auf diese Darstellung angewendet, um homogene Fahrbegegnungen in Gruppen zu sammeln. Als Ergebnis konnten zehn verschiedene Cluster gefunden werden.

Derzeit fokussieren Verfahren zur Identifikation von Szenarien mit Ansätzen des Unüberwachten Lernens vollständig auf Ebene 4, sodass an dieser Stelle kein Vergleich basierend auf dem 6-Ebenen-Modell durchgeführt wurde.

### 2.3 Konsolidierung relevanter Referenzszenarien

Im Rahmen der Forschung zum automatisierten Fahren, insbesondere der Absicherung, werden häufig Szenarien als Beispiele für bestimmte Situationen oder exemplarische Testfälle verwendet. Häufig bilden die beispielhaften Szenarien nur die relevanten Aspekte für den jeweiligen Anwendungsfall in der Quelle ab und verwenden keine vollständige Form der Beschreibung. Aus den jeweiligen, möglicherweise unvollständigen, Szenarien lassen sich jedoch die Aspekte sammeln, die in einer möglichst vollständigen Szenarienbeschreibung berücksichtigt werden sollten. Diese Szenarien werden gesammelt und als Referenzszenarien genutzt, um sicherzustellen, dass alle relevanten Aspekte von der zu erarbeitenden Systematik abgedeckt werden. Auf der Basis der in Kapitel 2.2 vorgestellten Klassifikationsschemata lassen sich komplexe Szenarien identifizieren, die die in Kapitel 3 entwickelte Systematik abdecken soll.

Einen wesentlichen Beitrag zu den Referenzszenarien bildet der bereits vorgestellte Kompetenzkatalog der NHTSA und Waymo (Waymo 2018). Diese ergänzen relevante Pre-Crash Szenarien (NHTSA 2007). Szenarien, in denen sich statische Objekte (z. B. Baum) und dynamische Objekte (z. B. Tiere) unerwartet auf der Fahrbahn befinden oder das Fahrzeug die Kontrolle verliert, werden hierdurch ergänzt.

Darüber hinaus spielen Cut-out Szenarien eine wichtige Rolle. In (AMERSBACH und WINNER 2017) wird ein relevantes Szenario verdeutlicht. Zunächst fährt das Ego-Fahrzeug bei dichtem Verkehr auf dem linken Fahrstreifen einer zweispurigen Autobahn. Ein Lieferwagen (Hindernis) steht auf der

linken Seite der linken Fahrbahn. Das Fahrzeug vor dem Ego-Fahrzeug führt einen Fahrstreifenwechsel auf den rechten Fahrstreifen durch, um dem Hindernis auszuweichen, sodass das Ego-Fahrzeug das stehende Hindernis wahrnehmen kann und unmittelbar reagieren muss.

Weitere herausfordernde Situationen sind Szenarien, in denen das Ego-Fahrzeug sich einem Stau nähert und ein anderes Fahrzeug plötzlich auf den Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs wechselt. Die Variation der Objektklassen (z. B.: Pkw, Lkw etc.) muss hierbei Berücksichtigung finden (Daimler 2020).

(PINK et al. 2015) betonen, dass es zusätzlich zu den typischen Fahraufgaben verschiedene Situationen gibt, die für eine oder mehrere Komponenten eines automatisierten Fahrsystems entweder sehr ungewöhnlich oder besonders anspruchsvoll sind. Das System muss in der Lage sein, seine Fahraufgaben auch dann zu erfüllen, wenn eine einzelne oder eine Kombination dieser Situationen auftritt. Hierzu gehören:

- Annäherung an Fahrzeuge mit ungewöhnlichem Erscheinungsbild (z. B.: Fahren neben einem Holztransporter mit hoher Bodenfreiheit, der auf dem Fahrstreifen des Lkw einen Fahrstreifenwechsel durchführen will);
- Fahren bei schwierigen Licht- und Sichtverhältnissen (z. B.: Nebel, tiefstehende Sonne, Dunkelheit);
- Annäherung an Hindernisse, die am Eingang eines Tunnels oder unter einer Brücke stehen (z. B.: das Ende eines Staus in einer Tunneleinfahrt), sodass die Perzeption der Fahrzeuge erschwert ist;
- Fahren in Bauzonen, die Begegnung mit anspruchsvollen Manövern und Straßenverhältnissen bedingen (z. B.: Fahren in einem Stau bei Annäherung an eine Baustelle kombiniert mit Eis, Schnee und Schlaglöchern);
- Umgang mit schnell herannahenden Fahrzeugen.

Weitere erschwerende Faktoren werden in (AutoX 2018) präsentiert. Dabei werden die folgenden Aspekte als komplexitätssteigernd identifiziert:

- Baustelle, an der gearbeitet wird,
- Verkehrswache regelt den Verkehr,

- Unfälle,
- Defekte Lichtsignalanlage,
- Einsatzfahrzeuge (z. B.: Krankenwagen),
- Umleitungen,
- Hindernisse auf der Straße.

## 2.4 Anforderungen an eine Systematik zur Klassifikation von Szenarien

Im abschließenden Unterkapitel sollen die Anforderungen an die zu entwickelnde Systematik zur Klassifikation von sicherheitsrelevanten Grundszenerarien formuliert werden. Diese basieren auf den Erfahrungen der bereits existierenden Klassifikations-schemata (vgl. Kapitel 2.2). Sicherheitsrelevante Szenarien sollen hier explizit betrachtet werden können (Anforderung A1).

Ein wesentlicher Bestandteil der vorgestellten Ansätze zur Identifikation und Klassifikation von Szenarien war die Berücksichtigung relevanter Faktoren bezüglich des Bewegungsverhaltens. Dabei wurde ebenfalls gezeigt, dass Faktoren die beispielsweise das Wetter betreffen wichtig sein können, um sicherheitsrelevante Szenarien zu berücksichtigen. Deshalb sollen relevante Faktoren eines Verkehrsszenarios identifiziert werden. Ein Ordnungsrahmen hierfür schafft das 6-Ebenen-Modell des PEGASUS Projekts (A2).

Darüber hinaus muss die allgemeine Anwendbarkeit der Systematik sichergestellt werden. Die entwickelte Systematik muss daher unabhängig von der getesteten automatisierten Fahrfunktion sein, sodass die Szenarien anwendbar für alle Architekturen und Implementationen sowie unabhängig vom Sensortyp sind (SAIGOL 2019). Dadurch können Varianten der automatisierten Fahrfunktion relativ zueinander, aber auch in Bezug auf die Leistung des menschlichen Fahrers vergleichbar gemacht werden (A3).

Für die Prüfung aktiver und passiver Sicherheitssysteme werden nur sicherheitsrelevante Fahrsituationen oder Unfälle, die aus Datensätzen des menschlichen Fahrens in der Pre-Crash-, In-Crash- und Post-Crash-Phase stammen, berücksichtigt (JOHANNSEN 2013). Eine bekannte Quelle hierfür ist z. B. die GIDAS Datenbank. Da automatisierte Fahrfunktionen kontinuierlich arbeiten, ist es möglich, dass diese Funktionen in neue sicherheitsrele-

vante Situationen geraten, die in bestehenden Unfalldatensätzen nur selten oder gar nicht verfügbar sind. Folglich muss die Systematik sicherheitsrelevante Verkehrsszenarien abdecken, die auch über den zeitlichen Horizont der Pre-Crash-Phase hinausgehen. Auf der Grundlage von Antizipation und taktischer Entscheidungsfindung ist der menschliche Fahrer oft in der Lage, sicherheitsrelevante Situationen zu vermeiden, bevor er in diese eintritt. Die Systematik soll die Bewertung dieses Aspekts erleichtern (A4).

Für die Entwicklung von Szenarien können verschiedene Quellen verwendet werden. Um die Validität der Ergebnisse zu erhöhen, soll die Systematik kompatibel mit Realfahr-, Simulations- und Unfalldaten sowie Expertenwissen sein. Dadurch soll gewährleistet werden, dass die entwickelten Grundszenarien den theoretischen Szenarienraum möglichst weiträumig erschließen (A5).

Eine weitere Anforderung an die Systematik ist die Fähigkeit zur Erweiterbarkeit. Das Ziel der Systematik ist die Entwicklung von Grundszenarien, die erweitert werden können, um die Komplexität und damit die Fahraufgabe zu erschweren. Darüber hinaus wird dadurch die Funktionsunabhängigkeit zukünftiger Features automatisierter Fahrfunktionen berücksichtigt (A6).

Um ein einheitliches Verständnis für die sicherheitsrelevanten Grundszenarien zu schaffen, ist die Unabhängigkeit von regionalen Unterschieden wie beispielsweise dem Rechts- bzw. Linksverkehr zu berücksichtigen. Dadurch wird eine globale Einsetzbarkeit erreicht (SAIGOL 2019) (A7).

Im Hinblick auf den potenziellen Einsatz von Szenarien zur Marktfreigabe muss die Systematik in automatisierte Form umsetzbar sein. Dies schließt einerseits die Erkennung von Szenarien aus Realfahrdaten ein, andererseits auch die effiziente Generierung von Testszenarien. Letzteres ist relevant aufgrund der für die Bewertung von automatisierten Fahrfunktionen notwendigen Vielzahl an Testszenarien (A8).

Die Szenarien müssen klar und formal definiert sein, sodass keine Interpretationsmöglichkeiten bestehen und die Grundszenarien disjunkt sind. Demnach sollen die Grundszenarien eindeutig gegeneinander abgegrenzt werden können. Die Koexistenz von mehreren Grundszenarien nebeneinander soll dadurch aber nicht ausgeschlossen werden (A9).

Die Anforderung A5 bedingt eine weitere Anforderung. Damit die Systematik durch Expertenwissen angereichert werden kann, muss diese menschenverständlich sein. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass Szenarien auch für Fachfremde, jedoch relevante Personen wie bspw. Juristen oder die Politik, verständlich und nachvollziehbar sein sollen (A10).

Im Folgenden sind alle Anforderungen zusammengefasst aufgeführt:

- A1: Die Systematik soll sicherheitsrelevante Verkehrereignisse abdecken.
- A2: Die Systematik soll relevante Faktoren eines Verkehrsszenarios auf allen Ebenen des 6-Ebenen-Modells berücksichtigen.
- A3: Die Systematik soll unabhängig von einer zu bewertenden untersuchten automatisierten Fahrfunktion sowie für menschliche Fahrer gültig sein.
- A4: Taktische Verhaltensaspekte zur Reduktion der Unfallwahrscheinlichkeit sollen in der Systematik berücksichtigt werden.
- A5: Die Systematik soll kompatibel mit Realfahr-, Simulations- und Unfalldaten sowie Expertenwissen sein, um die Validität der erzeugten Ergebnisse zu erhöhen.
- A6: Die Systematik soll erweiterbar sein, um die Komplexität der Grundszenarien steigern zu können.
- A7: Die Systematik soll eine Unabhängigkeit von regionalen Unterschieden wahren.
- A8: Die Systematik soll eine automatisierte Realisierung ermöglichen.
- A9: Die in der Systematik entwickelten Grundszenarien sollen disjunkt sein.
- A10: Die Systematik soll menschenverständlich sein.



### 3 Theoriebasierte analytische Erarbeitung eines Klassifikationsschemas für Verkehrsszenarien

Basierend auf der ausführlichen Literaturrecherche in Kapitel 2 soll nun das Vorgehen zur theoriebasierten, analytischen Erarbeitung eines Klassifikationsschemas für Verkehrsszenarien vorgestellt werden. Zunächst erfolgen in Kapitel 3.1 ausgehende Überlegungen für die Herleitung der Grundszenarien. Grundszenarien stellen in Sinne des Projekts Szenarien dar, welche als elementare Bestandteile zur Herleitung komplexerer Szenarien dienen können. Dabei werden allgemeine Szenarien (vgl. Kapitel 3.2) sowie sicherheitsrelevante Szenarien (vgl. Kapitel 3.3) als Spezialfälle beschrieben. Abschließend wird eine Methodik vorgestellt, um Kompositionen der Grundszenarien zu bilden, mit denen komplexe Szenarien dargestellt werden können (vgl. Kapitel 3.4).

Nach den Szenarien selbst werden in Kapitel 3.5 die anforderungsverstärkenden Faktoren beschrieben, die als zusätzliche Eigenschaften zur Erhöhung der Komplexität und des Detailgrades von Szenarien dienen. Basierend auf der Beschreibung der Methodik werden alle relevanten Faktoren vorgestellt. Ebenfalls werden Anforderungen an die Datenerhebung formuliert, damit alle relevanten Informationen für die anforderungsverstärkenden Faktoren erfasst werden können.

#### 3.1 Grundsätzliche Überlegungen zur Einteilung der Szenarien

Bei vielen Forschungsprojekten im Zusammenhang mit dem automatisierten Fahren werden szenariobasierte Ansätze für verschiedene Problemstellungen angewandt (vgl. Kapitel 2.2). Während sich die Anwendungsfälle unterscheiden, hat der Einsatz von Szenarien gemein, die Funktionsentwicklung, die Analyse von Daten oder das Testen zu strukturieren. Der Fokus auf für den jeweiligen Anwendungsfall relevante Szenarien ermöglicht den Einsatz zielgerichteter, effizienter Verfahren.

Die existierenden Szenarienkataloge wurden für die Ableitung der Liste der Grundszenarien in diesem Projekt berücksichtigt. Eine Herausforderung bei der Definition des Szenarienkatalogs besteht darin, dass er in der Lage sein soll, die gesamte Fahrt ei-

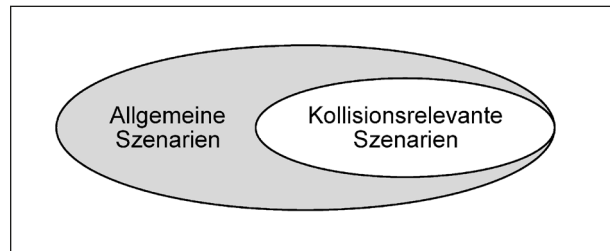


Bild 3-1: Unterscheidung kollisionsrelevante und allgemeine Szenarien

nes Fahrzeugs auf der Bundesautobahn abzudecken. Dazu gehören sowohl kritische als auch unkritische Szenarien. Während Szenarien die gesamte Fahrt abdecken können sollten, sollten Grundszenarien überschneidungsfrei definiert sein. Da viele Konzepte zur Herleitung von Szenarien unterschiedliche Systematiken verwenden, können verschiedene Szenarienkataloge nicht direkt ohne Überschneidungen zusammengeführt werden.

Bei der Betrachtung von Szenarien ist es möglich, Szenarien, in denen eine Kollision vermieden werden muss, als Menge der kollisionsrelevanten Szenarien gezielt zu betrachten. Die kollisionsrelevanten Szenarien stellen eine Teilmenge der allgemeinen Szenarien dar, in denen nicht unbedingt eine Kollisionsvermeidung erforderlich ist. Hierbei besteht die Herausforderung darin, die Szenarien anhand eines geeigneten Rahmens zu definieren, um den gesamten Raum sinnvoll abzudecken. Im Folgenden wird ein Ansatz erarbeitet, der es erlaubt, allgemeine Szenarien zu definieren. Dieser erweitert den Ansatz aus (WEBER et al. 2019), welcher zur Betrachtung der kollisionsrelevanten Szenarien verwendet wird.

Im Gegensatz zu einigen Ansätzen aus der Literatur sollen mit dem vorliegenden Vorhaben alle relevanten Szenarien auf der Autobahn mithilfe einer neutralen Betrachtungsweise aus der Perspektive des Ego-Fahrzeugs beschrieben werden. Das bedeutet, dass die Intentionen, Normen und Werte möglichst vernachlässigt werden, da diese üblicherweise nicht aus Fahr- oder Infrastrukturdaten extrahiert werden können.

#### 3.2 Allgemeine Szenarien

Ziel des Katalogs an Grundszenarien soll es sein, eine Fahrt in der Fahrdomäne Bundesautobahn in verschiedene Szenarien einzuteilen, die anhand von Parametern beschrieben werden können.

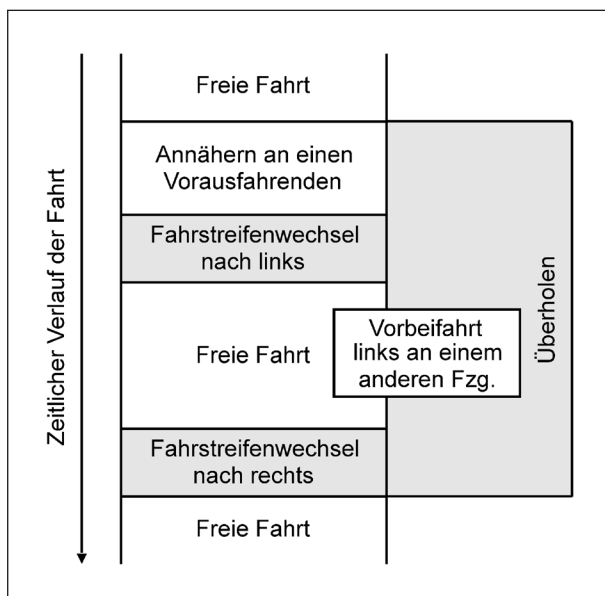


Bild 3-2: Überschneidung der Szenarien Fahrstreifenwechsel und Überholen (jeweils in grau)

Hierbei besteht eine Herausforderung darin, dass verschiedene Sichtweisen auf mögliche Szenarien eingenommen werden können, welche in einer möglichen Überschneidung der zu kodierenden Fahr Szenarien resultiert. Diese mögliche Überschneidung kann an zwei einfachen Beispielen illustriert werden (vgl. Bild 3-2). Ein Anwendungsbeispiel kann die Analyse eines Fahrstreifenwechsels sein. Relevant kann hierbei sein, wann dieser passiert (z. B. bei welchem Abstand zum Vorfahrenden) und wie die Dynamik des FSW aussieht (z. B.: Dauer des Manövers, maximale Querbeschleunigung). Ein anderer Anwendungsfall kann darin bestehen, Überholvorgänge zu analysieren. Es kann hierbei zum Beispiel von Relevanz sein, bei welcher Differenzgeschwindigkeit diese passieren, wie häufig mehrere Fahrzeuge auf einmal überholt werden und bei welchem Abstand das überholende Fahrzeug wieder auf die ursprüngliche Fahrbahn wechselt.

Generell sind beide Anwendungsfälle valide Ansätze zur Betrachtung von Szenarien. Es ist jedoch offensichtlich, dass der Überholvorgang zwei Fahrstreifenwechsel beinhaltet, sodass in einem Szenarienkatalog eine Überschneidung bestehen würde, sollten sowohl Fahrstreifenwechsel als auch das Überholen als Grundszenerien definiert werden. Es ist somit entweder zu entscheiden, dass der Grundszenerienkatalog eine solche Überschneidung zulassen soll, oder es muss ein Ansatz gefunden werden, der Grundszenerien überschneidungsfrei definiert und aber auch die Definition von Szenarien er-

laubt, die mehrere solcher Grundszenerien beinhaltet.

Ein weiterer Aspekt besteht darin, die Vollständigkeit des Szenarienkatalogs zu gewährleisten. Die Schwierigkeit besteht darin, dass beliebige Szenarien einerseits nicht zeitlich beschränkt sind. So kann das Szenario Folgefahrt theoretisch stundenlang andauern. Weiterhin können beliebig viele Objekte in einem Szenario betrachtet werden.

Eine Herausforderung stellt hierbei die zeitliche Dimension der Szenarien dar. Gerade auf Autobahnen können Szenarien sehr lange andauern, so kann z. B. ein Fahrzeug einem anderen über einen längeren Zeitraum folgen. Weiterhin können in einem Szenario beliebig viele Objekte betrachtet werden. (MENZEL et al. 2018) betrachtet zur Herleitung eines Szenarienkatalogs definierte Positionen auf benachbarten Fahrstreifen. Durch die Belegung der Positionen mit Fahrzeugen und einer Zuordnung von Basismanövern kann ein endlicher Szenarienkatalog von über 10.000 Szenarien erstellt werden.

Sicherheitskritische Szenarien lassen sich häufig auf relevante Aspekte beschränken, indem nur die Interaktion mit einem potenziellen Kollisionspartner und direkt beteiligten Fahrzeugen betrachtet werden soll, wie zum Beispiel in der Betrachtung von Pre-Crash-Szenarien (LARA et al. 2019). Ähnlich wie ein tatsächliches Unfallszenario lässt sich ein sicherheitskritisches Szenario durch das Unterschreiten eines Kritikalitätsschwellenwerts diskret identifizieren.

Der Herausforderer-Ansatz (WEBER et al. 2019) fügt der Betrachtung des potenziellen Kollisionspartners anforderungsverstärkende Faktoren auf Ebene der Objekte hinzu, indem Verdeckungen durch Objekte sowie Objekte, die den Handlungsraum des Ego-Fahrzeugs einschränken, systematisch als relevante Objekte eines Szenarios definiert werden. Die Interaktion mit dem potenziellen Kollisionspartner stellt hierbei das zentrale Ereignis, um das herum die Rollen der weiteren Objekte im Szenario definiert werden. Im Umfeld des Ego-Fahrzeugs können sich in einem aufgezeichneten Szenario noch weitere Objekte befinden, denen nicht die Rolle eines anforderungsverstärkenden Faktors zugeordnet werden kann. Sie sind nicht als Teil des betrachteten Szenarios definiert.

Im Folgenden sollen jedoch auch Szenarien betrachtet werden, bei denen es kein einzelnes Ereignis

nis von besonderem Interesse gibt, sowie die Anzahl an betrachteten Objekten nicht im Voraus beschränkt ist. Es ist möglich, dass ein komplexes Szenario wie „Überholen mehrerer Fahrzeuge“ von Interesse ist, welches mit spezifischen Parametern beschrieben werden soll. Wird eine solche Komplexität der Szenarienbetrachtung erlaubt, ist es nicht möglich, alle relevanten Szenarien bereits zur Erstellung eines Szenarienkatalogs zu kennen. Es ist daher von Vorteil, den Szenarienkatalog so zu gestalten, dass er zu einem späteren Zeitpunkt erweitert werden kann.

### Ansatz zur Herleitung der Grundszenarien

Um sowohl der möglichst vollständigen Abdeckung aller Fahrsituation als auch der überschneidungsfreien Definition gerecht zu werden, wird ein Ansatz entwickelt, der eine Aneinanderreihung von Szenarienbausteinen erlaubt. Diese Bausteine definieren die allgemeinen Grundszenarien. Jedes Grundszenario stellt in sich ein Szenario dar, welches eigenständig betrachtet werden kann. Es können jedoch weitere Szenarien durch Aneinanderreihung der Grundszenarien erstellt werden.

Weiterhin wird ein Vererbungs-Ansatz verfolgt: Grundszenarien können Spezialisierungen abstrakterer Szenarien sein. Diese abstrakten Szenarien fassen gemeinsame Eigenschaften mehrerer Grundszenarien zusammen. So kann zum Beispiel der Fahrstreifenwechsel nach links eine Spezialisierung eines einfachen Fahrstreifenwechsels sein. Der Fahrstreifenwechsel nach links erbt hierbei die grundlegenden Beschreibungsmerkmale des allgemeinen Fahrstreifenwechsels, wobei für den Fahrstreifenwechsel nach links weitere Beschreibungsmerkmale hinzukommen können.

Bild 3-3 stellt die zwei Grundprinzipien des Ansatzes zur Herleitung der Grundszenarien und Erstel-

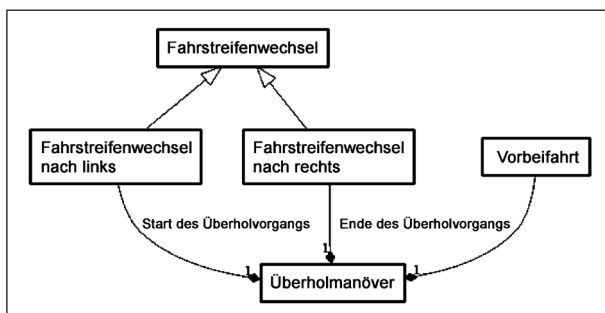


Bild 3-3: Prinzip der Vererbung am Beispiel des Überholmanövers

lung komplexer Szenarien am Beispiel des Szenarios „Überholmanöver“ dar. Die Klasse „Fahrstreifenwechsel“ stellt hierbei die Oberklasse der Grundszenarien „Fahrstreifenwechsel nach links“ und „Fahrstreifenwechsel nach rechts“ dar. Diese beiden Unterklassen unterscheiden sich nicht anhand ihrer Beschreibungsparameter, jedoch in ihren Eigenschaften. Ausgehend von diesen Eigenschaften lassen sich daraufhin Kriterien definieren, anhand derer die Szenarien in Daten erkannt werden können. Ein weiteres Grundszenario besteht aus der Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug mit den Beschreibungsparametern Relativgeschwindigkeit und Dauer. Das zusammengesetzte Szenario setzt sich als Klasse aus dem beginnenden Fahrstreifenwechsel und dem endenden Fahrstreifenwechsel zusammen. Als Beschreibungsparameter besitzt es die Dauer des gesamten Szenarios, wobei jedoch auch die Dauern des beginnenden und des endenden Fahrstreifenwechsels als Teile des zusammengesetzten Szenarios abgefragt werden können.

Im Folgenden wird ein Katalog an Bausteinen hergeleitet, die zur Definition der Grundszenarien dienen.

Aus Sicht der Autoren kann beim Fahren auf der Autobahn der Begriff Manöver nur bedingt verwendet werden, da sich das Fahrzeug in einem kontinuierlichen Längsregelungsprozess befindet, welcher durch eigentliche Manöver, wie dem Fahrstreifenwechsel, unterbrochen wird. In (RESCHKA 2017) wird ein Manöverkatalog für ein automatisiertes Fahrzeug basierend auf TÖLLE vorgestellt (TÖLLE 1996). Als Beispiel beinhaltet hierbei das Folgen sowohl das Einhalten des Fahrstreifens als auch die Abstandsregelung zu einem Objekt. Zwar liegt bei beiden Fahrmanövern eine gewisse Gemeinsamkeit zugrunde, jedoch erfordert ihre Beschreibung grundlegend verschiedene Kriterien.

### Szenarien aus der Literatur zur Herleitung der Grundszenarien?

Die Literaturrecherche aus Kapitel 2.2 sowie erste theoretische Überlegungen ergeben, dass es nicht direkt möglich ist, alle in der Literatur bestehenden Szenarien zu sammeln und Duplikate zu entfernen, da durch die unterschiedlichen Herangehensweisen sich überschneidende Szenarien ergeben würden. Dementsprechend wurde ein Szenarienkatalog als Ausgangspunkt zur Herleitung eines Kon-

zepts ausgewählt, der eine umfangreiche Menge überschneidungsfreier Szenarien beinhaltet.

Zur Herleitung der Grundszenarien werden die in (RÖSENER et al. 2019) erarbeiteten Szenarien verwendet, welche bereits als Schnittmenge mehrerer Szenarienkataloge erstellt wurden. Zusätzlich werden die Ergebnisse aus dem Forschungsprojekt L3Pilot (L3Pilot 2020) berücksichtigt. Weiterhin werden die Prinzipien der Fahrermodellierung nach WIEDEMANN genutzt, um die Szenarien präziser einzuordnen (WIEDEMANN 1974).

Hieraus resultiert ein Katalog an Szenarienbausteinen, bei dem eine große Übereinstimmung der betrachteten Aspekte besteht. Abweichungen von diesen bestehenden Katalogen werden, falls erforderlich, unter dem Gesichtspunkt der effizienten Modellierung getroffen.

In (RÖSENER et al. 2019) wird ein Katalog sicherheitsrelevanter Szenarien verwendet, welcher eine Zuordnung von Fahrscenarien zu Unfalltypen (GDV 2016) erlaubt. Im Rahmen des Forschungsprojekts L3Pilot wurden nicht nur sicherheitsrelevante Szenarien betrachtet, sodass neben den Annäherungsszenarien eine Unterscheidung zwischen dem Annäherungszustand und der Folgefahrt als nicht sicherheitsrelevante Interaktion gemacht wird (L3Pilot 2020). Der Grund für die Unterscheidung besteht darin, dass in Folgefahrten sowie Annäherungsszenarien verschiedene Performance Indikatoren (PIs) betrachtet werden müssen. Während für die Folgefahrt vor allem die Zeitlücke als relevanter PI dient, können Annäherungsvorgänge besser mittels der Time-to-collision beschrieben werden. Weiterhin wird in L3Pilot eine Unterscheidung zwischen Fahrstreifenwechseln vorgenommen, je nachdem ob sich unmittelbar nach dem Fahrstreifen ein Objekt vor oder hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

Weiterhin wird das Szenario betrachtet, bei dem das Ego-Fahrzeug ohne Vorderfahrzeug nicht seine Wunschgeschwindigkeit erreicht, da es sonst ein Fahrzeug auf dem linken Fahrstreifen illegal überholen würde. Die Längsregelung wird hierbei demnach durch das Fahrzeug auf dem linken Nachbarfahrstreifen beeinflusst. Dieses Szenario wird als „Links überholen vermeiden“ bezeichnet. Wenn auch ein seltener Fall auf der Autobahn, wird ebenfalls die Rückwärtsfahrt berücksichtigt.

Insgesamt werden in (RÖSENER et al. 2019) und (L3Pilot 2020) die folgenden Szenarien definiert,

welche für die Fahrdomäne Bundesautobahn anwendbar sind (ohne Auffahrten und Abfahrten).

- Fahrt ohne Beeinflussung durch Vorderfahrzeug
- Annäherung an ein stehendes Objekt
- Annäherung an ein sich lateral zur Fahrbahn bewegendes Objekt
- Annäherung an ein Vorderfahrzeug
- Annäherung an ein Stauende
- Einscheren eines anderen Fahrzeugs
- Einfacher FSW
- Einem Vorausfahrenden Objekt folgen
- Fahren im Stau
- Links überholen vermeiden
- Stillstand
- Rückwärtsfahrt

Ausgehend von diesen Szenarien wird eine strukturierte Systematik zur Definition der Grundszenarien hergeleitet. Hierzu werden Gemeinsamkeiten der Szenarien identifiziert und Oberklassen der Szenarien gebildet. Die höchste Ebene stellt hierbei die Unterscheidung zwischen Fahrzuständen und Transitionen dar, ergänzt von den überlagerten Interaktionen. Diese Oberklassen werden im Folgenden erläutert.

### 3.2.1 Fahrzustände

Basierend auf den oben aufgelisteten Szenarien aus der Literatur wird eine hierarchische Struktur abgeleitet, welche es ermöglicht, die genannten Prinzipien der Vererbung und Komposition effizient umzusetzen. Ein entscheidendes Mittel zur Strukturierung sind die Überlegungen zur Fahrermodellierung nach WIEDEMANN, welcher die Fahraufgabe in drei fundamentale Fahrzustände einteilt, welche abhängig von der Geschwindigkeit, der Relativgeschwindigkeit zum Vorausfahrenden und dem Abstand zum Vorausfahrenden voneinander getrennt werden. Diesen Zuständen können alle Folge- und Annäherungsszenarien sowie das freie Fahren aus Kapitel 3.2 zugeordnet werden.

Im Bereich des „unbeeinflussten Fahrens“ beschleunigt das Fahrzeug, um seine Wunschge-

schwindigkeit zu erreichen, und hält diese. Die Wunschgeschwindigkeit wird als Führungsgröße genutzt, bis die Längsregelung des Fahrzeugs durch ein vorausfahrendes Fahrzeug beeinflusst wird. Das Kriterium für diese Beeinflussung ist nach WIEDEMANN eine Wahrnehmungsschwelle für die Relativgeschwindigkeit, welche mit zunehmendem Abstand bei größeren Relativgeschwindigkeiten besteht. Unterhalb dieser Wahrnehmungsschwelle befindet sich der Bereich des „bewusst beeinflussten Fahrens“, bei dem der Fahrer den Abstand zum Vorausfahrenden bewusst durch eine Verzögerung (Gaswegnahme oder Bremsen) einstellt. Neben dem Bereich des bewusst beeinflussten Fahrens existiert der Bereich des „unbewusst beeinflussten Fahrens“. Dieser Bereich kann als Folgefahrt betrachtet werden, bei dem der Abstand zum Vorausfahrenden annähernd konstant bleibt (vgl. Bild 3-4).

Die nach WIEDEMANN definierten Zustände definieren die grundlegenden Oberklassen längsdynamischer Fahrzustände. Im Folgenden wird das unbeeinflusste Fahren analog zu der Bezeichnung in den genannten Quellen als Freie Fahrt bezeichnet. Weiterhin wird der unbewusst beeinflusste Zustand nach WIEDEMANN als Folgen bezeichnet. Der bewusst beeinflusste Zustand wird vereinfachend als Annähern bezeichnet. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass für diesen Zustand nicht notwendigerweise eine negative Relativgeschwindigkeit vorliegen muss. Nach WIEDEMANN befindet sich ein Fahrer noch solange im Zustand des bewusst beeinflussten Fahrens, solange der untere Folgeabstand nicht überschritten wurde. Dies ist insbesondere relevant für die Dauer des Zustands der Annäherung. Ein Fahrzeug befindet sich demnach so lange noch im Zustand des Annäherns, solange der Folgeabstand nicht überschritten wurde.

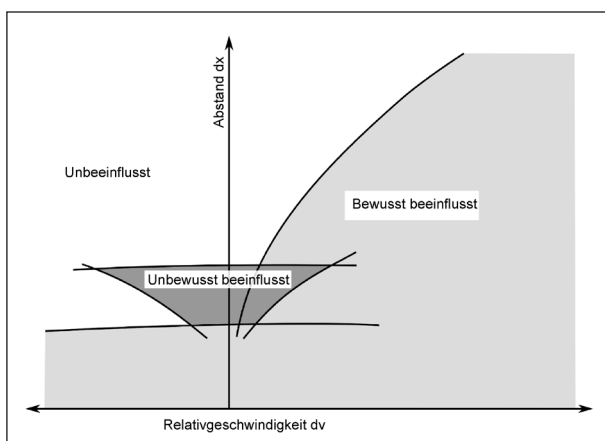


Bild 3-4: Fahrermodell nach (WIEDEMANN 1974)

Das Einhalten des Rechtsfahrgebots stellt einen Sonderfall dar, da hier schwer zu entscheiden ist, ob sich das Fahrzeug derzeit im Annäherungszustand oder im Folgezustand in Relation zu dem Fahrzeug auf dem linken Fahrstreifen befindet. Weiterhin ist zu erwarten, dass der Abstand des stabilen Zustands beim Einhalten des Rechtsfahrgebots unter dem bei einer normalen Folgefahrt besteht, da bei einem plötzlichen Verzögern des vorausfahrenden Fahrzeugs auf dem linken Fahrstreifen keine direkte Kollisionsvermeidung durch das Ego-Fahrzeug erforderlich ist. Deswegen werden beide Fahrzustände zum Szenario Einhalten des Rechtsfahrgebots gezählt.

### Unterscheidung grundlegender Objektklassen

In den in Kapitel 3.2 genannten Szenarienkatalogen aus der Literatur werden verschiedene Klassen an Entitäten berücksichtigt, welche die Längsregelung beeinflussen. Diese Klassen beinhalten vorausfahrende Objekte, Stauenden, statische Objekte und sich lateral bewegende Objekte.

Vorausfahrende Objekte stellen in der Fahrdomäne Bundesautobahn vor allem Pkw oder Lkw dar. Der Ansatz lässt sich jedoch auch auf andere Verkehrsteilnehmer übertragen, hierbei könnte zum Beispiel in der Stadt auch ein Fahrrad die Rolle des vorausfahrenden Objekts einnehmen, wenn es sich im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs in der gleichen Richtung bewegt. Weiterhin wird eine Unterscheidung zwischen normal vorausfahrenden Fahrzeugen und einem Stau gemacht. Als Stau wird hierbei die Fahrzeugschlange auf dem Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs betrachtet. Die isolierte Betrachtung des Ego-Fahrstreifens ermöglicht durch Einsatz der oben eingeführten Verkettungen eine Unterscheidung zwischen dem Auffahren auf ein Stauende auf nur einem Fahrstreifen und einem allgemeinen Stauende vorzunehmen.

Weiterhin werden statische Objekte betrachtet. Statische Objekte können sowohl Fahrzeuge im Stillstand, stehende Personen als auch verlorene Ladung sein. Anders als bei einem Fahrzeug im Stillstand ist bei einem Stauende zu erwarten, dass sich das Objekt vor dem Ego-Fahrzeug zeitweise abwechselnd im Stillstand und langsamen Fahren befinden kann. Um solche Zustände in einem Szenario zusammenfassen zu können, werden stehende Fahrzeuge als Teil einer Fahrzeugschlange stets als Stauende betrachtet. Das Auffahren auf ein still-

stehendes Fahrzeug am Ende eines Staus ist demnach im Auffahren auf ein Stauende mit enthalten.

Sich lateral bewegende Objekte sind in der Fahrdomäne Bundesautobahn typischerweise Fußgänger – oder verallgemeinert schwächere Verkehrsteilnehmer. Da nach der deutschen Gesetzgebung ein Einhalten des Rechtsfahrgebots nur bis zu Geschwindigkeiten von 60 km/h erforderlich ist, wird erst bei Geschwindigkeiten ab 60 km/h geprüft, ob die Längsregelung durch ein Fahrzeug auf dem Nachbarfahrstreifen beeinflusst wird. Dementsprechend ist wie in Tabelle 3-1 dargestellt beim Vermeiden von Rechtsüberholen ein Stau auf dem Nachbarfahrstreifen keine gültige Objektklasse. Alle Grundszenarien, die aus Fahrzuständen resultieren, sind in Bild 3-5 dargestellt.

	Freie Fahrt	Folgen	Annähern	Stillstand	Rückwärtsfahrt
Fahrzeug		•	•		
Stau(-ende)		•	•		
Statisches Objekt			•		
Sich lateral bewegendes Objekt			•		
Fahrzeug auf linkem Nachbarfahrstreifen			•		

Tab. 3-1: Gültigkeit der grundlegenden Objektklassen für die verschiedenen Fahrzustände zur Bildung der Grundszenarien

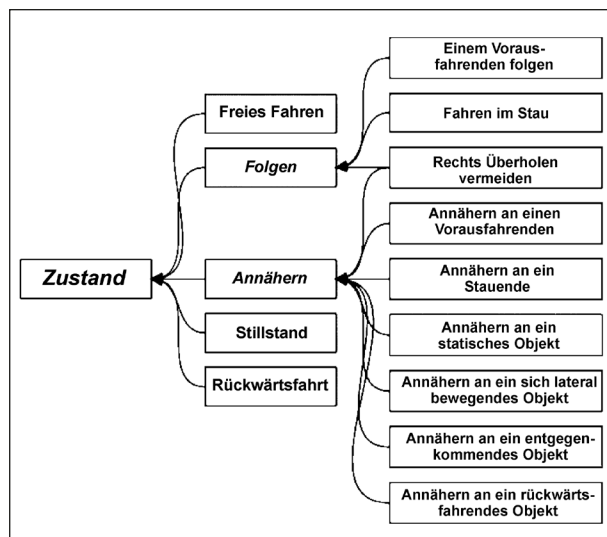


Bild 3-5: Übersicht Grundszenarien aus Fahrzuständen

### 3.2.2 Transitionen

Übergänge zwischen den fundamentalen Fahrzuständen, in denen nicht eindeutig ist, welches Objekt für die Längsregelung maßgeblich ist, oder mehrere Objekte berücksichtigt werden müssen (z. B.: Vorderfahrzeug auf dem aktuellen Fahrstreifen und hinterherfahrendes Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen), werden als Transitionen bezeichnet.

In (RÖSENER et al. 2019) und (L3Pilot 2020) werden die folgenden Szenarien aufgeführt, welche als Transitionen zwischen den Fahrzuständen vorgenommen werden.

- Fahrstreifenwechsel
  - unbeeinflusst
  - FSW mit Vorauffahrendem
  - FSW mit Hinterherfahrendem
  - FSW mit Vorauffahrendem und Hinterherfahrendem
- Einscheren eines anderen Fahrzeugs

Die Unterscheidung der Fahrstreifenwechsel wird ebenfalls für die Grundszenarien übernommen. Zusätzlich wird bereits auf der Ebene der Grundszenarien eine Unterscheidung getroffen, ob der Fahrstreifenwechsel nach links oder rechts ausgeführt wird.

Im Folgenden wird der Einscherer nicht als Grundszenario betrachtet. Dies ist darin begründet, dass im Allgemeinen ein Einscherer oft als Szenario betrachtet wird, in dem ein Fahrer konkret auf einen einscherenden Vorauffahrenden reagieren muss, weil entweder der Abstand unter dem Wunsch-Folgeabstand liegt oder sich das Ego-Fahrzeug dem einscherenden Fahrzeug annähert. Es sind jedoch auch Szenarien zu betrachten, bei denen ein Fahrzeug vor das Ego-Fahrzeug wechselt, sodass sich das Ego-Fahrzeug direkt im Zustand des Folgen befindet oder sich entfernt. Dementsprechend wird der Fahrstreifenwechsel eines anderen Fahrzeugs vor das Ego-Fahrzeug allgemein als Eintritt eines Vorderfahrzeugs bezeichnet. Ein Einscherer in seiner üblichen Verwendung wird daraufhin als Verkettung eines Eintritts eines Vorderfahrzeugs und eines Annäherungszustands betrachtet. Dies macht es möglich, den gesamten Auffahrvorgang als Reaktion auf das einscherende Fahrzeug zu betrachten. Neben dem Eintritt eines Vorderfahrzeugs wird als weiteres Grundszenario der Austritt eines Vorderfahrzeugs betrachtet.

Zwei Sonderfälle der Transitionen, die noch nicht abgedeckt sind, bzw. von den anderen Transitionen unterschieden werden sollten, sind Situationen, bei denen annähernd zeitgleich das Ego-Fahrzeug sowie das zukünftige Vorderfahrzeug einen Fahrstreifenwechsel ausführt. Dies kann einerseits bei einem synchronen Fahrstreifenwechsel vorkommen, bei dem das Vorderfahrzeug von dem ursprünglichen Fahrstreifen ebenfalls auf den Zielfahrstreifen der Ego-Fahrzeug wechselt. Andererseits besteht ein weiterer Sonderfall im zusammenführenden Fahrstreifenwechseln: Hierbei vollzieht das Ego-Fahrzeug und ein Fahrzeug von einem entfernten Fahrstreifen einen Fahrstreifenwechsel auf den gleichen Fahrstreifen, z. B. von dem rechten auf den mittleren Fahrstreifen, und ein Fahrzeug von dem linken auf den mittleren Fahrstreifen, sodass es sich nach dem Manöver vor dem Ego-Fahrzeug befindet.

Ein weiterer Sonderfall besteht im Durchscherer, welcher den doppelten Fahrstreifen eines Fahrzeugs von einem Nachbarfahrstreifen über den des Ego-Fahrzeugs darstellt. Da bei einem solchen Manöver die laterale Geschwindigkeit annähernd konstant bleibt, während sich das Fahrzeug durch den Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs bewegt, wird die Betrachtung des Durchscherers als eigenes Grundscenario der Betrachtung als Komposition bevorzugt. Weiterhin kann ein Durchscherer während eines FSW des Ego-Fahrzeugs geschehen, sodass das durchscherende Fahrzeug auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs wechselt. Dieses Grundscenario wird als zusammenführender Durchscherer bezeichnet.

Weiterhin wird der Fall eines unvollständigen Fahrstreifenwechsels des Ego-Fahrzeugs als Grundscenario betrachtet, da hier ebenfalls für einen bestimmten Zeitraum eine Uneindeutigkeit des Vorderfahrzeugs besteht. Die detaillierte Unterscheidung nach hinterherfahrendem und vorausfahrendem Fahrzeug wird für den unvollständigen Fahrstreifenwechsel nicht getroffen, um die Menge an Grundscenarien nicht unnötig zu erhöhen.

### **Transitionen zwischen den Fahrzuständen ohne zeitliche Ausdehnung**

Transitionen zwischen den Fahrzuständen sind auch direkt möglich, ohne dass eine der oben beschriebenen Transitionen mit zeitlicher Ausdehnung durchlaufen wird. Ein typisches Beispiel ist der

Übergang vom Annähern in die Folgefahrt. Typischerweise ändert sich bei diesen Transitionen das Vorderfahrzeug nicht oder es findet eine Transition in die freie Fahrt oder aus dieser heraus statt. Transitionen zwischen Fahrzuständen, bei denen einer das Einhalten des Rechtsfahrgebots ist, können eine Änderung des die Längsregelung beeinflussenden Fahrzeugs zur Folge haben, ohne dass eine Transition mit zeitlicher Ausdehnung durchlaufen wird. Übergänge zwischen den Fahrzuständen können durch ein Beschleunigen oder Verzögern des Ego-Fahrzeugs oder des vorausfahrenden Objekts verursacht werden. Transitionen ohne zeitliche Ausdehnung stellen grundsätzlich keine eigenen Szenarien dar.

Bild 3-6 stellt alle Grundscenarien dar, die als zeitlich ausgedehnte Transition hergeleitet wurde. Auf Ebene der Grundscenarien wird eine Unterscheidung der Richtung der Szenarien (rechts oder links) vorgenommen. Für Szenarien, die als unterteilte Boxen dargestellt werden, ergibt jede Kombination der gelisteten Aspekte ein Grundscenario.

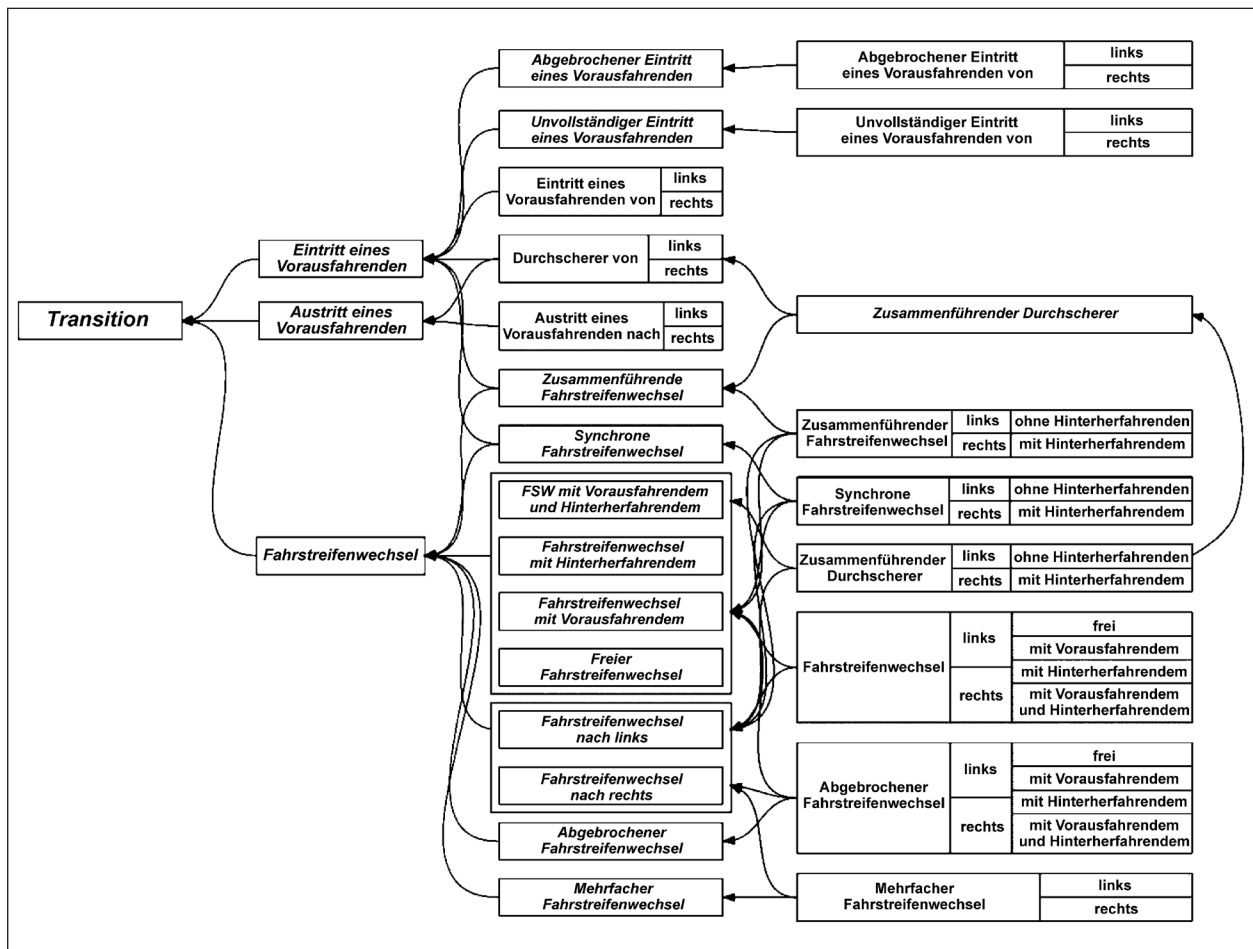


Bild 3-6: Übersicht der Grundszenarien aus zeitlich ausgedehnten Transitionen

### 3.2.3 Überlagerte Interaktionen

Durch die bisherigen Fahrzustände und Transitionen kann bereits eine Vielzahl möglicher Szenarien beschrieben werden. Bis auf Fahrstreifenwechsel, bei denen auch das hinterherfahrende Fahrzeug auf dem Zielfahrzeug betrachtet wird, wird stets nur die Interaktion mit dem Vorderfahrzeug betrachtet. Diese Zustände und Transitionen sollen stets eindeutig sein und sich gegenseitig ausschließen, d. h. in jedem Zeitschritt einer Fahrt in der Fahrdomäne BAB kann sich das Ego-Fahrzeug nur in einem der aufgeführten Zustände oder Interaktionen befinden. Dies reicht jedoch noch nicht aus, um alle Szenarien hinreichend voneinander zu unterscheiden.

Für das zuvor beschriebene Beispiel des Überholmanövers ist für ein vollständiges Überholmanöver auch mindestens eine Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug erforderlich. Eine solche Interaktion kann als überlagert angesehen werden, die stattfinden kann, während sich das Fahrzeug in einem Zustand oder einer Transition befindet.

Als mögliche überlagerte Grundszenarien wurden die folgenden Interaktionen identifiziert:

- Vorbeifahrt eines schnelleren Fahrzeugs
- Vorbeifahrt an einem langsameren Fahrzeug
- Ein Fahrzeug befindet sich längere Zeit neben dem Ego-Fahrzeug
- Fahrstreifenwechsel eines Fahrzeugs im Umfeld (kein Wechsel von oder auf den Ego-Fahrstreifen)
- Abgebrochener Fahrstreifenwechsel (ohne Überschreitung der Markierung)
- Laterale Nahdistanz Ereignisse
- Anwesenheit eines vorrangigen Fahrzeugs
- Vorbeifahrt eines vorrangigen Fahrzeugs
- Dichtes Auffahren eines hinterherfahrenden Fahrzeugs



- Schwanken eines Fahrzeugs im Fahrstreifen
- Annäherung eines Fahrzeugs von hinten
- Vorbeifahrt eines entgegenkommenden Objekts
- Rettungsgasse
- Vorbeifahrt eines Fahrzeugs im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs
- Überlappen eines Fahrzeugs über den eignen Fahrstreifen

Die gesamten überlagerten Interaktionen sind in Bild 8-6 abgebildet.

### 3.2.4 Liste der Grundszenarien

In Bild 3-6 wird eine Übersicht der in den vorherigen Kapiteln hergeleiteten Grundszenarien und der dazugehörigen Oberklassen aufgestellt. Die Vererbungshierarchie der Szenarien kann als gerichteter azyklischer Graph aufgefasst werden. Hierbei ist zu beachten, dass eine Mehrfachvererbung erlaubt ist. So erbt z. B. der Fahrstreifenwechsel nach links mit Vorausfahrendem sowohl von dem Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem als auch von dem

Fahrstreifenwechsel nach links. Es ist somit möglich, aus einer Datenbasis alle Fahrstreifenwechsel nach links zu betrachten oder alle Fahrstreifenwechsel nach links in einer Komposition einzubauen. Bausteine, die kein Grundszenario darstellen, können als abstrakte Oberklasse aufgefasst werden, die selbst nicht instanziiert und somit nicht als Annotation für Fahrdaten verwendet werden können.

Im Regelfall machen die Grundszenarien die Knoten der Vererbungshierarchie aus, die keine weiteren Kinder haben. Es gibt jedoch einige Knoten, die selbst bereits instanziierbare Grundszenarien darstellen, obwohl sie noch Kinder als Spezialisierung haben. Ein Beispiel hierfür ist der Eintritt eines Vorderfahrzeugs, welches bereits ein Grundszenario darstellt. Ein Spezialfall, der von diesem Szenario erbt, ist der zusammenführende Fahrstreifenwechsel. In Tabelle 3-2 werden alle Szenarienbausteine und die dazugehörige Vererbungshistorie aufgelistet. Kursiv geschriebene Einträge stellen hierbei abstrakte Bausteine dar, die nicht eigenständig instanziiert werden können, sondern Oberklassen für Grundszenarien darstellen.

Bezeichnung	Label	Erbt von	Beschreibung
Freies Fahren	free	state	Das Ego-Fahrzeug fährt ohne Beeinflussung durch einen Vorausfahrenden.
Folgen	follow	state	Das Ego-Fahrzeug folgt.
Annähern	approach	state	Das Ego-Fahrzeug nähert sich.
Stillstand	standstill	state	Das Ego-Fahrzeug befindet sich im Stillstand.
Rückwärtsfahrt	reversing	state	Das Ego-Fahrzeug fährt rückwärts.
Einem Vorausfahren folgen	follow_lead	follow	Das Ego-Fahrzeug folgt einem vorausfahrenden Objekt (Fahrzeug).
Fahren im Stau	follow_TJ	follow	Das Ego-Fahrzeug folgt einem vorausfahrenden Fahrzeug in einer Fahrzeugschlange.
Rechts überholen vermeiden	avoid_undertaking	follow	Das Ego-Fahrzeug passt seine Geschwindigkeit so an, dass es ein Fahrzeug auf dem linken Nachbarfahrstreifen nicht passiert.
Annähern an einen Vorausfahrenden	approach_lead	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem vorausfahrendem Fahrzeug (allg. Objekt).
Annähern an ein Stauende	approach_TJ	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem Fahrzeug in einer Fahrzeugschlange.
Annähern an ein statisches Objekt	approach_static	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem stillstehendem oder fixierten Objekt.
Annähern an ein rückwärtsfahrendes Objekt	approach_reversing	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem rückwärtsfahrendem Objekt.
Annähern an ein entgegenkommendes Objekt	approach_oncoming	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem ihm entgegenkommenden Objekt.

Tab. 3-2: Liste der Grundszenarien

Bezeichnung	Label	Erbt von	Beschreibung
Annähern an ein sich lateral bewegendes Objekt	approach_lat	approach	Das Ego-Fahrzeug nähert sich einer Konfliktzone mit einem Objekt, welches sich lateral zur Bewegungsrichtung des Ego-Fahrzeugs auf diese Konfliktzone zubewegt.
<i>Eintritt eines Vorfahrenden</i>	enter_lead	<i>transition</i>	Ein Fahrzeug wechselt unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen.
Eintritt eines Vorfahrenden von links/rechts	enter_lead_{l/r}	enter_lead	Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen.
<i>Austritt eines Vorfahrenden</i>	exit_lead	<i>transition</i>	Das aktuelle Vorderfahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen.
Austritt eines Vorfahrenden nach links/rechts	exit_lead_{l/r}	exit_lead	Das aktuelle Vorderfahrzeug wechselt auf den benachbarten linken/rechten Fahrstreifen.
Durchscherer von links/rechts	cut_through_{l/r}	cut_through_{l/r}	Ein Fahrzeug führt einen doppelten Fahrstreifenwechsel von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug durch dessen Fahrstreifen aus.
<i>Abgebrochener Eintritt eines Vorfahrenden</i>	aborted_enter_lead	enter_lead	Ein Fahrzeug wechselt unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, bricht dieses Manöver jedoch ab, bevor es sich vollständig im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs befunden hat.
<i>Unvollständiger Eintritt eines Vorfahrenden</i>	incomplete_enter_lead	enter_lead	Ein Fahrzeug wechselt unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, wobei ein weiteres Fahrzeug zwischen das Ego-Fahrzeug und das andere Fahrzeug wechselt, bevor dieses den Fahrstreifenwechsel abgeschlossen hat.
Abgebrochener Eintritt eines Vorfahrenden von links/rechts	aborted_enter_lead_{l/r}	aborted_enter_lead_	Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, bricht dieses Manöver jedoch ab, bevor es sich vollständig im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs befunden hat.
Unvollständiger Eintritt eines Vorfahrenden von links/rechts	incomplete_enter_lead_{l/r}	incomplete_enter_lead	Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, wobei ein weiteres Fahrzeug zwischen das Ego-Fahrzeug und das andere Fahrzeug wechselt, bevor dieses den Fahrstreifenwechsel abgeschlossen hat.
<i>Fahrstreifenwechsel</i>	lane_change	<i>transition</i>	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen.
<i>Fahrstreifenwechsel nach links</i>	lc_left	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken benachbarten Fahrstreifen.
<i>Fahrstreifenwechsel nach rechts</i>	lc_right	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den rechten benachbarten Fahrstreifen.
<i>Freier Fahrstreifenwechsel</i>	lc_0	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, ohne dass auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich vor oder hinter dem Fahrstreifen befindet.
<i>Fahrstreifenwechsel mit Vorfahrendem</i>	lc_1	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor dem Ego-Fahrzeug befindet.
<i>Fahrstreifenwechsel mit Hinterherfahrendem</i>	lc_2	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

Tab. 3-2: Fortsetzung

Bezeichnung	Label	Erbt von	Beschreibung
<i>Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem</i>	lc_3	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor, sowie hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	lc_{l/r}_0	lc_0, lc_left/right	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, ohne dass sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor oder hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem nach links/rechts	lc_{l/r}_1	lc_1, lc_left/right	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor dem Ego-Fahrzeug befindet.
Fahrstreifenwechsel mit Hinterherfahrendem nach links/rechts	lc_{l/r}_2	lc_2, lc_left/right	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem nach links/rechts	lc_{l/r}_3	lc_3, lc_left/right	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor, sowie ein Fahrzeug hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
<i>Zusammenführende Fahrstreifenwechsel</i>	merging_lcs	lane_change, enter_lead	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während ein Fahrzeug von einem anderen Fahrstreifen ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt.
Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	merging_lcs_{l/r}_0	merging_lcs, lc_left/right, lc_0	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während ein Fahrzeug von einem anderen Fahrstreifen ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrenden	merging_lcs_{l/r}_2	merging_lcs, lc_left/right, lc_2	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während ein Fahrzeug von einem anderen Fahrstreifen ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
<i>Synchrone Fahrstreifenwechsel</i>	sync_lcs	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während das Vorderfahrzeug ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt.
Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	sync_lcs_l_0	sync_lcs, lc_left/right, lc_0	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken benachbarten Fahrstreifen während das Vorderfahrzeug ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	sync_lcs_r_2	sync_lcs, lc_left/right, lc_2	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den rechten benachbarten Fahrstreifen während das Vorderfahrzeug ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

Tab. 3-2: Fortsetzung

Bezeichnung	Label	Erbt von	Beschreibung
<i>Abgebrochener Fahrstreifenwechsel</i>	aborted_lc	lane_change	Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen.
Abgebrochener freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	aborted_lc_{l/r}_0	aborted_lc, lc_left/right, lc_0	Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen und ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich vor oder hinter dem Fahrstreifen befindet.
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorfahrendem	aborted_lc_{l/r}_1	aborted_lc, lc_left/right, lc_1	Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor dem Ego-Fahrzeug befindet.
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	aborted_lc_{l/r}_2	aborted_lc, lc_left/right, lc_2	Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorfahrendem und Hinterherfahrendem	aborted_lc_{l/r}_3	aborted_lc, lc_left/right, lc_3	Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor, sowie hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
<i>Mehrfacher Fahrstreifenwechsel</i>	multi_lc	lane_change	Das Ego-Fahrzeug wechselt über mehrere Fahrstreifen auf einen anderen Fahrstreifen.
Mehrfacher Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	multi_lc_{l/r}	multi_lc, lc_left/right	Das Ego-Fahrzeug wechselt über mehrere Fahrstreifen nach links/rechts auf einen anderen Fahrstreifen.
<i>Zusammenführender Durchscherer</i>	merging_cut_through	cut_through_{l/r}, merging_lcs	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, während ein Fahrzeug einen mehrfachen Fahrstreifenwechsel in gleicher Richtung auf den gleichen Fahrstreifen ausführt.
Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	merging_cut_through_{l/r}_1	merging_cut_through, lc_left/right, lc_0	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, während ein Fahrzeug einen mehrfachen Fahrstreifenwechsel in gleicher Richtung auf den gleichen Fahrstreifen ausführt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	merging_cut_through_{l/r}_2	merging_cut_through, lc_left/right, lc_2	Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, während ein Fahrzeug einen mehrfachen Fahrstreifenwechsel in gleicher Richtung auf den gleichen Fahrstreifen ausführt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.
<i>Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs</i>	passed	overlay	Ein anderes Fahrzeug fährt an dem Ego-Fahrzeug vorbei.
Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs links/rechts	passed_{l/r}	pass	Ein anderes Fahrzeug fährt links an dem Ego-Fahrzeug vorbei.
<i>Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug</i>	passing	overlay	Das Ego-Fahrzeug fährt an einem anderen Fahrzeug vorbei.

Tab. 3-2: Fortsetzung

Bezeichnung	Label	Erbt von	Beschreibung
Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug links/rechts	passing_{l/r}	passed	Das Ego-Fahrzeug fährt links an einem anderen Fahrzeug vorbei.
<i>Laterales Verweilen eines anderen Fahrzeugs</i>	neighbour	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug befindet sich über einen längeren Zeitraum neben dem Ego-Fahrzeug.
Laterales Verweilen eines anderen Fahrzeugs links/rechts des Ego-Fahrzeugs	neighbour_{l/r}	neighbour	Ein Fahrzeug befindet sich über einen längeren Zeitraum links vom Ego-Fahrzeug.
Fahrbahnenwechsel eines Fahrzeugs im Umfeld	surrounding_lc	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug im Umfeld des Ego-Fahrzeug wechselt den Fahrbahnen.
Dichtes Auffahren eines Hinterherfahrenden	close_obj_behind	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug hinter dem Ego-Fahrzeug fährt dicht auf.
Annäherung eines Hinterherfahrenden	rear_obj_approaching	<i>overlay</i>	Ein hinterherfahrendes Fahrzeug nähert sich schnell dem Ego-Fahrzeug.
Vorrangiges Fahrzeug	priority_vehicle	<i>overlay</i>	Ein vorrangiges Fahrzeug befindet sich im Umfeld des Ego-Fahrzeugs.
<i>Laterales Nahdistanz-Ereignis</i>	close_obj_side	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug neben dem Ego-Fahrzeug kommt dem Ego-Fahrzeug lateral nah.
Laterales Nahdistanz-Ereignis links/rechts	close_obj_side_{l/r}	close_obj_side	Ein Fahrzeug links neben dem Ego-Fahrzeug kommt dem Ego-Fahrzeug lateral nah.
Schwanken im Fahrbahnen	swerving_obj	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug schwankt in seinem Fahrbahnen.
Vorbeifahrt eines Falschfahrers	wrong_way_passing	<i>overlay</i>	Ein Falschfahrer fährt an dem Ego-Fahrzeug vorbei.
Rettungsgasse	emergency_corridor	<i>overlay</i>	Die Fahrzeuge im Umfeld des Ego-Fahrzeugs bilden eine Rettungsgasse.
Vorbeifahrt im Ego-Fahrbahnen	passed_in_lane	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug fährt am dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrbahnen vorbei.
Dauerhaftes Fahrbahnenüberlappen	object_overlapping_lane	<i>overlay</i>	Ein Fahrzeug überlappt dauerhaft den eigenen Fahrbahnen in oder aus dem Fahrbahnen des Ego-Fahrzeug.

Tab. 3-2: Fortsetzung

### 3.3 Kollisionsrelevante Szenarien

Die Menge der allgemein möglichen Grundszenarien enthält auch eine Teilmenge an kollisionsrelevanten Grundszenarien, in denen eine Kollisionsvermeidung durch das Ego-Fahrzeug erforderlich ist. Diese Szenarien können prinzipiell durch die in Kapitel 3.2 beschriebenen Szenarienbausteine abgebildet werden. Da Szenarien mit erforderlicher Kollisionsvermeidung für viele Anwendungsfälle, wie zum Beispiel die Resimulation im PEGASUS Projekt (PEGASUS 2019), eine große Relevanz haben, sollte diese Art der Szenarien gezielt betrachtet werden können.

Eine wichtige Klasse der Grundszenarien sind die Szenarien, die eine Annäherungssituation beinhalten. Nicht jede Annäherungssituation muss hierbei kritisch sein. Weiterhin können Situationen, die in

einer Seitenkollision oder einer Heckkollision enden, kollisionsrelevant sein.

Der Ansatz in (WEBER et al. 2019) stellt die hier gewählte Grundlage zur Beschreibung kollisionsrelevanter Szenarien dar. Alle in Kapitel 3.2 beschriebenen Grundszenarien können durch kurze Sequenzen und Überlagerungen der beschriebenen Bausteine abgebildet werden. Das Szenario „überholender Einscherer“ kann zum Beispiel durch den Eintritt eines Vorderfahrzeugs in einen Annäherungszustand mit vorausgegangenem Vorbeifahrer dargestellt werden.

Ein weiterer wichtiger Aspekt, warum die Kollisionsvermeidungsszenarien als separate Grundszenarien betrachtet werden, besteht darin, dass sie einen Synchronisationspunkt darstellen, um den herum anforderungsverstärkende Faktoren auf der Objekt-

ebene (Ebene 4) betrachtet werden können, welche nur in der kollisionsrelevanten Situation explizit betrachtet werden können. Diese kann nach (WEBER et al. 2019) die Handlungseinschränkung durch ein Objekt oder eine dynamische Sichtverdeckung sein.

Ein Aspekt, der in (WEBER et al. 2019) nicht explizit beschrieben wird, ist die Betrachtung kollisionsrelevanter Szenarien während eines Fahrstreifenwechsels des Ego-Fahrzeugs. Der Ansatz zur Herleitung der Basisszenarien ist eine Betrachtung der Relativbewegung des herausfordernden Fahrzeugs, die prinzipiell auch während einer lateralen Bewegung des Ego-Fahrzeugs gültig sind. Um die Szenarien jedoch sinnvoll weiter unterscheiden zu können, sind weitere Unterscheidungen erforderlich. Bei Pfaden mit einer lateralen Überlappung ist erforderlich, zu unterscheiden, ob die Relativbewegung des Objekts zur Kollision nur durch das laterale Manöver des Ego-Fahrzeugs oder auch durch eine laterale Bewegung des Objektfahrzeugs entsteht. Für den Anwendungsfall Autobahn lässt sich so unterscheiden, ob die kollisionsrelevante Situation mit einem Fahrzeug entsteht, welches sich zu Beginn des Szenarios bereits auf dem Zielfahrbahnstreifen des Ego-Fahrzeugs befindet, oder ob ein Fahrzeug von einem Fahrbahnstreifen neben dem Zielfahrbahnstreifen des Ego-Fahrzeugs einen Fahrstreifenwechsel auf den Zielfahrbahnstreifen des Ego-Fahrzeugs macht. Hierfür kann das Kriterium der lateralen Überlappung aus (WEBER et al. 2019) erweitert werden um die Unterscheidung, ob eine laterale Überlappung der Umrisse der Objekte bereits in der Startposition des Ego-Fahrzeugs oder erst durch den Fahrstreifenwechsel entsteht. Demnach ergeben sich die folgenden Unterscheidungen der lateralen Positionen zu Beginn des Szenarios am Beispiel eines FSW nach links:

- laterale Überlappung vom Ego-Fahrzeug bereits zu Beginn des FSW
- keine laterale Überlappung zu Beginn des FSW, jedoch auf der geplanten Zielposition des Ego-Fahrzeugs
- keine laterale Überlappung, Objektposition links von der Zielposition des Ego-Fahrzeugs
- keine laterale Überlappung, Objektposition rechts von der Initialposition des Ego-Fahrzeugs

Für einen Fahrstreifenwechsel nach rechts sind die Definitionen entsprechend umzukehren.

Generell werden bei der gesonderten Betrachtung der Szenarien während eines FSW nur Szenarien betrachtet, bei denen eine hypothetische Kollision durch die laterale Bewegung des Ego-Fahrzeugs bedingt wird. Szenarien, bei denen das Potenzial einer Kollision besteht, auch wenn das Ego-Fahrzeug keinen Fahrstreifenwechsel machen würde, sind den Szenarien während der Geradeausfahrt zuzuordnen.

Hierbei ist zu beachten, dass der Fall des geraden Kollisionspfads A, welcher im normalen Längsverkehr den sehr häufigen Fall eines Vorfahrers darstellt, für den Fahrstreifenwechsel des Ego-Fahrzeugs den Fall darstellt, dass das vorausfahrende Fahrzeug sich bereits in der Initialposition des Ego-Fahrzeugs befindet, es jedoch zu einer Kollision in der Zielposition (oder einer Übergangspolition) kommen würde. Demnach würde es sich um ein Szenario handeln, bei dem das Ego-Fahrzeug und Objektfahrzeug annähernd zeitgleich einen Fahrstreifenwechsel durchführen. Der häufiger zu erwartende Fall stellt das Szenario dar, bei dem sich das Objektfahrzeug in einer lateralen Überlappung mit der Zielposition des Ego-Fahrzeugs befindet.

Zur möglichst verständlichen Zuordnung der Szenarien werden wie für den Ansatz für die Geradeausfahrt einzelnen relativen Pfaden Buchstaben zugeordnet. Identische Buchstaben mit dem Konzept für Geradeausfahrt stellen hierbei einen analogen Relativpfad dar. Alle FSW-Szenarien werden mit einem Index „LC“ für Lane Change versehen. Weiterhin wird ein Index hinzugefügt, der den Relativpfad genauer beschreibt.

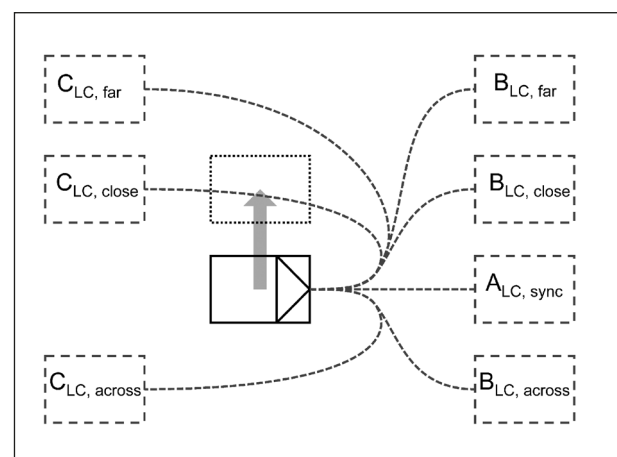


Bild 3-7: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf Fahrstreifenwechsel des Ego-Fahrzeugs am Beispiel Frontkollision für FSW nach links

- „sync“ für Szenarien, in denen der Herausforderer einen synchronen FSW ausführt
- „close“ für Szenarien, bei denen sich der Herausforderer bereits in der lateralen Zielposition des Ego-Fahrzeugs befindet
- „far“ für Szenarien, bei denen der Herausforderer eine laterale Relativbewegung in Richtung der Zielposition des Ego-Fahrzeugs ausführt
- „across“ für Szenarien, bei denen der Herausforderer aus auf der entgegengesetzten Seite der Zielposition des Ego-Fahrzeugs eine laterale Relativbewegung in die Richtung der Zielposition des Ego-Fahrzeugs durchdurchführt

Die Zuordnung der weiteren Szenarien ist in Bild 3-8 und Bild 3-9 dargestellt.

Die vollständige Liste der Herausforderer-Szenarien ist in Tabelle 8-5 gegeben.

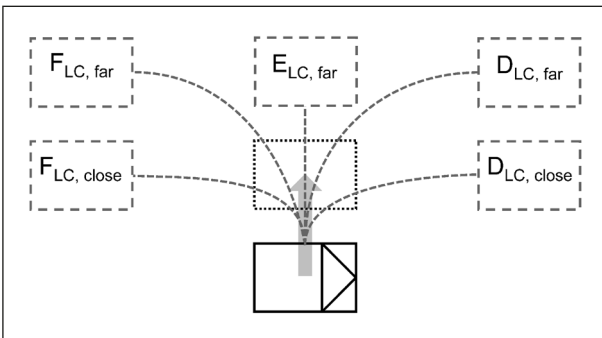


Bild 3-8: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf potenzielle Seitenkollisionen während eines FSW

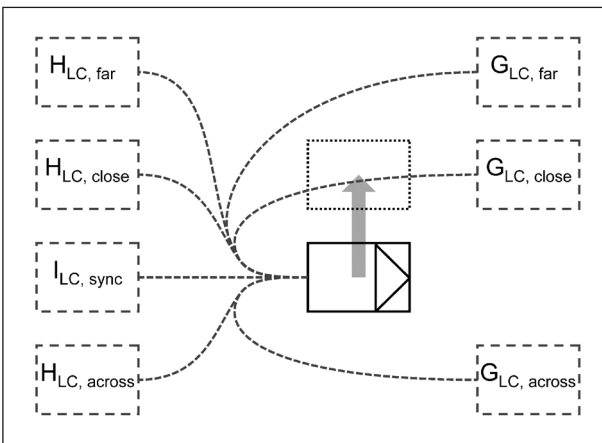


Bild 3-9: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf potenzielle Heckkollisionen während eines FSW

### 3.4 Komposition der Grundszenarien

Im Folgenden wird auf Basis der in Kapitel 3.2 hergeleiteten Grundszenarien eine Auflistung beispielhafter Verkettungen von Grundszenarien aufgeführt, die die Anwendung der Grundszenarien erläutern soll (vgl. Tabelle 3-3).

Hierbei können Verkettungen nicht nur aus den eigentlichen Grundszenarien zusammengesetzt werden, sondern auch aus deren Oberklasse. Ein Szenario „Einscheren eines anderen Fahrzeugs“ kann zum Beispiel durch ein Eintreten vom linken sowie vom rechten Fahrstreifen geschehen.

Die hier dargestellte Liste an zusammengesetzten Szenarien stellt nur einen Teil der möglichen zusammensetzbaren Szenarien dar, um die Anwendungsfälle der verketteten Grundszenarien darzustellen.

Neben der Darstellung verschiedener nicht vordefinierter Szenarien ist das Prinzip der Komposition geeignet, die in Kapitel 3.3 definierten kollisionsrelevanten Szenarien darzustellen. In Tabelle 3-3 wird bereits das Einscheren eines anderen Fahrzeugs (Herausforderer-Szenario B) als Komposition dargestellt. Das Codebook beinhaltet hierzu die vollständige Zuordnung zwischen kollisionsrelevanten Grundszenarien und der jeweiligen Darstellung als Komposition. Weiterhin stellt Tabelle 3-3 mit dem

Zusammensetzung	Beschreibung
state → enter_lead → approach	Einscheren eines anderen Fahrzeugs
free/follow → enter_lead → Follow	Einscherer in die Folgefahrt („unkritischer Einscherer“)
state → lc_left → state + pass_right → lc_right	Überholmanöver
approach_tj → lane_change → free	Stau auf einem Fahrstreifen
approach_tj → lane_change → approach_tj/follow_tj	Stau auf mehreren Fahrstreifen
follow/approach → exit_lead → approach	„Cut Out“ – Das Vorderfahrzeug wechselt auf einen anderen Fahrstreifen und gibt damit die Sicht auf ein langsames Fahrzeug frei.

Tab. 3-3: Beispielhafte Liste an Kompositionen

„Cut-Out“-Szenario (Herausforderer-Szenario A mit dynamischer Sichtverdeckung) dar, wie ein kollisionsrelevantes Grundszenario mit anforderungsverstärkenden Faktoren als Komposition dargestellt werden kann.

### 3.5 Anforderungsverstärkende Faktoren

Wie bereits erwähnt, ist es nicht sinnvoll, alle Faktoren eines Szenarios zu beschreiben, da dies zu einer nicht praktikablen Anzahl an Parametern führt. Deshalb ist eine sinnvolle Reduktion notwendig. Diese wurde bereits für die Entwicklung der Grundszenarien durchgeführt. Diese fokussieren sich insbesondere auf der Ebene 4 des 6-Ebenen-Modells. Die folgenden dargestellten Faktoren sollen insbesondere die übrigen Ebenen berücksichtigen.

#### 3.5.1 Herleitung der Faktoren

Um die relevanten Faktoren der anderen Ebenen zu identifizieren, wurden bei der Literaturrecherche diverse Quellen und Expertenwissen genutzt:

- Technische Regularien
- Beschreibungsansätze für ODD Autobahn
- Ansätze zur Szenarienklassifikation
- Unfallklassifikation (wie z. B.: GIDAS, FARS/CRSS)

Beschreibungsansätze für ODDs und Ansätze zur Szenarienklassifikation, die in Kapitel 2.2 vorgestellt wurden, bilden die Basis und werden genutzt, um erste Faktoren zu identifizieren. Diese Quellen stellen meist bereits eine gefilterte Sicht auf mögliche Faktoren zur Beschreibung eines Szenarios dar. Deshalb wurden die extrahierten Informationen mit Angaben aus den Richtlinien für die Anlage von Autobahnen (RAA), die sich auf den konstruktiven Entwurf von Autobahnen fokussiert, Expertenwissen und Codebooks zu Unfallstatistiken, wie die GIDAS und FARS/CRSS, angereichert.

Die identifizierten Faktoren werden zunächst dem 6-Ebenen-Modell zugeordnet, was die Überprüfung auf Vollständigkeit erleichtert. Da die Faktoren nicht isoliert betrachtet werden können, werden mithilfe einer Baumstruktur die Abhängigkeiten der Faktoren identifiziert. Dabei werden die übergeordneten Kategorien hierarchisch in feine Strukturen heruntergebrochen.

Darauf aufbauend werden Mechanismen identifiziert, die einen Einfluss auf die Faktoren haben. Mithilfe dieser Mechanismen lassen sich die Abhängigkeiten der einzelnen Faktoren untereinander darstellen. Basierend auf den Mechanismen lassen sich Folgen für die Faktoren definieren. Mithilfe dieses Vorgehens können gleichartige Modellierungsansätze gefunden werden, um die Reduktion der sehr großen Anzahl an Faktoren auf eine begrenzte Anzahl zu reduzieren (vgl. Bild 3-11).

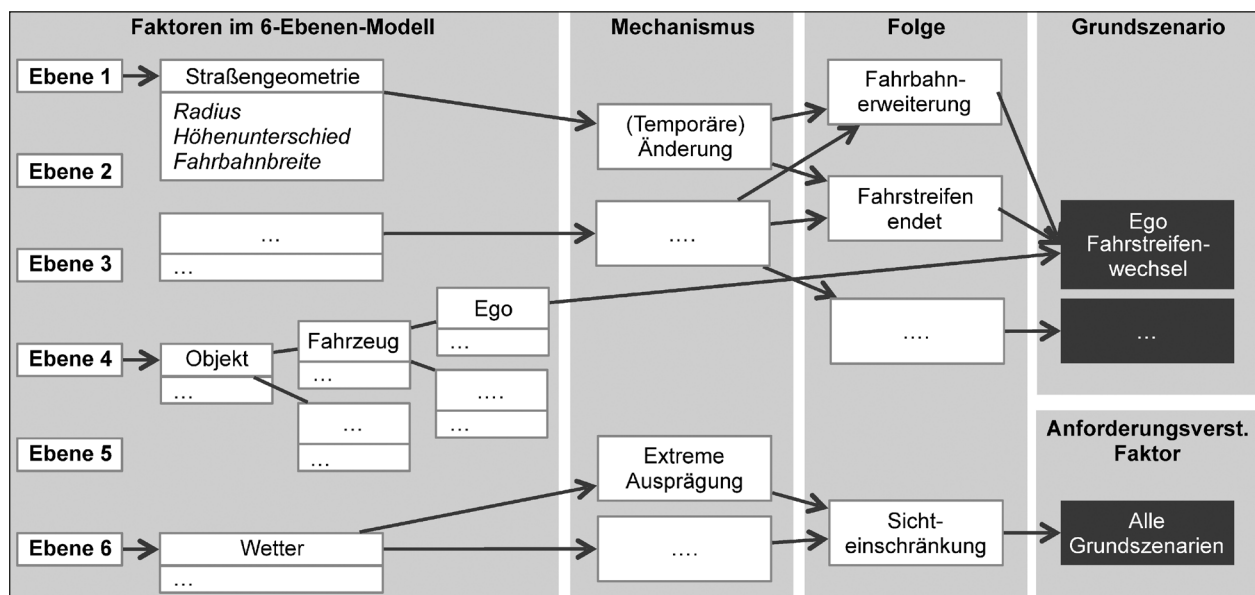


Bild 3-10: Identifikation von Grundszenarien und anforderungsverstärkenden Faktoren mithilfe der Identifikation gleicher Modellierungsansätze



Anforderungsverstärkende Faktoren sind wichtig, um die Komplexität eines Szenarios zu steigern. Sie erhöhen so den Schwierigkeitsgrad der Fahraufgabe, da beispielsweise ein erhöhter Informationsfluss verarbeitet werden muss. Anforderungsverstärkende Faktoren beinhalten zudem relevante Informationen zum taktischen Verhalten anderer Fahrzeuge und des Ego-Fahrzeugs, wenn zum Beispiel in Situationen in denen der Vorausfahrende vom Ego-Fahrzeug verzögert und sich weitere Fahrzeuge auf dem linken und rechten Fahrstreifen befinden. Diese beeinflussen das taktische Verhalten des Ego-Fahrzeugs dahingehend, dass nur eine begrenzte Anzahl an Handlungsmöglichkeiten zur Verfügung steht.

Insgesamt wurden zehn anforderungsverstärkende Faktoren definiert, die verschiedene Aspekte des 6-Ebenen-Modells berücksichtigen (vgl. Bild 3-11). Ziel ist es, die anforderungsverstärkenden Faktoren im Rahmen eines Codebooks als einheitliches Rahmenwerk zur Beschreibung von Szenarien aufzuführen. Mithilfe der in Bild 3-10 dargestellten Baumstruktur lassen sich die benötigten Parameter definieren, die notwendig sind, um das Szenario ausreichend detailliert zu beschreiben. So soll insbesondere das erforderliche taktische Verhalten sowie die antizipatorische Fähigkeiten des Fahrers bzw. der automatisierten Fahrfunktion gefordert werden.

**3.5.2 Beschreibung der Faktoren**

Nachdem die Methodik zur Ableitung der anforderungsverstärkenden Faktoren vorgestellt wurde,

soll nun im Folgenden die detaillierte Beschreibung der einzelnen Faktoren erfolgen.

Die anforderungsverstärkenden Faktoren können den beiden Kategorien zeitserienbasiert und ereignisbasiert zugeordnet werden. Zeitserienbasierte Faktoren spielen während des gesamten Szenarios eine wichtige Rolle und werden daher dauerhaft beschrieben.

Ereignisbasierte Faktoren hingegen spielen nur bei ihrem expliziten Auftreten eine relevante Rolle. Dabei ist insbesondere die genaue zeitliche und örtliche Referenzierung des Ereignisses wichtig.

Zur Codierung der Faktoren fasst eine ereignisbasierte Tabelle alle relevanten Informationen in einer sequenziellen Darstellung zusammen. Die Instanziierung dieser Tabelle bzw. mehrerer Tabellen erfolgt jeweils pro Fahrzustand bzw. Transition, wobei eine Instanz aus mehreren Ereignissen bestehen kann.

Abhängig vom Faktor sind diese Ereignisse unterschiedlich definiert und können beispielsweise der Anfang eines Grundszenarios oder der Fahrstreifenwechsel sein. Mithilfe einer ID soll die zeitliche Zuordnung und Auflistung der Ereignisse erfolgen.

**Fahrstreifenmarkierung**

Mit der Fahrstreifenmarkierung ist die farbliche Kennzeichnung auf der Oberfläche von Verkehrsflächen des Straßenverkehrs gemeint. Sie gehört zur Straßenausstattung (Ebene 1) und dient auf der

Faktor	Ebenen des 6-Ebenen-Modells					
	1	2	3	4	5	6
Fahrstreifenmarkierung						
Handlungseinschränkung						
Kraftschluss						
Steigung						
Kurve						
Fahrstreifenverlauf						
Objektteilung						
Sichteinschränkung						
Vorausgehender Unfall						
Vorrangiges Fahrzeug						
Verkehrsregeln						

Bild 3-11: Zuordnung der anforderungsverstärkenden Faktoren zum 6-Ebenen-Modell

Autobahn insbesondere der Verkehrsführung, der Kennzeichnung verschiedener Verkehrsflächen und als Verkehrszeichen. Mit der Einführung dieses anforderungsverstärkenden Faktors sollen insbesondere nicht bzw. schlecht sichtbare, unterbrochene und mehrfache Fahrstreifenmarkierungen berücksichtigt werden.

Drei wesentliche Mechanismen konnten identifiziert werden, die den Zustand und die Sichtbarkeit der Fahrstreifenmarkierung beeinflussen. Zum einen kann die Fahrstreifenmarkierung durch Objekte oder durch Wettereinflüsse wie Schnee verdeckt sein. Das regelmäßige Befahren und die Umwelteinflüsse sorgen zudem dafür, dass die Fahrstreifenmarkierung abgenutzt wird und so teilweise nur schwach oder gar nicht mehr vorhanden ist. Temporär veränderte Fahrstreifen hingegen können beispielsweise durch Baustellen entstehen. In Deutschland sind diese temporären Fahrstreifen meist gelb dargestellt.

Da die Fahrstreifenmarkierung während der gesamten Fahrt relevant ist, ist dieser zeitserienbasiert. Ein Beispiel hierzu ist im Anhang (vgl. Anhang Bild 8-7) zu finden. Zur Beschreibung werden die folgenden Parameter genutzt. Dabei ist zu beachten, dass jedes Paar Fahrstreifenmarkierung mit den Parametern beschrieben wird (vgl. Anhang Tabelle 8-6):

- Ereignis
- Priorität
- Linienart
- Sichtbarkeit
- Profil
- Abstand

Relevante Ereignisse zur Diskretisierung sind der Beginn und das Ende des Grund szenarios. Darüber hinaus soll der Wechsel der Linienart, eine Verdeckung des Fahrstreifens durch Objekte, der Beginn eines Fahrstreifens sowie der Fahrstreifenwechsel berücksichtigt werden. Zuletzt ist die mehrfache Fahrstreifenmarkierung ein relevantes Ereignis, das beispielsweise bei der Einfahrt in eine Baustelle auftritt.

Das letzte Ereignis bedingt den weiteren Parameter der Priorität. Damit soll festgelegt werden, welche Fahrstreifen für das Fahrzeug relevant ist.

Da die Linienart einen wichtigen Informationscharakter widerspiegelt, soll diese ebenfalls berücksichtigt werden. Dazu gehören Ausprägungen wie eine durchgezogene Linie oder eine gestrichelte Linie.

Wie stark sich die Fahrstreifenmarkierung vom Untergrund abhebt, soll mit dem Parameter Sichtbarkeit beschrieben werden. Da dieser Parameter innerhalb eines zeitlichen Ereignisses schwanken kann, werden statistische Kenngrößen wie Mittelwert und Standardabweichung verwendet, um den Parameter zu beschreiben.

Neben der optischen Erscheinung kann eine Markierung ebenfalls über ein Relief verfügen. Der Parameter Profil gibt an, ob die Oberfläche glatt oder profiliert ist.

Abschließend wird der Abstand der Fahrstreifen thematisiert. Dieser wird ebenfalls, wie die Sichtbarkeit, über statistische Kenngrößen beschrieben.

### Handlungseinschränkung

Handlungseinschränkungen im Rahmen der Herausforderer-Szenarien wurden bereits in der Literaturrecherche (vgl. Kapitel 2.2.2) vorgestellt. Handlungseinschränkungen limitieren die Möglichkeiten für gewisse Unfallvermeidungsmanöver. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass ihre Anwesenheit im Szenario keine potenzielle Kollision darstellen würde, aber eine falsche Reaktion des Ego-Fahrzeugs auf das herausfordernde Objekt zu einer Kollision mit der Handlungseinschränkung führen kann. Sowohl dynamische Objekte als auch statische Objekte können eine Handlungseinschränkung darstellen. Dynamische Objekte bewegen sich mit dem Ego-Fahrzeug auf der Autobahn und sind der Ebene 4 zuzuordnen.

Die statischen Objekte, die eine Handlungseinschränkung darstellen können, entspringen den Ebenen 2 und 3. Hierzu gehört unter anderem die Randbebauung, die die Bewegungsfreiheit des Ego-Fahrzeugs links bzw. rechts limitiert. Dazu gehören auch Markierungen auf der Straße, die das Befahren der Fläche verbieten.

Zur Beschreibung des Faktors „Handlungseinschränkung“ werden die folgenden Parameter verwendet:

- Ereignis
- Objektklasse

- Handlungseinschränkung
- Distanz
- Zustand

Im Rahmen der Entwicklung der Handlungseinschränkung im Herausforderer-Konzept wurden bereits die fünf relevanten Mechanismen definiert, die die Ausprägung der Handlungseinschränkung beschreiben. Diese Mechanismen repräsentieren die Ereignisse, die den zeitlichen Verlauf des Faktors diskretisieren sollen:

- Ein Objekt hinter Ego
- Ein Objekt vor Ego
- Ein Objekt seitlich (links oder rechts)
- Eine komplette seitliche Blockade
- Eine seitliche Blockade mit ausreichender Lücke

Die Objektklasse beschreibt das Objekt selbst, das die Handlungseinschränkung darstellt.

Mithilfe der Distanz wird die Einschränkung relativ zum Ego-Fahrzeug durch die longitudinale und laterale Distanz verortet.

Der Parameter Handlungseinschränkung quantifiziert die Ausmaße der Einschränkung. Dazu gehören die Länge, Breite und Höhe des Objekts sowie die Größe der Lücke, falls die Einschränkung eine seitliche Blockade mit ausreichender Lücke ist.

Zuletzt wird noch der Zustand des Objekts beschrieben. Eine erste Einschätzung liefert zwar der Parameter Handlungseinschränkung, dennoch ist es notwendig, den dynamischen Zustand zu beschreiben. Dazu gehört auch die Relativgeschwindigkeit zum Ego-Fahrzeug.

### Kraftschluss

Dieser Faktor soll den Kraftschluss zwischen den Reifen und der Straße charakterisieren, der durch interne und externe Faktoren beeinflusst werden kann. Interne Faktoren zielen auf die verminderte Reifenhaftung ab, die beispielsweise durch abgefahrene Reifen oder ein fehlerhaftes Fahrwerk entstehen können. Externe Faktoren berücksichtigen Einflussgrößen, die die Haftung der Straße beeinflussen. Hierzu gehören zum Beispiel Nässe und Laub, die wetterabhängige Größen sind, als auch

durch Bauarbeiten oder ausgelaufene Flüssigkeiten verursachte Reibwertänderungen. Dieser Faktor spielt insbesondere in der Unfallforschung eine große Rolle zur Bewertung der Unfallvermeidung. Deshalb existieren bereits in der Unfallforschung Tabellen, die den Reibwert auf bestimmten Oberflächen charakterisieren (vgl. Anhang Tabelle 8-19).

Die beschreibenden Parameter sind:

- Ereignis
- Reibwert
- Straßenoberfläche
- Ausdehnung
- Größe

Relevante Ereignisse sind lediglich der Beginn eines Grundscenarios sowie der drastische Abfall des Reibkoeffizienten.

Zentraler Bestandteil ist die Abschätzung des Reibwerts zwischen der Straße und den Reifen. Dieser ist abhängig von der Straßenoberfläche, weshalb diese ebenfalls mitbeschrieben wird.

Da der Reibwertabfall beispielsweise nur an einer Seite des Fahrzeugs auftreten kann, soll die Ausdehnung dessen zusätzlich beschrieben werden. Zudem spielt die longitudinale und laterale Größe der Fläche mit dem bestimmten Reibwert eine große Rolle.

### Steigung

Die Steigung bzw. das Gefälle als Maß für die Höhenänderung der Straße entlang der Fahrtrichtung beeinflusst den Fahrwiderstand. Änderungen der Steigung müssen dementsprechend vom Fahrer durch Rücknahme oder Erhöhung der Motorleistung kompensiert werden, wenn eine bestimmte Wunschgeschwindigkeit beibehalten werden soll.

Es werden zwei Parameter für die Beschreibung verwendet:

- Ereignis
- Steigung

Der Beginn eines Grundscenarios und signifikante Änderungen der Steigung stellen relevante Ereignisse dar.

Die Steigung selbst wird als Höhendifferenz pro waagerechter Strecke in Prozent angegeben, wie

es den Angaben der Straßenbeschilderung entspricht.

### Kurve

Nicht einsehbare oder unzureichend markierte Straßenverläufe sowie enge Kurvenradien steigern ebenfalls den Komplexitätsgrad eines Szenarios, da dies beispielsweise in Verbindung mit einem verminderten Reibwert zu einem Verlust des Kraftschlusses und damit Kontrollverlust des Fahrzeugs führen kann. Dieser Faktor berücksichtigt sowohl fehlende, verdrehte, falsche physische Schilder als auch digitale Anzeigen und digitales Kartenmaterial. Die Parameter lauten:

- Ereignis
- Krümmung
- Vorabinformation

Zu Beginn eines jeden Grundszenarios sowie beim Wechsel der Klasse der Krümmung wird ein neues Ereignis beschrieben. Die Differenzierung der Klasse erfolgt dabei in leicht positiv/negativ und stark negativ bzw. stark positiv. Damit soll gewährleistet werden, dass sich ein GrundszENARIO über mehrere Kurven erstrecken kann.

Zur Beschreibung der Krümmung selbst werden statistische Kenngrößen wie der Mittelwert und die Standardabweichung verwendet.

Schließlich werden die Vorabinformationen geprüft, die beschreiben, ob und wie die Kurve angekündigt wurde. Dies kann sowohl durch analoge und digitale Schilder als auch anderen digitalen Informationen wie V2X erfolgen. Der Parameter kann dabei mehrfach belegt sein, wenn zum Beispiel kein Schild existiert, die digitalen Informationen aber korrekt sind.

### Fahrstreifenverlauf

Neben Kurven, welche den Straßenverlauf insgesamt beeinflussen, wird auch der Verlauf des Fahrstreifens selbst berücksichtigt. Nicht nur der Verlauf der gesamten Straße, sondern auch die Führung des Fahrstreifens kann eine Herausforderung für die sich darauf befindlichen Fahrzeuge darstellen. Ein Beispiel stellt eine Fahrstreifenverengung aufgrund permanenter baulicher Gegebenheiten oder aufgrund einer Baustelle dar. Insbesondere in letzterem Fall kann es zusätzlich oder alternativ zu

Krümmungen des Fahrstreifens kommen, die sich deutlich von der Krümmung der Straße selbst unterscheiden.

Um die genannten Fälle abdecken zu können, werden folgende Parameter zur Beschreibung verwendet:

- Ereignis
- Krümmung
- Vorabinformation

Neben dem Beginn eines Grundszenarios stellt eine Verengung des Fahrstreifens ebenfalls ein auslösendes Ereignis dar. Für Krümmungswechsel gilt dies ebenfalls, wobei wie bei Kurven eine Einteilung in die Klassen leicht positiv/negativ und stark negativ bzw. stark positiv erfolgt.

Die Parameter Krümmung und Vorabinformationen sind äquivalent definiert wie im Faktor Kurve.

### Objektteilung

In seltenen Fällen kommt es auf der Autobahn vor, dass sich Gegenstände von Fahrzeugen oder gar ganze Anhänger lösen. Klassische Beispiele sind Radkappen oder nicht sachgemäß befestigte Ladung. Dieser Faktor komplementiert zudem den vorausgehenden Unfall, der weiter unten erläutert wird. Bei einem Unfall lösen sich oftmals Teile vom Fahrzeug oder Fahrer und Fahrzeug werden bei einem Motorrad Unfall getrennt. In solchen Fällen verfolgen die einzelnen Objekte sehr individuelle Trajektorien.

Da diese Trajektorien schwer beschreibbar sind, soll mit den folgenden Parametern nur ein Überblick gegeben werden:

- Ereignis
- Ursprung
- Trajektorie

Jedes Objekt, das sich trennt, stellt ein Ereignis dar, das näher beschrieben wird. Der Ursprung charakterisiert das Ursprungsobjekt, von dem sich das Objekt gelöst hat. Darüber hinaus soll mit dem Parameter Trajektorie die Relevanz für das Ego-Fahrzeug abgeschätzt werden. Dabei wird unterschieden, ob das abgetrennte Objekt die Ego-Trajektorie schneidet und eine Kollisionsvermeidungsreaktion notwendig ist.

## Sichteinschränkung

Unter dem Begriff der Sichteinschränkung wird eine Reihe von Faktoren zusammengefasst. Dabei kann zwischen nicht lokalisierbaren und lokalisierbaren Sichteinschränkungen unterschieden werden. Nicht lokalisierbare Sichteinschränkungen umfassen solche, deren Positionierung nicht exakt festgelegt werden kann. Hierzu gehören unter anderem Wetterereignisse wie Nebel oder starker Regen. Lokalisierbare Sichteinschränkungen wiederum lassen sich in die Kategorien statisch und dynamisch unterteilen. Topologie-bedingte Sichteinschränkungen wie eine Bergkuppe oder auch Bebauung zählen zur ersten Kategorie. In die zweite Kategorie fallen jegliche dynamischen Objekte. Diese Kategorie ist insbesondere relevant für die Herausforderer-Szenarien, bei denen das Objekt die Sicht auf den Herausforderer einschränkt. Dennoch kann die zweite Kategorie auch für allgemeine Szenarien relevant werden, wenn beispielsweise die Vorbeifahrt an einem Lkw die Sicht auf ein relevantes Warnschild verdeckt.

Zur Beschreibung und Parametrierung der Sichteinschränkungen werden unterschiedliche Konzepte verfolgt. Nicht lokalisierbare Objekte entstammen meist der Ebene 5 und werden wie folgt beschrieben:

- Ereignis
- Ursache
- Ausmaß

Zur Diskretisierung wird jede Art der nicht lokalisierbaren Sichteinschränkung als Ereignis angesehen. Hierbei wird zwischen der Reduktion der Sichtweite um eine gewisse Distanz und der Störung der Wahrnehmung eines Sensors unterschieden.

Jedes Ereignis basiert auf einer bestimmten Ursache, die mit beschrieben wird. Das ist zum Beispiel Nebel oder starker Regen. Ebenfalls wird das Ausmaß der Einschränkung quantifiziert. Bei den nicht lokalisierbaren Sichteinschränkungen wird darauf verzichtet, einzelne Objekte zu benennen, die von der Sichteinschränkung betroffen sind.

Lokalisierbare statische Sichteinschränkungen hingegen können aus den Ebenen 1 bis 3 entspringen:

- Ereignis
- Verdeckung
- Ausmaß

Die Ereignisse in der Ebene 1 sind insbesondere die durch die Topologie oder Straßenführung bedingten Sichteinschränkungen. Auf der Ebene 2 können Randbebauungen oder Begrünungen die Sicht einschränken. Baumaßnahmen, die der dritten Ebene zuzuordnen sind, können ebenfalls die Sicht einschränken.

Ebenfalls das Ausmaß der Sichtverdeckung beschrieben werden. Darüber hinaus wird aber noch das verdeckte Objekt notiert, da davon ausgegangen werden kann, dass die statischen Sichteinschränkungen nur von kurzer Dauer sind.

Abschließend werden die lokalisierbaren dynamischen Sichteinschränkungen thematisiert. Diese existieren lediglich auf der Ebene 4 und wurden bereits beim Herausforderer-Konzept eingeführt. Die relevanten Parameter sind:

- Ereignis
- Sicht einschränkendes Objekt
- Verdecktes Objekt
- Allokation
- Ausmaß

Hier soll das die Sicht einschränkende Objekt bestimmt werden, wozu dessen Fahrzeugklasse und Größe gehört. Wie bei den anderen Sichteinschränkungen wird zudem notiert, welches Objekt verdeckt wird. Mithilfe der Allokation soll die Position der Sichteinschränkung beschrieben werden. Dazu wird quantifiziert, ob sich das Fahrzeug vor oder hinter bzw. links oder rechts vom Ego-Fahrzeug befindet.

## Vorausgehender Unfall

Bei dem vorausgehenden Unfall muss eine Fallunterscheidung durchgeführt werden, die von der zeitlichen und räumlichen Ausdehnung des Unfalls abhängen. Unfälle, bei denen das Ego-Fahrzeug zu einer kollisionsvermeidenden Handlung gezwungen wird, müssen den Herausforderer-Szenarien zugeordnet werden. Findet der Unfall außerhalb des Ego-Fahrschlauchs statt oder ist dort schon zum Stillstand gekommen, ist die Situation zunächst nicht kritisch, dennoch ist eine erhöhte Alarmbereitschaft und Anforderung an das Situationsverständnis des Ego-Fahrzeugs gegeben. Zur Beschreibung werden die folgenden Parameter verwendet:

- Ereignis
- Zustand Unfall
- Allokation
- Anzahl Fahrzeuge
- Fahrzeugtypen
- Relation Grundszenario

Jeder Unfall während eines Grundszenarios soll als Ereignis berücksichtigt werden. Ein Unfall kann sich dabei über mehrere Grundszenarios hinweg erstrecken. Deshalb ist die Beschreibung des Zustands des Unfalls wichtig, damit festgehalten werden kann, ob der Unfall noch andauert oder schon zum Stillstand gekommen ist.

Mithilfe der Allokation wird die Position des Unfalls relativ zum Ego-Fahrzeug beschrieben. Dabei kann der Unfall sowohl innerhalb als auch außerhalb des Ego-Fahrschlauchs verortet werden.

Um das Ausmaß des Unfalls zu beschreiben, werden die Anzahl der Fahrzeuge und die Fahrzeugtypen beschrieben. Der Parameter Relation Grundszenario gibt an, ob das Ego-Fahrzeug während des Grundszenarios am Unfall vorbeigefahren ist.

Diese Beschreibung soll insbesondere die Suchbarkeit von Szenarios, in denen ein Unfall im Sichtfeld des Ego-Fahrzeugs geschehen, erleichtern. Da Unfälle jedoch sehr komplexe Interaktionen der Verkehrsteilnehmer darstellen, müssen die Daten je nach Anwendungszweck genauer analysiert werden.

### Vorrangiges Fahrzeug

Der Faktor „vorrangiges Fahrzeug“ ist sowohl für allgemeine Szenarios als auch kollisionsrelevante Szenarios relevant und soll die Interaktion mit beispielsweise einem Krankenwagen in Abhängigkeit von seinem Zustand berücksichtigen.

Diese Fahrzeuge müssen gesondert betrachtet werden, denn beispielsweise Fahrzeuge der Bundeswehr, der Bundespolizei, der Feuerwehr, des Katastrophenschutzes, der Polizei und des Zolldienstes sind von der Einhaltung der Vorschriften der Straßenverkehrsordnung befreit, soweit dies zur Erfüllung ihrer spezifischen hoheitlichen Aufgaben dringend erforderlich ist.

Nimmt ein solches Fahrzeug ohne jegliche Signale, wie Martinshorn oder Blaulicht, am Straßenverkehr

teil, sind sämtliche Regeln identisch zu den anderen Fahrzeugen. Werden hoheitliche Aufgaben erfüllt, wird dies durch die gesonderten Zeichen signalisiert. In solchen Fällen ist das Ego-Fahrzeug dazu angehalten den Fahrschlauch für das vorrangige Fahrzeug freizuhalten, weshalb dieser Faktor relevant ist und wie folgt beschrieben wird:

- Ereignis
- Fahrzeugtyp
- Position Fahrzeug
- Zustand

Während eines Grundszenarios können mehrere Fahrzeuge auftreten, sodass für jedes Fahrzeug die oben dargestellten Parameter zur Beschreibung verwendet werden. Die relevanten Ereignisse sind: Eintritt in das Sichtfeld; Austritt aus dem Sichtfeld und Wechsel des Zustands.

Der Fahrzeugtyp spezifiziert, welches vorrangige Fahrzeug berücksichtigt wird. Mit der Position des Fahrzeugs wird die longitudinale und laterale Position des Fahrzeugs relativ zum Ego-Fahrzeug beschrieben. Der longitudinale Abstand wird in Metern gemessen, der laterale Abstand wird anhand der Fahrstreifen referenziert.

Da der (Alarm-)Zustand des Fahrzeugs ausschlaggebend für die Relevanz dieser Fahrzeuge ist, muss dieser ebenfalls beschrieben werden. Die möglichen Eigenschaften zur Beschreibung des Zustands des Fahrzeugs sind nicht überschneidungsfrei und können daher mehrfach genannt werden. Beispielsweise kann der Krankenwagen am rechten Fahrbahnrand stehen und das Blaulicht aktiv geschaltet haben.

### Verkehrsregeln

Die Verkehrsregeln definieren die Rahmenbedingungen des Verkehrsgeschehens. Änderungen dieser Regeln an einem Punkt der Strecke erfordern dementsprechend eine Verhaltensanpassung der Verkehrsteilnehmer, etwa bei einer Reduktion der zulässigen Geschwindigkeit.

Die Verkehrsregeln werden ähnlich wie die Fahrstreifenmarkierungen als erweiterbare Tabelle definiert, sodass mehrere Verkehrsregeln gleichzeitig gültig sein können. Es werden nur die relevanten Parameter für die Verkehrsdomäne Autobahn berücksichtigt. Dies sind im Einzelnen:

- Ereignis
- Typ
- Wert
- Einschränkung
- Dynamisch

Neben dem Beginn eines Grundszenarios sind mögliche Ereignisse die Änderung einer Geschwindigkeitsbegrenzung und das Eintreten oder Entfallen eines Überholverbots.

Der Typ beschreibt die Art der Verkehrsregel, also eine Geschwindigkeitsbegrenzung oder ein Überholverbot. Im Falle einer Geschwindigkeitsbegrenzung muss zusätzlich noch deren Höhe als Wert angegeben werden.

Die Verkehrsregel kann ggf. auf bestimmte Verkehrsteilnehmer wie Lkw eingeschränkt sein. Weiterhin wird angegeben, ob die Regel durch eine statische Beschilderung oder ein dynamisches Wechselverkehrszeichen angegeben wird.

### 3.5.3 Beschreibung der Anforderungen an die Datenerhebung

Damit die vorgestellten anforderungsverstärkenden Faktoren erkannt und beschrieben werden können, ergeben sich anhand der Beschreibungen die folgenden Anforderungen an die Datenerhebung. Diese sind unabhängig von der Methodik der Datenerhebung (z. B.: Drohne, Fahrzeug etc.) und stellen eine Mindestanforderung dar, um das Codebook vollständig zu befüllen. Die Gliederung erfolgt nach dem 6-Ebenen-Modell:

Ebene 1:

- Erkennung der Straßenoberfläche (z. B.: Asphalt, Rollsplit)
- Schätzung des Reibwertkoeffizienten
- Berechnung Straßengeometrie (z. B.: Breite, Krümmung etc.)
- Bestimmung des Höhenverlaufs

Ebene 2:

- Erkennung und Interpretation von Schildern
- Detektion der Fahrstreifenmarkierungen

Ebene 3:

- Detektion von Baustellen und Baumaßnahmen

Ebene 4:

- Genaue Bestimmung der Trajektorien der Objekte im Umfeld
- Bestimmung des Objekttyps (z. B.: Lkw, Pkw, Fahrrad, Fußgänger etc.)
- Unfallerkennung

Ebene 5:

- Wetterbedingungen
- Sonnenstand
- Einschränkungen auf die Sensorwahrnehmungen

Ebene 6:

- Verarbeitung von digitalen Informationen (z. B.: Kartendaten)

Die Anforderungen an die Datenerhebung mit dem Fokus auf der Szenariendetektion werden in Kapitel 5 im Detail dargestellt.

## 4 Beschreibungsgrößen der Grundszenarien

Zur effizienten Handhabung der in einer Datengrundlage erkannten Szenarien sollen die Szenarien mit geeigneten Beschreibungsgrößen versehen werden, die eine Analyse der vorkommenden Instanzen ermöglicht, ohne dass eine dedizierte Analyse der Zeitserien der Datengrundlage erforderlich ist.

Hierzu werden zunächst die Beschreibungsparameter festgelegt, welche als relevant für die Szenarien betrachtet werden. Dazu wird eine allgemeine Sammlung relevanter Größen erstellt. In einem weiteren Schritt zur Erstellung des Codebooks werden die Parameter den einzelnen Grundszenarien zugeordnet, z. B. kann eine Größe wie der Abstand zum Vorfahrenden nur für Szenarien bestimmt werden, in denen ein Vorfahrender existiert.

Die Zusammenstellung der Beschreibungsgrößen ermöglicht es beispielsweise zu ermitteln, wie die mittlere Zeitlücke während Folgefahrten verteilt ist. Weiterhin können durch die Analyse von z. B. Maxima und Minima bestimmter Größen relevante Teilmengen der erkannten Szenarien bestimmt werden, die daraufhin detaillierter analysiert werden können.

Größe	Einheit	Definition
<b>Szenario-bezogene Größen</b>		
duration	s	Dauer des Grundszenarios
<b>Objektbezogene Größen</b>		
id	-	Globale Identifikationsnummer des Objekts
length	m	Länge eines Objekts
width	m	Breite eines Objekts
height	m	Höhe eines Objekts
class	-	Klasse eines Objekts

Tab. 4-1: Skalare Beschreibungsgrößen eines Grundszenarios

Größe	Einheit	Definition
<b>Größen bezogen auf ein Fahrzeug</b>		
v	km/h	Geschwindigkeit eines Fahrzeugs
v <sub>lat</sub>	m/s	Lateralgeschwindigkeit eines Fahrzeugs
a <sub>long</sub>	m/s <sup>2</sup>	Längsbeschleunigung eines Fahrzeugs
a <sub>lat</sub>	m/s <sup>2</sup>	Querbeschleunigung eines Fahrzeugs
d <sub>lancecenter</sub>	m	Abstand zur Mitte des Fahrstreifens
d <sub>left marking</sub>	m	Abstands zur linken Fahrstreifenmarkierung
d <sub>right marking</sub>	m	Abstand zur rechten Fahrstreifenmarkierung
<b>Größen in Relation zu einem anderen Fahrzeug</b>		
DHW	m	„Distance Headway“ – Abstand zu einem Vorfahrenden
THW	s	„Time Headway“ – Zeitlücke zu einem Vorfahrenden
TTC	s	„Time to Collision“ – Zeit bis zur einer Kollision mit dem Vorfahrenden bei gleichbleibenden Geschwindigkeiten
d <sub>lat</sub>	m	Lateraler Versatz zu einem Objekt
d	m	Abstand zu einem Objekt
v <sub>rel, long</sub>	m/s	Relativgeschwindigkeit, längs
v <sub>rel, lat</sub>	m/s	Relativgeschwindigkeit, quer
a <sub>rel, long</sub>	m/s <sup>2</sup>	Relativbeschleunigung, längs
<b>Szenario-bezogene Größen</b>		
l <sub>Gap</sub>	m	Größe der Lücke auf dem Ziel-fahrstreifen beim FSW mit Vorfahrenden und -Hinterherfahrenden

Tab. 4-2: Kontinuierliche Beschreibungsgrößen innerhalb eines Grundszenarios

## 4.1 Skalare Beschreibungsgrößen

Skalare Größen beschreiben Eigenschaften, die über die Dauer des Szenarios konstant bleiben oder sich direkt auf das Szenario an sich beziehen. Die in Tabelle 4-1 gelisteten Größen sind mindestens auf ein Grundszenario anwendbar.

## 4.2 Kontinuierliche Beschreibungsgrößen

Kontinuierliche Beschreibungsgrößen beschreiben einen zeitlichen Verlauf und bestehen aus Größen, die, abhängig von dem Datenerhebungsverfahren, entweder direkt in der Datenaufzeichnung gemessen werden können oder in einer Nachbearbeitung berechnet werden müssen. In Tabelle 4-2 wird aufgelistet, welche im Allgemeinen für die betrachteten Grundszenarios analysiert werden können.

## 4.3 Definition des Objektbezugs

Die in 4.1 und 4.2 definierten Beschreibungsgrößen können für mehrere relevante Objekte im Szenario bestimmt werden. Der Objektbezug muss demnach über zusätzliche Indizes festgelegt werden. Hierzu werden die Tabelle 4-3 festgelegten Indizes für Objekte nach der Szenariosystematik verwendet.

## 4.4 Aggregation der Zeitserien

Durch die Codierung der Grundszenarios soll eine effiziente Analyse der Datengrundlage ermöglicht werden. Viele verschiedene Forschungsfragen betrachten ähnliche Parameter wie zum Beispiel

Index	Definition
Ego	Ego-Fahrzeug
Lead	Vorfahrendes Objekt
Following	Hinterherfahrendes Objekt
Lead, origin	Vorfahrendes Objekt auf dem Fahrstreifen zu Beginn eines FSW
Lead, target	Vorfahrendes Objekt auf dem Zielfahrstreifen
Following, target	Vorfahrendes Objekt
Side	Auf einem Nachbarfahrstreifen befindliches Objekt

Tab. 4-3: Indizes zur Definition des Objektbezugs einer Beschreibungsgröße



durchschnittliche Geschwindigkeiten oder minimale Abstände zu Objekten in einem Szenario. Um solche Analysen zu vereinfachen, ist eine Vorverarbeitung eines Datensatzes hilfreich. Hierzu werden die kontinuierlichen Beschreibungsgrößen auf aggregierende Parameter zusammengefasst. Dabei werden die in Tabelle 4-4 gelisteten statistischen Kenngrößen berücksichtigt.

Weiterhin bestehen in einem Szenario charakteristische Zeitpunkte, wie z. B. der Zeitpunkt an dem in einem Auffahrtszenario der geringste Abstand zum Vorausfahrenden besteht. Die betrachteten Zeitpunkte sind in Tabelle 4-5 aufgelistet.

Wie die Zuordnung der verschiedenen Beschreibungsgrößen zu den jeweiligen Szenarien vorgenommen wird, ist in Kapitel 7.3 beschrieben.

Parameter	Definition
min	Minimum
max	Maximum
mean	Arithmetisches Mittel
median	Median
percentile_05	95%-Perzentil
percentile_95	5%-Perzentil
std	Standardabweichung

Tab. 4-4: Aggregierende Parameter kontinuierlicher Beschreibungsgrößen

Zeitpunkt	Definition						
initial	Beginn des Szenarios						
final	Ende des Szenarios						
min	<table border="1"> <tr> <td>v</td> <td rowspan="5">Minimum eines kontinuierlichen Parameters</td> </tr> <tr> <td><math>a_{\text{long}}</math></td> </tr> <tr> <td>DHW</td> </tr> <tr> <td>THW</td> </tr> <tr> <td>TTC</td> </tr> </table>	v	Minimum eines kontinuierlichen Parameters	$a_{\text{long}}$	DHW	THW	TTC
v	Minimum eines kontinuierlichen Parameters						
$a_{\text{long}}$							
DHW							
THW							
TTC							
max	<table border="1"> <tr> <td>v</td> <td rowspan="3">Maximum eines kontinuierlichen Parameters</td> </tr> <tr> <td><math>a_{\text{long}}</math></td> </tr> <tr> <td><math>a_{\text{lat}}</math></td> </tr> </table>	v	Maximum eines kontinuierlichen Parameters	$a_{\text{long}}$	$a_{\text{lat}}$		
v	Maximum eines kontinuierlichen Parameters						
$a_{\text{long}}$							
$a_{\text{lat}}$							
Crossing	Überschreiten der Fahrstreifenmarkierung						

Tab. 4-5: Charakteristische Zeitpunkte in einem Grundszenario zur Aggregation kontinuierlicher Parameter

## 5 Evaluierung durch Experten

Zur Validierung des hergeleiteten Ansatzes zur Definition der Grundszenarios sowie der anforderungsverstärkenden Faktoren wurde ein Experten-Workshop abgehalten. Hierzu wurden internationale Experten mit Bezug zur Absicherung oder Wirksamkeitsanalyse automatisierter Fahrzeuge eingeladen. Neben den vier Projektbearbeitern der fka GmbH und des Institutes für Kraftfahrzeuge der RWTH Aachen University sowie drei Projektbetreuern der Bundesanstalt für Straßenwesen haben 14 Experten an dem Workshop teilgenommen.

### 5.1 Methodisches Vorgehen

Aufgrund der Kontaktbeschränkungen der Covid-19 Pandemie wurde der gesamte Workshop online mittels eines virtuellen Whiteboards durchgeführt. Auf diesen wurden Teilnehmern zunächst Folien präsentiert, woraufhin den Teilnehmern die Möglichkeit gegeben wurde die gezeigten Inhalte mit virtuellen Klebezetteln zu kommentieren, die im Anschluss als Diskussionsgrundlage dienten.

Um eine möglichst intensive Diskussion der bisherigen Ergebnisse zu ermöglichen, wurde zunächst die Zielsetzung des Projekts sowie die involvierten Partner vorgestellt. Daraufhin wurde der Forschungsansatz dargestellt und in Bezug zum Stand der Technik gesetzt. Abschließend wurden die Ansätze zur Herleitung der Grundszenarios vorgestellt und in einer gesamten Gruppe diskutiert.

Als weiterer Schritt wurden die Teilnehmer in zwei Gruppen aufgeteilt, um die Ergebnisse gezielter zu diskutieren. Das Format orientierte sich an dem Prinzip des sog. World Cafe, bei dem die Gruppe an virtuellen Tischen Teilaspekte mit einer gezielten Zeitvorgabe bearbeitet. Hiervon wurden zwei Runden abgehalten.

#### Runde 1

- Herleitung der Fahrzustände
- Herleitung der Transitionen
- Herleitung der überlagerten Interaktionen
- Übertragung des Herausfordereransatzes auf Fahrstreifenwechsel

## Runde 2

- Liste der anforderungsverstärkenden Faktoren
- Datenformat zur Speicherung der anforderungsverstärkenden Faktoren
- Parameter zur Speicherung der Faktoren

In den Kleingruppen konnten viele Verständnisfragen zu den Konzepten diskutiert werden. Weiterhin dienten die Kleingruppen dazu, mögliche noch nicht im Klassifikationsschema enthaltene Konzepte zu diskutieren.

Nach der Durchführung wurden die Ergebnisse der Kleingruppen durch ihre Moderatoren kurz vorgestellt.

Zur Durchführung des Workshops wurden alle Grundszenarien auf Englisch übersetzt. Die Liste der englischen Grundszenarien ist aufgeführt im Anhang, Tabelle 8-20.

## 5.2 Zusammenfassung der Ergebnisse

Die vorgestellten Zwischenergebnisse wurden von den Teilnehmern des Workshops sehr positiv aufgenommen. Es wurde zwar die auf die Komplexität des Konzepts hingewiesen, doch die strukturierte Herleitung wurde von allen Teilnehmer als nachvollziehbar angenommen. Im Rahmen der Kleingruppendiskussion der Herleitung der Grundszenarien wurde diskutiert, ob weitere Grundszenarien hinzugefügt werden sollen und ob die Granularität des Ansatzes sinnvoll ist.

In der Diskussion mit den Teilnehmern des Workshops wurden einige mögliche weitere Grundszenarien diskutiert. Diese stellten überwiegend Sonderfälle wie das Überholen durch ein anderes Fahrzeug im eigenen Fahrstreifen oder den Fall, dass ein Fahrzeug dauerhaft mehr als einen Fahrstreifen belegt, dar.

Die folgenden Aspekte zur Vervollständigung des Szenarienkonzpts für normale Fahrt wurden von den Workshopteilnehmern genannt.

### Zustände

- Rückwärtsfahrt (des Ego-Fahrzeugs)

- Annäherung an ein entgegenkommendes Objekt (Falschfahrer)
- Annäherung an ein rückwärtsfahrendes Objekt

### Transitionen

- Auseinanderführende Fahrstreifenwechsel werden als zusammengesetztes Manöver betrachtet.
- Ein Doppelter Fahrstreifenwechsel wird zu mehrfachem Fahrstreifenwechsel geändert.

### Überlagerte Interaktionen

- (Schnelle) Annäherung eines Objekts von hinten
- Ein Objekt befindet sich in longitudinaler Überlappung mit dem Ego-Fahrzeug
- Rettungsgasse
- Vorbeifahrt eines Falschfahrers
- Schwankung eines Fahrzeugs im Fahrstreifen
- Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs
- Dauerhaftes Belegen zweier Fahrstreifen durch ein Fahrzeug

In der Diskussion wurden darüber hinaus Parameter zur Beschreibung der Grundszenarien genannt, die zur Erstellung des Codebooks berücksichtigt werden sollen:

- Geschwindigkeitsbegrenzungen zur Erkennung von Überschreitungen der zulässigen Höchstgeschwindigkeit

In der zweiten Kleingruppendiskussion wurde das Konzept zur Betrachtung der anforderungsverstärkenden Faktoren besprochen. Direkte Herausforderungen der Wahrnehmung (z. B. Geisterobjekte) sollen nach Ansicht der Workshopteilnehmer nicht als anforderungsverstärkender Faktor betrachtet werden, da sie dem System inhärent sind. Weiterhin wird der Wartungszustand ebenfalls nicht als anforderungsverstärkender Faktor gewertet, da dieser auch nur einen inneren Zustand des Ego-Fahrzeugs beschreibt und somit nicht dem Szenario zugeordnet werden kann. Die Sammlung der Anforder-

rungsverstärkenden Faktoren wurde entsprechend angepasst.

Weiterhin wurde die Sammlung der anforderungsverstärkenden Faktoren sowie deren Parameter besprochen. Hierbei wurden die folgenden Ergänzungen genannt:

- Verlauf der Fahrstreifenmarkierung:
  - Krümmung
  - Änderung der Fahrstreifenbreite
- Steigung
- Verkehrsregeln
- Fahrstreifenmarkierungen:
  - Berücksichtigung von „Botts Dots“
  - Profil der Markierungen

### 5.3 Überarbeitung des Klassifikationsschemas

Basierend auf den Anmerkungen und Ergänzungen der Teilnehmer wurde das in 3.1 beschriebene Klassifikationsschema angepasst. Überarbeitungen des Klassifikationsschemas wurden in der Beschreibung in 3.5 sowie in der tabellarischen Aufführung in Anhang B umgesetzt.

Weiterhin wurden Vorschläge für abweichende Benennungen einiger Grundscenarien gemacht, welche angenommen und in Kapitel 3 umgesetzt wurden. Aufgekommene Verständnisfragen wurden ebenfalls dokumentiert und werden für die Dokumentation des Konzepts berücksichtigt.

## 6 Prüfung und Validierung des erarbeiteten Klassifikationsschemas anhand von Real- daten

Zur Prüfung der vorgestellten Konzepte sollen diese auf einen bestehenden Verkehrsdatensatz angewendet werden. Dieser wird in Kapitel 6.1 betrachtet. Dabei dient die Einteilung der Grundscenarien als Klassifikationsschema, auf dessen Basis die Verkehrsdaten wie in Kapitel 6.2 dargestellt den entsprechenden Szenarien zugeordnet werden. Das unmittelbare Ergebnis dieses Prozesses ist

dementsprechend eine Menge von konkreten Szenarien, vgl. Kapitel 6.3. Diese Realisierung des erarbeiteten Konzepts soll der Erstellung des Codebooks dienen, welches die Szenarien und ihre Abgrenzung voneinander definiert. Dies bietet die Chance, zusätzlich zu den durch die Literaturrecherche sowie durch Experten gesammelten Erkenntnissen auch die praktische Realisierbarkeit mit in den Fokus zu nehmen (Kapitel 6.4). Schließlich werden in Kapitel 6.5 die sich daraus ergebenden Anforderungen an die Datenerhebung zusammenfasst.

### 6.1 Datengrundlage

Eine sehr gute Entsprechung der im Projekt betrachteten Domäne bietet der von der fka bereitgestellte highD-Datensatz, da er aus Fahrzeugtrajektorien auf deutschen Autobahnen besteht (BOCK et al. 2018). Die Daten wurden 2017 und 2018 mittels Drohnen an sechs verschiedenen Orten nahe Köln aufgezeichnet. Dabei wurden Straßensegmente mit einer Länge von jeweils etwas über 400 m aufgezeichnet. Die insgesamt ca. 110.000 Fahrzeuge teilen sich auf in ca. 90.000 Pkw und ca. 20.000 Lkw. Alles in allem wurden 16 Stunden Verkehr mit einer kumulativ zugelegten Strecke von 44.500 km aufgenommen. Damit stellt es den derzeit größten öffentlich verfügbaren Datensatz auf Autobahnen dar. Außerdem handelt es sich um naturalistische Daten, da die Drohne selbst oberhalb des Sichtbereichs der Verkehrsteilnehmer geflogen wurde und diese weder durch die Drohne noch durch auffällige Sensoren auf Messfahrzeugen, etwa LiDAR-Sensoren auf dem Dach oder spezielle Infrastruktursensoren, abgelenkt werden und somit von einem unbeeinflussten Fahrverhalten ausgegangen werden kann.

Da die Drohne stationär über einem definierten Punkt schwebt, handelt es sich bei den einzelnen Aufnahmen aus highD jeweils um ortsfeste Beobachtungen. Nicht ein einzelnes Fahrzeug wird von Beginn bis Ende der Fahrt beobachtet, sondern alle Fahrzeuge für die Dauer des Durchquerens des observierten Straßenabschnitts. Dementsprechend ist die Perspektive der Messungen nicht einem einzelnen Fahrzeug zugeordnet, sondern aus Sicht der Drohne als am Verkehrsgeschehen unbeteiligten Dritten.

Grundsätzlich wäre eine manuelle Auswertung des aufgezeichneten Videomaterials denkbar, aller-

dings stellt eine händische Annotation der Szenarien aufgrund des genannten Umfangs an Zeit und insbesondere an Verkehrsteilnehmern keine ökonomisch sinnvolle Alternative dar. Daher wurde zur Erzeugung des highD-Datensatzes das Resultat einer automatisierten Objekterkennung verwendet. Im Detail umfasst der Datensatz, aufgeteilt auf 60 einzelne Aufnahmen, die Trajektorien aller Verkehrsteilnehmer, also die zeitliche Abfolge ihrer Position sowie der abgeleiteten Werte Geschwindigkeit und Beschleunigung. Die Werte sind als SI-Einheiten mit zwei Nachkommastellen angegeben, im Fall von Positionen und Abständen also mit einer Genauigkeit von einem Zentimeter. Weiterhin wurden die Daten angereichert um Informationen, die nicht direkt als Ergebnis der Objekterkennung und -verfolgung geliefert werden. Dies umfasst unter anderem die Zuordnung zu einem Fahrstreifen und die Abstände des Fahrzeugs zu den Fahrstreifenmarkierungen. Referenzpunkt für die Fahrstreifenzuordnung und die Abstandsmessung ist der geometrische Mittelpunkt des Fahrzeugs. Ebenfalls hinzugefügt werden Referenzen zu den direkten Nachbarfahrzeugen, wobei von Relevanz für die Szenarienerkennung insbesondere Vorder- und Folgefahrzeug, definiert über die gleiche Fahrstreifenzuordnung, sind.

Nachfolgend dargestellt ist eine tabellarische Zusammenfassung über die Erfüllung der Anforderungen an die Datenerhebung, vgl. Kapitel 3.5.3.

Straßenoberfläche	Manuell
Reibwertkoeffizient	Extern
Straßengeometrie	Manuell
Höhenverlauf	Extern
Schilder	Extern
Fahrstreifenmarkierungen	Manuell
Baumaßnahmen	Manuell
Trajektorien der Objekte	Automatisiert
Objekttypen	Automatisiert
Unfallerkennung	Manuell
Wetterbedingungen	Extern
Sonnenstand	Extern
Einschränkungen der Sensorwahrnehmung	Manuell
Digitale Informationen (Kartendaten)	Manuell

Tab. 6-1: Erfüllung der Anforderungen an die Datenerhebung durch den highD-Datensatz

Als „Automatisiert“ gekennzeichnete Informationen stehen direkt in maschinenlesbarer Form zur Verfügung. Daten hingegen, die nur in Form des (Video-) Bildmaterials vorhanden sind, müssen durch manuelles Betrachten extrahiert werden. Da sie alle als konstant über die Dauer einer Aufnahme angenommen werden können, ist dies mit vertretbarem Aufwand umsetzbar. Schließlich können einige Informationen gar nicht oder nur mit großer Unsicherheit aus dem Videobild abgeleitet werden, sodass auf zusätzliche Informationsquellen zurückgegriffen werden muss. Der Reibwertkoeffizient etwa kann auf Basis der geschätzten Straßenoberfläche aus existierenden Tabellen abgelesen werden, siehe Anhang Tabelle 8-19. Aufgrund des exakt senkrechten Bildwinkels der Drohnenkamera gegenüber der Straße können Verkehrsschilder nicht erfasst werden und müssen z. B. aus Kartenmaterial bezogen werden. Wetter und Sonnenstand zum Zeitpunkt der Aufnahme können bei Wetterdiensten erfragt werden.

## 6.2 Detektion der Szenarien

Um der Komplexität des Verkehrsgeschehens und der verschiedenen Perspektiven, aus denen dieses betrachtet und analysiert werden kann, gerecht zu werden, wurden Grundszenarien als Elementarbausteine definiert. Durch ihre Einfachheit sind sie einerseits sowohl klar definierbar als auch universell anwendbar und können andererseits dazu dienen, durch Komposition komplexere Szenarien abzubilden. Als Beispiel kann ein Überholvorgang dienen, der sich aus den Grundszenarien Fahrstreifenwechsel-Vorbeifahrt-Fahrstreifenwechsel zusammensetzt.

Diese Charakteristik soll in der automatisierten Erkennung der Szenarien genutzt werden. Konkret besteht der Ansatz in der Umsetzung einer zweistufigen Methodik. In der ersten Stufe werden die Trajektorienanalysen auf die genannten Grundszenarien. Ausgangsgröße dieser Stufe ist die Menge aller zutreffenden Grundszenarien für jedes Fahrzeug sowie die charakterisierenden Parameter. Die zweite Verarbeitungsstufe baut darauf auf und generiert eine zusätzliche Menge an zusammengesetzten Szenarien. In der Übersicht stellt sich der Gesamtprozess wie in Bild 6-1 zu sehen ist dar.

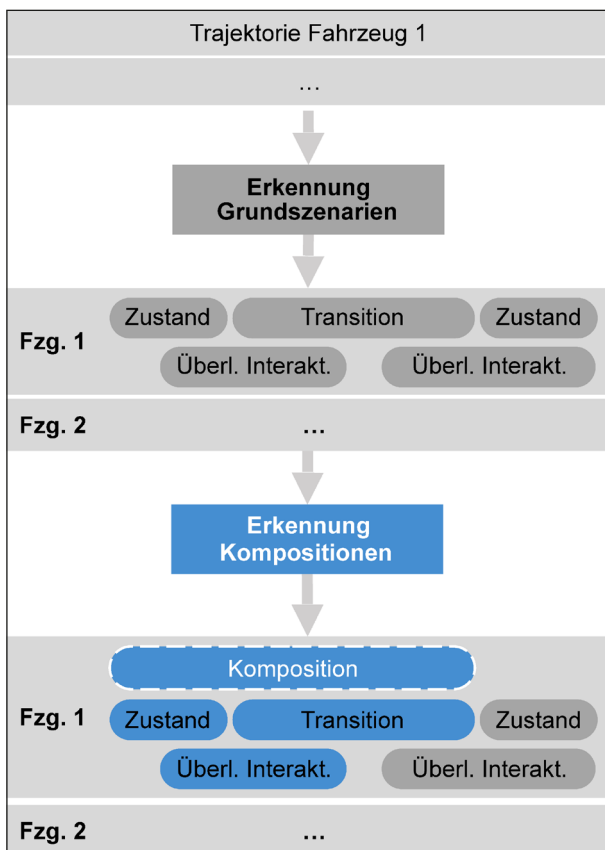


Bild 6-1: Überblick über den Detektionsprozess der Szenarien

### 6.2.1 Grundszenarien

Die in den vorherigen Kapiteln hergeleitete Verarbeitungshierarchie der Grundszenarien baut auf drei abstrakten Szenarien als Wurzelementen auf:

1. Fahrzustand
2. Transition mit zeitl. Ausdehnung
3. Überlagerte Interaktion

Es existieren grundsätzliche Unterschiede zwischen Fahrzuständen und Transitionen einerseits und überlagerten Interaktionen andererseits. Ein Fahrzustand beschreibt die Beziehung zwischen einem Egofahrzeug und einem Bezugsfahrzeug, in der Regel dem vorausfahrenden Fahrzeug im gleichen Fahrstreifen. Transitionen stellen Übergänge zwischen diesen fundamentalen Fahrzuständen dar, etwa durch Fahrstreifenwechsel. Folglich lässt sich zu jedem Zeitpunkt genau ein Fahrzustand feststellen, in welchen sich ein Fahrzeug befindet, oder alternativ genau eine Transition, falls gerade ein Übergang zwischen solchen Zuständen stattfindet. Überlagerte Interaktionen hingegen stellen, wie der Name andeutet, eine zusätzliche Beschrei-

bungsebene dar. Ihre Definition ist freier und erhöht damit die Ausdrucksfähigkeit des Szenarienkonzepes. Zu jedem Zeitpunkt kann für ein Fahrzeug eine beliebige Anzahl an überlagerten Interaktionen wie etwa das laterale Verweilen eines anderen Fahrzeugs vorliegen, einschließlich der Möglichkeit von keiner einzigen überlagerten Interaktion.

Die Unabhängigkeit der drei genannten Verarbeitungsstränge spiegelt sich wider in der Erkennungsmethodik, die sie zunächst getrennt behandelt, bevor sie zusammengeführt werden zu einer kumulierten Liste von Grundszenarien für jedes Fahrzeug im Datensatz.

### Fahrzustände

In einem ersten Verarbeitungsschritt werden ausschließlich Fahrzustände berücksichtigt. Fast alle Szenarien dieser Art beschreiben die Beziehung eines Fahrzeugs zu seinem aktuellen Vorderfahrzeug. Da der Datensatz für jedes Fahrzeug zu jedem Zeitpunkt einen Verweis auf das jeweilige Vorderfahrzeug bereitstellt, sind die notwendigen Informationen direkt verfügbar. Aus den Geschwindigkeiten und dem Abstand beider Fahrzeuge lässt sich mithilfe des Wiedemann-Modells zwischen unbeeinflusstem, unbewusst beeinflusstem sowie bewusst beeinflusstem Fahren unterscheiden, vergl. Kapitel 3.2. Die jeweils zugehörigen Grundszenarien lauten „Freies Fahren“, „Einem Vorderfahrzeug folgen“ sowie „Annähern an ein Vorderfahrzeug“. Zusätzlich wird anhand der Geschwindigkeit des Vorderfahrzeugs unterschieden, ob es sich um eine Stausituation oder sogar um stillstehenden Verkehr handelt. In diesen Fällen werden die Szenarien „Annähern an ein Stauende“ bzw. „Annähern an ein statisches Objekt“ ausgewählt.

Einen Sonderfall stellt die Vermeidung des Rechtsüberholens dar, bei dem sich das Bezugsfahrzeug in einem anderen Fahrstreifen befindet. Für die Erkennung dieses Szenarios muss folgende Bedingung erfüllt sein: Das Szenario bezüglich des Vorderfahrzeugs ist als „Freies Fahren“ klassifiziert worden, dennoch bleibt das Ego-Fahrzeug hinter der zulässigen Höchstgeschwindigkeit zurück. Dafür wird die allgemeine Geschwindigkeitsbeschränkung auf dem jeweiligen Streckenabschnitt verwendet, für Lkw mit der zusätzlichen Limitierung auf 80 km/h. Unter diesen Voraussetzungen wird das Wiedemann-Modell auf das Fahrzeug links vor dem Ego-Fahrzeug angewendet. Bei bewusst oder un-

bewusst beeinflusstem Fahren wird das Szenario „Rechts überholen vermeiden“ angenommen.

Das Resultat dieses ersten Schrittes ist dementsprechend bereits eine erste lückenlose Zuordnung jeweils eines Fahrzustandsszenarios zu jedem Zeitschritt.

### Transitionen

Im zweiten Arbeitsschritt werden die Transitionsszenarien untersucht, die durch einen Wechsel des Bezugsfahrzeugs induziert werden. Den ersten möglichen Fall stellt ein Fahrstreifenwechsel des Ego-fahrzeugs dar. Fahrstreifenwechsel können anhand von Änderungen der Fahrstreifenzuordnung in den Trajektorien Daten eines Fahrzeugs erkannt werden. Da solche Änderungen jedoch nur Einzelereignisse ohne zeitliche Ausdehnung darstellen, muss zur Bestimmung des Gesamtzeitraums des Fahrstreifenwechsels die Lateralgeschwindigkeit des Fahrzeugs in Bezug auf den Fahrstreifen hinzugezogen werden. Das Szenario beginnt mit der Überschreitung und endet mit dem Unterschreiten eines Schwellenwertes. Eine zusätzliche Differenzierung wird vorgenommen nach Vorhandensein eines Vorder- und/oder Hinterfahrzeugs auf dem neuen Fahrstreifen. Es wird wieder auf das Wiedemann-Modell zurückgegriffen: Wenn mindestens zu einem Zeitpunkt zwischen Start- und Endzeitpunkt eine Beeinflussung des Ego – durch das Vorderfahrzeug bzw. des Hinter – durch das Egofahrzeug gegeben ist, wird die entsprechende Unterkategorie des Fahrstreifenwechselszenarios gewählt.

Ein anderer Fall einer Transition wird durch den Fahrstreifenwechsel des Vorderfahrzeugs induziert. Hier wird unterschieden zwischen dem Verlassen des Fahrstreifens durch das bisherige Vorderfahrzeug und dem Eintreten eines neuen Vorderfahrzeugs in den Fahrstreifen. Die Bestimmung der zeitlichen Ausdehnung dieser Szenarien erfolgt ebenfalls über die Lateralgeschwindigkeit.

Abgebrochene Fahrstreifenwechsel stellen eine zusätzliche Variante dar, sowohl bezogen auf das Ego-Fahrzeug selbst als auch beim Eintreten in bzw. Verlassen des Fahrstreifens durch ein Vorderfahrzeug. Sie werden erkannt, wenn zwei entgegengesetzte Fahrstreifenwechsel aufeinander folgen und das relevante Fahrzeug sich noch nicht mit der kompletten Breite auf dem neuen Fahrstreifen befunden hat.

Die erkannten Transitionen werden in die im vorherigen Schritt bestimmte Liste von Fahrzuständen integriert, indem diese Fahrzustandsszenarien innerhalb der entsprechenden Zeitspanne durch das jeweilige Transitionsszenario ersetzt werden. Damit existiert nun für jedes untersuchte Fahrzeug eine lückenlose Abfolge jeweils eines Fahrzustandes oder einer Transition pro Zeitschritt.

### Überlagerte Interaktionen

Überlagerte Interaktionen können völlig unabhängig detektiert werden, wobei die genaue Vorgehensweise sich je nach Art des Szenarios unterscheidet. Bei Erkennung einer überlagerten Interaktion für ein bestimmtes Fahrzeug wird sie additiv zu den bislang zugeordneten Szenarien für die betreffenden Zeitschritte hinzugefügt.

Für die Erkennung der Szenarien, die sich auf ein dem Ego-Fahrzeug folgendes Fahrzeug beziehen, kommt ebenfalls das Wiedemann-Modell zur Anwendung. Beim Wiedemann-Zustand der unbewussten Beeinflussung wird das Szenario „Dichtes Auffahren eines hinterherfahrenden Fahrzeugs“ ausgewählt, bei der bewussten Beeinflussung das Szenario „Annäherung eines Fahrzeugs von hinten“. Das unbeeinflusste Fahren dagegen ist keinem Szenario zugeordnet. Die Vorgehensweise entspricht damit prinzipiell der bei den Fahrzuständen. In diesem Fall sind allerdings nur besonders kurze Folgeabstände sowie sehr schnelles Auffahren von Interesse, daher wurden die Parameter für das Wiedemann-Modell angepasst. Während bei den normalen Fahrzuständen ein durchschnittlicher Fahrer zugrunde gelegt wird, wird für die Annäherung und das Auffahren von hinten ein Fahrer mit minimalem Sicherheitsbedürfnis (Parameter ZF1 = 0) und minimalen Schätzvermögen (Parameter ZF2 = 0) angenommen. Aus Bild 6-2 lässt sich ablesen, dass sich die Grenzkurven für beeinflusstes Fahren in Richtung geringerer Abstände und höherer Differenzgeschwindigkeiten verschieben.

Weiterhin gibt es überlagerte Interaktionen, die sich auf Fahrzeuge in benachbarten Fahrstreifen beziehen. Die Szenarien „Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug“ sowie dessen Gegenstück „Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs“ können einfach anhand der Änderung der Relativposition in Fahrbahnrichtung bestimmt werden. Für das Szenario „Laterales Verweilen“ wurde ein zeitlicher Schwellenwert festgelegt. Sobald zwei Fahrzeuge auf benachbarten

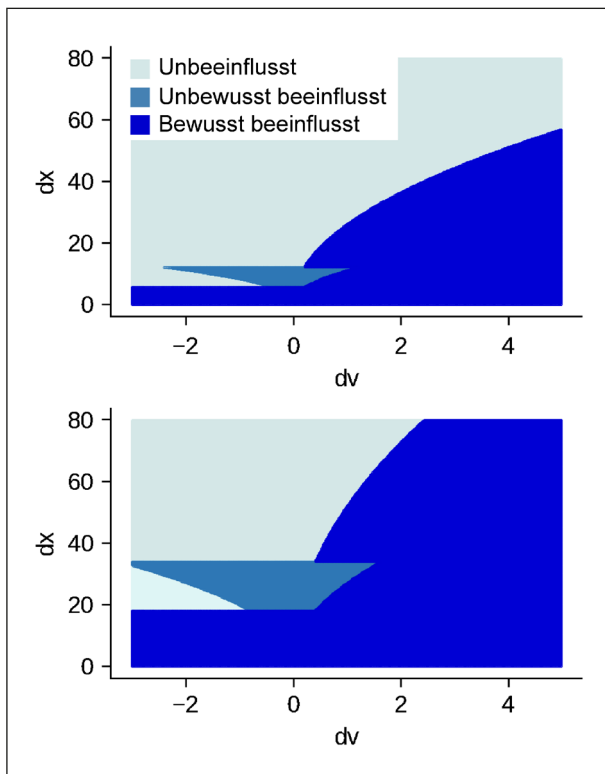


Bild 6-2: Vergleich des Wiedemann-Modells mit Parametrierung für Folgefahrten (bei Fahrzuständen, oben) sowie für überlagerte Interaktionen mit hinterherfahrendem Fahrzeug (unten)

Detektionsparameter	Wert
Maximalgeschwindigkeit, die als Stillstand interpretiert wird	2°km/h
Maximalgeschwindigkeit, die als Stausituation interpretiert wird	60 km/h
Schwellenwert für Lateralgeschwindigkeit zur Festlegung von Start und Ende eines Fahrstreifenwechsels	0,05 m/s
Wiedemann-Parameter für Szenarien mit Vorderfahrzeug	ZF1 = 0,5 ZF2 = 0,5 NZF = 0,5
Wiedemann-Parameter für Szenarien mit hinterherfahrendem Fahrzeug	ZF1 = 0 ZF2 = 0 NZF = 0,5
Allgemeine Geschwindigkeitsbeschränkung für Lkw	80 km/h
Mindestunterschreitung der Höchstgeschwindigkeit beim Szenario „Rechtsüberholen vermeiden“	10 km/h
Zeitraum, ab dem seitliche Überlappung als „Laterales Verweilen“ gilt	5 s
Seitliche Distanz für „Laterale Nahdistanzereignisse“	0,3 m

Tab. 6-2: Bei der Szenariendetektion als Kriterien angewandte Werte

Fahrstreifen über einen Zeitraum länger als der Schwellenwert kontinuierlich eine Überlappung in Längsrichtung zeigen, gilt das Szenario als erfüllt. Das Szenario „Laterales Nahdistanzereignis“ wird erkannt, wenn der laterale Abstand bei Überlappung in Längsrichtung einen Grenzwert unterschreitet. Die genannten Szenarien schließen sich dabei nicht gegenseitig aus, sondern können gleichzeitig auftreten.

Eine Übersicht über die genannten Schwellenwerte, welche zur Erkennung und Abgrenzung der Grundszenarien verwendet wurden, ist in Tabelle 6-2 dargestellt.

### 6.2.2 Kompositionen

Zur Ermittlung der Kompositionen wird nicht mehr auf den Verkehrsdatensatz und die darin enthaltenen Trajektorien zugegriffen; die im vorherigen Schritt erkannten Grundszenarien stellen die alleinigen Eingangsgrößen dar. Daneben wird als Arbeitsgrundlage die eigentliche Definition der Kompositionen benötigt. Hierzu wird eine einfache deklarative Beschreibungssprache verwendet, die sowohl menschen- als auch maschinenlesbar ist. Die Informationen darin bestehen prinzipiell aus einer Abfolge von Zuständen und Transitionen, wobei für jeden Schritt dieser Abfolge mehrere Zustände oder Transitionen als Alternativen spezifiziert werden können. Zusätzlich können überlagerte Interaktionen festgelegt werden, die während eines Schrittes auftreten müssen.

Tabelle 6-3 stellt dies am Beispiel des „Überholen“-Szenarios dar. Für Schritt 2 ist nur „Fahrzustand“ spezifiziert. Hier kommt die Vererbungshierarchie des Szenarienkonzepts zum Tragen: Alle von „Fahrzustand“ abgeleiteten Szenarien erfüllen diese Anforderung. Dies umfasst also sowohl „Freies Fahren“, „Einem Vorfahrenden folgen“ als auch „Annähern an einen Vorfahrenden“, ebenso die entsprechenden Szenarien für Stausituationen. Von Bedeutung für das Szenario ist in diesem Schritt

	Fahrzustand/Transition	Überlagerte Interaktion
1.	Fahrstreifenwechsel nach links	-
2.	Fahrzustand	Vorbeifahrt links
3.	Fahrstreifenwechsel nach rechts	-

Tab. 6-3: Definition der Komposition „Überholen“ anhand von Grundszenarien

also primär die „Vorbeifahrt links“ als überlagerte Interaktion.

### 6.2.3 Kollisionsrelevante Szenarien

Kollisionsrelevante Szenarien werden, angelehnt an das PEGASUS-Konzept, zusätzlich unter einem gesonderten Blickwinkel betrachtet. Bei diesem werden Verkehrsteilnehmer, die potenzielle Kollisionspartner darstellen, nach ihren Pfaden relativ zum Ego-Fahrzeug klassifiziert, vgl. Kapitel 2.2.2. Ziel ist es, für diese Klassifikation ebenfalls die Grundszenarien zugrunde zu legen. Dabei wurden die in Tabelle 6-4 gelisteten Entsprechungen für die in Bild 2-4 dargestellten Pfade der sog. Herausforderer-Fahrzeuge ermittelt.

Im Gegensatz zum Vorgehen bei den Kompositionen kommt bei diesem Detektionsschritt nicht die Beschreibungssprache zum Einsatz, sondern die Erkennung wurde manuell programmiert. Die Grundlage dafür stellt die in Tabelle 6-4 dargestellte Zuordnung der Pfade der kollisionsrelevanten Szenarien zu einem oder einer Kombination aus mehreren Grundszenarien dar. Durch diese Art der Umsetzung kann sichergestellt werden, dass die Klassifikation überschneidungsfrei arbeitet und stets eine eindeutige Zuordnung zu einem dieser Pfade stattfindet.

Pfad	Grundszenarien
A	Annähern an einen Vorausfahrenden
B	Eintritt eines Vorausfahrenden ohne Vorbeifahrt dieses Fahrzeugs
C	Eintritt eines Vorausfahrenden nach Vorbeifahrt dieses Fahrzeugs
D	Laterales Nahdistanzereignis bei Vorbeifahrt an diesem Fahrzeug
E	Laterales Nahdistanzereignis mit lateralem Verweilen
F	Laterales Nahdistanzereignis bei Vorbeifahrt dieses Fahrzeugs
G	Annäherung eines Hinterherfahrenden nach Vorbeifahrt an diesem und Fahrstreifeneintritt dieses Fahrzeugs
H	Annäherung eines Hinterherfahrenden nach Fahrstreifeneintritt dieses Fahrzeugs
I	Annäherung eines Hinterherfahrenden

Tab. 6-4: Zuordnung der Pfade kollisionsrelevanter Szenarien zu den Grundszenarien

## 6.3 Ergebnisse

Die Anwendung der dargestellten Methodik auf den highD-Datensatz führt zu folgenden Ergebnissen bezüglich der Anzahl der detektierten Szenarien. Der Kürze wegen werden die englischen Bezeichnungen für die Szenarien verwendet, vgl. Tabelle 3-2.

Nach dem freien Fahren kommen das Folgen sowie das Annähern an ein vorherfahrendes Fahrzeug am häufigsten vor. Der Datensatz enthält nur in wenigen Einzelaufzeichnungen Stausituationen, also Fahrzeuge mit einer Geschwindigkeit unter 60 km/h. Daher treten auch die entsprechenden Varianten der Folge- und Annäherungsszenarien nur selten auf. Ein- und Austritte eines vorherfahrenden Fahrzeugs aus dem Fahrstreifen werden in großer Zahl gefunden. Aus Perspektive dieses Vorderfahr-

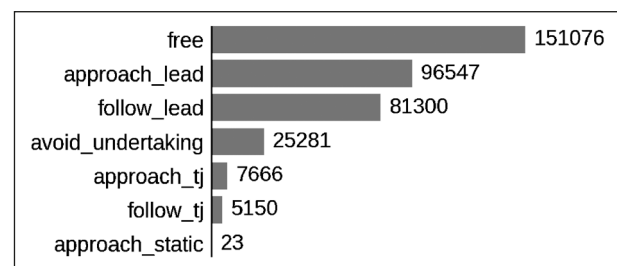


Bild 6-3: Häufigkeiten der Fahrzustände im highD-Datensatz

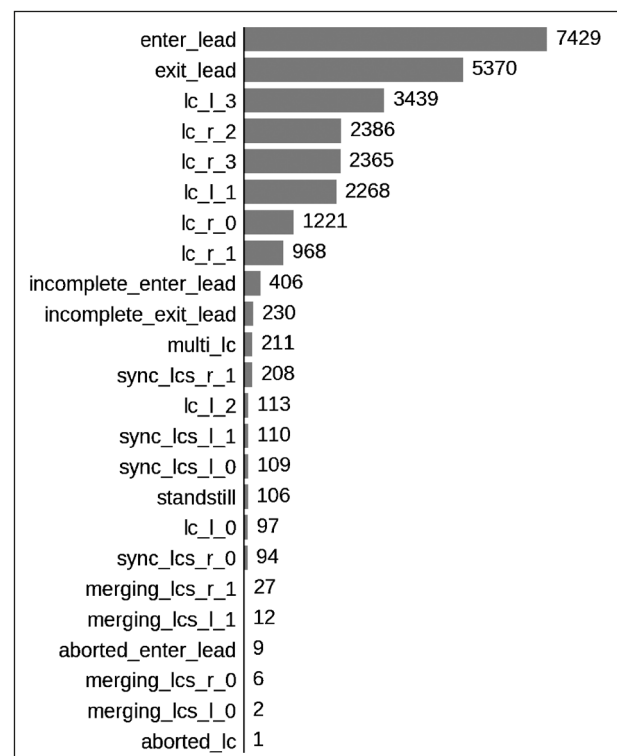


Bild 6-4: Häufigkeiten der Transitionen im highD-Datensatz



zeugs stellen sich diese Szenarien als Fahrstreifenwechsel dar, deren jeweilige Anzahl aufgrund ihrer Unterscheidung nach Richtung (nach links/nach rechts) sowie dem Vorhandensein eines Voraus- oder Hinterherfahrendem geringer ist.

Aufbauend auf diesen Grundszenarien liefert die Erkennung der Kompositionen die in Bild 6-6 dargestellten Ergebnisse. Das Einscheren in die Annäherung tritt häufiger auf als das Einscheren in die Folgefahrt, dementsprechend ist – laut gewähltem Fahrermodell – nach Eintritt eines Vorderfahrzeugs in den meisten Fällen eine Geschwindigkeitsanpassung des Ego-Fahrzeugs zu erwarten.

Für die nach dem Herausforderer-Konzept klassifizierten kollisionsrelevanten Szenarien ergeben sich

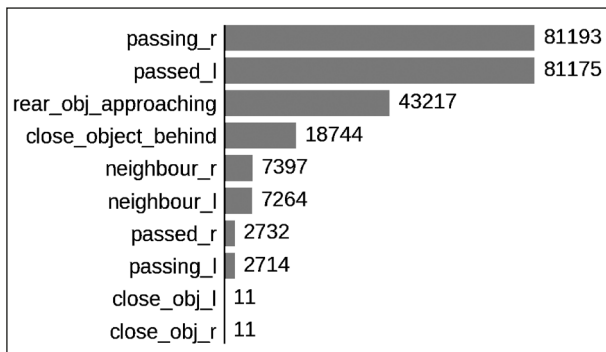


Bild 6-5: Häufigkeiten der überlagerten Interaktionen im highD-Datensatz

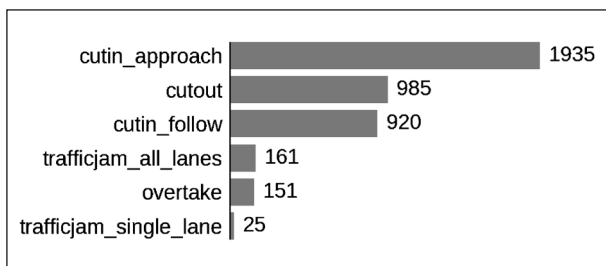


Bild 6-6: Häufigkeiten der zusammengesetzten Szenarien (Kompositionen) basierend auf den erkannten Grundszenarien im highD-Datensatz

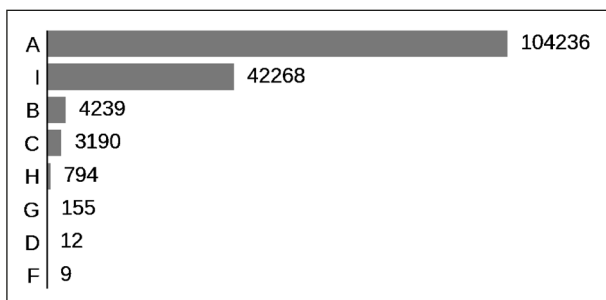


Bild 6-7: Häufigkeiten der Herausforderer-Szenarien basierend auf den erkannten Grundszenarien

die in Bild 6-7 dargestellten Häufigkeiten. Pfad E, also die rein laterale Annäherung, wird nicht detektiert. Das zugrunde liegende „laterale Nahdistanzereignis“ tritt allerdings ebenfalls nur in einer geringen zweistelligen Anzahl auf. Es ist daher plausibel, dass stets eine zusätzliche Relativbewegung in Längsrichtung erfolgt und somit die Pfade D oder F zugeordnet werden.

Für jedes detektierte Szenario werden die relevanten Beschreibungsparameter bestimmt, wie sie in Kapitel 4 hergeleitet und im Codebook für jedes Szenario ausführlich definiert sind. Für ein im highD-Datensatz gefundenes konkretes Szenario „Eintritt eines Vorausfahrenden“ ergeben sich beispielhaft die in Tabelle 6-5 auszugsweise dargestellten Werte, eine vollständige Liste befindet sich im Anhang (Tabelle 8-21).

Beschreibungsgröße	Wert
scenario	enter_lead
duration	3175
num_samples	128
traveled_distance	181.90
Ego.length	3.64
Ego.width	1.82
Ego.height	-1
Ego.class	Car
Ego.v.initial	36.62
Ego.v.final	34.24
Ego.v.min	34.24
Ego.v.max	36.69
Ego.v.mean	35.81
Ego.v.median	36.02
Ego.v.std	0.81
Ego.v.percentile05	34.40
Ego.v.percentile95	36.69
Ego.v@min_a	35.50
Ego.v@max_a	36.62
Ego.v@min_v	34.24
Ego.v@max_v	36.69
Ego.v@min_DHW	34.24
Ego.v@min_THW	34.24
Ego.v@min_TTC	35.98
Ego.v@lanecrossing	36.20

Tab. 6-5: Beschreibungsgrößen eines im Datensatz gefundenen Szenarios (Auszug)

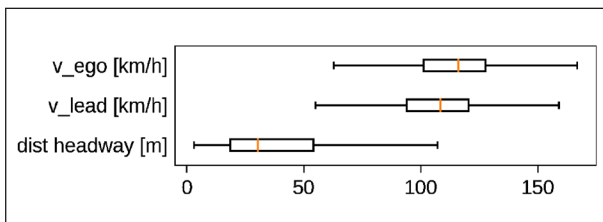


Bild 6-8: Box-Plots dreier Beschreibungsparameter der Cut-In-Szenarien zum Zeitpunkt des Fahrstreifenübertritts

Aus der Gesamtheit der ermittelten Beschreibungsgrößen lassen sich die entsprechenden Verteilungen ableiten. Soll beispielsweise der Fahrzustand der beiden beteiligten Fahrzeuge bei Einscherszenarien untersucht werden, so muss die Teilmenge der Grundszenarien „Eintreten eines Vorausfahrenden“ selektiert werden, die Teil einer Komposition des Typs „Einscheren in die Folgefahrt“ oder „Einscheren in die Annäherung“ ist. Dann können Aggregationsgrößen von Interesse ausgewertet werden, etwa die Größen zum Zeitpunkt des Überschreitens der Fahrstreifenmarkierung. In Bild 6-8 sind die resultierenden Box-Plots für die Geschwindigkeiten der Ego-Fahrzeuge und des Vorderfahrzeugs sowie den Distanzen zwischen beiden Fahrzeugen dargestellt.

## 6.4 Validierung

Jedes top-down hergeleitete Szenarienkonzzept steht vor der Herausforderung, auf reale Daten angewandt zu werden. Der in diesem Projekt beschriebene Ansatz sieht vor, die gesamte Fahrt anhand der Fahrzustände und Transitionen eindeutig sowie vollständig zu beschreiben. Die tatsächliche Implementierung und anschließende Analyse des angereicherten Datensatzes dienen auch der Beurteilung, inwieweit die Anforderungen der Vollständigkeit und der Eindeutigkeit erfüllt werden können.

### 6.4.1 Grenzfälle der Grundszenarien

Die Grundszenarien stellen die granularsten Einheiten der Beschreibung des Verkehrsgeschehens dar. Insbesondere soll es möglich sein, einem Fahrzeug zu jedem Zeitpunkt genau einen Fahrzustand oder eine Transition zuzuordnen. Da Transitionen genau wie Fahrzustände eine zeitliche Ausdehnung haben und sowohl das Ego-Fahrzeug im Falle eines Fahrstreifenwechsels als auch das vorausfahrende Fahrzeug im Fall eines Fahrstreifenein- oder -austritts eine Handlung ausführen können, sind

prinzipiell zeitliche Überlappungen dieser Handlungen möglich. Dies wird abgedeckt durch die Transitionen „Synchrone Fahrstreifenwechsel“ und „Zusammentreffende Fahrstreifenwechsel“.

Bei der Implementierung der Detektionsalgorithmen und der folgenden Anwendung auf den Datensatz zeigten sich allerdings weitere Fälle überlappender Transitionen. So kommt es vor, dass ein neues Vorderfahrzeug in den Ego-Fahrstreifen eintritt, und noch vor Ende dieser Transition (also vor Unterschreiten des Lateralgeschwindigkeits-Schwellenwertes) ein weiteres Fahrzeug in den Zwischenraum eintritt. Ebenfalls können sich Fahrstreifenaus- und -eintritte überschneiden. Da das Szenarienkonzzept nur die Zuordnung einer Transition gleichzeitig vorsieht, können in solchen Fällen nicht alle von ihnen vollständig abgebildet werden und müssen zeitlich gekürzt werden. Um diesen Aspekt bei einer anschließenden statistischen Auswertung berücksichtigen zu können, wurden unvollständige Varianten dieser Transitionen eingeführt.

### 6.4.2 Grenzfälle zusammengesetzter Szenarien

Die Hinzunahme zusammengesetzter Szenarien gestattet die Abbildung komplexerer Zusammenhänge als es bei einer ausschließlichen Verwendung der Grundszenarien möglich wäre. Ihre Definition soll über eine einfache Beschreibungssprache vorgenommen werden. In der Praxis zeigte sich, dass dies problemlos möglich war und die oben erwähnten Kompositionen auf diese Art und Weise abgebildet werden konnten. Ebenfalls wurde die maschinelle Auswertung umgesetzt, angewandt und so die konkreten Auftretenshäufigkeiten der Kompositionen in den Daten ermittelt. Es zeigte sich allerdings ebenfalls im Zuge der Implementierung, dass die Definitionssprache nicht für jeden Fall ausreichend spezifisch ist. Für das menschliche Verständnis ist das weniger relevant, da hier das implizite Wissen zur sinnerfassenden Interpretation der Kompositionen vorhanden ist, auch z. B. durch die Namensgebung wie „Fahrstreifenwechsel im Stau“. Bei Algorithmen, die sich für die Detektion von Kompositionen in Verkehrsdaten allein auf die Definitionssprache stützen, kann dies dagegen Ungenauigkeiten bei der Abgrenzung der Szenarien zur Folge haben.

Deutlich wird dieser Umstand bei der Komposition „Überholen“, siehe Tabelle 6-3. So tritt unter folgenden Bedingungen ein False Positive-Fall auf, also ein fälschlich als Überholenszenario klassifiziertes

Verhalten der Verkehrsteilnehmer: Das Ego-Fahrzeug wechselt den Fahrstreifen und passiert das bisherige Vorderfahrzeug. Dann lässt sich das Ego-Fahrzeug zurückfallen und wechselt wieder hinter dem bisherigen Vorderfahrzeug nach rechts. Basierend auf der Definition der Komposition kann dieser abgebrochene Versuch nicht unterschieden werden von einem vollständigen Überholzenario.

Ein False Negative, also ein nicht erkanntes Überholzenario, ergibt sich, wenn die Vorbeifahrt stattfindet, während sich das Ego-Fahrzeug noch in der Transition „Fahrstreifenwechsel“ befindet. Dies kann der Fall sein, wenn die Lateralgeschwindigkeit erst sehr spät wieder unter den Schwellenwert fällt und die Transition damit einen langen Zeitraum einnimmt. Laut Definition soll die Vorbeifahrt aber erst nach abgeschlossenem Fahrstreifenwechsel erfolgen. Eine entsprechende Anpassung der Definition zur Mitzählung früherer Vorbeifahrten hätte wiederum zur Folge, dass etwa auf einer mehrspurigen Autobahn alle langsameren Fahrzeuge auf dem rechten Fahrstreifen diese Bedingungen automatisch erfüllen würden.

Im konkreten Datensatz wurden diese Grenzfälle nicht beobachtet, allerdings ist insbesondere die für die Ermittlung von False Negative-Fällen erforderliche manuelle Durchsicht des gesamten Verkehrsdatensatzes kaum leistbar. Es muss also je nach Einsatzzweck entschieden werden, wie damit umzugehen ist. Denkbar ist eine Erhöhung der Ausdrucksmächtigkeit der Kompositionsdefinitionen, etwa durch die Einführung von Objekt- oder Fahrstreifenrelationen. Alternativ kann eine manuelle Implementierung der Detektion einzelner Kompositionen in Erwägung gezogen werden.

### 6.4.3 Validierung der Szenariendetektion

Im Zuge der Validierung soll ebenfalls betrachtet werden, ob die Applikation des Szenarienkonzept auf die Realdaten sinnvoll umgesetzt wurde und wo sie gegebenenfalls an Grenzen stößt. Eine naheliegende Möglichkeit zur Validierung der Detektionsalgorithmen besteht darin, die erkannten Szenarien manuell mit den aufgezeichneten Trajektorien abzugleichen. Als Arbeitsgrundlage diente die grundsätzlich schon vorhandene Visualisierung der highD-Daten, also die Darstellung aller dynamischen Objekte. Die Visualisierung wurde zu diesem Zweck um die Anzeige der Szenarien erweitert, es wurden so beim Wiedergeben der Aufzeichnung für

jedes Fahrzeug alle Szenarien visuell annotiert, die diesem zum jeweiligen Zeitpunkt zugeordnet worden sind. Dieses Werkzeug wurde schon während der Entwicklung eingesetzt, um gezielt die Implementierung der Erkennung einzelner Szenarien zu prüfen. Für die abschließende Validierung wurden für jeden der sechs in highD enthaltenen Aufnahmen jeweils zwei Aufnahmen zur Betrachtung ausgewählt. Dies soll sicherstellen, dass Einflüsse auf das Verkehrsgeschehen durch unterschiedliche Randbedingungen an den verschiedenen Orten berücksichtigt werden.

Grundsätzlich fällt auf, dass es eine relativ hohe Zahl an Szenarienwechseln gibt, bzw. dass eine hohe Zahl an zeitlich sehr kurzen Szenarien auftritt. Eine Analyse ergibt, dass dieses Phänomen hauptsächlich nachfolgend aufgeführte Szenarien betrifft. Angegeben ist der jeweilige Prozentanteil an Szenarien mit einer Dauer von unter einer halben Sekunde:

- Freies Fahren (11 %)
- Einem Vorausfahrenden Folgen (29 %)
- Rechtsüberholen vermeiden (14 %)
- rear\_obj\_approaching (26 %)
- approach\_lead (26 %)
- close\_object\_behind (59 %)
- Einem Stau folgen (30 %)
- Annähern an Stauende (28 %)
- Annähern an statisches Objekt (26 %)

Bei allen handelt es sich um Fahrzustände. Dies erscheint plausibel, da die Unterscheidung hier über das Wiedemann-Modell erfolgt, dessen Bereiche durch harte Grenzwerte und -kurven voneinander abgegrenzt sind. Bewegt sich ein Fahrzeug an diesen Randbereichen, kann es zu häufig wechselnden Zuordnungen kommen. Insbesondere Ungenauigkeiten der Messung wie etwa ein Rauschen bei detektierter Position und Geschwindigkeit sorgen für diesen Effekt. Eine mögliche Abhilfe bietet die Einführung einer Hysterese. Der Zustand zu einer bestimmten Zeit würde dann nicht mehr allein durch die Einflussgrößen am jeweiligen Zeitpunkt bestimmt, sondern ausgehend vom vorherigen Zeitpunkt. Zustandswechsel erfolgen dann nur bei Überschreitung einer gewissen Toleranzschwelle, was für eine stabilere Zuordnung sorgt. Die genaue

Implementierung und Parametrierung ist abhängig von der verwendeten Datenquelle und auch dem Einsatzzweck der Ergebnisdaten, daher wurde in diesem Kontext darauf verzichtet.

Eine Alternative zur Verwendung einer Hysterese stellt der Ansatz von (SCHULDES et al. 2021) dar. Hierbei können die Schwellenwerte für die Erkennung des Szenariens überschneidend definiert werden. Die Folge der sich überschneidenden gültigen Szenarien wird daraufhin als gerichteter azyklischer Graph dargestellt, wobei Szenarien priorisiert werden können. Die Priorität der Szenarien sowie ein Wechsel zwischen Szenarien wird als Kosten definiert. Mittels eines Graphensuchalgorithmus wird daraufhin der effizienteste Pfad durch den Graphen gesucht, welcher als sinnvolle, überschneidungsfreie Szenariensequenz betrachtet werden kann.

Bei Transitionsszenarien als zeitlich ausgedehnte Übergänge zwischen Fahrzuständen tritt das genannte Problem nicht auf. Für diese sind allerdings konkrete Start- und Endbedingungen definiert, im Fall von Fahrstreifenwechseln etwa das Über- bzw. Unterschreiten eines Schwellenwertes der Lateralgeschwindigkeit des Fahrzeugs. Hier kann untersucht werden, ob diese tatsächlich innerhalb des Messbereichs erreicht werden. Dabei ergibt sich, dass dies nur bei 43 % aller Fahrstreifenwechseln der Fall ist. Bei den übrigen wird zwar das Übertreten des Fahrzeugmittelpunktes in einen anderen Fahrstreifen als Einzelereignis erkannt, das Fahrzeug verlässt allerdings den Messbereich vor dem Abbau der Lateralgeschwindigkeit. Die vollständig erfassten Fahrstreifenwechsel haben eine mittlere Weglänge von 213 m. Dabei ist davon auszugehen, dass dieser Durchschnitt den realen Wert unterschätzt, da größere Weglängen als die aufgenommene Streckendistanz von 420 m nicht erkannt werden und daher auch nicht in die Berechnung einfließen können. Dieser Aspekt hat auch Auswirkungen auf Kompositionen, wie zum Beispiel das Überholen: Diese Komposition besteht aus zwei entgegengesetzten Fahrstreifenwechseln sowie einer dazwischenliegenden Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug. Selbst bei durchschnittlich langen Fahrstreifenwechseln kann dieses Szenario also im highD-Datensatz nicht mehr von Beginn bis Ende erfasst werden.

#### 6.4.4 Verifizierung der Anforderungen an die Systematik

Neben der Betrachtung der Szenariendetektion kann ebenfalls das Szenarienkonzep an sich überprüft werden. Dazu lässt die Erfüllung der in Kapitel 2.4 definierten Anforderungen A1 bis A10 beurteilen.

Die Abdeckung sicherheitsrelevanter Ereignisse (A1) wird einerseits angestrebt durch eine allgemein möglichst vollständige Beschreibung einer Autobahnfahrt. Sicherheitsrelevante Ereignisse stellen hier eine Untermenge dar. Außerdem werden speziell kollisionsrelevante Szenarien, wie sie im PE-GASUS-Projekt definiert worden sind, auch im Rahmen dieses Projekts mitbetrachtet. Eine genaue Definition von Kritikalitätsgrenzen findet in diesem Rahmen jedoch nicht statt.

Die hier definierten Szenarien sind hauptsächlich auf dynamische Objekte bzw. Verkehrsteilnehmer ausgerichtet, also auf die vierte Ebene des 6-Ebenen-Modells. Daher wurden insgesamt zehn anforderungsverstärkende Faktoren definiert, um auch die relevanten Beschreibungsmerkmale der übrigen Ebenen berücksichtigen zu können (A2), vergleiche auch Bild 3-11.

Das Szenarienkonzep begründet sich auf objektiven, äußerlich messbaren Kenngrößen. Es werden keine inneren Zustandsgrößen von Fahrfunktionen oder spezifisch menschliche Faktoren zur Klassifizierung benötigt. Das Konzep kann somit zur Beschreibung von menschlichem Fahrverhalten, eines automatisierten Fahrzeugs oder von Mischverkehr eingesetzt werden (A3).

Taktische Verhaltensaspekte zur Reduktion der Unfallwahrscheinlichkeit (A4) finden durch die Tatsache Berücksichtigung, dass nicht ausschließlich direkt kollisionsrelevante Szenarien betrachtet werden. Im Rahmen der – zumindest angestrebten – Vollständigkeit der Beschreibung einer Fahrt durch Szenarien wird auch das Verhalten von Fahrzeugen in der Umgebung abgebildet, als Beispiel sei das Szenario „Fahrstreifenwechsel eines Fahrzeugs im Umfeld“ genannt.

Das Szenarienkonzep wurde nicht mit dem Hinblick auf eine bestimmte Datenbasis entwickelt. Die später erfolgte Anwendung auf Realfahrdaten aus Drohnenaufnahmen stellt eine Konkretisierung des Konzeps für diesen Anwendungsfall dar. Eine entsprechende konkrete Implementierung zur Nutzung

von Simulationsdaten oder Unfalldaten wäre ebenso umsetzbar. Die grundsätzliche Systematik ist damit allgemeingültig genug, um kompatibel mit verschiedenen Datenquellen zu sein (A5).

Die Erweiterbarkeit der Systematik (A6) wurde nicht nur demonstriert, sondern im Rahmen des Workshops aktiv genutzt. Um den im Zuge der Diskussionen herausgearbeiteten offenen Punkten zu begegnen, wurde der Katalog um weitere Szenarien ergänzt. Darüber hinaus ist durch die Möglichkeit der Erstellung komplexer zusammengesetzter Szenarien die Möglichkeit zur einfachen Erweiterung von Szenarienkatalogen gegeben. Ebenfalls wurden weitere anforderungsverstärkende Faktoren hinzugefügt, um bislang noch nicht berücksichtigte Aspekte bei der Beschreibung abdecken zu können.

Der Unabhängigkeit von regionalen Unterschieden (A7) wird durch eine prinzipiell wertungsfreie Szenariendefinition Rechnung getragen. So ist die „Vorbeifahrt rechts“ äquivalent zur „Vorbeifahrt links“, regional unterschiedliche Geschwindigkeitsbeschränkungen etc. werden als externe Parameter betrachtet. Lediglich die beispielhafte Definition der Komposition „Überholen“ ist spezifisch angepasst an das Rechtsfahrgebot in Deutschland, allerdings erlaubt gerade die freie Definierbarkeit dieser Kompositionen eine Anpassung an lokale Gegebenheiten. Dies stellt also keine Einschränkung des Konzepts dar.

Die automatisierte Realisierbarkeit (A8) wurde durch die Umsetzung der Szenarienerkennung aus den Verkehrsdaten nachgewiesen.

Eine Disjunktheit der Szenarien (A9) wird durch die Verwendung sehr granularer Grundszenerien erreicht. Insbesondere die Einteilung in die drei Oberklassen Fahrzustand, Transition und überlagerte Interaktion unterstützt eine sehr fokussierte Definition der einzelnen Szenarien. Kompositionen dagegen können natürlich prinzipiell nicht disjunkt sein.

Die Verständlichkeit der Systematik für Menschen (A10) wurde ebenfalls im Rahmen des Workshops auf die Probe gestellt. Die eingeladenen Experten waren nicht über die genauen Projekthinhalte informiert, sodass ihnen die hier dargestellten Konzepte zunächst mündlich nahegebracht werden mussten. Die folgende produktive Diskussion ließ auf ein gutes Verständnis schließen. Außerdem wurden die Grundszenerien im Codebook so beschrieben, dass ein Verständnis der systematischen Herleitung zur Anwendung der Grundszenerien nicht zwingend erforderlich ist.

## 6.5 Anforderungen an die Datengrundlage

Der hier verwendete Trajektoriendatensatz auf Grundlage einer drohnenbasierten Verkehrserfassung hat sich als prinzipiell gut geeignet für die praktische Umsetzung des Szenarienkonzpts erwiesen. Wie in Kapitel 6.1 dargestellt, können zwar durch ihn alleine nicht alle Anforderungen an die Datenerhebung bezüglich der anforderungsverstärkenden Faktoren erfüllt werden. Diese müssten dann aus den genannten externen Datenquellen bezogen werden, was für die hier dargestellte Implementierung der reinen Szenarienerkennung allerdings nicht notwendig ist. Generell sind für diesen Zweck aber auch andere Erhebungsmethoden nutzbar. Diese umfassen insbesondere stationäre Messaufbauten sowie die Nutzung im Verkehr „mitschwimmender“ Messfahrzeuge. Aus der praktischen Umsetzung der Szenariendetektion sowie der Zusammenstellung der Beschreibungsgrößen (Kapitel 4) lassen sich dennoch einige grundsätzliche Anforderungen ableiten, die von der Datenquelle erfüllt werden müssen.

- Es muss eine globale Liste zur eindeutigen Identifikation jedes Objekts vorliegen. Beim highD-Datensatz wird durch Objekterkennung und – Tracking jedem Objekt mitsamt seiner Trajektorie eine entsprechende numerische ID zugeordnet. Bei Setups mit mehreren Sensoren ist zusätzlich eine Sensorfusion für die Erzeugung einer globalen Liste notwendig. In Fällen temporärer Verdeckungen sollen die betreffenden Objekte weiterverfolgt werden, etwa durch die Anwendung eines Interpolationsverfahrens.
- Für die Detektion werden Relativgeschwindigkeiten sowie -abstände in Längs- und Querrichtung zwischen beteiligten Fahrzeugen eines Szenarios benötigt. Im Codebook sind weiterhin statistische Kenngrößen über Absolutgeschwindigkeiten sowie die Beschleunigungswerte vorgesehen.
- Es muss für jedes Fahrzeug stets eine Zuordnung zum aktuellen Fahrstreifen vorhanden sein. Falls diese Information nicht direkt Teil der Datengrundlage ist, muss sie unter Zuhilfenahme von Zusatzinformationen wie hochgenauem Kartenmaterial rekonstruiert werden.
- Es muss eine Identifikation benachbarter Fahrzeuge möglich sein, insbesondere voraus- und hinterherfahender Fahrzeuge sowie solcher auf dem linken und rechten Fahrstreifen.

- Die Objektklassen bzw. die Fahrzeugtypen müssen bekannt sein. Sie sind vorgesehen als Beschreibungsgrößen eines Szenarios, und für das jeweilige Ego-Fahrzeug auch notwendig bei der Detektion einiger Szenarien wie etwa der Vermeidung des Rechtsüberholens.
- Die Aufnahmedistanz sollte die des highD-Datensatzes nicht signifikant unterschreiten. Bei einem beobachteten Autobahnabschnitt von weniger als 400 m Länge muss vermehrt mit unvollständig beobachteten Szenarien gerechnet werden.

## 7 Erstellung des Codebooks

Das zentrale Ergebnis des vorliegenden Forschungsvorhabens ist die Erstellung eines Codebooks, welches als Grundlage für die Umsetzung einer Szenariextraktion aus Verkehrsdaten ist. Im Folgenden werden zunächst Anforderungen an das Codebook aufgestellt, von denen daraufhin die Struktur des Codebooks und das Verfahren zur Erstellung abgeleitet wird. Zunächst werden in Kapitel 7.1 Anforderungen an das Codebook und in Kapitel 7.2 die allgemeine Struktur erläutert. Daraufhin wird in Kapitel 7.3 die teilautomatisierte Erstellung der Auflistung der Grundszenarien samt Beschreibungsparametern erläutert.

### 7.1 Anforderung an das Codebook

Ein ähnlicher Anwendungsfall wie das hier zu erstellende Codebook ist das GIDAS-Codebook (GIDAS 2019), welches alle in der GIDAS-Datenbank abgelegten Daten für einen Fall beschreibt. Unfälle werden für GIDAS manuell aufgenommen und in die Datenbank eingepflegt. Das Codebook dient hierbei demnach direkt als Handreichung zum Einpflegen der Daten als auch für die Analyse der vorliegenden Unfalldaten.

Im Fall Umsetzung der Codierung von Fahrscenarien ist von einer kontinuierlichen Datenerhebung auszugehen. Denkbar sind sowohl Anwendungsfälle, bei denen mittels eines mit Umfeldsensoren ausgestatteten Fahrzeugs Daten aus Sicht des aufnehmenden Fahrzeugs aufgezeichnet werden (z. B. FOT oder NDS), als auch solche, bei denen eine stationäre Verkehrsbeobachtung vorgenommen wird (z. B. durch Infrastruktursensorik oder stationär fliegende Drohnen).

Während für GIDAS diskrete Ereignisse aufgenommen werden und damit eine manuelle Verarbeitung möglich ist, erfordert die Extraktion von Fahrscenarien die Verarbeitung von zeitkontinuierlichen Daten. Dies hat zur Folge, dass die Daten unter der Voraussetzung der Wirtschaftlichkeit weitestgehend automatisiert verarbeitet werden müssen. Im in Kapitel 5 beschriebenen Anwendungsfall zur Validierung des erarbeiteten Szenarienkonzepthes wurde eine vollends automatisierte Verarbeitung eingesetzt. Im Falle eines FOT kann es hingegen erforderlich sein, dass seltene Szenarien nicht automatisiert erkannt werden können, sodass eine stellenweise manuelle Verarbeitung oder Validierung erforderlich ist.

Die Umsetzung der Codierung der Grundszenarien ist stark abhängig von der vorliegenden Erhebungsmethode. Ziel soll es jedoch sein, Daten aus verschiedenen Datenquellen in einer Datenbank zu sammeln und zu verarbeiten. Das Codebook sollte demnach unabhängig von der Erhebungsmethode sein.

Somit stellt das Codebook nicht die Referenz für die manuelle Codierung der Szenarien dar, sondern bildet die Vorgaben für Umsetzung der (teil-) automatisierten Extraktion der Szenarien. Es gibt demnach an, welche Szenarien in den erhobenen Daten zu extrahieren sind und wie diese weiter zu verarbeiten sind.

### 7.2 Allgemeine Struktur

Das Codebook ist nach der folgenden Struktur aufgebaut.

1. Einleitung – Grundlegende Annahmen
2. Übersicht der Grundszenarien
  - a. Allgemeine Grundszenarien
  - b. Zusammengesetzte Szenarien
3. Grundszenarien für kollisionsrelevante Interaktionen
4. Anforderungsverstärkende Faktoren
5. Detaillierte parametrisierte Beschreibung aller allgemeinen Grundszenarien
6. Beschreibung aller kollisionsrelevanten Grundszenarien und Darstellung als Komposition

Die Einleitung gibt hierbei alle relevanten Aspekte des Szenarienkonzpts prägnant wieder. Die Übersicht der Grundszenarien ermöglicht es, sich tiefer mit den Vererbungskonzepten des Szenarienkonzpts auseinanderzusetzen. Die Vererbungshierarchie dient insbesondere dazu, eine Implementierung der Szenariextraktion wie in Kapitel 5 umzusetzen, bei der die Vererbung der Grundszenarien eine effiziente Implementierung ermöglicht.

Die parametrisierte Beschreibung der Grundszenarien gibt an, welche Beschreibungsgrößen für die verschiedenen Grundszenarien extrahiert werden sollten. Hierzu werden Szenariensteckbriefe erstellt, welche diese Parameter übersichtlich auflisten.

Weiterhin werden die Prinzipien zur Erkennung von zusammengesetzten Szenarien erörtert. Dies ist einerseits relevant für die Erkennung kollisionsrelevanter Interaktionen, wie zum Beispiel dem Einschere nach dem PEGASUS-Szenarienkonzpt, welcher sich aus dem Eintritt eines Vorderfahrzeugs, gefolgt von einem Auffahrvorgang zusammensetzt. Andererseits können weitere zusammengesetzte Szenarien für verschiedene Forschungsfragen definiert werden. Das Konzept setzt prinzipiell keine Grenzen zur Erstellung beliebig komplexer Szenarien, was zur Folge hat, dass keine vollständige Liste zusammengesetzter Szenarien erstellt werden kann. Dementsprechend werden beispielhafte zusammengesetzte Szenarien dargestellt, die die möglichen Mechanismen zur Zusammensetzung der Szenarien erläutern.

Abschließend werden im Codebook die in 3.5 beschriebenen potenziell anforderungsverstärkenden Faktoren und deren Format zur Codierung vorgestellt. Diese sind gültig für alle Grundszenarien, wobei zu berücksichtigen ist, dass eine neue Instanz eines Grundszenarios eine neue Instanz eines anforderungsverstärkenden Faktors induziert.

### 7.3 Erzeugung der Szenariensteckbriefe anhand der Baumstruktur

Die Definition der parametrisierten Beschreibung der Grundszenarien stellt einen zentralen Bestandteil des Codebooks dar. Hierzu ist es erforderlich, die erforderlichen Beschreibungsparameter für alle Grundszenarien zu definieren, da für die verschiedenen Grundszenarien verschiedene Beschreibungsgrößen definiert werden müssen.

Um die Erstellung der Steckbriefe möglichst effizient und wenig redundant zu gestalten, wird ausgenutzt, dass das Szenarienkonzpt in einem maschinenlesbaren Graphenformat vorliegt. Dieser Graph wird genutzt um die Szenariensteckbriefe automatisiert zu erstellen.

Mittels einer Graphenbibliothek wird der Graph von einem Python-Skript eingelesen. Um das Codebook zu erzeugen, müssen die Parameter für die Knoten definiert werden. Dies wird mit einer json-Datei realisiert. Durch die Baumstruktur der Grundszenarien ist es möglich lediglich die Parameter zu definieren, die sich bei einem Kind-Knoten verglichen zu seinem Elter ändern; alle Beschreibungsgrößen des Elters werden geerbt.

Ein Szenariensteckbrief setzt sich durch die folgenden Punkte zusammen:

1. Name des Szenarios
2. Skalare Parameter
3. Aggregierte kontinuierliche Parameter
4. Kontinuierliche Parameter zu charakteristischen Zeitpunkten

Zur Definition der Punkte 3 und 4 werden mögliche kontinuierliche Größen mit den aggregierenden Parametern bzw. charakteristischen Zeitpunkten kombiniert. Beim Kombinieren wird ein opt-out-Ansatz verfolgt: Zunächst werden alle Kombinationen als relevant und gültig angenommen. In einem darauffolgenden Schritt werden ungültige Kombination entfernt.

Dieses Vorgehen kann am Beispiel des Szenarios Folgen (vgl. Bild 7-1) illustriert werden.

- Das abstrakte Szenario Folgen ist ein Kind des abstrakten Szenarios Zustand. Hierbei erbt es den kontinuierlichen Parameter Geschwindigkeit.

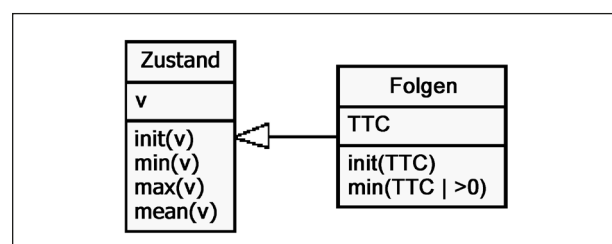


Bild 7-1: Beispiel der Vererbung am Szenario „Folgen“

- Für den Parameter Geschwindigkeit werden im Szenario Zustand u. a. die aggregierenden Parameter *initial*, *min*, *max*, *mean* definiert.
- Das Szenario Folgen erbt sowohl die Beschreibungsgröße Geschwindigkeit als auch die aggregierenden Parameter *initial*, *min*, *max* und *mean*.
- Im Szenario Folgen wird die Beschreibungsgröße TTC hinzugefügt.
- Die aggregierten Parameter *initial*(TTC), *min*(TTC), *max*(TTC), *mean*(TTC) werden zunächst als gültig definiert.
- Da die TTC bei einer Relativgeschwindigkeit zum Vorausfahrenden um 0 km/h zwischen  $+\infty$  und  $-\infty$  unstetig oszilliert, werden die Parameter *max*(TTC) und *mean*(TTC) entfernt. Weiterhin wird für den Parameter *min*(TTC) die Einschränkung gemacht, dass das Minimum  $> 0$  sein soll.

Entsprechend resultieren für das Szenario Folgen die folgenden beispielhaften aggregierten Parameter:

	<i>initial</i>	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>
<i>v</i>	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	$> 0$		

Die beschriebene Umsetzung ermöglicht eine iterative Erstellung des Codebooks, die die interne Komplexität des Szenarienkonzpts für den Anwender des Codebooks weitestgehend verbirgt. Zwei exemplarische Steckbriefe als Einträge des Codebooks sind in Anhang E gegeben.

## 8 Zusammenfassung

Um die Absicherung des automatisierten Fahrens umsetzen zu können, scheint eine szenarienbasierte Bewertung der Fahrfunktion unumgänglich. Wie in der Vergangenheit gezeigt wurde, kann ein Sicherheitsnachweis durch Testfahrten im Feld aufgrund der dazu erforderlichen Fahrdistanzen als ökonomisch nicht sinnvoll angesehen werden. Die szenarienbasierte Bewertung bietet dagegen die Alternative, durch eine Fokussierung auf relevante und gegebenenfalls besonders kritische Verkehrsabläufe eine Raffung zu erreichen. Daher haben bereits diverse Forschungsprojekte das Themenfeld

der Verkehrsszenarien aus verschiedenen Perspektiven betrachtet. Dabei unterschieden sich die betrachtete Verkehrsdomäne, die Art der Szenarienbeschreibung, die Methodik zur Erkennung von Szenarien und auch die verwendeten Datenquellen.

Ziel des hier entwickelten Konzeptes ist es, sowohl eine möglichst vollständige Beschreibung einer Autobahnfahrt zu gestatten, sicherheitsrelevante Szenarien dabei aber besonders im Fokus zu behalten. Zur Umsetzung dieses Vorhabens wurden Grundsznarien definiert, die die granularsten Bestandteile der Beschreibung darstellen. Ihre Gliederung in die drei Oberklassen Fahrzustand, Transition und überlagerte Interaktion diente nicht nur als reines Ordnungskriterium für die Szenarien, sondern erleichterte auch die gezielte Suche nach Lücken in der Abdeckung der Fahraufgabe. Gerade im Hinblick auf die angestrebte Vollständigkeit der Beschreibung war dies von Vorteil.

Die Komplexität des Verkehrsgeschehens ist allerdings nicht allein durch die Grundsznarien abbildbar. Daher dienen die aus den Grundsznarien zusammengesetzten Kompositionsszenarien als Erweiterungsmöglichkeit für den Szenarienkatalog. Dazu kann eine einfache Beschreibungssprache verwendet werden. Die kollisionsrelevanten Szenarien sind konzeptionell ähnlich zu den Kompositionsszenarien und leiten sich ebenfalls von den Grundsznarien ab, aufgrund ihrer Bedeutung werden sie allerdings gesondert behandelt.

Zur subjektiven Validierung durch Experten wurde ein Workshop durchgeführt. Die Erfüllung der gestellten Anforderung an die Verständlichkeit der Szenariendefinitionen für die Zielgruppe wurde hier unter Beweis gestellt. Das Konzept inklusive der Definition, Beschreibung und Abgrenzung der Szenarien wurde positiv beurteilt, im Zuge der Diskussion konnten allerdings noch offene Punkte identifiziert werden. Daraufhin wurden die entsprechenden zusätzlichen Grundsznarien und anforderungsverstärkende Faktoren mit in das Grundkonzept aufgenommen.

Die Validierung anhand von Realdaten wurde praktisch durch die Entwicklung und Implementierung einer automatisierten Extraktion der definierten Szenarien aus Realfahrdaten umgesetzt. Als Grundlage diente der highD-Datensatz, der sich aufgrund verschiedener Eigenschaften gut eignet für die Erkennung komplexer Verkehrsszenarien. Es konnte



gezeigt werden, dass das Konzept auch in der Praxis und im Kontext realer Verkehrssituationen anwendbar ist.

Das finale Ergebnis des Projekts stellt das Codebook dar. Es kann als Grundlage für die Extraktion von Szenarien aus Verkehrsdaten allgemeiner Art dienen. Hierzu erläutert das Codebook zunächst die entwickelten Konzepte prägnant und stellt alle Grundszenarien in kompakter Form dar. Daraufhin werden die anforderungsverstärkenden Faktoren und das Vorgehen zu deren Kodierung definiert. Zusätzlich werden alle Grundszenarien zusammen mit den für die Beschreibung relevanten Parametern definiert, einschließlich der Methoden zur Aggregation der Zeitserien. Abschließend werden die kollisionsrelevanten Szenarien mit einer sprachlichen sowie einer grafischen Darstellung aufgezeigt.

Auf Basis der genannten Inhalte des Codebooks kann die Anlage einer Szenariendatenbank erfolgen. Die exakte Implementierung der Erkennung der Szenarien ist dabei in Abhängigkeit von der Datenquelle umzusetzen. Die hier beschriebene Anwendung des Modells nach (WIEDEMANN 1974) hat sich als geeignet erwiesen. Detaillierte Schwellenwerte sollten unter Berücksichtigung mehrerer Datenquellen sowie unter Anwendung eines Algorithmus zur Vermeidung von Oszillationen bei der Szenarienerkennung (SCHULDES et al. 2021) festgelegt werden.

## Literatur

- AMERSBACH, C.; WINNER, H. (2017): Functional decomposition: An approach to reduce the approval effort for highly automated driving. 8. Tagung Fahrerassistenz.
- ANTONA-MAKOSHI, J.; UCHIDA, N.; KITAHARA, E.; OZAWA, K.; TANIGUCHI, S. (2019a): A Safety Assurance Process for Automated Driving Systems. 26th ITS WorldCongress, Singapore.
- ANTONA-MAKOSHI, J.; UCHIDA, N.; YAMAZAKI, K.; OZAWA, K.; KITAHARA, E.; TANIGUCHI, S. (2019b): Development of a safety assurance process for autonomous vehicles in Japan. 26th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV).
- ASAM (2020a): ASAM OpenDRIVE. Open Dynamic Road Information for Vehicle Environment. 1.6. Aufl.
- ASAM (2020b): ASAM OpenSCENARIO. Online verfügbar unter <https://www.asam.net/standards/detail/openscenario/>, zuletzt geprüft am 22.03.2020.
- ASAM (2020c): ASAM OpenSCENARIO. Dynamic content in driving simulation. User Guide. 1.0.0. Aufl.
- AutoX (2018): Safety Report. Online verfügbar unter [https://autox.ai/files/safety\\_report\\_2018.pdf](https://autox.ai/files/safety_report_2018.pdf), zuletzt geprüft am 25.03.2020.
- BAGSCHIK, G.; MENZEL, T.; RESCHKA, A.; MAURER, M. (2017): Szenarien für Entwicklung, Absicherung und Test von automatisierten Fahrzeugen. 11. Workshop Fahrerassistenzsysteme. Uni-DAS e. V.
- BAGSCHIK, G.; MENZEL, T.; KÖRNER, C.; MAURER, M. (2018): Wissensbasierte Szenariengenerierung für Betriebsszenarien auf deutschen Autobahnen: unidas, Walting.
- BARTELS, B.; ERBSMEHL, C. (2014): Bewegungsverhalten von Fußgängern im Straßenverkehr, Teil 1. In: FAT-Schriftenreihe (267).
- BIBEL, W.; EISINGER, N.; SCHNEEBERGER, J.; SIEKMANN, J. (1987): Künstliche Intelligenz.
- BMVI (2017a): Bericht der Ethik-Kommission. Automatisiertes und vernetztes Fahren. Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur. Online verfügbar unter [https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Publikationen/DG/bericht-der-ethik-kommission.pdf?\\_\\_blob=publicationFile](https://www.bmvi.de/SharedDocs/DE/Publikationen/DG/bericht-der-ethik-kommission.pdf?__blob=publicationFile), zuletzt geprüft am 23.03.2020.
- BMVI (2017b): Katalog der Verkehrszeichen. Online verfügbar unter <https://www.bundesanzeiger.de/pub/publication/STbFAuL8Jnu8pV1JS?0>, zuletzt geprüft am 20.09.2021.
- BOCK, F.; SIPPL, C.; HEINZ, A.; LAUERZ, C.; GERMAN, R. (2019): Advantageous Usage of Textual Domain-Specific Languages for Scenario-Driven Development of Automated Driving Functions. IEEE International Systems Conference 08.04.2019 – 11.04.2019.
- BOCK, J.; KRAJEWSKI, R.; ECKSTEIN, L.; KLIMKE, J.; SAUERBIER, J.; ZLOCKI, A. (2018): Data basis for scenario-based validation of HAD on highways. 27th Aachen colloquium automobile and engine technology.
- BRACQUERMOND, A. (2018): MOOVE, Monitoring Outils pour le Vehicule dans son Environment. MONitoring for the Vehicle in its Environment. Online verfügbar unter [https://connectedautomateddriving.eu/wp-content/uploads/2018/05/Annie\\_Bracquemond\\_CARTRE\\_Symposium\\_Vedecom.pdf](https://connectedautomateddriving.eu/wp-content/uploads/2018/05/Annie_Bracquemond_CARTRE_Symposium_Vedecom.pdf), zuletzt geprüft am 23.03.2020.
- Bundesregierung (2018): Weniger Tote auf Deutschlands Straßen. Online verfügbar unter <https://www.bundesregierung.de/breg-de/suche/weniger-tote-auf-deutschlands-strassen-1539338>, zuletzt geprüft am 29.03.2020.
- Daimler (2020): Drive Pilot. Online verfügbar unter <https://www.daimler.com/innovation/case/autonomous/drive-pilot-2.html>, zuletzt geprüft am 25.03.2020.
- DMV (2019): Autonomous Vehicle Disengagement Reports. Online verfügbar unter [https://www.dmv.ca.gov/portal/dmv/detail/vr/autonomous/disengagement\\_report\\_2019](https://www.dmv.ca.gov/portal/dmv/detail/vr/autonomous/disengagement_report_2019), zuletzt geprüft am 23.02.2020.
- Duden (2020): Szenario. Internetseite des Dudens. Online verfügbar unter <https://www.duden.de/>

- rechtschreibung/Szenario, zuletzt geprüft am 26.02.2020.
- EBNER, A. (2014): Referenzszenarien als Grundlage für die Entwicklung und Bewertung von Systemen der aktiven Sicherheit. Technische Universität Berlin, Berlin.
- ELROFAI, H.; PAARDEKOOOPER, J.-P.; DE GELDER, E.; KALISVAART, S.; OP DEN CAMP, O. (2018): StreetWise. Scenario-based safety validation of connected and automated driving. TNO, Helmond.
- ENABLE-S3 (2019): Testing & Validation of Highly Automated Systems. Summary of Results.
- euroFOT (2012): The first large-scale European Field Operational Test on Active Safety Systems. Online verfügbar unter <https://www.eurofot-ip.eu/>, zuletzt geprüft am 23.03.2020.
- FAHRENKROG, F. (2016): Wirksamkeitsanalyse von Fahrerassistenzsystemen in Bezug auf die Verkehrssicherheit. Institut für Kraftfahrzeuge RWTH Aachen.
- FAHRENKROG, F.; WANG, L.; ROESENER, C.; SAUERBIER, J.; BREUNIG, S. (2016): Deliverable D7.3 – Impact assessment of automated driving. Wolfsburg, Deutschland: Adaptive IP.
- FEIFEL, H.; WAGNER, M. (2018): Harmonized Scenarios for the Evaluation of Active Safety Systems based on In-Depth-Accident Data. 8th Expert Symposium on Accident Research.
- Fortellix (2020): Open M-DSL. Measurable Scenario Description Language. Online verfügbar unter <https://www.foretellix.com/open-language/>, zuletzt geprüft am 24.03.2020.
- GDV (2016): Unfalltypen-Katalog. Leitfaden zur Bestimmung des Unfalltyps. Online verfügbar unter [https://udv.de/sites/default/files/tx\\_udv\\_publications/unfalltypen-katalog\\_udv\\_web\\_2.pdf](https://udv.de/sites/default/files/tx_udv_publications/unfalltypen-katalog_udv_web_2.pdf), zuletzt geprüft am 22.03.2020.
- GERSTENBERGER, M. (2016): Unfallgeschehen an Knotenpunkten: Grundlagenuntersuchung zu Ursachen und Ansätzen zur Verbesserung durch Assistenz: Lehrstuhl für Verkehrstechnik, Technische Universität München.
- GEYER, S.; BALTZER, M.; FRANZ, B.; HAKULI, S.; KAUER, M.; KIENLE, M. et al. (2013): Concept and development of a unified ontology for generating test and use-case catalogues for assisted and automated vehicle guidance. In: IET Intelligent Transport Systems 8 (3), S. 183–189.
- GIDAS (2019): Codebook Datenbankabzug 12/2019. Dresden.
- GIDAS (2021): Über GIDAS. Online verfügbar unter <https://www.gidas.org/about.html>, zuletzt geprüft am 05.11.2021.
- HARTJEN, L.; PHILIPP, R.; SCHULDT, F.; HOWAR, F.; FRIEDRICH, B. (2019): Classification of Driving Maneuvers in Urban Traffic for Parametrization of Test Scenarios. München: 9. Tagung Automatisiertes Fahren.
- interactIVe (2014): Deliverable D1.9 – Final Report. ICT for Safety and Energy Efficiency in Mobility, Aachen. Online verfügbar unter [http://www.interactive-ip.eu/index.dhtml/docs/interactIVe\\_SP1\\_20140506v1.2-D19-Final\\_Report.pdf](http://www.interactive-ip.eu/index.dhtml/docs/interactIVe_SP1_20140506v1.2-D19-Final_Report.pdf), zuletzt geprüft am 28.02.2020.
- ISO (2018): ISO 26262-1. Road vehicles – Functional safety.
- ISO (2019): ISO/PAS 21448. Road vehicles- Safety of the intended functionality. Genf.
- JARKE, M.; BUI, X. T.; CARROLL, J. M. (1998): Scenario management: An interdisciplinary approach. In: Requirements Engineering.
- JOHANNSEN, H. (2013): Unfallmechanik und Unfallrekonstruktion. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden.
- KALRA, N.; PADDOCK, S. M. (2016): Driving to safety: How many miles of driving would it take to demonstrate autonomous vehicle reliability? In: Transportation Research Part A: Policy and Practice 94, S. 182–193. DOI: 10.1016/j.tra.2016.09.010.
- KRAJEWSKI, R.; BOCK, J.; KLOEKER, L.; ECKSTEIN, L. (2018a): The highd dataset: A drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on german highways for validation of highly automated driving systems: IEEE 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Maui, Hawaii, USA.
- KRAJEWSKI, R.; MOERS, T.; MEISTER, A.; ECKSTEIN, L. (2019): BézierVAE: Improved

- Trajectory Modeling using Variational Autoencoders for the Safety Validation of Highly Automated Vehicles. IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC).
- KRAJEWSKI, R.; MOERS, T.; NERGER, D.; ECKSTEIN, L. (2018b): Data-Driven Maneuver Modeling using Generative Adversarial Networks and Variational Autoencoders for Safety Validation of Highly Automated Vehicles. 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC).
- KRUBER, F.; WURST, J.; MORALES, E. S.; CHAKRABORTY, S.; BOTSCH, M. (2019): Unsupervised and Supervised Learning with the Random Forest Algorithm for Traffic Scenario Clustering and Classification: IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Paris.
- L3Pilot (2020): Deliverable D3.4/Evaluation plan. Online verfügbar unter [https://l3pilot.eu/fileadmin/user\\_upload/Downloads/Deliverables/L3Pilot-SP3-D3.4-Evaluation\\_plan-v1.0\\_DRAFT\\_for\\_website.pdf](https://l3pilot.eu/fileadmin/user_upload/Downloads/Deliverables/L3Pilot-SP3-D3.4-Evaluation_plan-v1.0_DRAFT_for_website.pdf), zuletzt geprüft am 26.10.2020.
- LARA, A.; SKARCE, J.; FEIFEL, H.; WAGNER, M.; TENGEIJI, T. (2019): Harmonized pre-crash scenarios for reaching global vision zero. 26th International Technical Conference on the Enhanced Safety of Vehicles (ESV).
- MENZEL, T.; BAGSCHIK, G.; ISENSEE, L.; SCHOMBURG, A.; MAURER, M. (2018): Detaillierung einer stichwortbasierten Szenariobeschreibung für die Durchführung in der Simulation am Beispiel von Szenarien auf deutschen Autobahnen. 12. Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren.
- NEUMANN, B.; NOVAK, H.-J. (1986): NAOS: Ein System zur natürlichsprachlichen Beschreibung zeitveränderlicher Szenen. Hamburg.
- NHTSA (2007): Pre-Crash Scenario Typology for Crash Avoidance Research. Online verfügbar unter [https://www.nhtsa.gov/sites/nhtsa.dot.gov/files/pre-crash\\_scenario\\_typology-final\\_pdf\\_version\\_5-2-07.pdf](https://www.nhtsa.gov/sites/nhtsa.dot.gov/files/pre-crash_scenario_typology-final_pdf_version_5-2-07.pdf), zuletzt geprüft am 25.03.2020.
- NHTSA (2018): A Framework for Automated Driving System Testable Cases and Scenarios. DOT HS 812 623.
- PATH (2016): Peer Review of Behavioral Competencies for AVs. Hg. v. University of California PATH Program. Online verfügbar unter [www.nspe.org/sites/default/files/resources/pdfs/Peer-Review-Report-IntgratedV2.pdf](http://www.nspe.org/sites/default/files/resources/pdfs/Peer-Review-Report-IntgratedV2.pdf), zuletzt geprüft am 02.04.2020.
- PEGASUS (2017): PEGASUS Project: Scenario Description. Online verfügbar unter [https://www.pegasusprojekt.de/files/tmpl/PDF-Symposium/04\\_Scenario-Description.pdf](https://www.pegasusprojekt.de/files/tmpl/PDF-Symposium/04_Scenario-Description.pdf), zuletzt geprüft am 29.03.2020.
- PEGASUS (2019): PEGASUS Method. An Overview. Hg. v. Bundesministerium für Wirtschaft und Energie (BMWi).
- PINK, O.; BECKER, J.; KAMMEL, S. (2015): Automated driving on public roads: Experiences in real traffic. it – Information Technology.
- RAU, P.; BECKER, C.; BREWER, J. (2019): Approach for Deriving Scenarios for Safety of the Intended Functionality. 26th ESV, Eindhoven. Online verfügbar unter <http://indexsmart.mirasmart.com/26esv/PDFfiles/26ESV-000258.pdf>.
- REICHART, G. (2001): Menschliche Zuverlässigkeit beim Führen von Kraftfahrzeugen. In: Nr. 7 der Reihe 22, Mensch-Maschine-Systeme, VDI Verlag, Düsseldorf.
- RESCHKA, A. (2017): Fertigkeiten- und Fähigkeitengraphen als Grundlage des sicheren Betriebs von automatisierten Fahrzeugen im öffentlichen Straßenverkehr instädtischer Umgebung. Braunschweig.
- RÖSENER, C.; SAUERBIER, J.; ZLOCKI, A.; ECKSTEIN, L.; HENNECKE, F.; KEMPER, D.; OESER, M. (2019): Potenzieller gesellschaftlicher Nutzen durch zunehmende Fahrzeugautomatisierung.
- SAE International (2018): J3016 – surface vehicle recommended practice. Taxonomy and definitions for terms related to driving automation systems for on-road motor vehicles. Warrendale, PA: SAE International.
- SAE International (2019): DIN SAE SPEC 91381. Begriffe und Definitionen in Bezug auf die Prüfung automatisierter Fahrzeugtechnologien. Warrendale, PA: SAE International. Online verfügbar unter <https://www.sae.org/news/>

- press-room/2019/06/din-and-sae-release-new-terminology-standard-for-automated-vehicle-testing, zuletzt geprüft am 27.02.2020.
- SAIGOL, Z. (2019): The MUSICC Project: Representing and storing scenarios for certification. Connected Places CATAPULT. Online verfügbar unter [https://www.pegasus-projekt.de/files/tmpl/Symposium2019/1\\_2\\_MUSICC\\_SAIGOL.pdf](https://www.pegasus-projekt.de/files/tmpl/Symposium2019/1_2_MUSICC_SAIGOL.pdf).
- SAKURA (2020): Project Info. Online verfügbar unter [https://www.sakura-prj.jp/project\\_info/](https://www.sakura-prj.jp/project_info/), zuletzt geprüft am 23.03.2020.
- SAURABH, V. (2015): CARE Database. CaDaS – Common Accident Data Set: Directorate-General for Mobility and Transport.
- SCHOLTES, M.; WESTHOFEN, L.; TURNER, L. R.; LOTTO, K.; SCHULDES, M.; WEBER, H. et al. (2021): 6-Layer Model for a Structured Description and Categorization of Urban Traffic and Environment. In: IEEE Access 9, S. 59131–59147. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3072739.
- SCHULDES, M.; WEBER, H.; HILLER, J. (2021): Enforcing Requirements on Driving-Scenario-Detections utilizing weighted DAGs. In: ITS World Congress 2021 Proceedings.
- SCHULDIT, F.; SAUST, F.; LICHT, B.; MAURER, M.; SCHOLZ, S. (2013): Effiziente systematische Testgenerierung für Fahrerassistenzsysteme in virtuellen Umgebungen. In: Automatisierungssysteme, Assistenzsysteme und Eingebettete Systeme Für Transportmittel.
- STEIMLE, M.; BAGSCHIK, G.; MENZEL, T.; WENDLER, J. T.; MAURER, M. (2018): Anwendung eines Grundvokabulars für den szenarienbasierten Testansatz automatisierter Fahrfunktionen anhand eines Beispiels.
- THILON, G.; BRACQUERMOND, A. (2018): Real world driving scenario identification for AV functional safety. VEDECOM. Autonomous Vehicle Test & Development Symposium Stuttgart. Online verfügbar unter [http://www.vedecom.fr/wp-content/uploads/AVS\\_Slides\\_Show\\_GildasTHILON\\_VEDECOM.pdf](http://www.vedecom.fr/wp-content/uploads/AVS_Slides_Show_GildasTHILON_VEDECOM.pdf), zuletzt geprüft am 02.04.2020.
- TÖLLE, W. (1996): Ein Fahrmanöverkonzept für einen maschinellen Kopiloten. In: Fortschritt Berichte – VDI Reihe 12 Verkehrstechnik Fahrzeugtechnik.
- ULBRICH, S.; MENZEL, T.; RESCHKA, A.; SCHULDIT, F.; MAURER, M. (2015): Definition der Begriffe Szene, Situation und Szenario für das automatisierte Fahren. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting, Deutschland.
- UNECE (2021): Uniform provisions concerning the approval of vehicles with regard to Automated Lane Keeping Systems. Online verfügbar unter <https://unece.org/sites/default/files/2021-03/R157e.pdf>, zuletzt geprüft am 11.09.2021.
- VOY, C.; PANIK, F.; REISTER, D.; HAMM, L. (1987): PROMETHEUS, ein europäisches Forschungsprojekt zur Gestaltung des Straßenverkehrs der Zukunft. In: Automobil-Industrie 32 (2).
- WACHENFELD, W.; WINNER, H. (2015): Die Freigabe des autonomen Fahrens. In: M. MAURER, C. J. GERDES, B. LENZ und H. WINNER (Hg.): Autonomes Fahren: Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, S. 439–464.
- WANG, W.; RAMESH, A.; ZHU, J.; LI, J.; ZHAO, D. (2020): Clustering Driving Encounter Scenarios Using Connected Vehicle Trajectories. In: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles.
- WARNER, C. Y.; SMITH, G. C.; JAMES, M. B.; GERMANE, G. J. (1983): Friction Applications in Accident Reconstruction. International Congress & Exposition, Detroit, Michigan: SAE 830612.
- Waymo (2018): Waymo Safety Report 2018.
- WEBER, H.; BOCK, J.; KLIMKE, J.; ROESENER, C.; HILLER, J.; KRAJEWSKI, R. et al. (2019): A framework for definition of logical scenarios for safety assurance of automated driving. In: Traffic injury prevention 20 (sup1), S65–S70.
- WIEDEMANN, R. (1974): Simulation des Straßenverkehrsflusses. In: Schriftenreihe des Instituts für Verkehrswesen der Universität Karlsruhe (Heft 8).
- WMG (2021): SDL Specification. The University Of Warwick. Online verfügbar unter [https://cdn.document360.io/d9bf0084-0d5b-468a-971b-537dce7153b6/Images/Documentation/WMG\\_SDL\\_7.5.pdf](https://cdn.document360.io/d9bf0084-0d5b-468a-971b-537dce7153b6/Images/Documentation/WMG_SDL_7.5.pdf), zuletzt geprüft am 14.09.2021.

## Bilder

- Bild 2-1: Abstraktionsebenen eines Szenarios basierend auf (BAGSCHIK et al. 2017)
- Bild 2-2: 6-Ebenen-Modell nach PEGASUS (SCHOLTES et al. 2021)
- Bild 2-3: Struktur für Verkehrsszenarien basierend auf (ANTONA-MAKOSHI et al. 2019b)
- Bild 2-4: Herausforderer-Konzept (WEBER et al. 2019)
- Bild 2-5: Konfigurationen von dynamischen Sichtverdeckungen (WEBER et al. 2019)
- Bild 3-1: Unterscheidung kollisionsrelevante und allgemeine Szenarien
- Bild 3-2: Überschneidung der Szenarien Fahrstreifenwechsel und Überholen (jeweils in grau)
- Bild 3-3: Prinzip der Vererbung am Beispiel des Überholmanövers
- Bild 3-4: Fahrermodell nach (WIEDEMANN 1974)
- Bild 3-5: Übersicht Grundszenarien aus Fahrzuständen
- Bild 3-6: Übersicht der Grundszenarien aus zeitlich ausgedehnten Transitionen
- Bild 3-7: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf Fahrstreifenwechsel des Ego-Fahrzeugs am Beispiel Frontkollision für FSW nach links
- Bild 3-8: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf potenzielle Seitenkollisionen während eines FSW
- Bild 3-9: Übertragung des Herausforderer-Ansatzes auf potenzielle Heckkollisionen während eines FSW
- Bild 3-10: Identifikation von Grundszenarien und anforderungsverstärkenden Faktoren mithilfe der Identifikation gleicher Modellierungsansätze
- Bild 3-11: Zuordnung der anforderungsverstärkenden Faktoren zum 6-Ebenen-Modell
- Bild 6-1: Überblick über den Detektionsprozesses der Szenarien
- Bild 6-2: Vergleich des Wiedemann-Modells mit Parametrierung für Folgefahrten (bei Fahrzuständen, oben) sowie für überlagerte Interaktionen mit hinterherfahrendem Fahrzeug (unten)
- Bild 6-3: Häufigkeiten der Fahrzustände im highD-Datensatz
- Bild 6-4: Häufigkeiten der Transitionen im highD-Datensatz
- Bild 6-5: Häufigkeiten der überlagerten Interaktionen im highD-Datensatz
- Bild 6-6: Häufigkeiten der zusammengesetzten Szenarien (Kompositionen) basierend auf den erkannten Grundszenarien im highD-Datensatz
- Bild 6-7: Häufigkeiten der Herausforderer-Szenarien basierend auf den erkannten Grundszenarien
- Bild 6-8: Box-Plots dreier Beschreibungsparameter der Cut-In-Szenarien zum Zeitpunkt des Fahrstreifenübertritts
- Bild 7-1: Beispiel der Vererbung am Szenario „Folgen“

## Im Anhang

- Bild 8-1: Szenariengruppen zum Vergleich internationaler Unfallkataloge nach (LARA et al. 2019)
- Bild 8-2: Behavioral Competencies entwickelt in (NHTSA 2018)
- Bild 8-3: Abdeckung der Kombinationen von Straßengeometrie, Ego-Verhalten und Umgebung durch die Szenarien des SAKURA-Projekts nach (ANTONA-MAKOSHI et al. 2019b)
- Bild 8-4: Fahrzustände zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundszenarien
- Bild 8-5: Zeitlich ausgedehnte Transitionen zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundszenarien
- Bild 8-6: Überlagerte Interaktionen zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundszenarien
- Bild 8-7: Beispielhafte Parametrierung des Faktors „Fahrstreifenmarkierung“

## Tabellen

- Tab. 2-1: Deklarative vs. imperative Beschreibungsformen
- Tab. 2-2: Beispiel für eine Szenarienbeschreibung in Anlehnung an (NHTSA 2018)
- Tab. 3-1: Gültigkeit der grundlegenden Objektklassen für die verschiedenen Fahrzustände zur Bildung der Grundszenarien
- Tab. 3-2: Liste der Grundszenarien
- Tab. 3-3: Beispielhafte Liste an Kompositionen
- Tab. 6-1: Erfüllung der Anforderungen an die Datenerhebung durch den highD-Datensatz
- Tab. 6-2: Bei der Szenariendetektion als Kriterien angewandte Werte
- Tab. 6-3: Definition der Komposition „Überholen“ anhand von Grundszenarien
- Tab. 6-4: Zuordnung der Pfade kollisionsrelevanter Szenarien zu den Grundszenarien
- Tab. 6-5: Beschreibungsgrößen eines im Datensatz gefundenen Szenarios (Auszug)

## Im Anhang

- Tab. 8-1: Behavioral Competencies empfohlen von der PATH (Waymo 2018)
- Tab. 8-2: Zusätzliche Kernkompetenzen zu denen aus Tab. 8-1 ergänzt von Waymo (Waymo 2018)
- Tab. 8-3: Vergleich der Klassifikationsansätze aus Kapitel 2.2.2 mithilfe des 6-Ebenen-Modells
- Tab. 8-4: Vergleich der Klassifikationsansätze aus Kapitel 2.2.3 mithilfe des 6-Ebenen-Modells
- Tab. 8-5: Herausforderer-Szenarien für Geradeausfahrt sowie Fahrstreifenwechsel
- Tab. 8-6: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Fahrstreifenmarkierung“
- Tab. 8-7: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Handlungseinschränkung“
- Tab. 8-8: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Kraftschluss“

- Tab. 8-9: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Steigung“
- Tab. 8-10: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Kurve“
- Tab. 8-11: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Fahrstreifenverlauf“
- Tab. 8-12: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Objektteilung“
- Tab. 8-13: Parameter zur Beschreibung der „nicht lokalisierbaren Sichteinschränkungen“
- Tab. 8-14: Parameter zur Beschreibung des Faktors „lokalisierbaren statischen Sichteinschränkungen“
- Tab. 8-15: Parameter zur Beschreibung des Faktors „lokalisierbare dynamische Sichteinschränkungen“
- Tab. 8-16: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Vorausgehender Unfall“
- Tab. 8-17: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Vorrangiges Fahrzeug“
- Tab. 8-18: Parameter zur Beschreibung des Faktors „Verkehrsregeln“
- Tab. 8-19: Reibwertkoeffizient bestimmter Fahrbahnoberflächen (WARNER et al. 1983)
- Tab. 8-20: Englische Bezeichnungen der Grundszenarien
- Tab. 8-21: Vollständige Liste der extrahierten Beschreibungsparameter für ein Szenario „Eintritt eines Vorausfahrenden“ aus dem highD-Datensatz

## Schriftenreihe

### Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen

#### Unterreihe „Fahrzeugtechnik“

#### 2016

**F 112: Ersatz von Außenspiegeln durch Kamera-Monitor-Systeme bei Pkw und Lkw**

Schmidt, Hoffmann, Krautscheid, Bierbach,  
Frey, Gail, Lotz-Keens € 17,50

**F 112b: Final Report Camera-Monitor-Systems as a Replacement for Exterior Mirrors in Cars and Trucks**

Schmidt, Hoffmann, Krautscheid, Bierbach, Frey, Gail, Lotz-Keens  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 113: Erweiterung der Software TREMOD um zukünftige Fahrzeugkonzepte, Antriebe und Kraftstoffe**

Bergk, Heidt, Knörr, Keller € 15,50

**F 114: Barrierefreiheit bei Fernlinienbussen**

Oehme, Berberich, Maier, Böhm € 17,50

**F 115: Statischer und dynamischer Fahrsimulator im Vergleich – Wahrnehmung von Abstand und Geschwindigkeit**

Frey  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

#### 2017

**F 116: Lang-Lkw – Auswirkung auf Fahrzeugsicherheit und Umwelt**

Süßmann, Förg, Wenzelis  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 117: 7th International Conference on ESAR „Expert Symposium on Accident Research“ – Reports on the ESAR-Conference 2016 at Hannover Medical School**

Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 118: Bedeutung kompensativer Fahrerstrategien im Kontext automatisierter Fahrfunktionen**

Voß, Schwalm € 16,50

**F 119: Fahrzeugtechnische Eigenschaften von Lang-Lkw**

Förg, Süßmann, Wenzelis, Schmeier  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 120: Emissionen von über 30 Jahre alten Fahrzeugen**

Steven, Schulte, Hammer, Lessmann, Pomsel  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 121: Laufleistungsabhängige Veränderungen der CO<sub>2</sub>-Emissionen von neuen Pkw**

Pellmann, Schmidt  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

#### 2018

**F 122: Revision der Emissionsmodellierung für leichte Nutzfahrzeuge – Bedarfsanalyse auf Basis einer Vorstudie**

Auf der Maur, Strassburg, Knörr, Heidt, Wuethrich  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 123: Motorradschutzhelme – Identifizierung ihres Verbesserungspotenzials unter Berücksichtigung des Motorradunfallgeschehens**

Pollak, Schueler, Bourdet, Deck, Willinger € 19,50

**F 124: Aufbau eines Qualitätsmanagementsystems für die Erfassung und Weiterverarbeitung von Daten für IVS-Dienste**

Heinrich, Pollesch, Schober, Stamatakis, Grzebellus, Radike, Schneider, Stapelfeld, Huber  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 125: Untersuchung zu Elektrokleinstfahrzeugen**

Bierbach, Adolph, Frey, Kollmus, Bartels, Hoffmann, Halbach € 19,50

#### 2019

**F 126: Einfluss zunehmender Fahrzeugautomatisierung auf Fahrkompetenz und Fahrkompetenzerwerb**

Weißgerber, Grattenthaler, Hoffmann € 15,50

**F 127: Erhöhung der Verkehrssicherheit älterer Kraftfahrer durch Verbesserung ihrer visuellen Aufmerksamkeit mittels „Sehfeldassistent“**

Kupschick, Bürglen, Jürgensohn € 16,50

**F 128: Potenzieller gesellschaftlicher Nutzen durch zunehmende Fahrzeugautomatisierung**

Rösener, Sauerbier, Zlocki, Eckstein, Hennecke, Kemper, Oeser  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 129: Anforderungen an die dynamische Leuchtweitenregulierung zur Vermeidung der Blendung entgegenkommender Verkehrsteilnehmer**

Kosmas, Kobbert, Khanh € 15,50

**F 130: Infrastrukturbedarf automatisierten Fahrens – Grundlagenprojekt**

Dierkes, Friedrich, Heinrich, Hoffmann, Maurer, Reschka, Schendzielorz, Ungureanu, Vogt  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

**F 131: Fahrerassistenz- und Fahrerinformationssysteme (FAS/FIS) – Personale Voraussetzungen ihres Erwerbs und Nutzung durch ältere Kraftfahrerinnen und -fahrer**

Hargutt, Kenntner-Mabiala, Kauschner, Neukum  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

#### 2020

**F 132: Handbuch Barrierefreiheit im Fernbuslinienverkehr**

Boenke, Grossmann, Nass, Schäfer € 17,50

**F 133: Lkw-Notbremsassistenzsysteme**

Seiniger, Heini, Bühne, Gail € 15,50

**F 134: Stationär-Geräusch von elektrisch angetriebenen Fahrzeugen**

Altinsoy, Lachmann, Rosenkranz, Steinbach € 19,00

**F 135: Abweichungen von der akzeptierten Fahrleistungsschwelle in automatisierten Fahrsituationen**

Voß, Schwalm € 18,00



## 2021

### F 136: Kamera-Monitor-Systeme als Fahrerinformationsquelle

Leitner, Oehme, de Silva, Blum, Berberich, Böhm  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 137: Konzept für die Erzeugung eines ISO-konformen UML-Modells und Generierung eines GML-Applikationsschemas für DATEX II zur Verbesserung der Interoperabilität

Lauber, Steiger, Kopka, Lapolla, Freudenstein, Kaltwasser  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 138: Grundlagen zur Kommunikation zwischen automatisierten Kraftfahrzeugen und Verkehrsteilnehmern

Schaarschmidt, Yen, Bosch, Zwicket, Schade, Petzold € 16,50

### F 139: Einfluss von Notbremssystemen auf die Entwicklung von Lkw-Auffahrunfällen auf Bundesautobahnen

Straßgütl, Sander € 14,50

### F 140: Reibwertprognose als Assistenzsystem

Leschik, Sieron, Gregull, Müller, Trapp, Brandenburg, Haalman, Terpstra  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 141: Methoden für die Bewertung der Mensch-Maschine-Interaktion beim teilautomatisierten Fahren

Schömig, Wiedemann, Julier, Neukum, Wiggerich, Hoffmann € 18,00

### F 142: Schräglagenangst

Scherer, Winner, Pleß, Will, Neukum, Stanglmayr, Bäumler, Siebke, Prokop € 14,50

## 2022

### F 143: Unfallverletzungen in Fahrzeugen mit Airbags

Holtz, Heidt, Müller, Johannsen, Jänsch, Hammer, Büchner  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 144: Entwicklung eines Verfahrens zur Generierung eines Safety Performance Indikators aus der Bewertung von Euro NCAP

Bäumer, Hautzinger, Pfeiffer  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 145: Regeneration von Partikelfiltern bei Benzin- und Dieselmotorkraftfahrzeugen

Langwald  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 146: Analysis of options for the creation of safety-related traffic information based on vehicle-generated data

Margalith, Sickenberger, Wohak  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 147: Automatische Notbremssysteme für Motorräder

Merkel, Pleß, Winner, Hammer, Schneider, Will  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 148: Analyse glättebedingter Unfälle von Güterkraftfahrzeugen mit mehr als 12 t zulässigem Gesamtgewicht

Müller, Thüring, Jänsch, Epple, Kretschmer, Gottwald, Oehring, Winkenbach  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

### F 149: Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn

Weber, Eckstein, Tenbrock, König, Bock, Zlocki  
Dieser Bericht liegt nur in digitaler Form vor und kann unter <https://bast.opus.hbz-nrw.de/> heruntergeladen werden.

---

Fachverlag NW in der Carl Ed. Schünemann KG  
Zweite Schlachtpforte 7 · 28195 Bremen  
Tel.+(0)421/3 69 03-53 · Fax +(0)421/3 69 03-48

Alternativ können Sie alle lieferbaren Titel auch auf unserer Website finden und bestellen.

[www.schuenemann-verlag.de](http://www.schuenemann-verlag.de)

Alle Berichte, die nur in digitaler Form erscheinen, können wir auf Wunsch als »Book on Demand« für Sie herstellen.

# Anhang 1

## **Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn**

von

Hendrik Weber  
Lutz Eckstein

Institut für Kraftfahrwesen Aachen  
RWTH Aachen University

Alexander Tenbrock  
Alexander König  
Julian Bock  
Adrian Zlocki

fka GmbH  
Aachen

**Berichte der  
Bundesanstalt für Straßenwesen**

**Fahrzeugtechnik Heft F 149**

**bast**

## **Anhang**

- A) Kapitel 2**
- B) Kapitel 3**
- C) Kapitel 4**
- D) Kapitel 6**
- E) Kapitel 7**

# Anhang

## A) Kapitel 2

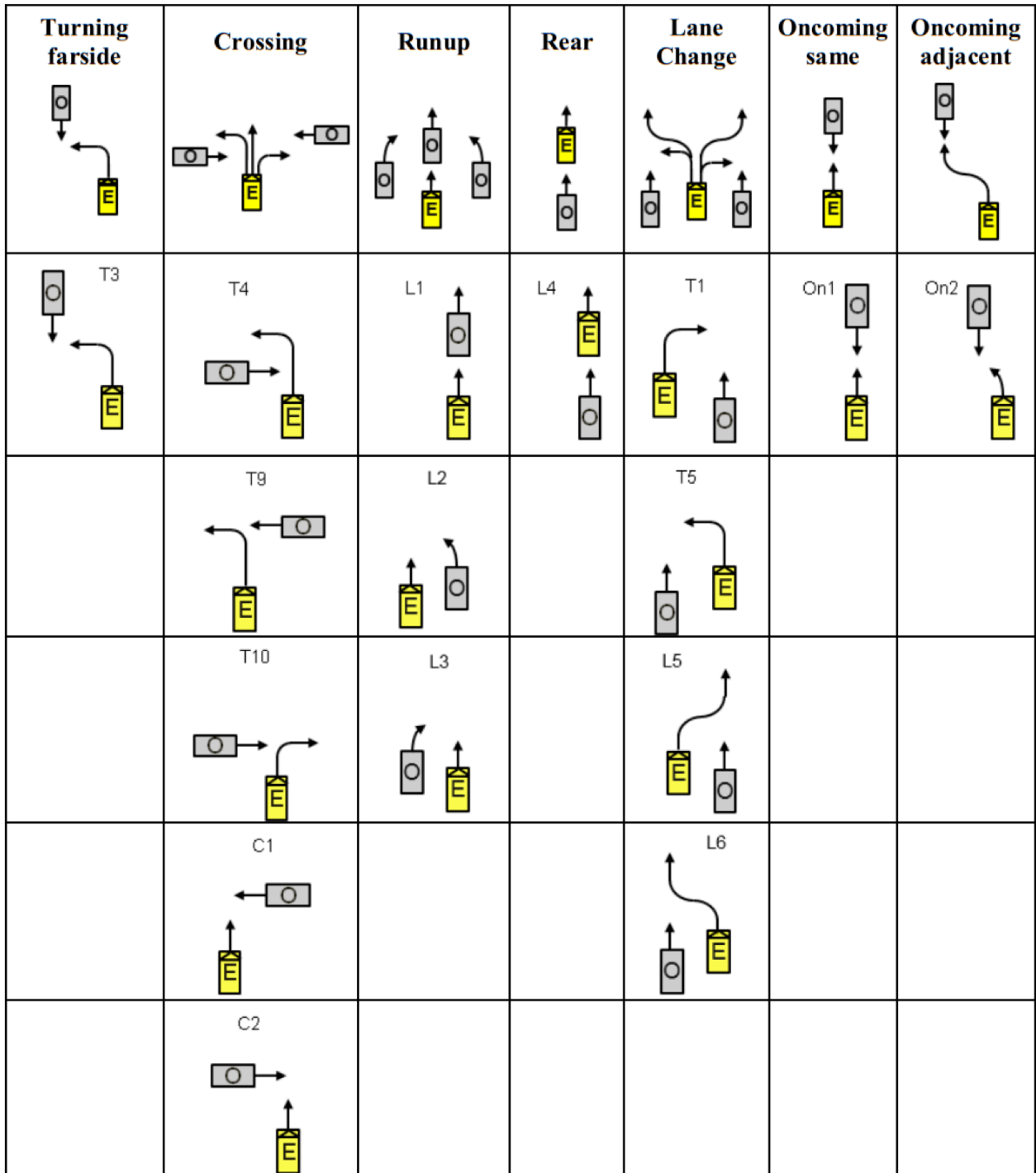


Bild 8-1: Szenariengruppen zum Vergleich internationaler Unfallkataloge nach (Lara et al. 2019)

<b>Behavioral Competencies empfohlen von der PATH</b>			
<b>1</b>	Detect and Respond to Speed Limit Changes and Speed Advisories	<b>15</b>	Navigate a Parking Lot and Locate Spaces
<b>2</b>	Perform High-Speed Merge (e.g., Freeway)	<b>16</b>	Detect and Respond to Access Restrictions (One-Way, No Turn, Ramps, etc.)
<b>3</b>	Perform Low-Speed Merge	<b>17</b>	Detect and Respond to Work Zones and People Directing Traffic in Unplanned or Planned Events
<b>4</b>	Move Out of the Travel Lane and Park (e.g., to the Shoulder for Minimal Risk)	<b>18</b>	Make Appropriate Right-of-Way Decisions
<b>5</b>	Detect and Respond to Encroaching Oncoming Vehicles	<b>19</b>	Follow Local and State Driving Laws
<b>6</b>	Detect Passing and No Passing Zones and Perform Passing Maneuvers	<b>20</b>	Follow Police/First Responder Controlling Traffic (Overriding or Acting as Traffic Control Device)
<b>7</b>	Perform Car Following (Including Stop and Go)	<b>21</b>	Follow Construction Zone Workers Controlling Traffic Patterns (Slow/Stop Sign Holders)
<b>8</b>	Detect and Respond to Stopped Vehicles	<b>22</b>	Respond to Citizens Directing Traffic After a Crash
<b>9</b>	Detect and Respond to Lane Changes	<b>23</b>	Detect and Respond to Temporary Traffic Control Devices
<b>10</b>	Detect and Respond to Static Obstacles in the Path of the Vehicle	<b>24</b>	Detect and Respond to Emergency Vehicles
<b>11</b>	Detect Traffic Signals and Stop/Yield Signs	<b>25</b>	Yield for Law Enforcement, EMT, Fire, and Other Emergency Vehicles at Intersections, Junctions, and Other Traffic Controlled Situations
<b>12</b>	Respond to Traffic Signals and Stop/Yield Signs	<b>26</b>	Yield to Pedestrians and Bicyclists at Intersections and Crosswalks
<b>13</b>	Navigate Intersections and Perform Turns	<b>27</b>	Provide Safe Distance From Vehicles, Pedestrians, Bicyclists on Side of the Road
<b>14</b>	Navigate Roundabouts	<b>28</b>	Detect/Respond to Detours and/or Other Temporary Changes in Traffic Patterns

Tab. 8-1: Behavioral Competencies empfohlen von der PATH (Waymo 2018)

<b>Beispiele für zusätzliche “Behavioral Competencies” getestet von Waymo</b>			
<b>29</b>	Moving to a Minimum Risk Condition When Exiting the Travel Lane is Not Possible	<b>39</b>	Navigate Railroad Crossings
<b>30</b>	Perform Lane Changes	<b>40</b>	Make Appropriate Reversing Maneuvers
<b>31</b>	Detect and Respond to Lead Vehicle	<b>41</b>	Detect and Respond to Vehicle Control Loss (e.g. reduced road friction)
<b>32</b>	Detect and Respond to a Merging Vehicle	<b>42</b>	Detect and Respond to Conditions Involving Vehicle, System, or Component-Level Failures or Faults (e.g. power failure, sensing failure, sensing obstruction, computing failure, fault handling or response)
<b>33</b>	Detect and Respond to Pedestrians in Road (Not Walking Through Intersection or Crosswalk)	<b>43</b>	Detect and Respond to Unanticipated Weather or Lighting Conditions Outside of Vehicle’s Capability (e.g. rainstorm)
<b>34</b>	Provide Safe Distance from Bicyclists Traveling on Road (With or Without Bike Lane)	<b>44</b>	Detect and Respond to Unanticipated Lighting Conditions (e.g. power outages)
<b>35</b>	Detect and Respond to Animals	<b>45</b>	Detect and Respond to Non-Collision Safety Situations (e.g. vehicle doors ajar)
<b>36</b>	Detect and Respond to Motorcyclists	<b>46</b>	Detect and Respond to Faded or Missing Roadway Markings or Signage
<b>37</b>	Detect and Respond to School Buses	<b>47</b>	Detect and Respond to Vehicles Parking in the Roadway
<b>38</b>	Navigate Around Unexpected Road Closures (e.g. Lane, Intersection, etc.)		

Tab. 8-2: Zusätzliche Kernkompetenzen zu denen aus Tab. 8-1 ergänzt von Waymo (Waymo 2018)

Categories of Behavioral Competencies	Specific Behavioral Competencies
Parking (Note: ODD may include parking garages, surface lots, parallel parking)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Navigate a parking lot, locate spaces, make appropriate forward and reverse parking maneuvers</li> </ul>
Lane Maintenance & Car Following (Note: ODD may include high and low speed roads)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Car following, including stop and go, lead vehicle changing lanes, and responding to emergency braking</li> <li>• Speed maintenance, including detecting changes in speed limits and speed advisories</li> <li>• Lane centering</li> <li>• Detect and respond to encroaching vehicles</li> <li>• Enhancing conspicuity (e.g., headlights)</li> <li>• Detect and respond to vehicles turning at non-signalized junctions</li> </ul>
Lane Change (Note: ODD may include high and low speed roads)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Lane switching, including overtaking or to achieve a minimal risk condition</li> <li>• Merge for high and low speed</li> <li>• Detect and respond to encroaching vehicles</li> <li>• Enhancing conspicuity (e.g., blinkers)</li> <li>• Detect and respond to vehicles turning at non-signalized junctions</li> <li>• Detect and respond to no passing zones</li> </ul>
Navigate Intersection (Note: ODD may include signalized and non-signalized junctions)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Navigate on/off ramps</li> <li>• Navigate roundabouts</li> <li>• Navigate signalized intersection</li> <li>• Detect and respond to traffic control devices</li> <li>• Navigate crosswalk</li> <li>• U-Turn</li> <li>• Car following through intersections, including stop and go, lead vehicle changing lanes, and responding to emergency braking</li> <li>• Navigate rail crossings</li> <li>• Detect and respond to vehicle running red light or stop sign</li> <li>• Vehicles turning - same direction</li> <li>• LTAP/OD at signalized junction and non-signalized junction</li> <li>• <b>Navigate right turn at signalized and non-signalized junctions</b></li> </ul>
Navigate Temporary or A-Typical Condition	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect and respond to work zone or temporary traffic patterns, including construction workers directing traffic</li> <li>• Detect and respond to relevant safety officials that are overriding traffic control devices</li> <li>• Detect and respond to citizens directing traffic after an incident</li> <li>• N-point turn</li> </ul>
OEDR: Vehicles	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect and respond to encroaching, oncoming vehicles</li> <li>• Vehicle following</li> <li>• Detect and respond to relevant stopped vehicle, including in lane or on the side of the road</li> <li>• Detect and respond to lane changes, including unexpected cutins</li> <li>• Detect and respond to cut-outs, including unexpected reveals</li> <li>• Detect and respond to school buses</li> <li>• Detect and respond to emergency vehicles, including at intersections</li> <li>• Detect and respond to vehicle roadway entry</li> <li>• Detect and respond to relevant adjacent vehicles</li> <li>• Detect and respond to relevant vehicles when in forward and reverse</li> </ul>
OEDR: Traffic Control Devices and Infrastructure	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Follow driving laws</li> <li>• Detect and respond to speed limit changes or advisories</li> <li>• Detect and respond to relevant access restrictions, including one-way streets, no-turn locations, bicycle lanes, transit lanes, and pedestrian ways</li> <li>• Detect and respond to relevant traffic control devices, including signalized intersections, stop signs, yield signs, crosswalks, and lane markings (potentially including faded markings)</li> <li>• Detect and respond to infrastructure elements, including curves, roadway edges, and guard rails</li> </ul>
OEDR: Vulnerable Road Users, Objects, Animals	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect and respond to relevant static obstacles in lane</li> <li>• Detect and respond to pedestrians, pedalcyclists, animals in lane or on side of road</li> </ul>
ODD Boundary	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect and respond to ODD boundary transition, including unanticipated weather or lighting conditions outside of vehicle's capability</li> </ul>
Degraded Performance / Health Monitoring, Including Achieving Minimal Risk Condition	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect degraded performance and respond with appropriate fail-safe/fail-operational mechanisms, including detect and respond to conditions involving vehicle, system, or component-level failures or faults (e.g., power failure, sensing failure, sensing obstruction, computing failure, fault handling or response)</li> <li>• Detect and respond to vehicle control loss (e.g., reduced road friction)</li> <li>• Detect and respond to vehicle road departure</li> <li>• Detect and respond to vehicle being involved in incident with another vehicle, pedestrian, or animal</li> <li>• Non-collision safety situations, including vehicle doors ajar, fuel level, engine overheating</li> </ul>
Failure Mitigation Strategy	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detect and respond to catastrophic event, for example flooding or debilitating cyber attack</li> </ul>

Bild 8-2: Behavioral Competencies entwickelt in (NHTSA 2018)

		Surrounding environment (other vehicle position and motion)				
Road geometry	Ego-vehicle behavior	Cut in	Cut out	Acceleration	Deceleration (Stop)	Sync
Main road-way	Lane keep	●	●	●	●	
	Lane change	●	●	●	●	●
Marge	Lane keep	●				●
	Lane change	●	●	●	●	●
Branch	Lane keep	●				●
	Lane change	●	●	●	●	●
Ramp	Lane keep	●	●	●	●	
	Lane change	●	●	●	●	●

Bild 8-3: Abdeckung der Kombinationen von StraÙengeometrie, Ego-Verhalten und Umgebung durch die Szenarien des SAKURA-Projekts nach (Antona-Makoshi et al. 2019b)



Ansatz	Ebene 1	Ebene 2	Ebene 3	Ebene 4	Ebene 5	Ebene 6
<b>(Feifel und Wagner 2018)</b>				<ul style="list-style-type: none"> <li>•Manöver der Verkehrsteilnehmer</li> <li>•Unfallverursacher</li> <li>•Relative Positionen der Verkehrsteilnehmer → Gleicher oder anderer Fahrstreifen bzw. Beifahrer- oder Fahrerseite</li> </ul>		
<b>(Rösener et al. 2019)</b>	•Situationsparameter aus GIDAS, wie Initialgeschwindigkeiten			<ul style="list-style-type: none"> <li>•Manöver in Abhängigkeit aller Verkehrsteilnehmer</li> <li>•Situationsparameter aus GIDAS, wie Initialgeschwindigkeiten</li> </ul>	•Situationsparameter aus GIDAS	
<b>(Rau et al. 2019)</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Permanent-Regional: Funktionelle Klasse der Straße, Anzahl Fahrstreifen, Gesetze und Normen, etc.</li> <li>•Permanent-Lokal: Geschwindigkeitslimit, Fahrstreifeneigenschaften, Kreuzungstyp, etc.</li> <li>•Erschwerendes Event oder Bedingung: Baustellen, Straßenbedingungen, etc.</li> </ul>			<ul style="list-style-type: none"> <li>•Erschwerendes Event oder Variable bzw. Bedrohung: Bewegungsverhalten der Verkehrsteilnehmer, etc.</li> </ul>	•Erschwerendes Event oder Variable: Wetter, Lichtbedingungen, etc.	
<b>MOOVE (Bracquermond 2018)</b>				•Relatives Bewegungsverhalten der Verkehrsteilnehmer: Fahrmanöver (Fahrstreifenwechsel, Verzögern, Beschleunigen), Manöver abgebrochen?, Art des Verkehrsteilnehmers, rel. Geschwindigkeit		
<b>StreetWise (Elrofai et al. 2018)</b>				•Relatives Bewegungsverhalten der Verkehrsteilnehmer: Fahrmanöver, Relative Position zum Ego-Fahrzeug, Geschwindigkeit, Typ, etc.	•Wetter, Lichtbedingungen	
<b>SAKURA (SAKURA 2020)</b>	•Grundmuster der Straßengeometrien			•Relatives Bewegungsverhalten der Verkehrsteilnehmer: Fahrmanöver, Relative Position zum Ego-Fahrzeug, Geschwindigkeit, Typ, etc.		
<b>Waymo &amp; NHTSA Behavioral competencies (Waymo 2018)</b>	•Fahrbahngeometrie wie Standstreifen	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Verkehrsschilder, Ampeln</li> <li>•Statische Objekte</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Statische Objekte</li> <li>•Baustellen</li> <li>•Umleitungen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Relatives Bewegungsverhalten: Geschwindigkeit, Fahrmanöver,</li> <li>•Anweisungen von außen (Polizei, Baustellenarbeiter)</li> <li>•Fehlerhaftes Arbeiten des Fahrzeugs, Systems oder Komponenten</li> </ul>	•Wetter, Lichtbedingungen	
<b>PEGASUS (PEGASUS 2019)</b>				<ul style="list-style-type: none"> <li>•Relatives Bewegungsverhalten der Verkehrsteilnehmer: Aus der Ego-Perspektive, Geschwindigkeit</li> <li>•Handlungseinschränkungen &amp; Sichtverdeckungen</li> </ul>		

Tab. 8-3: Vergleich der Klassifikationsansätze aus Kapitel 2.2.2 mithilfe des 6-Ebenen-Modells

Ansatz	Ebene 1	Ebene 2	Ebene 3	Ebene 4	Ebene 5	Ebene 6
<b>BAG2018</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Höhenplan</li> <li>•Regelquerschnitt</li> <li>•Bepflanzung</li> </ul>	•Beschilderung		<ul style="list-style-type: none"> <li>•Positionen auf Grid</li> <li>•Manöver</li> </ul>		
<b>MEN2019</b>	•Gegeben durch OpenDRIVE	•Gegeben durch OpenDRIVE		•Graphenrepräsentation		
<b>BOC2019</b>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Entry</li> <li>•Exit</li> <li>•Tollgate</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Beschilderung</li> <li>•Wechsellichtzeichen</li> </ul>		<ul style="list-style-type: none"> <li>•Manöver</li> <li>•Konditionen</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>•Wetter</li> <li>•Tageszeit</li> </ul>	

Tab. 8-4: Vergleich der Klassifikationsansätze aus Kapitel 2.2.3 mithilfe des 6-Ebenen-Modells

B) Kapitel 3

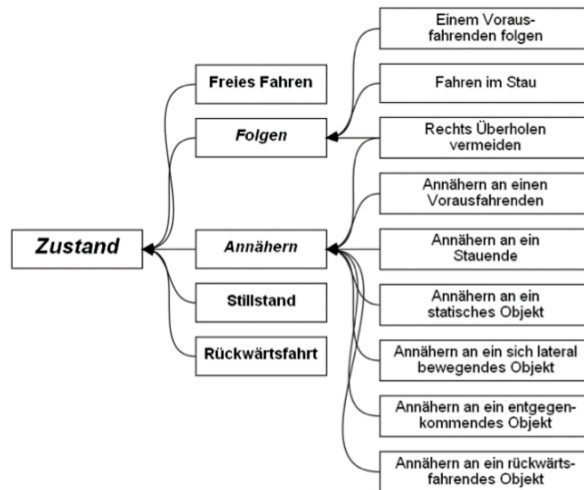


Bild 8-4: Fahrzustände zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundscenarien

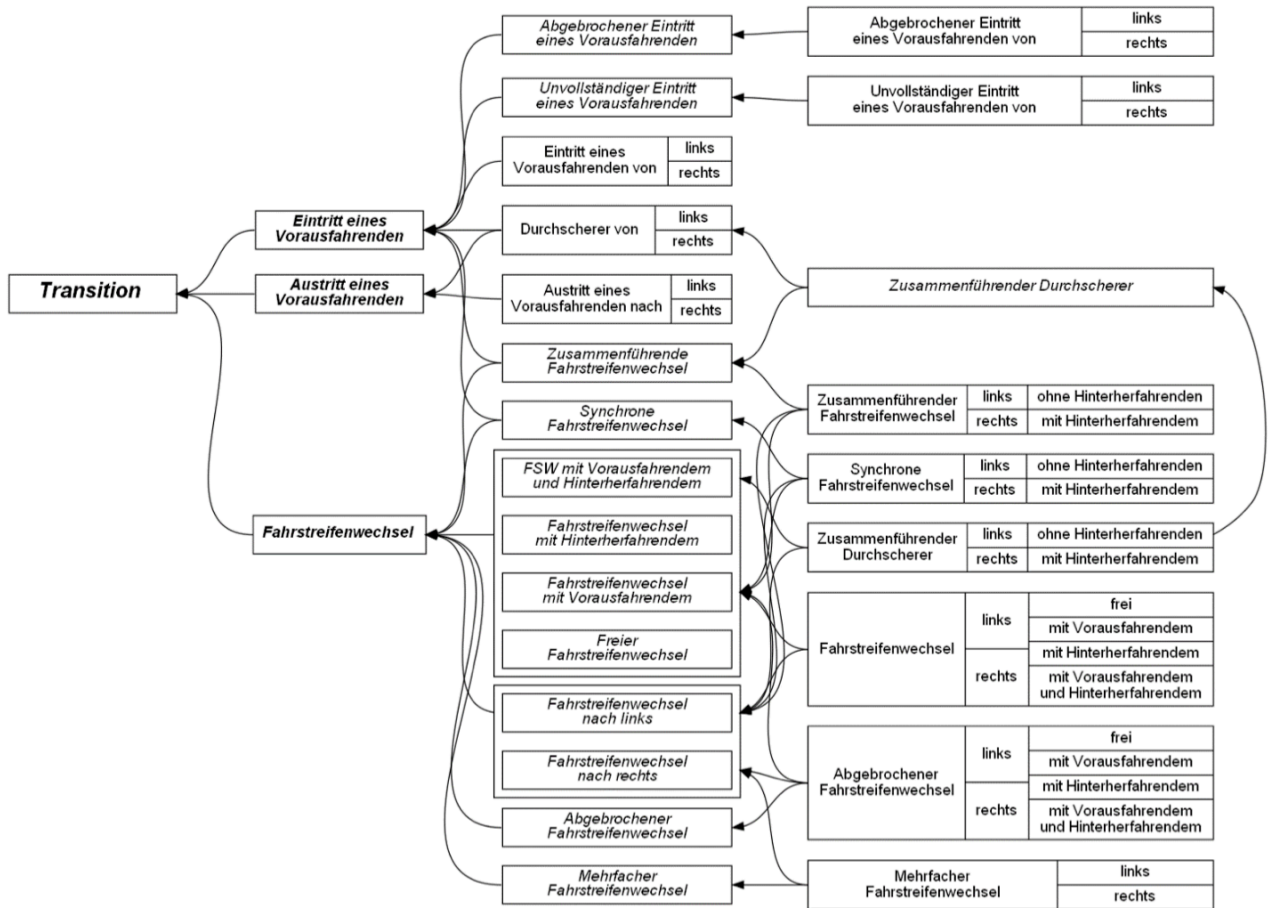


Bild 8-5: Zeitlich ausgedehnte Transitionen zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundscenarien

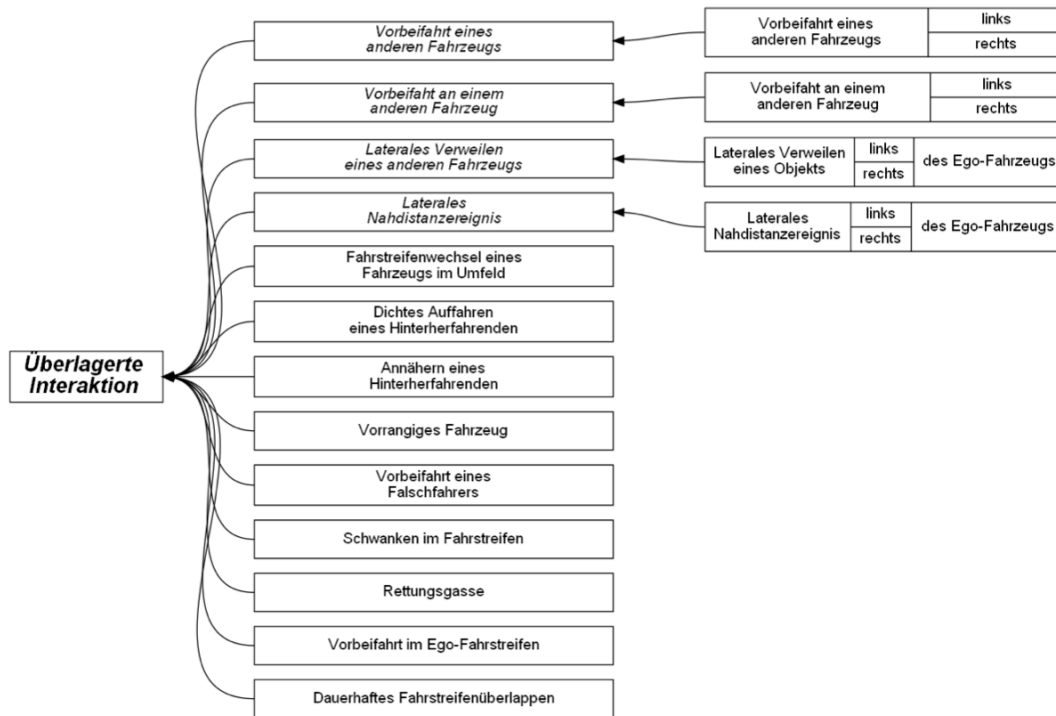


Bild 8-6: Überlagerte Interaktionen zur Herleitung der nicht-kollisionsrelevanten Grundszenerien

Pfad	Kollisionsfläche	Initialposition	Szenario
<b>Geradeausfahrt</b>			
A	Front	Davor	Vorausfahrer
B	Front	Davor daneben	Langsamer Einscherer
C	Front	Davor dahinter	Überholender Einscherer
D	Seite	Davor daneben	Langsamer Sideswipe
E	Seite	Daneben	Sideswipe
F	Seite	Dahinter daneben	Schneller Sideswipe
G	Heck	Davor daneben	Zurückfallender Auffahrer
H	Heck	Dahinter daneben	Einscherender Auffahrer
I	Heck	Dahinter	Auffahrer
<b>Fahrstreifenwechsel</b>			
A <sub>LC, sync</sub>	Front	Davor in Initialposition	Synchroner Einscherer
B <sub>LC, near</sub>	Front	Davor in Zielposition	Vorausfahrer in Zielposition
B <sub>LC, far</sub>	Front	Davor daneben in Zielposition	Einscherer durch zusammenführende FSW
B <sub>LC, across</sub>	Front	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)	Langsamer querender Einscherer
C <sub>LC, near</sub>	Front	Dahinter in Zielposition	FSW hinter Überholenden
C <sub>LC, far</sub>	Front	Daneben dahinter in Zielposition	Entfernt überholender Einscherer
C <sub>LC, across</sub>	Front	Dahinter neben Initialposition	Überholender zusammenführender doppelter FSW
D <sub>LC, close</sub>	Seite	Davor in Zielposition	Langsamer Sideswipe beim FSW
D <sub>LC, far</sub>	Seite	Davor neben Zielposition	Langsamer entfernter Sideswipe beim FSW
E <sub>LC, far</sub>	Seite	Neben der Zielposition	Entfernter Sideswipe beim FSW

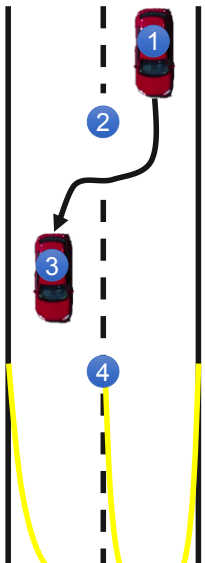
Tab. 8-5: Herausforderer-Szenarien für Geradeausfahrt sowie Fahrstreifenwechsel

F <sub>LC, far</sub>	Seite	Dahinter neben Zielposition	Schneller entfernter Sideswipe beim FSW
F <sub>LC, close</sub>	Seite	Dahinter in Zielposition	Schneller Sideswipe beim FSW
G <sub>LC, far</sub>	Heck	Davor in Zielposition	Zurückfallender Auffahrer beim zusammenführenden FSW
G <sub>LC, close</sub>	Heck	Davor daneben in Zielposition	Zurückfallender Auffahrer in Zielposition
G <sub>LC, across</sub>	Heck	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)	Zurückfallender querender Auffahrer
H <sub>LC, far</sub>	Heck	Dahinter in Zielposition	Auffahrer beim zusammenführenden FSW
H <sub>LC, close</sub>	Heck	Daneben dahinter in Zielposition	Auffahrer in Zielposition
H <sub>LC, across</sub>	Heck	Dahinter neben Initialposition	Querender einschender Auffahrer
I <sub>LC, across</sub>	Heck	Dahinter in Initialposition	Synchroner Auffahrer

Tab. 8-5: Forts.

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn / Wechsel eines Grundscenarios 2: Wechsel der Linienart 3: Verdeckung (mindestens X Meter lang) 4: Beginn eines Fahrstreifens 5: Fahrstreifenübertritt 6: Doppelte Fahrstreifenmarkierung
<i>Priorität</i>	Priorität des Fahrstreifens.	1: höchste Priorität 2: untergeordnete Priorität
<i>Linienart</i>	-	1: Strich durchgehend 2: Strich unterbrochen 3: Doppelstrich sowohl durchgehend als auch unterbrochen 4: Doppelstrich durchgehend, Doppelstrich unterbrochen 5: „Botts Dots“
<i>Sichtbarkeit</i>	Beschreibt wie stark sich Fahrstreifenmarkierung vom Untergrund abhebt durch die Differenz der RGB Werte.	1: Mittelwert & Standardabweichung 2: Minimaler Wert 3: Maximaler Wert
<i>Profil</i>	Beschreibt das Relief der Markierungsfläche	1: Glatt 2: Profiliert
<i>Abstand</i>	Abstand der Fahrstreifen.	1: Mittelwert & Standardabweichung 2: Minimaler Wert 3: Maximaler Wert

Tab. 8-6: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Fahrstreifenmarkierung"



ID	Grundszenario	Ereignis	Fahrstreifen-Paar (1)		Fahrstreifen-Paar (2)	
			Links	Rechts	Links	Rechts
1	Fahrstreifenwechsel	Initialisierung Grundszenario	Priorität: 1 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250	Priorität: 1 Typ: Gestrichelt RGB: 245,255,250		
2		Unterbrechung Fahrstreifen	Priorität: 1 Typ: Durchgezogen RGB: 244,254,251	Priorität: 1 Typ: Gestrichelt RGB: 112,128,144		
3	Freie Fahrt	Initialisierung Grundszenario	Priorität: 1 Typ: Gestrichelt RGB: 244,254,251	Priorität: 1 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250		
4		Doppelte Fahrstreifenmarkierung	Priorität: 2 Typ: Gestrichelt RGB: 244,254,251	Priorität: 2 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250	Priorität: 1 Typ: Durchgezogen RGB: 173,255,047	Priorität: 1 Typ: Durchgezogen RGB: 173,255,047

Bild 8-7: Beispielhafte Parametrierung des Faktors "Fahrstreifenmarkierung"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Beschreibt die vorliegende Handlungseinschränkung	1: Objekt hinter Ego 2: Objekt vor Ego 3: Objekt seitlich 4: Komplette seitliche Blockade 5: Seitliche Blockade mit ausreichender Lücke
<i>Objektklasse</i>		Ebene 2: 1: Durchgezogene Linie 2: Randbebauung 3: Sperrfläche Ebene 3: 1: Abgrenzung Baustelle Ebene 4: 1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fahrrad 6: Fußgänger
<i>Handlungseinschränkung</i>	Beschreibt die Größe des Objekts	Länge = X [m] Breite = X [m] Höhe = X[m] Größe der Lücke = X [m]
<i>Distanz</i>	Longitudinaler und lateraler Abstand zur Handlungseinschränkung	Longitudinaler Abstand = X [m] Lateraler Abstand = X [m]
<i>Zustand</i>	Beschreibt den dynamischen Zustand des Objekts und die Relativgeschwindigkeit zum Ego-Fahrzeug	1: (quasi) statisch 2: dynamisch  Relativgeschwindigkeit: [m/s]

Tab. 8-7: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Handlungseinschränkung"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Abfall Reibwert
<i>Reibwert</i>	Beschreibt den Kraftschluss zwischen Reifen und Straßenoberfläche	0..1
<i>Straßenoberfläche</i>	Charakterisierung der Straßenoberfläche	1: Asphalt 2: Rollsplit 3: Beton 4: Eis 5: Sand / Kies 6: Schlamm 7: Sonstiges
<i>Ausdehnung</i>	Beschreibung der betroffenen Achsen	1: linke Seite 2: rechte Seite 3: beide Seiten
<i>Größe</i>	Longitudinale und laterale Ausdehnung	[m]

Tab. 8-8: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Kraftschluss"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Änderung Steigung
<i>Steigung</i>	Verhältnis der Höhenänderung zur waagerechten Strecke	[%]

Tab. 8-9: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Steigung"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Starke positive Krümmung 3: Leichte positive / negative Krümmung 4: Starke negative Krümmung
<i>Krümmung</i>	Krümmung der Kurve	Mittelwert, Standardabweichung, Minimaler, Maximaler Wert
<i>Vorabinformation</i>	Beschreibung der Ankündigung der Kurve	0: Kein Schild 1: Existierendes, aber verdecktes Schild 2: Existierendes sichtbares Schild 3: Digitale Informationen inkorrekt 4: Digitale Informationen korrekt

Tab. 8-10: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Kurve"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Starke positive Krümmung 3: Leichte positive / negative Krümmung 4: Starke negative Krümmung 5: Fahrstreifenverengung
<i>Krümmung</i>	Krümmung der Kurve	Mittelwert, Standardabweichung, Minimaler, Maximaler Wert
<i>Vorabinformation</i>	Beschreibung der Ankündigung der Krümmung oder Verengung	0: Kein Schild 1: Existierendes, aber verdecktes Schild 2: Existierendes sichtbares Schild 3: Digitale Informationen inkorrekt 4: Digitale Informationen korrekt

Tab. 8-11: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Fahrstreifenverlauf"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Objekt, dass sich vom Ursprung löst.	1: Bauteil Fahrzeug 2: Ladung 3: Fahrer 4: Sonstiges
<i>Ursprung</i>	Objekt, von dem sich anderes Objekt trennt	1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fahrrad 6: Fußgänger 7: Anhänger
<i>Trajektorie</i>	Trajektorie des abgetrennten Objekts	0: Keine Überschneidung mit Ego-Trajektorie 1: Überschneidung mit Ego-Trajektorie

Tab. 8-12: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Objektteilung"



Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Art der nicht lokalisierbaren Sichteinschränkung	1: Reduktion der Sichtweite um X Meter 2: Störung der Wahrnehmung eines Sensors
<i>Ursache</i>	Wodurch entsteht die Sichteinschränkung	Ebene 1: 1: Schneefall 2: Regen 3: Nebel 4: Staub 5: Sonnenstand 6: Schneller Wechsel der Lichtverhältnisse (Tunneleinfahrt)
<i>Ausmaß</i>	Quantifizierung der Sichteinschränkung abhängig vom Ereignis sowie der Ursache.	Reduktion der Sichtweite: 1: Sichtweite = x [m]  Störung der Wahrnehmung 1: Position und Uhrzeit Fahrzeug 2: Dauer der Störung: x [s]  Quantifizierung Ursache: z.B.: Regen: stark, mittel, schwach

Tab. 8-13: Parameter zur Beschreibung der "nicht lokalisierbaren Sichteinschränkungen"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Art der lokalisierbaren statischen Sichteinschränkung	Ebene 1: 1: Topologie 2: Straßenführung (Kurve) 3: Sonstiges Ebene 2: 1: Randbebauung 2: Begrünung 3: Sonstiges Ebene 3: 1: Baumaßnahmen 2: Sonstiges
<i>Verdeckung</i>	Verdecktes Objekt	Ebene 1: 1.1: Kurve 1.2: Tunneleinfahrt  Ebene 2: 2.1: Beschilderung 2.2: Lichtsignalanlagen 2.3: Randbebauung 2.4: Linienführung  Ebene 3: 3.1: Beschilderung 3.2: Bauarbeiter 3.3: Baustellenfahrzeug 3.4: Fahrstreifen 3.5: Randbebauung 3.6: Schlagloch  Ebene 4: 4.1: Fahrzeuge 4.2: Tiere 4.3: Fußgänger 4.4: Fahrradfahrer  Ebene 5: 5.1: Schnee / Glatteis 5.2: Wasserlachen
<i>Ausmaß</i>	Dauer und Umfang der Sichteinschränkung	X Sekunden Vollständig / Nicht vollständig

Tab. 8-14: Parameter zur Beschreibung des Faktors "lokalisierbaren statischen Sichteinschränkungen"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Jede lokalisierbare dynamische Sichteinschränkung	-
<i>Verdecktes Objekt</i>	Klassifikation des Objekts, das verdeckt wird	Ebene 4: 4.1: Fahrzeug 4.2: Anhänger 4.3: Ladung
<i>Sicht einschränkendes Objekt</i>	Ursache der Sichteinschränkung	Ebene 4: 4.1: Fahrzeug 4.2: Anhänger 4.3: Ladung
<i>Allokation</i>	Verortung des Objekts, das die Sicht einschränkt	
<i>Ausmaß</i>	Dauer und Umfang der Sichteinschränkung	X Sekunden Vollständig / Nicht vollständig

Tab. 8-15: Parameter zur Beschreibung des Faktors "lokalisierbare dynamische Sichteinschränkungen"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Jeder nicht zusammenhängende Unfall stellt ein Ereignis dar.	-
<i>Zustand Unfall</i>	-	0: Stillstand 1: In Bewegung
<i>Allokation</i>	Verortung des Unfalls aus der Ego-Perspektive	0: Unfall rechts außerhalb von Ego-Fahrstreifen 1: Unfall innerhalb Ego-Fahrstreifen mit Ausdehnung nach rechts 2: Unfall innerhalb Ego-Fahrstreifen (Ausdehnung nach links und rechts) 3: Unfall innerhalb Ego-Fahrstreifen mit Ausdehnung nach links 4: Unfall links außerhalb Ego-Fahrstreifen 5: Unfall außerhalb Ego-Fahrstreifen nach links und rechts
<i>Anzahl Fahrzeuge</i>	Anzahl involvierter Fahrzeuge im Unfall	-
<i>Fahrzeugtyp(en)</i>	Involvierte Fahrzeugtyp(en)	1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fußgänger 6: Fahrrad 7: Sonstige
<i>Relation Grundszenario</i>	Beschreibung, ob Ego-Fahrzeug während Grundszenario vorbei gefahren ist.	0: Ja 1: Nein

Tab. 8-16: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Vorausgehender Unfall"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	0: Eintritt in Sichtfeld 1: Austritt aus Sichtfeld 2: Wechsel des „Zustands“
<i>Fahrzeugtyp</i>	-	0: Krankenwagen 1: (Bundes)Polizei 2: Feuerwehr 3: Bundeswehr 4: Katastrophenschutz 5: Zolldienst
<i>Position Fahrzeug</i>	Longitudinale und laterale Position des Fahrzeugs	Longitudinal: Abstand in Meter Lateral: 1: Im Ego Fahrschlauch 2: (Benachbarter) Fahrstreifen links 3: (Benachbarter) Fahrstreifen rechts
<i>Zustand</i>	Alarmzustand des Fahrzeugs	1: Normaler Modus 2: Blaulicht aktiv 3: Horn aktiv 4: Stillstand ( $v = 0$ )

Tab. 8-17: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Vorrangiges Fahrzeug"

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Änderung Geschwindigkeitsbegrenzung 3: Eintritt Überholverbot 4: Ende Überholverbot
<i>Typ</i>	Art der gültigen Verkehrsregel	1. Zulässige Höchstgeschwindigkeit 2. Richtgeschwindigkeit 3. Mindestgeschwindigkeit 4. Überholverbot
<i>Wert</i>	Falls Geschwindigkeit	Wert in km/h
<i>Einschränkung</i>	Einschränkung der Regel auf eine besondere Fahrzeugklasse	1. Gültig für alle Verkehrsteilnehmer 2. Zulässiges Gesamtgewicht 3,5 t 3. LKW 4. PKW mit Anhänger
<i>Dynamisch</i>	Wechselverkehrszeichen	Ja / nein

Tab. 8-18: Parameter zur Beschreibung des Faktors "Verkehrsregeln"

<b>Straßenoberfläche</b>	<b>Pkw Reifen</b>	<b>Lkw Reifen</b>
Trockener Beton	0,85	0,65
Trockener Asphalt	0,80	0,60
Nasser Beton	0,70 – 0,80	0,50
Nasser Asphalt	0,45 – 0,80	0,30
Verdichteter Schnee	0,15	0,15
Eis	0,05	0,11 (trocken) bzw. 0,07 (nass)
Trockener Schmutz	0,65	-
Schlamm	0,40 – 0,50	-
Kies oder Sand	0,55	-

Tab. 8-19: Reibwertkoeffizient bestimmter Fahrbahnoberflächen (Warner et al. 1983)

## C) Kapitel 4

Bezeichnung	Definition
Freies Fahren	Free Driving
<i>Folgen</i>	Following
<i>Annähern</i>	Approaching
Stillstand	Standstill
Rückwärtsfahrt	Reversing
Einem Vorausfahren folgen	Follow a leading object
Fahren im Stau	Driving in Traffic Jam
Rechts überholen vermeiden	Avoid undertaking
Annähern an einen Vorausfahrenden	Approach a leading object
Annähern an ein Stauende	Approach a traffic jam
Annähern an ein statisches Objekt	Approach a static object
Annähern an ein rückwärtsfahrendes Objekt	Approach a reversing object
Annähern an ein entgegenkommendes Objekt	Approach an oncoming object
Annähern an ein sich lateral bewegendes Objekt	Approach a laterally moving
<i>Eintritt eines Vorausfahrenden</i>	A lead object entering
Eintritt eines Vorausfahrenden von links/rechts	A lead object entering from left/right
<i>Austritt eines Vorausfahrenden</i>	A lead object exiting
Austritt eines Vorausfahrenden nach links/rechts	A lead object exiting from left/right
Durchscherer von links/rechts	Cut through from left/right
<i>Abgebrochener Eintritt eines Vorausfahrenden</i>	Aborted lead entering
<i>Unvollständiger Eintritt eines Vorausfahrenden</i>	Incomplete lead entering
Abgebrochener Eintritt eines Vorausfahrenden von links/rechts	Aborted lead entering from left/right
Unvollständiger Eintritt eines Vorausfahrenden von links/rechts	Incomplete lead entering from left/right
<i>Fahrstreifenwechsel</i>	Lane change
<i>Fahrstreifenwechsel nach links</i>	Lane change left
<i>Fahrstreifenwechsel nach rechts</i>	Lane change right
<i>Freier Fahrstreifenwechsel</i>	Uninfluenced lane change
<i>Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem</i>	Lane change with lead object
<i>Fahrstreifenwechsel mit Hinterherfahrendem</i>	Lane change with following object
<i>Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem</i>	Lane change with lead object and following object

Tab. 8-20: Englische Bezeichnungen der Grundszenarien

Bezeichnung	Definition
Freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	Uninfluenced lane change left/right
Fahrstreifenwechsel mit Vorfahrendem nach links/rechts	Lane change left/right with lead object
Fahrstreifenwechsel mit Hinterherfahrendem nach links/rechts	Lane change left/right with following object
Fahrstreifenwechsel mit Vorfahrendem und Hinterherfahrendem nach links/rechts	Lane change left/right with lead object and following object
<i>Zusammenführende Fahrstreifenwechsel</i>	Merging lane changes
Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	Merging lane changes left/right without following object
Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrenden	Merging lane changes left/right with following object
<i>Synchrone Fahrstreifenwechsel</i>	Synchronous lane changes
Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	Synchronous lane changes left/right without following object
Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	Synchronous lane changes left/right with following object
<i>Abgebrochener Fahrstreifenwechsel</i>	Aborted lane change
Abgebrochener freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	Aborted uninfluenced lane change left/right
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorfahrendem	Aborted lane change left/right with lead object
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	Aborted lane change left/right with following object
Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorfahrendem und Hinterherfahrendem	Aborted lane change left/right with lead object and following object
<i>Mehrfacher Fahrstreifenwechsel</i>	Multiple lane changes
Mehrfacher Fahrstreifenwechsel nach links/rechts	Multiple lane changes left/right
<i>Zusammenführender Durchscherer</i>	Merging cut through
Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden	Merging cut through left/right without following vehicle
Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts mit Hinterherfahrendem	Merging cut through left/right with following vehicle
<i>Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs</i>	Another object passing
Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs links/rechts	Another object passing left/right
<i>Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug</i>	Passing another object
Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug links/rechts	Passing another object left/right

Tab. 8-20: Forts.

<b>Bezeichnung</b>	<b>Definition</b>
<i>Laterales Verweilen eines anderen Fahrzeugs</i>	Object staying to side of ego
Laterales Verweilen eines anderen Fahrzeugs links/rechts des Ego-Fahrzeugs	Object staying left/right
Fahrsstreifenwechsel eines Fahrzeugs im Umfeld	Lane change of another object in vicinity
Dichtes Auffahren eines Hinterherfahrenden	Tailgating
Annäherung eines Hinterherfahrenden	Rear object approaching
Vorrangiges Fahrzeug	Priority vehicle
<i>Laterales Nahdistanz-Ereignis</i>	Lateral close distance event
Laterales Nahdistanz-Ereignis links/rechts	Lateral close distance event left
Schwanken im Fahrsstreifen	Object swerving in lane
Vorbeifahrt eines Falschfahrers	Wrong way driver passing
Rettungsgasse	Emergency alley
Vorbeifahrt im Ego-Fahrsstreifen	Object passing in lane
Dauerhaftes Fahrsstreifenüberlappen	Object overlapping its own lane

Tab. 8-20: Forts.



## D) Kapitel 6

<pre>"name": "enter_lead", "egoTrack": 12, "refTrack": 11, "scenarioStartFrame": "108", "scenarioEndFrame": "235", "duration": "3175", "num_samples": "128", "traveled_distance": "181.90", "Ego.length": "3.64", "Ego.width": "1.82", "Ego.height": -1, "Ego.class": "Car", "Ego.v.initial": "36.62", "Ego.v.final": "34.24", "Ego.v.min": "34.24", "Ego.v.max": "36.69", "Ego.v.mean": "35.81", "Ego.v.median": "36.02", "Ego.v.std": "0.81", "Ego.v.percentile05": "34.40", "Ego.v.percentile95": "36.69", "Ego.v@min_a": "35.50", "Ego.v@max_a": "36.62", "Ego.v@min_v": "34.24", "Ego.v@max_v": "36.69", "Ego.v@min_DHW": "34.24", "Ego.v@min_THW": "34.24", "Ego.v@min_TTC": "35.98", "Ego.v@lanecrossing": "36.20", "Ego.a_long.initial": "0.17", "Ego.a_long.final": "-0.65", "Ego.a_long.min": "-0.73", "Ego.a_long.max": "0.17", "Ego.a_long.mean": "-0.47", "Ego.a_long.median": "-0.65", "Ego.a_long.std": "0.30", "Ego.a_long.percentile05": "-0.73", "Ego.a_long.percentile95": "0.13", "Ego.a_long@min_a": "-0.73", "Ego.a_long@max_a": "0.17", "Ego.a_long@min_v": "-0.65", "Ego.a_long@max_v": "0.05", "Ego.a_long@min_DHW": "-0.65", "Ego.a_long@min_THW": "-0.65", "Ego.a_long@min_TTC": "-0.67", "Ego.a_long@lanecrossing": "-0.60", "Ego.a_lat.initial": "-0.05", "Ego.a_lat.final": "-0.07", "Ego.a_lat.min": "-0.07", "Ego.a_lat.max": "0.11", "Ego.a_lat.mean": "0.01", "Ego.a_lat.median": "-0.01", "Ego.a_lat.std": "0.06", "Ego.a_lat.percentile05": "-0.07", "Ego.a_lat.percentile95": "0.11",</pre>	<pre>"Ego.THW.initial": "3.15", "Ego.THW.final": "1.73", "Ego.THW.min": "1.73", "Ego.THW.max": "3.15", "Ego.THW.mean": "2.37", "Ego.THW.median": "2.33", "Ego.THW.std": "0.40", "Ego.THW.percentile05": "1.82", "Ego.THW.percentile95": "3.06", "Ego.THW@min_a": "2.14", "Ego.THW@max_a": "3.15", "Ego.THW@min_v": "1.73", "Ego.THW@max_v": "2.96", "Ego.THW@min_DHW": "1.73", "Ego.THW@min_THW": "1.73", "Ego.THW@min_TTC": "2.31", "Ego.THW@lanecrossing": "2.41", "Ego.TTC.initial": "9.04", "Ego.TTC.final": "8.08", "Ego.TTC.min": "7.57", "Ego.TTC.max": "9.04", "Ego.TTC.mean": "7.93", "Ego.TTC.median": "7.82", "Ego.TTC.percentile05": "7.58", "Ego.TTC.percentile95": "8.76", "Ego.TTC@min_a": "7.63", "Ego.TTC@max_a": "9.04", "Ego.TTC@min_v": "8.08", "Ego.TTC@max_v": "8.48", "Ego.TTC@min_DHW": "8.08", "Ego.TTC@min_THW": "8.08", "Ego.TTC@min_TTC": "7.57", "Ego.TTC@lanecrossing": "7.60", "Object.length": "4.14", "Object.width": "1.92", "Object.height": -1, "Object.class": "Car", "Object.v.initial": "25.07", "Object.v.final": "26.90", "Object.v.min": "23.86", "Object.v.max": "26.90", "Object.v.mean": "24.79", "Object.v.median": "24.59", "Object.v@min_a": "24.05", "Object.v@max_a": "25.07", "Object.v@min_v": "23.95", "Object.v@max_v": "24.92", "Object.v@min_DHW": "23.95", "Object.v@min_THW": "23.95", "Object.v@min_TTC": "24.27", "Object.v@lanecrossing": "24.39", "Object.d_lanecenter.initial": "-0.55", "Object.d_lanecenter.final": "-0.15", "Object.d_lanecenter.min": "-1.90", "Object.d_lanecenter.max": "1.95",</pre>
--	--

Tab. 8-21: Vollständige Liste der extrahierten Beschreibungsparameter für ein Szenario „Eintritt eines Vorausfahrenden“ aus dem highD-Datensatz

"Ego.DHW@min_a": "76.04", "Ego.DHW@max_a": "115.31", "Ego.DHW@min_v": "59.28", "Ego.DHW@max_v": "108.59", "Ego.DHW@min_DHW": "59.28", "Ego.DHW@min_THW": "59.28", "Ego.DHW@min_TTC": "83.07", "Ego.DHW@lanecrossing": "87.26",	"Object.d_lanecenter.mean": "-0.09", "Object.d_lanecenter.median": "-0.10", "Object.d_lanecenter@min_a": "0.77", "Object.d_lanecenter@max_a": "-0.55", "Object.d_lanecenter@min_v": "-0.15", "Object.d_lanecenter@max_v": "-0.60", "Object.d_lanecenter@min_DHW": "-0.15", "Object.d_lanecenter@min_THW": "-0.15", "Object.d_lanecenter@min_TTC": "1.52", "Object.d_lanecenter@lanecrossing": "1.95",
---	--

Tab. 8-21: Forts.



# Anhang 2

## **Evidenzorientierte Ableitung von sicherheitsrelevanten Grundszenarien für die Fahrdomäne Bundesautobahn Codebook**

von

Hendrik Weber  
Lutz Eckstein

Institut für Kraftfahrwesen Aachen  
RWTH Aachen University

Alexander Tenbrock  
Alexander König  
Julian Bock  
Adrian Zlocki

fka GmbH  
Aachen

**Berichte der  
Bundesanstalt für Straßenwesen**

**Fahrzeugtechnik Heft F 149**

**bast**

## 1 Einleitung

Das vorliegende Codebook detailliert die in FE 82.0729/2019 erarbeiteten Grundszenarien zur Codierung von Szenarien für die Betriebsdomäne Autobahn. Im Kontext dieses Projekts stellen Grundszenarien spezielle Szenarien dar, die zur Bildung komplexerer Szenarien genutzt werden. Ziel ist die systematische Beschreibung eines möglichst großen Umfangs an Fahrsituation auf Autobahnen, die für verschiedene Anwendungen weitestgehend automatisiert in Feldstudien- oder Verkehrsbeobachtungsdaten erkannt und verarbeitet werden sollen. Das Codebook gibt hierbei an, welche Grundszenarien erkannt werden sollen, wie aus den Grundszenarien komplexere Szenarien gebildet werden können und welche Parameter für die Grundszenarien extrahiert werden sollen. Weiterhin werden anforderungsverstärkende Faktoren definiert, welche unabhängig vom Grundszenario codiert werden sollten, da ihre Ausprägungen einen Einfluss auf das Szenario, besonders für Sicherheitsaspekte, hat. Eine prototypische Implementierung einer Szenariextraktion aus Verkehrsbeobachtungen wurde zu praktischer Anwendung der Grundszenarien in BASt Bericht FE82.0729/2019 beschrieben.

## 2 Grundlegende Annahmen

Den im Folgenden definierten Grundszenarien und deren Herleitung liegen einige Überlegungen zu Grunde, welche im BASt Bericht FE82.0729/2019 ausgeführt sind. Die getroffenen Annahmen lassen sich wie folgt zusammenfassen.

- Grundszenarien stellen die wichtigsten Szenarien für die Klassifizierung von Szenarien aus Fahrdaten dar.
- Aus Grundszenarien können weitere komplexere Szenarien abgeleitet werden.
- Der allgemein durch Szenarien abdeckbare Raum ist unendlich groß und kann nicht vollständig erfasst werden.

Szenarien im Allgemeinen lassen sich beliebig definieren. Hierbei ist weder beschränkt, welche Zeitspanne ein Szenario umfasst, noch wie viele Objekte in einem Szenario betrachtet werden. Für praktische Anwendungsfälle beschreiben Szenarien meist Zeiträume von einigen Sekunden bis hin zu wenigen Minuten und betrachten nur eine geringe Zahl von Objekten. Da Szenarien im Umfang, Teilnehmeranzahl und Komplexität unbeschränkt sind, ist es nicht möglich, den gesamten Raum an Szenarien mit einer Sammlung von Szenarien zu erfassen. Es kann aber möglich sein, ein Modell zu erstellen, welches den Raum an möglichen Szenarien in einem großen Maße erfasst. Im Folgenden werden Grundszenarien definiert, anhand derer der Raum an möglichen Szenarien für den Anwendungsfall der evidenzbasierten Analyse von Fahrszenarien erfasst werden. Grundszenarien dienen hierbei als Basis, um relevante Ereignisse im Verkehrsgeschehen zu identifizieren und ein einheitliches Verständnis dieser zu definieren. Weiterhin dienen die Grundszenarien dazu, durch ihre Kombination komplexere Zusammenhänge darzustellen. Grundszenarien beschreiben Interaktionen auf Objektebene. Relevante Faktoren auf anderen Ebenen des 6-Ebenen-Modells (vgl. FE82.0729/2019 Kap. 2.1.3) werden als anforderungsverstärkende Faktoren betrachtet.

- Die Grundszenarien werden aus der Sicht eines Ego-Fahrzeugs beschrieben.

Für eine evidenzbasierte Betrachtung ist die Definition der Szenarien aus Sicht eines Ego-Fahrzeugs zu bevorzugen, da eine solche Betrachtung sowohl auf Daten angewendet werden kann, die von einem einzelnen Fahrzeug aufgezeichnet werden, als auch auf Daten, die aus einer ortsfesten Beobachter-Perspektive ausgenommen werden. In letzterem Fall wird jedes betrachtete Fahrzeug zu einem Ego-Fahrzeug gemacht und die Szenarien aus dessen Sicht definiert.

Es werden zwei Arten von Grundscenarien unterschieden:

- Allgemeine Grundscenarien stellen atomare Szenarien dar, von denen keine weiteren Spezialisierungen mehr abgeleitet werden müssen.

Zur Erfassung werden Szenarien anhand einer Vererbungsstruktur abgeleitet, basierend auf grundlegenden Interaktionen im Verkehr auf Bundesautobahnen wie z.B. der Folgefahrt oder dem Fahrstreifenwechsel. Hier von werden jeweils Spezialisierungen abgeleitet. Grundscenarien stellen Szenarien dar, von denen für die praktische Anwendung keine weiteren Spezialisierungen mehr abgeleitet werden müssen. In wenigen Fällen können von mehreren Grundscenarien weitere Grundscenarien abgeleitet werden (z.B. synchrone Fahrstreifenwechsel).

- Sicherheitsrelevante Grundscenarien werden explizit als Teilmenge aller möglichen Szenarien betrachtet, da sie von besonderer Relevanz sind.

Neben den allgemeinen Grundscenarien werden sicherheitsrelevante Grundscenarien betrachtet. Diese stellen Szenarien dar, bei denen ein Manöver des Ego-Fahrzeugs zur Vermeidung einer Kollision erforderlich ist. Ein Beispiel für ein sicherheitsrelevantes GrundscENARIO ist das Einscheren eines Fahrzeugs, welches durch Kombination mehrerer allgemeiner Grundscenarien definiert werden kann.

- Während eines Grundscenarios können weitere relevante Gegebenheiten anhand von anforderungsverstärkenden Faktoren definiert werden.

Die anforderungsverstärkenden Faktoren alleine definieren kein Szenario. Die Kombination eines Grundscenarios mit einem, mehreren, oder einer Folge von anforderungsverstärkenden Faktoren kann Szenarien definieren, die für bestimmte Anwendungsfälle von Relevanz sind.

- In sicherheitsrelevanten Szenarien können zusätzliche Interaktionen als anforderungsverstärkende Faktoren definiert werden.

Zusätzlich zu sicherheitsrelevanten Grundscenarios können anforderungsverstärkende Faktoren identifiziert werden, die nur während eines sicherheitsrelevanten Grundscenarios existieren können. Diese anforderungsverstärkenden Faktoren sind dynamische Sichteinschränkungen sowie Handlungseinschränkungen. Dynamische Sichteinschränkungen beziehen sich hierbei auf eine Interaktion zwischen dem Ego-Fahrzeug, dem Objekt mit der es zu einer Kollision kommen könnte und einem die Sicht verdeckenden Fahrzeug. Handlungseinschränkungen bezeichnen Objekte, die den Aktionsraum des Ego-Fahrzeugs einschränken.

## 3 Allgemeine Grundscenarien

### 3.1 Definition

Grundscenarien zur Beschreibung von allgemeinen Fahrsituationen werden von drei Oberklassen abgeleitet. Fahrzustände und Transitionen bilden für die Längsregelung des Fahrzeugs relevante Gegebenheiten ab. Hierbei ist insbesondere die Relation zum vorausfahrenden Fahrzeug relevant.

**Fahrzustände** definieren Szenarien, in denen dem Ego-Fahrzeug eindeutig ein vorausfahrendes Fahrzeug zugeordnet werden kann, sowie den Fall, dass sich kein vorausfahrendes Fahrzeug vor dem Ego-Fahrzeug befindet oder zu weit entfernt ist.

**Zeitlich ausgedehnte Transitionen** umfassen Szenarien, bei denen nicht eindeutig definiert werden kann, welches Fahrzeug gerade maßgeblich für die Längsregelung ist. Dies ist sowohl bei Fahrstreifenwechseln des Ego-Fahrzeugs als auch bei Ein- oder Austritt eines anderen Fahrzeugs in den Ego-Fahrstreifen der Fall.

Es sind jedoch auch direkte Übergänge von einem Fahrzustand in einen anderen möglich. So das Szenario Folgen durch ein Verzögern des vorausfahrenden Fahrzeugs in das Szenario Annähern übergehen. Solche Übergänge können als zeitlich nicht-ausgedehnte Transitionen betrachtet werden, die kein eigenes Szenario darstellen.

**Überlagerte Interaktionen** sind nicht direkt relevant für die Längsregelung des Fahrzeugs, sondern bilden weitere Interaktionen mit umgebenden Verkehrsteilnehmern ab. Dies betrifft vor allem Interaktionen mit Objekten auf benachbarten Fahrstreifen wie zum Beispiel passierten Fahrzeugen, sowie Interaktionen mit hinterherfahrenden Fahrzeugen. Weiterhin werden besondere Fälle als überlagerte Interaktionen betrachtet, wie z.B. das Schwanken eines Fahrzeugs im Fahrstreifen

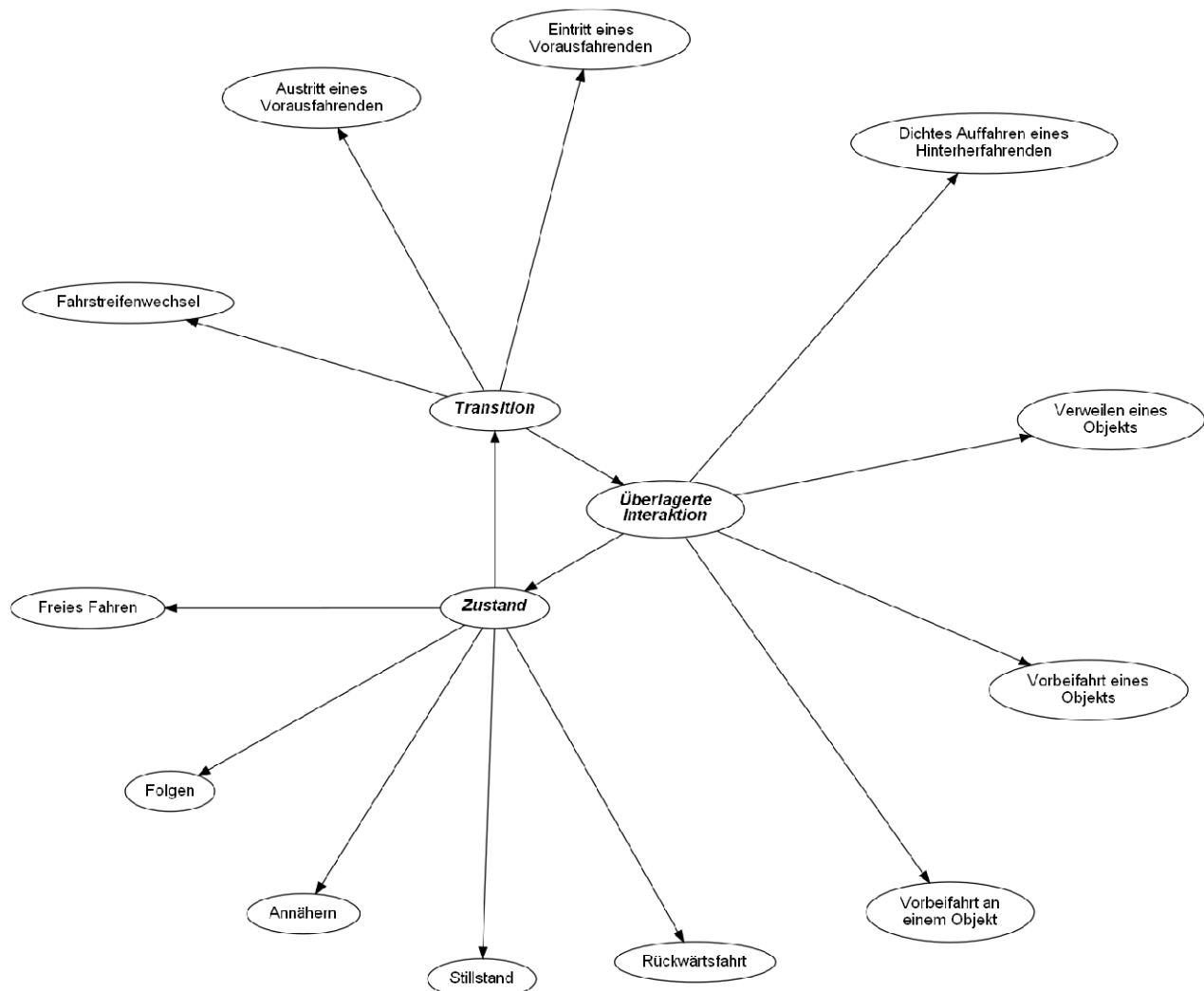


Bild 3-1: Übersicht der wichtigsten Szenarien zur Herleitung der Grundscenarien

### 3.2 Fahrzustände

Als Fahrzustände werden zunächst grundlegend unterschieden:

- Freies Fahren
- Folgen
- Annähern
- Stillstand
- Rückwärtsfahrt

Hierbei stellen *Freies Fahren*, *Stillstand* sowie die *Rückwärtsfahrt* bereits Grundscenarien dar, für die keine weiteren Unterscheidungen mehr gemacht werden. Für das Folgen wird eine Unterscheidung gemacht zwischen der *Folgefahrt hinter einem vorausfahrenden Fahrzeug* und der *Folgefahrt im Stau*. Als Stau wird hier bereits eine Fahrzeugschlange auf nur einer Spur betrachtet. Da das Kriterium einer Fahrzeugschlange abhängig von der Erhebungsmethode nicht immer erkennbar ist, wird als Kriterium eine Geschwindigkeit des Vorausfahrenden von unter 60 km/h betrachtet.

Bei Annäherungsvorgängen wird ebenfalls zwischen dem *Annähern an ein vorausfahrendes Objekt* und *Annähern an ein Stauende* unterschieden, wobei die Unterscheidung analog zur Folgefahrt getroffen wird. Ein weiteres explizit betrachtetes Grundscenario stellt das *Annähern an ein statisches Objekt* dar. Dies kann ein stehendes Fahrzeug sein – es sei denn, es ist Teil eines Stauendes – oder Gegenstände wie verlorene Ladung. Einer weiter zu unterscheidender Fall ist das *Annähern an ein sich lateral zur Fahrbahn bewegendes Objekt*. Der häufigste Fall für ein solches Szenario ist Überqueren der Fahrbahn durch einen Fußgänger. Zusätzlich werden noch die beiden Fälle *Annäherung an ein entgegenkommendes Objekt* und *Annäherung an ein rückwärtsfahrendes Objekt* berücksichtigt, welche für die Fahrdomäne Bundesautobahn außergewöhnliche Ereignisse darstellen.

Einen Sonderfall stellt das Grundscenario *Rechtsüberholen vermeiden* dar. Hierbei ist nicht ein mögliches vorausfahrendes Fahrzeug im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs maßgeblich für die Längsregelung, sondern ein Fahrzeug auf dem (im Rechtsverkehr) linken Nachbarfahrstreifen. Das Ego-Fahrzeug hält hierbei einen gewissen Abstand zu dem Fahrzeug auf dem Nachbarfahrstreifen, um das Fahrzeug nicht rechts zu überholen. Bei diesem Grundscenario wird keine Unterscheidung zwischen dem Annäherungsvorgang und dem Folgezustand gemacht, sondern die Interaktion mit dem Objekt auf dem Nachbarfahrstreifen als einzelnes Grundscenario betrachtet. Da nach der deutschen Gesetzgebung ein Rechtsüberholung unter 60 km/h erlaubt ist, wird dieses Szenario nur bei Geschwindigkeiten über 60 km/h betrachtet.

### 3.3 Transitionen

Zeitlich ausgedehnte Transitionen umfassen Grundscenarien, bei denen ein Wechsel des für die Längsregelung maßgeblichen Objekts stattfindet. Dies kann durch einen Fahrstreifenwechsel des Ego-Fahrzeugs sowie dadurch stattfinden, dass ein Objekt vor das Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen wechselt oder aus diesem austritt. Demnach ergeben sich die grundlegenden Oberklassen:

- Fahrstreifenwechsel
- Eintritt eines Vorausfahrenden
- Austritt eines Vorausfahrenden

Generell können die jeweiligen Szenarien von bzw. nach links oder rechts ausgeführt werden. (Diese Unterscheidung wird im Weiteren nicht mehr explizit beschrieben.)



Bei einem Fahrstreifenwechsel des Ego-Fahrzeugs wird eine Unterscheidung anhand der Interaktion mit anderen Fahrzeugen gemacht. Für die Durchführung des FSW ist nicht nur ein mögliches Längsfahrzeug auf dem Zielfahrstreifen von Bedeutung, sondern auch ein mögliches hinterherfahrendes Fahrzeug, welches z. B. ein Beschleunigen des Ego-Fahrzeugs beim FSW erforderlich macht. Als Grundszenarien werden demnach vier Fälle betrachtet:

- *Freier FSW*
- *FSW mit Vorausfahrendem auf dem Zielfahrstreifen*
- *FSW mit Hinterherfahrendem auf dem Zielfahrstreifen*
- *FSW mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem auf dem Zielfahrstreifen*

Einen Sonderfall stellt ein *abgebrochener Fahrstreifenwechsel* des Ego-Fahrzeugs dar, bei dem dieselben Unterscheidungen hinsichtlich der Fahrzeuge auf dem Zielfahrstreifen gemacht werden. Ein weiterer Sonderfall ist der *mehrfache FSW*.

Sowohl der *Eintritt eines Vorausfahrenden* als auch der *Austritt eines Vorausfahrenden* stellen Grundszenarien dar. Zusätzlich wird der *abgebrochene Eintritt eines Vorausfahrenden* betrachtet, bei dem dieser kurzzeitig über die Markierung zum Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs fährt das Manöver jedoch abbricht. Konzeptbedingt wird ein weiterer Fall betrachtet, bei dem der ein vorausfahrendes Objekt zwar einen vollständigen FSW in den Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs ausführt, jedoch ein weiteres Fahrzeug zwischen das den Fahrstreifen wechselnde Fahrzeug und das Ego-Fahrzeug wechselt, so dass es zum relevanten Fahrzeug für den darauffolgenden Fahrzustand wird. Dieses Grundszenario wird als *unvollständiger Eintritt eines Vorausfahrenden* betrachtet.

Weiterhin können Kombinationen aus FSW des Ego-Fahrzeugs und FSW des im Zielfahrstreifen vorausfahrenden Fahrzeugs betrachtet werden. Hierdurch ergeben sich einerseits ein *synchroner FSW*, bei denen Ego-Fahrzeug und das vorausfahrende Fahrzeug annähernd zeitgleich einen FSW auf denselben Fahrstreifen ausführen, andererseits *entgegengesetzte FSW*, bei denen während des Ego-FSW ein Objekt von einem entfernten Fahrstreifen auf den Zielfahrstreifen vor das Ego-Fahrzeug wechselt. Für beide Fälle werden Unterscheidungen gemacht, ob auf dem Zielfahrstreifen ein hinterherfahrendes Fahrzeug anwesend ist.

### 3.4 Überlagerte Interaktionen

Überlagerte Interaktionen umfassen Szenarien, die nicht direkt relevant für die Längsregelung des Ego-Fahrzeugs sind. Einen der wichtigsten Aspekte stellt die Interaktion mit Objekten auf dem benachbarten Fahrstreifen dar. Hierbei werden betrachtet:

- *Die Vorbeifahrt des Ego-Fahrzeugs an einem Fahrzeug auf einem Nachbarfahrstreifen*
- *Die Vorbeifahrt eines Fahrzeugs auf einem Nachbarfahrstreifen am Ego-Fahrzeug*
- *Das Verweilen eines Fahrzeugs auf einem Nachbarfahrstreifen auf Höhe des Ego-Fahrzeugs,*

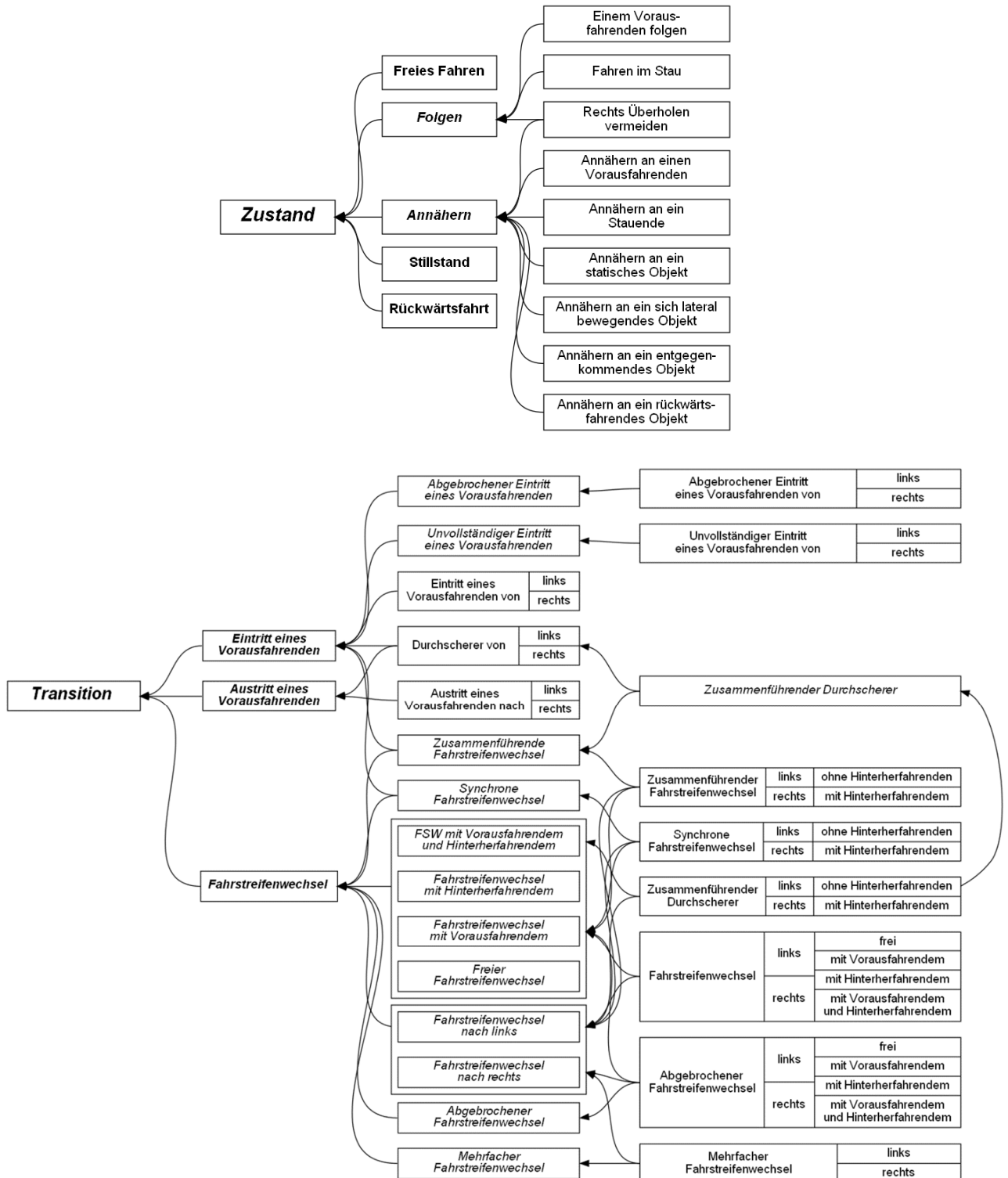
wobei eine Unterscheidung zwischen der linken und rechten Seite gemacht wird.

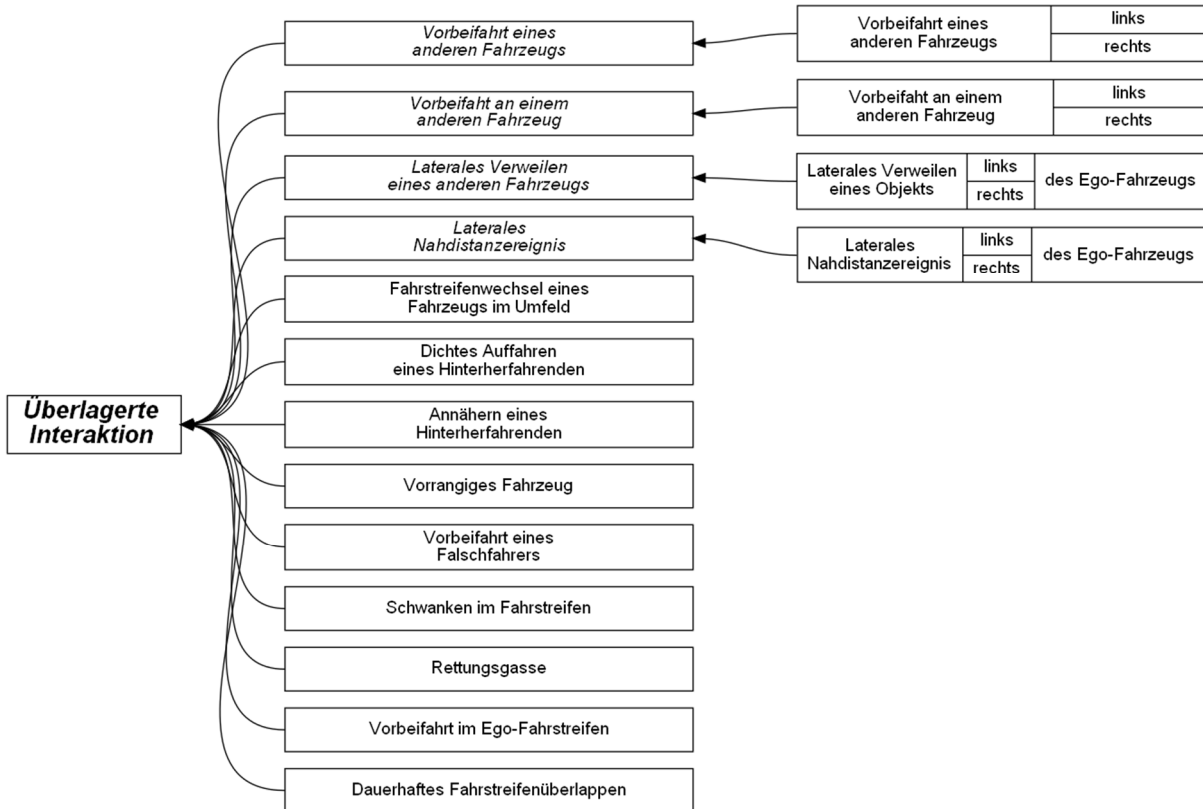
Weiterhin relevant ist die Interaktion mit einem hinterherfahrenden Objekt. Hinterherfahrende Objekte werden als relevant betrachtet, wenn sie sich schnell annähern oder dicht auf das Ego-Fahrzeug auffahren. Weitere überlagerte Interaktionen sind:

- *Anwesenheit eines entgegenkommenden Fahrzeugs*
- *FSW eines Fahrzeugs im Umfeld*
- *Anwesenheit eines vorrangigen Fahrzeugs*

- *Pendeln eines Fahrzeugs in seiner Spur*
- *Rettungsgasse*
- *Vorbeifahrt eines entgegenkommenden Fahrzeugs*
- *Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs (z.B. Motorrad)*
- *Dauerhaftes Überlappen eines Fahrzeugs in oder aus dem Ego-Fahrstreifen.*

### 3.5 Zusammenfassung der Grundscenarien





### 3.6 Bildung von Kompositionen

Die Grundscenarien wurden so gewählt, dass sie zur Bildung komplexer Szenarien genutzt werden können. Dazu stehen drei Mechanismen zur Verfügung.

#### 3.6.1 Aneinanderreihung von Zuständen und Transitionen

Die Fahrzustände sowie die zeitlich ausgedehnten Transitionen wurden so definiert, dass zu einem Zeitpunkt nur ein Zustand oder eine Transition gültig sein kann. Für Fahrzustände ist primär die Relation zum vorausfahrenden Objekt relevant. Während zeitlich ausgedehnter Transitionen ist nicht mehr nur das vorausfahrende Objekt relevant. Bei Fahrbahnenwechseln können die vorausfahrenden Objekte auf dem initialen und dem Zielfahrbahnen relevant sein. Weiterhin ist für den FSW ein mögliches hinterherfahrendes Fahrzeug auf dem Zielfahrbahnen relevant.

Durch die Aneinanderreihung von Zuständen und Transitionen – hierbei können aber auch Zustände auf Zustände folgen und Transitionen auf Transitionen – lassen sich komplexe Szenarien zusammenstellen, wie in den folgenden Beispielen dargestellt.:

enter\_lead -> approach\_lead

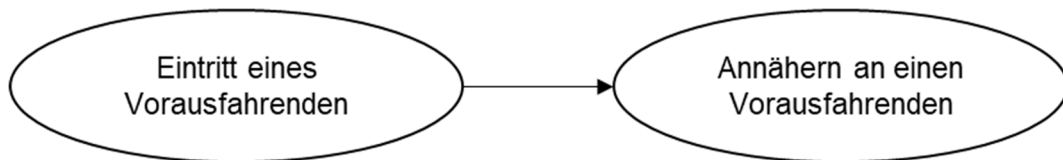


Bild 3-2: Einscheren eines anderen Fahrzeugs (Cut-In)

```
exit_lead -> approach_lead
```

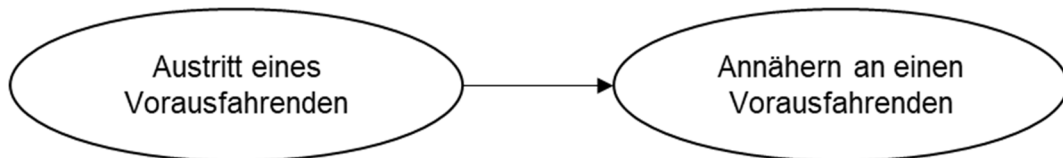


Bild 3-3: Ausscherer (Cut-Out)

Weiterhin ist es möglich, dass sich Sequenzen in einem Szenario wiederholen so. So ließe sich eine Stop & Go – Fahrt in einem Stau als Aneinanderreihung mehrerer Stillstände und Fahrten im Stau definieren:

```
[exit_lead -> follow_tj]*
```

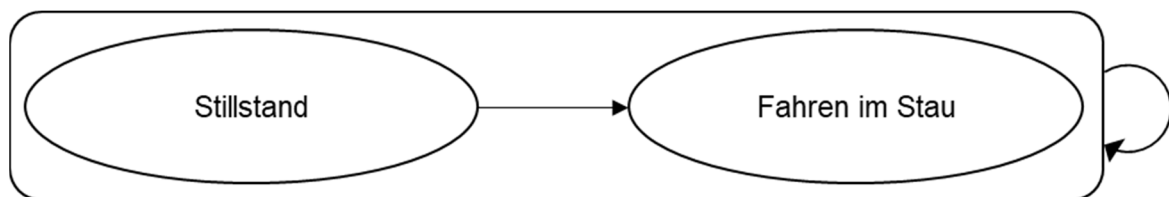


Bild 3-4: Stop &amp; Go-Verkehr

Eine solche Aneinanderreihung ist vergleichbar mit der Bildung von regulären Ausdrücken (Regular Expressions).

### 3.6.2 Hinzufügen von Überlagerten Interaktionen

Neben der Aneinanderreihung von Fahrzuständen und Transitionen können einem zusammengesetzten Szenario auch überlagerte Interaktionen von Bedeutung sein. Hierbei ist zu definieren, während welcher Zustände oder Transitionen eine überlagerte Interaktion auftreten soll.

Dies lässt sich am Beispiel eines Überholmanövers illustrieren: Zunächst nähert sich das Ego-Fahrzeug einem vorausfahrenden Objekt und führt daraufhin einen Fahrstreifenwechsel nach links aus. Auf dem linken Fahrstreifen befindet sich das Ego-Fahrzeug in der freien Fahrt. Währenddessen fährt es an dem Objekt vorbei, dem es sich zuvor angenähert hat. Abschließend führt das Ego-Fahrzeug noch einen Fahrstreifenwechsel zurück auf den rechten Fahrstreifen aus, um das Überholmanöver abzuschließen.

```
approach_lead -> lc_0_left -> [free | passing_right] -> lc_2_right
```

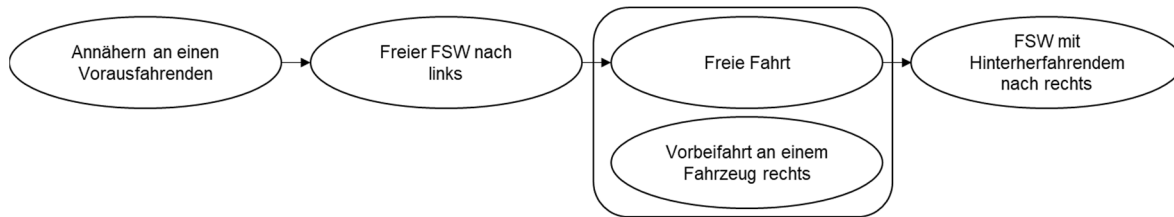


Bild 3-5: Einfaches Überholmanöver

Überlagerte Interaktionen müssen nicht zwangsläufig während eines Zustands oder einer Transition stattfinden, sondern können sich auch über mehrere strecken. Außerdem muss der Beginn oder das Ende nicht mit Beginn und Ende des Zustands bzw. der Transition zusammenfallen; die überlagerte Interaktion kann später beginnen oder eher aufhören.

### 3.6.3 Verwenden von Alternativen und abstrakten Szenarien

Bei der Aneinanderreihung von Szenarien zur Bildungen von Kompositionen müssen nicht zwangsläufig einzelne Grundszenarien verwendet werden. Einerseits ist es möglich, Alternativen zwischen Grundszenarien zu definieren. So kann es für viele zusammengesetzte sinnvoll sein an manchen Stellen eine Folgefahrt oder freies Fahren zu erlauben. Weiterhin ist es möglich, statt einzelner Alternativen abstrakte Szenarien zu verwenden, welche als Knoten in der Vererbungsstruktur mehrere Grundszenarien zusammenfassen.

Das Beispiel zur allgemeineren Definition eines Überholmanövers stellt diese Zusammenhänge dar: Im Vergleich zu Abbildung 4 wird in Abbildung 5 statt der freien Fahrt während des Vorbeifahrens auch eine Folgefahrt erlaubt. Weiterhin ist es möglich, dass ein Übergang zwischen Folgefahrt und freier Fahrt besteht. Weiterhin wird im Beispiel statt FSW mit einer vorgegebenen Interaktion mit einem Vorausfahrenden ein allgemeiner FSW nach links bzw. rechts verwendet, sodass verschiedene Arten der FSW als gültig berücksichtigt werden können.

```

approach_lead -> lc_left -> [[free; follow_lead]* | passing_right]
-> lc_right
  
```

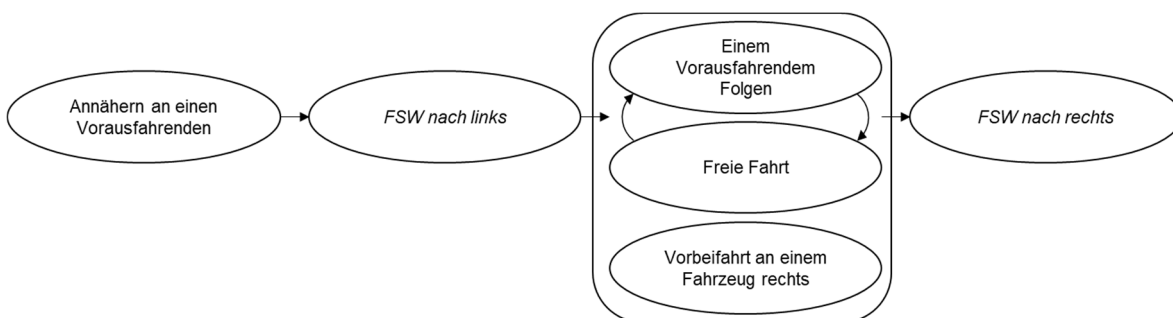


Bild 3-6: Allgemeines Überholmanöver

## 4 Sicherheitsrelevante Grundszenarien

Sicherheitsrelevante Szenarien stellen Szenarien dar, bei denen das Ego-Fahrzeug reagieren muss um eine Kollision mit einem anderen Objekt zu vermeiden. Hierbei wird das Objekt, auf das das Ego-Fahrzeug reagiert, als Herausforderer bezeichnet.

Eine Unterscheidung lässt sich danach treffen, nach welcher Aufprallart das herausfordernde Objekt mit dem Ego-Fahrzeug kollidieren würde, wenn das Ego-Fahrzeug keine Reaktion ausführt: Frontalaufprall, Seitenaufprall oder Heckaufprall.

Weiterhin wird unterschieden, in welcher Position es sich zu Beginn des Szenarios relativ zum Ego-Fahrzeug befindet. Hierbei wird betrachtet, ob sich das herausfordernde Objekt in Längsrichtung vor, neben oder hinter dem Ego-Fahrzeug befindet, und in lateraler Richtung das herausfordernde Objekt mit dem Ego-Fahrschlauch überlappt.

#### 4.1.1 Sicherheitsrelevante Szenarien ohne Ego-FSW

Definition der sicherheitsrelevanten Grundszenarien, bei denen das Ego-Fahrzeug seinem Fahrstreifen folgt, können die folgenden Initialpositionen definiert werden:

1. Vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrschlauch
2. Vor dem Ego-Fahrzeug links / rechts von dessen Fahrschlauch
3. Links / rechts neben dem Ego-Fahrzeug
4. Hinter dem Ego-Fahrzeug links / rechts von dessen Fahrschlauch
5. Hinter dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrschlauch.

Durch Bildung relevanter Kombinationen aus der Initialposition mit den betrachteten Aufprallarten ergeben sich die folgenden Grundszenarien. Jedes Szenario kann als ein theoretischer Pfad betrachtet werden, der die Relativbewegung bis zur Kollision beschreibt, solange das Ego-Fahrzeug keine Reaktion ausführt.

Pfad	Kollisionsfläche	Initialposition	Szenario
A	Front	Davor	Vorausfahrer
B	Front	Davor daneben	Langsamer Einscherer
C	Front	Davor dahinter	Überholender Einscherer
D	Seite	Davor daneben	Langsamer Sideswipe
E	Seite	Daneben	Sideswipe
F	Seite	Dahinter daneben	Schneller Sideswipe
G	Heck	Davor daneben	Zurückfallender Auffahrer
H	Heck	Dahinter daneben	Einscherender Auffahrer
I	Heck	Dahinter	Auffahrer

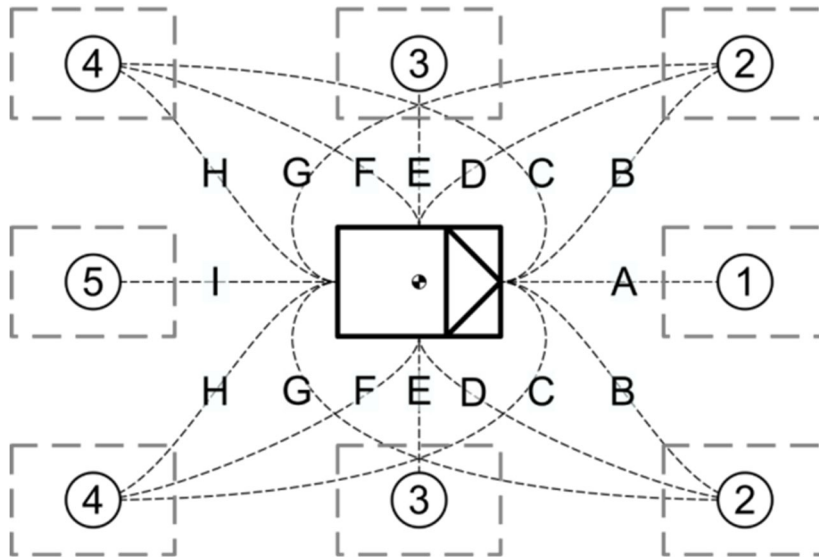


Bild 4-1: Herausforderer-Szenarien bei Geradeausfahrt

#### 4.1.2 Sicherheitsrelevante Szenarien mit Ego-FSW

Für sicherheitsrelevante Szenarien, die stattfinden, während das Ego-Fahrzeug einen Fahrstreifenwechsel ausübt, können analoge relative Betrachtungen durchgeführt werden wie bei den sicherheitsrelevanten Szenarien ohne FSW. Um die Szenarien jedoch hinreichend unterscheiden zu können müssen mehr relative Position unterschieden werden: Es ist zu unterscheiden, ob die Initialposition des herausfordernden Objekts sich zu Beginn des Szenarios bereits mit dem Fahrschlauch des Ego-Fahrzeugs in der Zielposition überlappt. Bei Initialpositionen die nicht mit dem Fahrschlauch des Ego-Fahrzeugs überlappen, muss auch das herausfordernde Objekt eine Relativbewegung in lateraler Richtung ausführen, damit es zu einer potentiellen Kollision kommt.

Für einen Fahrstreifenwechsel nach links ergeben sich die folgenden Initialpositionen:

$1_{LC, sync}$	Davor in Initialposition
$2_{LC, close}$	Davor in Zielposition
$2_{LC, far}$	Davor daneben in Zielposition
$3_{LC, far}$	Neben der Zielposition
$4_{LC, far}$	Dahinter neben Zielposition
$4_{LC, close}$	Dahinter in Zielposition
$5_{LC, sync}$	Dahinter in Initialposition
$2_{LC, across}$	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)
$5_{LC, across}$	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)



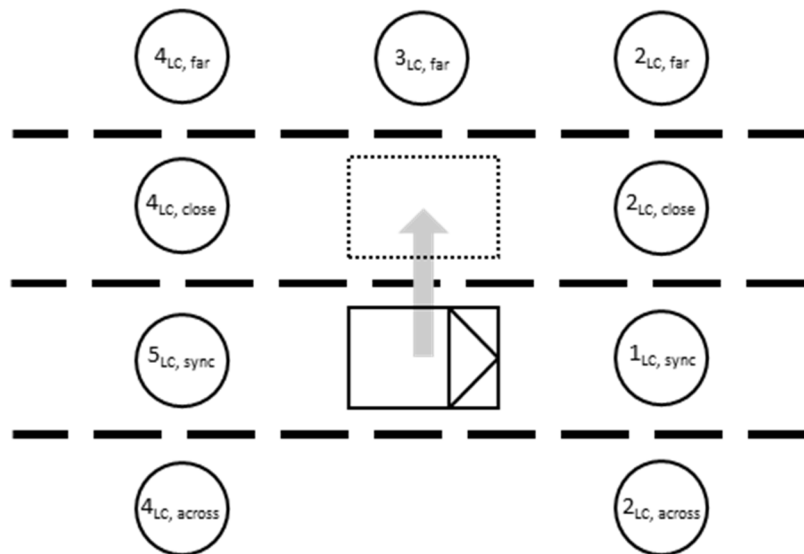
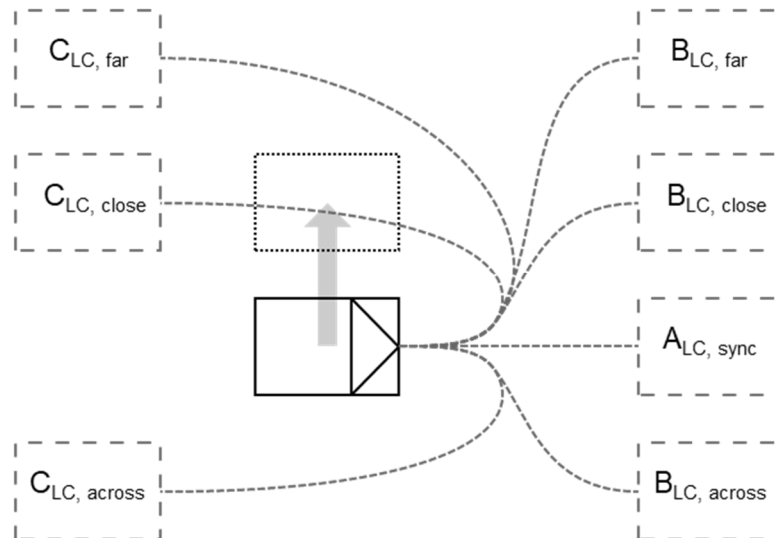


Bild 4-2: Relativposition beim Fahrstreifenwechsel (hier nach links)

Durch Kombination der relevanten Initialpositionen mit den jeweiligen Aufprallarten ergeben sich die folgenden sicherheitsrelevanten Szenarien für den Fahrstreifenwechsel:

Pfad	Kollisionsfläche	Initialposition	Szenario
A <sub>LC, sync</sub>	Front	Davor in Initialposition	Synchroner Einscherer
B <sub>LC, near</sub>	Front	Davor in Zielposition	Vorausfahrer in Zielposition
B <sub>LC, far</sub>	Front	Davor daneben in Zielposition	Einscherer durch zusammenführende FSW
B <sub>LC, across</sub>	Front	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)	Langsamer querender Einscherer
C <sub>LC, near</sub>	Front	Dahinter in Zielposition	FSW hinter Überholenden
C <sub>LC, far</sub>	Front	Daneben dahinter in Zielposition	Entfernt überholender Einscherer
C <sub>LC, across</sub>	Front	Dahinter neben Initialposition	Überholender zusammenführender doppelter LC
D <sub>LC, close</sub>	Seite	Davor in Zielposition	Langsamer Sideswipe beim FSW
D <sub>LC, far</sub>	Seite	Davor neben Zielposition	Langsamer entfernter Sideswipe beim FSW
E <sub>LC, far</sub>	Seite	Neben der Zielposition	Entfernter Sideswipe beim FSW
F <sub>LC, far</sub>	Seite	Dahinter neben Zielposition	Schneller entfernter Sideswipe beim FSW

Pfad	Kollisionsfläche	Initialposition	Szenario
F <sub>LC,close</sub>	Seite	Dahinter in Zielposition	Schneller Sideswipe beim FSW
G <sub>LC,far</sub>	Heck	Davor in Zielposition	Zurückfalleder Auffahrer beim zusammenführenden FSW
G <sub>LC,close</sub>	Heck	Davor daneben in Zielposition	Zurückfalleder Auffahrer in Zielposition
G <sub>LC,across</sub>	Heck	Davor neben Initialposition (gegenüber Zielposition)	Zurückfalleder querender Auffahrer
H <sub>LC,far</sub>	Heck	Dahinter in Zielposition	Auffahrer beim zusammenführenden FSW
H <sub>LC,close</sub>	Heck	Daneben dahinter in Zielposition	Auffahrer in Zielposition
H <sub>LC,across</sub>	Heck	Dahinter neben Initialposition	Querender einscherender Auffahrer
I <sub>LC,across</sub>	Heck	Dahinter in Initialposition	Synchroner Auffahrer



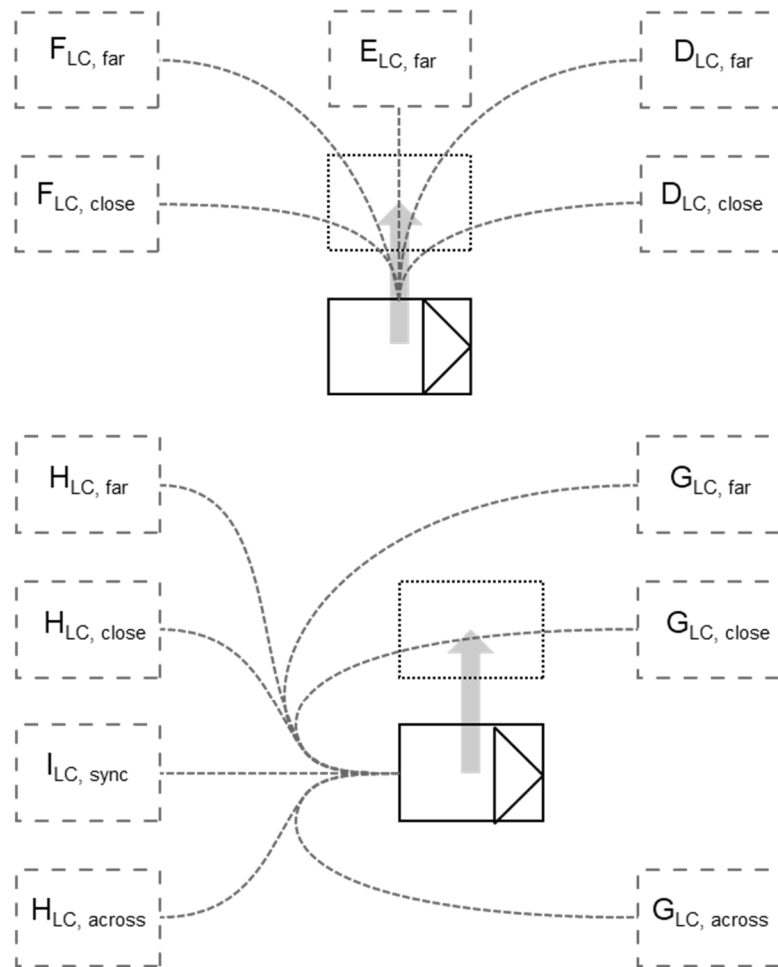


Bild 4-3: Herausfordererszenarien beim Fahrstreifenwechsel

## 5 Anforderungsverstärkende Faktoren

Anforderungsverstärkende Faktoren dienen dazu, Gegebenheiten in einem Szenario abzubilden, die für sich allein kein Szenario hervorrufen. Ein Anforderungsverstärkender Faktor kann lediglich einen als Ergänzung zu einem Szenario angeführt werden. Generell können zwei Arten der Anforderungsverstärkenden Faktoren betrachtet werden.

Allgemeine Anforderungsverstärkende Faktoren können während eines beliebigen Grundscenarios auftreten und codiert werden. Weiterhin gibt es anforderungsverstärkende Faktoren, die nur betrachtet werden können, wenn eines der sicherheitsrelevanten Szenarien vorliegt. Dies betrifft vor allem Faktoren auf Ebene der statischen und der dynamischen Objekte.

Zur systematischen Einordnung der Faktoren wird das 6-Ebenen-Modell genutzt, welches in FE82.0729/2019 Kap. 2.1.3 und in *6-Layer Model for a Structured Description and Categorization of Urban Traffic and Environment - Scholtes et al. 2013* (<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3072739>) beschrieben wird. Die Ebenen sind in Bild 3-1 zusammengefasst:

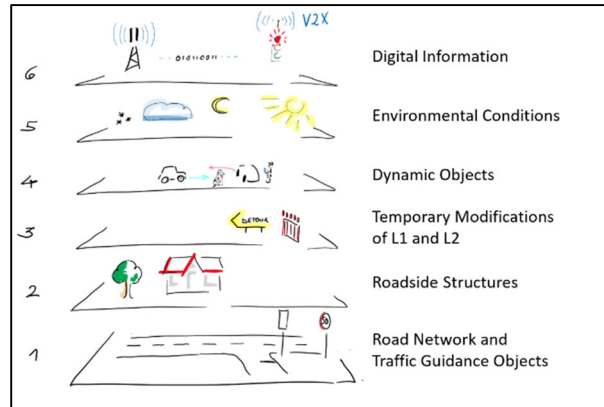


Bild 5-1: 6-Ebenen-Modell zur Strukturierung von Entitäten im Verkehr

## 5.1 Allgemeine Anforderungsverstärkende Faktoren

Allgemeine anforderungsverstärkende Faktoren werden über den gesamten Verlauf der Fahrt in Form einer ereignisbasierten Tabelle kodiert. Für die folgenden Faktoren werden zunächst die Ereignisse beschrieben, die einen neuen Eintrag in der Tabelle auslösen. Die weiteren in der Tabelle aufgeführten Parameter werden pro Zeile der Tabelle kodiert. Je nach Art des Faktors ist zu unterscheiden ob der Faktor stets eine Instanz besitzt oder ob mehrere Instanzen parallel auftreten können. Beim Fall der Fahrstreifenmarkierung kann es in Baustellen vorkommen, dass sowohl weiße Fahrstreifenmarkierungen sowie die gelben Markierungen der Baustelle sichtbar sind, in diesem Fall werden mehrere Fahrstreifen gleichzeitig kodiert. Dementsprechend werden wie in Abbildung 6 dargestellt, mehrere Fahrstreifen gleichzeitig kodiert. Für den Faktor Steigung ist stets nur eine Instanz zur einem Zeitpunkt möglich.

ID	Grundszenario	Ereignis	Fahrstreifen-Paar (1)		Fahrstreifen-Paar (2)	
			Links	Rechts	Links	Rechts
1	Fahrstreifenwechsel	Initialisierung Grundszenario	Priorität 1 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250	Priorität 1 Typ: Gestrichelt RGB: 245,255,250		
2		Unterbrechung Fahrstreifen	Priorität 1 Typ: Durchgezogen RGB: 244,254,251	Priorität 1 Typ: Gestrichelt <b>RGB: 112,128,144</b>		
3	Freie Fahrt	Initialisierung Grundszenario	Priorität 1 Typ: Gestrichelt RGB: 244,254,251	Priorität 1 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250		
4		Doppelte Fahrstreifenmarkierung	Priorität 2 Typ: Gestrichelt RGB: 244,254,251	Priorität 2 Typ: Durchgezogen RGB: 245,255,250	Priorität 1 Typ: Durchgezogen RGB: 173,255,047	Priorität 1 Typ: Durchgezogen RGB: 173,255,047

Bild 5-2: Beispiel einer Kodierung von Fahrstreifenmarkierungen

### 5.1.1 Fahrstreifenmarkierung

Mit der Fahrstreifenmarkierung ist die farbliche Kennzeichnung auf der Oberfläche von Verkehrsflächen des Straßenverkehrs gemeint. Mit diesem anforderungsverstärkenden Faktor sollen insbesondere nicht bzw. schlecht sichtbare, unterbrochene und mehrfache Fahrstreifenmarkierungen berücksichtigt werden.

Drei wesentliche Mechanismen wurden identifiziert, die den Zustand und die Sichtbarkeit der Fahrstreifenmarkierung beeinflussen. Zum einen kann die Fahrstreifenmarkierung durch Objekte oder durch Wettereinflüsse wie Schnee verdeckt sein. Das regelmäßige Befahren und die Umwelteinflüsse sorgen zudem dafür, dass die Fahrstreifenmarkierung abgenutzt wird und so teilweise nur schwach oder gar nicht mehr vorhanden ist. Temporär veränderte Fahrstreifen hingegen können beispielsweise durch Baustellen entstehen. In Deutschland sind diese temporären Fahrstreifen meist gelb dargestellt.

Da die Fahrstreifenmarkierung während der gesamten Fahrt relevant ist, ist dieser zeitreihenbasiert. Ein Beispiel hierzu ist im Abbildung 6 zu finden. Zur Beschreibung werden die folgenden Parameter genutzt. Dabei ist zu beachten, dass jedes Paar Fahrstreifenmarkierung mit den Parametern beschrieben wird.

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn / Wechsel eines Grundszenarios 2: Wechsel der Linienart 3: Verdeckung (mindestens X Meter lang) 4: Beginn eines Fahrstreifens 5: Fahrstreifenübertritt 6: Doppelte Fahrstreifenmarkierung
<i>Priorität</i>	Priorität des Fahrstreifens.	1: höchste Priorität 2: untergeordnete Priorität
<i>Linienart</i>	-	1: Strich durchgehend 2: Strich unterbrochen 3: Doppelstrich sowohl durchgehend als auch unterbrochen 4: Doppelstrich durchgehend, Doppelstrich unterbrochen 5: „Botts Dots“
<i>Sichtbarkeit</i>	Beschreibt wie stark sich Fahrstreifenmarkierung vom Untergrund abhebt durch die Differenz der RGB Werte.	1: Mittelwert & Standardabweichung 2: Minimaler Wert 3: Maximaler Wert
<i>Profil</i>	Beschreibt das Relief der Markierungsoberfläche	1: Glatt 2: Profiliert
<i>Abstand</i>	Abstand der Fahrstreifen.	1: Mittelwert & Standardabweichung 2: Minimaler Wert 3: Maximaler Wert

Relevante *Ereignisse* zur Diskretisierung sind der Beginn und das Ende des Grundszenarios. Darüber hinaus soll der Wechsel der Linienart, eine Verdeckung des Fahrstreifens durch Objekte, der Beginn eines Fahrstreifens sowie der Fahrstreifenwechsel berücksichtigt werden. Zuletzt ist die mehrfache Fahrstreifenmarkierung ein relevantes Ereignis, das beispielsweise bei der Einfahrt in eine Baustelle auftritt.

Das letzte Ereignis bedingt den weiteren Parameter der *Priorität*. Damit soll festgelegt werden, welche Fahrstreifen für das Fahrzeug relevant ist.

Da die *Linienart* einen wichtigen Informationscharakter widerspiegelt soll diese ebenfalls berücksichtigt werden. Dazu gehören Ausprägungen, wie eine durchgezogene Linie oder eine gestrichelte Linie.

Wie stark sich die Fahrstreifenmarkierung vom Untergrund abhebt soll mit dem Parameter *Sichtbarkeit* beschrieben werden. Da dieser Parameter innerhalb eines zeitlichen Ereignisses schwanken kann, werden statistische Kenngrößen wie Mittelwert und Standardabweichung verwendet, um den Parameter zu beschreiben.

Neben der optischen Erscheinung kann eine Markierung ebenfalls über ein Relief verfügen. Der Parameter *Profil* gibt an, ob die Oberfläche glatt oder profiliert ist.

Abschließend wird der *Abstand* der Fahrstreifen thematisiert. Dieser wird ebenfalls, wie die Sichtbarkeit, über statistische Kenngrößen beschrieben.

### 5.1.2 Kraftschluss

Dieser Faktor soll den Kraftschluss zwischen den Reifen und der Straße charakterisieren, der durch interne und externe Faktoren beeinflusst werden kann. Interne Faktoren zielen auf die verminderte Reifenhaftung ab, die beispielsweise durch abgefahrene Reifen oder ein fehlerhaftes Fahrwerk entstehen können. Externe Faktoren berücksichtigen Einflussgrößen, die die Haftung der Straße beeinflussen. Hierzu gehören zum Beispiel Nässe und Laub, die wetterabhängige Größen sind, als auch durch Bauarbeiten oder ausgelaufene Flüssigkeiten verursachte Reibwertänderungen. Dieser Faktor spielt insbesondere in der Unfallforschung eine große Rolle zur Bewertung der Unfallvermeidung. Deshalb existieren bereits in der Unfallforschung Tabellen, die den Reibwert auf bestimmten Oberflächen charakterisieren.

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Abfall Reibwert
<i>Reibwert</i>	Beschreibt den Kraftschluss zwischen Reifen und Straßenoberfläche	0..1
<i>Straßenoberfläche</i>	Charakterisierung der Straßenoberfläche	1: Asphalt 2: Rollsplit 3: Beton 4: Eis 5: Sand / Kies 6: Schlamm 7: Sonstiges
<i>Ausdehnung</i>	Beschreibung der betroffenen Achsen	1: linke Seite 2: rechte Seite 3: beide Seiten
<i>Größe</i>	Longitudinale und laterale Ausdehnung	[m]

Relevante *Ereignisse* sind lediglich der Beginn eines Grundszenarios sowie der drastische Abfall des Reibkoeffizienten.

Zentraler Bestandteil ist die Abschätzung des *Reibwerts* zwischen der Straße und den Reifen. Dieser ist abhängig von der *Straßenoberfläche*, weshalb diese ebenfalls mitbeschrieben wird.

Da der Reibwertabfall beispielsweise nur an einer Seite des Fahrzeugs auftreten kann, soll die *Ausdehnung* dessen zusätzlich beschrieben werden. Zudem spielt die longitudinale und laterale *Größe* der Fläche mit dem bestimmten Reibwert eine große Rolle.

### 5.1.3 Steigung

Die Steigung bzw. das Gefälle als Maß für die Höhenänderung der Straße entlang der Fahrtrichtung beeinflusst den Fahrwiderstand. Änderungen der Steigung müssen dementsprechend vom Fahrer durch Rücknahme oder Erhöhung der Motorleistung kompensiert werden, wenn eine bestimmte Wunschgeschwindigkeit beibehalten werden soll.

Es werden zwei Parameter für die Beschreibung verwendet:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Änderung Steigung
<i>Steigung</i>	Verhältnis der Höhenänderung zur waagerechten Strecke	[%]

Der Beginn eines Grundszenarios und signifikante Änderungen der Steigung stellen relevante *Ereignisse* dar.

Die *Steigung* selbst wird als Höhendifferenz pro waagerechter Strecke in Prozent angegeben, wie es den Angaben der Straßenbeschilderung entspricht.

### 5.1.4 Kurve

Nicht einsehbare oder unzureichend markierte Straßenverläufe sowie enge Kurvenradien steigern ebenfalls den Komplexitätsgrad eines Szenarios, da dies beispielsweise in Verbindung mit einem verminderten Reibwert zu einem Verlust des Kraftschlusses und damit Kontrollverlust des Fahrzeugs führen kann. Dieser Faktor berücksichtigt sowohl fehlende, verdrehte, falsche physische Schilder als auch digitale Anzeigen und digitales Kartenmaterial. Die Parameter lauten:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Starke positive Krümmung 3: Leichte positive / negative Krümmung 4: Starke negative Krümmung
<i>Krümmung</i>	Krümmung der Kurve	Mittelwert, Standardabweichung, Minimaler, Maximaler Wert
<i>Vorabinformation</i>	Beschreibung der Ankündigung der Kurve	0: Kein Schild

		1: Existierendes, aber verdecktes Schild 2: Existierendes sichtbares Schild 3: Digitale Informationen inkorrekt 4: Digitale Informationen korrekt
--	--	--

Zu Beginn eines jeden Grundszenarios sowie Wechsel der Klasse der Krümmung wird ein neues *Ereignis* beschrieben. Die Differenzierung der Klasse erfolgt dabei in leicht positiv / negativ und stark negativ bzw. stark positiv. Damit soll gewährleistet werden, dass sich ein Grundszenario über mehrere Kurven erstrecken kann.

Zur Beschreibung der *Krümmung* selbst werden statistische Kenngrößen wie der Mittelwert und die Standardabweichung verwendet.

Schließlich werden die *Vorabinformationen* geprüft, die beschreiben, ob und wie die Kurve angekündigt wurde. Dies kann sowohl durch analoge und digitale Schilder als auch anderen digitalen Informationen wie V2X erfolgen. Der Parameter kann dabei mehrfach belegt sein, wenn zum Beispiel kein Schild existiert, die digitalen Informationen aber korrekt sind.

### 5.1.5 Fahrstreifenverlauf

Neben Kurven, welche den Straßenverlauf insgesamt beeinflussen, wird auch der Verlauf des Fahrstreifens selbst berücksichtigt. Nicht nur der Verlauf der gesamten Straße, sondern auch die Führung des Fahrstreifens kann eine Herausforderung für die sich darauf befindlichen Fahrzeuge darstellen. Ein Beispiel stellt eine Fahrstreifenverengung aufgrund permanenter baulicher Gegebenheiten oder aufgrund einer Baustelle dar. Insbesondere in letzterem Fall kann es zusätzlich oder alternativ zu Krümmungen des Fahrstreifens kommen, die sich deutlich von der Krümmung der Straße selbst unterscheiden.

Um die genannten Fälle abdecken zu können, werden folgende Parameter zur Beschreibung verwendet:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Starke positive Krümmung 3: Leichte positive / negative Krümmung 4: Starke negative Krümmung 5: Fahrstreifenverengung
<i>Krümmung</i>	Krümmung der Kurve	Mittelwert, Standardabweichung, Minimaler, Maximaler Wert
<i>Vorabinformation</i>	Beschreibung der Ankündigung der Krümmung oder Verengung	0: Kein Schild 1: Existierendes, aber verdecktes Schild



		2: Existierendes sichtbares Schild 3: Digitale Informationen inkorrekt 4: Digitale Informationen korrekt
--	--	--

Neben dem Beginn eines Grundszenarios stellt eine Verengung des Fahrstreifens ebenfalls ein auslösendes *Ereignis* dar. Für Krümmungswechsel gilt dies ebenfalls, wobei wie bei Kurven eine Einteilung in die Klassen leicht positiv / negativ und stark negativ bzw. stark positiv erfolgt.

Die Parameter *Krümmung* und *Vorabinformationen* sind äquivalent definiert wie im Faktor *Kurve*.

### 5.1.6 Objektteilung

In seltenen Fällen kommt es auf der Autobahn vor, dass sich Gegenstände von Fahrzeugen oder gar ganze Anhänger lösen. Klassische Beispiele sind Radkappen oder nicht sachgemäß befestigte Ladung. Dieser Faktor komplementiert zudem den vorausgehenden Unfall, der weiter unten erläutert wird. Bei einem Unfall lösen sich oftmals Teile vom Fahrzeug oder Fahrer und Fahrzeug werden bei einem Motorrad Unfall getrennt. In solchen Fällen verfolgen die einzelnen Objekte sehr individuelle Trajektorien.

Da diese Trajektorien schwer beschreibbar sind, soll mit den folgenden Parametern nur ein Überblick gegeben werden

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Objekt, dass sich vom Ursprung löst.	1: Bauteil Fahrzeug 2: Ladung 3: Fahrer 4: Sonstiges
<i>Ursprung</i>	Objekt, von dem sich anderes Objekt trennt	1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fahrrad 6: Fußgänger 7: Anhänger
<i>Trajektorie</i>	Trajektorie des abgetrennten Objekts	0: Keine Überschneidung mit Ego-Trajektorie 1: Überschneidung mit Ego-Trajektorie

Jedes Objekt, das sich trennt, stellt ein *Ereignis* dar, das näher beschrieben wird. Der *Ursprung* charakterisiert das Ursprungsobjekt, von dem sich das Objekt gelöst hat. Darüber hinaus soll mit dem Parameter *Trajektorie* die Relevanz für das Ego-Fahrzeug abgeschätzt werden. Dabei wird unterschieden, ob das abgetrennte Objekt die Ego-Trajektorie schneidet und eine Kollisionsvermeidungsreaktion notwendig ist.

### 5.1.7 Nicht lokalisierbare Sichteinschränkung

Nicht lokalisierbare Sichteinschränkungen umfassen solche, deren Positionierung nicht exakt festgelegt werden kann. Hierzu gehören unter anderem Wetterereignisse wie Nebel oder starker Regen. Nicht lokalisierbare Objekte entstammen meist der Ebene 5 und werden wie folgt beschrieben:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Art der nicht lokalisierbaren Sichteinschränkung	1: Reduktion der Sichtweite um X Meter 2: Störung der Wahrnehmung eines Sensors
<i>Ursache</i>	Wodurch entsteht die Sichteinschränkung	Ebene 1: 1: Schneefall 2: Regen 3: Nebel 4: Staub 5: Sonnenstand 6: Schneller Wechsel der Lichtverhältnisse (Tunneleinfahrt)
<i>Sensor</i>	Betroffener Sensor	1: Ultraschallsensor 2: Radarsensor 3: LiDAR 4: Kamera 5: GPS 6: Mobilfunknetz 7: V2X Kommunikation
<i>Ausmaß</i>	Quantifizierung der Sichteinschränkung abhängig vom Ereignis sowie der Ursache.	Reduktion der Sichtweite: 1: Sichtweite = x [m]  Störung der Wahrnehmung 1: Position und Uhrzeit Fahrzeug 2: Dauer der Störung: x [s]  Quantifizierung Ursache: z.B.: Regen: stark, mittel, schwach

Zur Diskretisierung wird jede Art der nicht lokalisierbaren Sichteinschränkung als *Ereignis* angesehen. Hierbei wird zwischen der Reduktion der Sichtweite um eine gewisse Distanz und der Störung der Wahrnehmung eines Sensors unterschieden.

Jedes Ereignis basiert auf einer bestimmten *Ursache*, die mit beschrieben wird. Das ist zum Beispiel Nebel oder starker Regen. Darüber hinaus soll der *Sensor* spezifiziert werden, dessen Sicht eingeschränkt wird.

Abschließend wird das *Ausmaß* der Einschränkung quantifiziert. Bei den nicht lokalisierbaren Sichteinschränkungen wird darauf verzichtet, einzelne Objekte zu benennen, die von der Sichteinschränkung betroffen sind.

### 5.1.8 Lokalisierbare Statische Sichteinschränkung

Lokalisierbare statische Sichteinschränkungen hingegen können aus den Ebenen 1 bis 3 des 6-Ebenen Modells entspringen:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Art der lokalisierbaren statischen Sichteinschränkung	Ebene 1: 1: Topologie 2: Straßenführung (Kurve) 3: Sonstiges Ebene 2: 1: Randbebauung 2: Begrünung 3: Sonstiges Ebene 3: 1: Baumaßnahmen 2: Sonstiges

<i>Verdeckung</i>	Verdecktes Objekt	Ebene 1: 1.1: Kurve 1.2: Tunneleinfahrt  Ebene 2: 2.1: Beschilderung 2.2: Lichtsignalanlagen 2.3: Randbebauung 2.4: Linienführung  Ebene 3: 3.1: Beschilderung 3.2: Bauarbeiter 3.3: Baustellenfahrzeug 3.4: Fahrstreifen 3.5: Randbebauung 3.6: Schlagloch  Ebene 4: 4.1: Fahrzeuge 4.2: Tiere 4.3: Fußgänger 4.4: Fahrradfahrer  Ebene 5: 5.1: Schnee / Glatteis 5.2: Wasserlachen
<i>Ausmaß</i>	Dauer und Umfang der Sichteinschränkung	X Sekunden Vollständig / Nicht vollständig

Die *Ereignisse* in der Ebene 1 sind insbesondere die durch die Topologie oder Straßenführung bedingten Sichteinschränkungen. Auf der Ebene 2 können Randbebauungen oder Begrünungen die Sicht einschränken. Baumaßnahmen, die der dritten Ebene zuzuordnen sind, können ebenfalls die Sicht einschränken. Darüber hinaus wird aber noch *das verdeckte Objekt* notiert, da davon ausgegangen werden kann, dass die statischen Sichteinschränkungen nur von kurzer Dauer sind.

Zum einschränkenden Objekt gehören die Fahrzeugklasse sowie dessen Größe. Wie bei den anderen Sichteinschränkungen wird zudem notiert, welches Objekt verdeckt wird. Mithilfe der *Allokation* soll die Position der Sichteinschränkung beschrieben werden. Dazu wird quantifiziert ob sich das Fahrzeug vor oder hinter bzw. links oder rechts vom Ego-Fahrzeug befindet.

### 5.1.9 Vorausgehender Unfall

Bei dem vorausgehenden Unfall muss eine Fallunterscheidung durchgeführt werden, die von der zeitlichen und räumlichen Ausdehnung des Unfalls abhängen. Unfälle, bei denen das Ego-Fahrzeug zu einer kollisionsvermeidenden Handlung gezwungen wird, müssen den Challenger Szenarien zugeordnet werden. Findet der Unfall außerhalb des Ego-Fahrschlauchs statt oder ist dort schon zum Stillstand gekommen ist die Situation zunächst nicht kritisch, dennoch ist eine erhöhte Alarmbereitschaft und Anforderung an das Situationsverständnis des Ego-Fahrzeugs gegeben. Zur Beschreibung werden die folgenden Parameter verwendet

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Jeder nicht zusammenhängende Unfall stellt ein Ereignis dar.	-
<i>Zustand Unfall</i>	-	0: Stillstand 1: In Bewegung
<i>Allokation</i>	Verortung des Unfalls aus der Ego-Perspektive	0: Unfall rechts außerhalb von Ego-Fahrsstreifen 1: Unfall innerhalb Ego-Fahrsstreifen mit Ausdehnung nach rechts 2: Unfall innerhalb Ego-Fahrsstreifen (Ausdehnung nach links und rechts) 3: Unfall innerhalb Ego-Fahrsstreifen mit Ausdehnung nach links 4: Unfall links außerhalb Ego-Fahrsstreifen 5: Unfall außerhalb Ego-Fahrsstreifen nach links und rechts
<i>Anzahl Fahrzeuge</i>	Anzahl involvierter Fahrzeuge im Unfall	-
<i>Fahrzeugtyp(en)</i>	Involvierte Fahrzeugtyp(en)	1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fußgänger 6: Fahrrad 7: Sonstige
<i>Relation Grundszenario</i>	Beschreibung, ob Ego-Fahrzeug während Grundszenario vorbei gefahren ist.	0: Ja 1: Nein

Jeder nicht zusammenhängende Unfall während eines Grundszenarios soll als *Ereignis* berücksichtigt werden. Der Unfall kann sich dabei auch über mehrere Grundszenarien hinweg erstrecken. Deshalb ist die

Beschreibung des *Zustands des Unfalls* wichtig, damit beschrieben werden kann, ob der Unfall schon zum Stillstand gekommen ist.

Mithilfe der *Allokation* wird die Position des Unfalls relativ zum Ego-Fahrzeug beschrieben. Dabei kann der Unfall sowohl innerhalb als auch außerhalb des Ego-Fahrschlauchs verortet werden.

Um das Ausmaß des Unfalls zu beschreiben werden die *Anzahl der Fahrzeuge* und die *Fahrzeugtypen* beschrieben. Die Parameter *Relation Grundszenario* gibt an, ob das Ego-Fahrzeug während des Grundszenarios am Unfall vorbeigefahren ist.

Diese Beschreibung soll insbesondere die Suchbarkeit von Szenarien, in denen ein Unfall im Sichtfeld des Ego-Fahrzeugs geschehen, erleichtern. Da Unfälle jedoch sehr komplexe Interaktionen der Verkehrsteilnehmer darstellen, müssen die Daten je nach Anwendungszweck genauer analysiert werden.

### 5.1.10 Vorrangiges Fahrzeug

Der Faktor "vorrangiges Fahrzeug" ist sowohl für allgemeine Szenarien als auch sicherheitskritische Szenarien relevant und soll die Interaktion mit beispielsweise einem Krankenwagen in Abhängigkeit von seinem Zustand berücksichtigen.

Diese Fahrzeuge müssen gesondert betrachtet werden, denn beispielsweise Fahrzeuge der Bundeswehr, der Bundespolizei, der Feuerwehr, des Katastrophenschutzes, der Polizei und des Zolldienstes sind von der Einhaltung der Vorschriften der Straßenverkehrsordnung befreit, soweit dies zur Erfüllung ihrer spezifischen hoheitlichen Aufgaben dringend erforderlich ist.

Nimmt ein solches Fahrzeug ohne jegliche Signale, wie Martinshorn oder Blaulicht, am Straßenverkehr teil, sind sämtliche Regeln identisch zu den anderen Fahrzeugen. Werden hoheitliche Aufgaben erfüllt, wird dies durch die gesonderten Zeichen signalisiert. In solchen Fällen ist das Ego-Fahrzeug dazu angehalten den Fahrschlauch für das vorrangige Fahrzeug freizuhalten, weshalb dieser Faktor relevant ist und wie folgt beschrieben wird

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	0: Eintritt in Sichtfeld 1: Austritt aus Sichtfeld 2: Wechsel des „Zustands“
<i>Fahrzeugtyp</i>	-	0: Krankenwagen 1: (Bundes)Polizei 2: Feuerwehr 3: Bundeswehr 4: Katastrophenschutz 5: Zolldienst

<i>Position Fahrzeug</i>	Longitudinale und laterale Position des Fahrzeugs	Longitudinal: Abstand in Meter Lateral: 1: Im Ego Fahrstreifen 2: (Benachbarter) Fahrstreifen links 3: (Benachbarter) Fahrstreifen rechts
<i>Zustand</i>	Alarmzustand des Fahrzeugs	1: Normaler Modus 2: Blaulicht aktiv 3: Horn aktiv 4: Stillstand ( $v = 0$ )

Während eines Grundszenarios können mehrere Fahrzeuge auftreten, sodass für jedes Fahrzeug die oben dargestellten Parameter zur Beschreibung verwendet werden. Die relevanten *Ereignisse* sind: Eintritt in das Sichtfeld; Austritt aus dem Sichtfeld und Wechsel des Zustands.

Der *Fahrzeugtyp* spezifiziert, welches vorrangige Fahrzeug berücksichtigt wird. Mit der *Position des Fahrzeugs* wird die longitudinale und laterale Position des Fahrzeugs relativ zum Ego-Fahrzeug beschrieben. Der longitudinale Abstand wird in Metern gemessen, der laterale Abstand wird anhand der Fahrstreifen referenziert.

Da der (Alarm)*Zustand* des Fahrzeugs ausschlaggebend für die Relevanz dieser Fahrzeuge ist, muss dieser ebenfalls beschrieben werden. Die möglichen Eigenschaften zur Beschreibung des Zustands des Fahrzeugs sind nicht überschneidungsfrei und können daher mehrfach genannt werden. Beispielsweise kann der Krankenwagen am rechten Fahrbahnrand stehen und das Blaulicht aktiv geschaltet haben.

### 5.1.11 Verkehrsregeln

Die Verkehrsregeln definieren die Rahmenbedingungen des Verkehrsgeschehens. Änderungen dieser Regeln an einem Punkt der Strecke erfordern dementsprechend eine Verhaltensanpassung der Verkehrsteilnehmer, etwa bei einer Reduktion der zulässigen Geschwindigkeit.

Die Verkehrsregeln werden ähnlich wie die Fahrstreifenmarkierungen als erweiterbare Tabelle definiert, sodass mehrere Verkehrsregeln gleichzeitig gültig sein können. Es werden nur die relevanten Parameter für die Verkehrsdomäne Autobahn berücksichtigt. Dies sind im Einzelnen:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Zu berücksichtigende Ereignisse zur Diskretisierung des Faktors.	1: Beginn Grundszenario 2: Änderung Geschwindigkeitsbegrenzung 3: Eintritt Überholverbot 4: Ende Überholverbot
Typ	Art der gültigen Verkehrsregel	1. Zulässige Höchstgeschwindigkeit 2. Richtgeschwindigkeit

		3. Mindestgeschwindigkeit 4. Überholverbot
Wert	Falls Geschwindigkeit	Wert in km/h
Einschränkung	Einschränkung der Regel auf eine besondere Fahrzeugklasse	1. Gültig für alle Verkehrsteilnehmer 2. Zulässiges Gesamtgewicht 3,5 t 3. LKW 4. PKW mit Anhänger
Dynamisch	Wechselverkehrszeichen	Ja / nein

Neben dem Beginn eines Grundszenarios sind mögliche *Ereignisse* die Änderung einer Geschwindigkeitsbegrenzung und das Eintreten oder Entfallen eines Überholverbots.

Die Art der Verkehrsregel kann verschiedene Arten der Geschwindigkeitsbegrenzung betreffen oder ein Überholverbot definieren. Im Falle einer Geschwindigkeitsbegrenzung muss zusätzlich noch deren Höhe angegeben werden.

Die Verkehrsregel kann ggf. nur für bestimmte Verkehrsteilnehmer wie LKW gültig sein. Weiterhin wird angegeben, ob die Regel durch eine statische Beschilderung oder ein Wechselverkehrszeichen angegeben wird.

## 5.2 Anforderungsverstärkende Faktoren in kollisionsrelevanten Szenarien

Zwei Arten der anforderungsverstärkenden Faktoren können nur auftreten, wenn sich das Ego-Fahrzeug zurzeit in einem sicherheitsrelevanten Grundszenario befindet, da sich diese nur in Relation zu dem herausfordernden Objekt beschreiben lassen.

### 5.2.1 Handlungseinschränkung

Handlungseinschränkungen limitieren die Möglichkeiten für gewisse Unfallvermeidungsmanöver. Sie zeichnen sich dadurch aus, dass ihre Anwesenheit im Szenario keine potentielle Kollision darstellen würde, aber eine falsche Reaktion des Ego-Fahrzeugs auf das herausfordernde Objekt zu einer Kollision mit der Handlungseinschränkung führen kann. Sowohl dynamische Objekte als auch statische Objekte können eine Handlungseinschränkung darstellen. Dynamische Objekte bewegen sich mit dem Ego-Fahrzeug auf der Autobahn und sind der Ebene 4 zuzuordnen.

Die statischen Objekte, die eine Handlungseinschränkung darstellen können, entspringen den Ebenen 2 und 3. Hierzu gehört unter anderem die Randbebauung, die die Bewegungsfreiheit des Ego-Fahrzeugs links bzw. rechts limitiert. Dazu gehören auch Markierungen auf der Straße, die das Befahren der Fläche verbieten.

Zur Beschreibung des Faktors „Handlungseinschränkung“ werden die folgenden Parameter verwendet:

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
-----------	--------------	------------



<i>Ereignis</i>	Beschreibt die vorliegende Handlungseinschränkung	1: Objekt hinter Ego 2: Objekt vor Ego 3: Objekt seitlich 4: Komplette seitliche Blockade 5: Seitliche Blockade mit ausreichender Lücke
<i>Objektklasse</i>		Ebene 2: 1: Durchgezogene Linie 2: Randbebauung 3: Sperrfläche Ebene 3: 1: Abgrenzung Baustelle Ebene 4: 1: Pkw 2: Lkw 3: Bus 4: Motorrad 5: Fahrrad 6: Fußgänger
<i>Handlungseinschränkung</i>	Beschreibt die Größe des Objekts	Länge = X [m] Breite = X [m] Höhe = X[m] Größe der Lücke = X [m]
<i>Distanz</i>	Longitudinaler und lateraler Abstand zur Handlungseinschränkung	Longitudinaler Abstand = X [m] Lateraler Abstand = X [m]
<i>Zustand</i>	Beschreibt den dynamischen Zustand des Objekts und die Relativgeschwindigkeit zum Ego-Fahrzeug	1: (quasi) statisch 2: dynamisch  Relativgeschwindigkeit: [m/s]

Im Rahmen der Entwicklung der Handlungseinschränkung im Challenger Konzept wurden bereits die fünf relevanten Mechanismen definiert, die die Ausprägung der Handlungseinschränkung beschreiben. Diese Mechanismen repräsentieren die *Ereignisse*, die den zeitlichen Verlauf des Faktors diskretisieren sollen:

- Ein Objekt hinter Ego,
- Ein Objekt vor Ego,
- Ein Objekt seitlich (links oder rechts),
- Eine Komplette seitliche Blockade,
- Eine Seitliche Blockade mit ausreichender Lücke

Die *Objektklasse* beschreibt das Objekt selbst, das die Handlungseinschränkung darstellt.

Mithilfe der *Distanz* wird die Einschränkung relativ zum Ego-Fahrzeug durch die longitudinale und laterale Distanz verortet.

Der Parameter *Handlungseinschränkung* quantifiziert die Ausmaße der Einschränkung. Dazu gehören die Länge, Breite, und Höhe des Objekts sowie die Größe der Lücke, falls die Einschränkung eine seitliche Blockade mit ausreichender Lücke ist.

Zuletzt wird noch der *Zustand* des Objekts beschrieben. Eine erste Einschätzung liefert zwar der Parameter *Handlungseinschränkung*, dennoch ist es notwendig den dynamischen Zustand zu beschreiben. Dazu gehört auch die Relativgeschwindigkeit zum Ego-Fahrzeug.

### 5.2.2 Lokalisierbare dynamische Sichteinschränkung

Lokalisierbare dynamische Sichteinschränkungen existieren lediglich auf der Ebene 4 und wurden beim Herausforderer-Konzept eingeführt. Die relevanten Parameter sind:

- Ereignis
- Sicht einschränkendes Objekt
- Verdecktes Objekt
- Allokation
- Ausmaß

Hier soll das die *Sicht einschränkende Objekt* bestimmt werden, wozu dessen Fahrzeugklasse und Größe gehört. Wie bei den anderen Sichteinschränkungen wird zudem notiert, welches Objekt verdeckt wird. Mithilfe der *Allokation* soll die Position der Sichteinschränkung beschrieben werden. Dazu wird quantifiziert ob sich das Fahrzeug vor oder hinter bzw. links oder rechts vom Ego-Fahrzeug befindet.

Parameter	Beschreibung	Ausprägung
<i>Ereignis</i>	Jede lokalisierbare dynamische Sichteinschränkung	-
<i>Sensor</i>	Betroffener Sensor	1: Ultraschallsensor 2: Radarsensor 3: Lidarsensor 4: Kamera 5: GPS 6: Mobilfunknetz 7: V2X Kommunikation
<i>Verdecktes Objekt</i>	Klassifikation des Objekts, das verdeckt wird	Ebene 4: 4.1: Fahrzeug 4.2: Anhänger 4.3: Ladung
<i>Sicht einschränkendes Objekt</i>	Ursache der Sichteinschränkung	Ebene 4: 4.1: Fahrzeug 4.2: Anhänger 4.3: Ladung
<i>Allokation</i>	Verortung des Objekts, das die Sicht einschränkt	

<i>Ausmaß</i>	Dauer und Umfang der Sichteinschränkung	X Sekunden Vollständig / Nicht vollständig
---------------	---	---

## 6 Formelzeichen und Definitionen zu Kodierung von Grundszenarien

### 6.1 Objektbezeichnungen

Zur Definition der zu kodierenden Parameter werden die folgenden Bezeichnungen für Objekte verwendet.

Bezeichnung	Index	Definition
<i>Ego</i>		Ego-Fahrzeug
<i>Leading Object</i>	<i>lead</i>	Vorausfahrendes Objekt
<i>Laterally Moving Object</i>	<i>lat. Obj</i>	Sich lateral zur Fahrbahn bewegendes Objekt
<i>Left Lane Object</i>	<i>left Obj</i>	Für Längsregelung relevantes Objekt auf linkem Nachbarfahrstreifen
<i>Leading Object, origin</i>	<i>lead, origin</i>	Vorausfahrendes Objekt auf dem anfänglichen Fahrstreifen
<i>Leading Object, target</i>	<i>lead, target</i>	Vorausfahrendes Objekt auf dem Ziel-fahrstreifen
<i>Following Object, target</i>	<i>following</i>	Hinterherfahrendes Objekt auf dem Ziel-fahrstreifen
†		Gibt an dass das Objekt nicht für die Definition des Szenarios existieren muss oder der Parameters nicht über den gesamten Verlauf des Szenarios gültig ist.
<i>Passing Object</i>	<i>passing</i>	Passierendes Objekt
<i>Passed Object</i>	<i>passed</i>	Passiertes Objekt
<i>Neighbour Object</i>	<i>Neighbour</i>	Neben dem Ego-Fahrzeug verweilendes Objekt
<i>Object</i>	<i>Obj</i>	Relevantes Objekt für überlagerte Interaktion

Werden Größen ohne Index angegeben, beziehen sie sich im allgemeinen auf das Ego-Fahrzeug (z.B. *v*). Bei Größen die eine Interaktion mit dem Vorderfahrzeug beschreiben, bezieht sich eine Größe ohne Index (z.B. *TTC*) auf die Interaktion zwischen Ego-Fahrzeug und dessen aktuellen Vorderfahrzeug. Ein entgegenkommendes oder rückwärtsfahrendes Fahrzeug wird der Einfachheit halber ebenfalls als *Leading Object* bezeichnet.

### 6.2 Kodierte Parameter

Die folgenden Größen werden zur Kodierung der Grundszenarien definiert:

Parameter	Definition
<i>length</i>	Länge
<i>width</i>	Breite
<i>height</i>	Höhe
<i>class</i>	Objektklasse
<i>n<sub>Samples</sub></i>	Anzahl an Zeitschritten der Szenario-Instanz
<i>duration</i>	Dauer der Szenario-Instanz
<i>traveledDistance</i>	Zurückgelegte Distanz während Szenario-Instanz
<i>d</i>	Abstand
<i>v</i>	(Längs-) Geschwindigkeit
<i>a<sub>long</sub></i>	Längsbeschleunigung
<i>a<sub>lat</sub></i>	Laterale Beschleunigung
<i>d<sub>lane center</sub></i>	Abstand zur Fahrstreifenmitte
<i>d<sub>lane center,init</sub></i>	Abstand zur Mitte des initialen Fahrstreifen
<i>d<sub>lane center,target</sub></i>	Abstand zur Mitte des Ziel-Fahrstreifen
<i>d<sub>left marking</sub></i>	Abstand zur linken Fahrstreifenmarkierung
<i>d<sub>right marking</sub></i>	Abstand zur rechten Fahrstreifenmarkierung
<i>DHW</i>	Distance Headway – Abstand zum Vorausfahrenden in Längsrichtung
<i>THW</i>	Time Headway – Zeitlücke zum Vorausfahrenden
<i>TTC</i>	Time-to-Collision
<i>d<sub>lat</sub></i>	Lateraler Versatz des Vorderfahrzeugs
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	Relativgeschwindigkeit in Längsrichtung
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	Relativbeschleunigung in Längsrichtung
<i>v<sub>lat</sub></i>	Laterale Geschwindigkeit
<i>d<sub>Gap</sub></i>	Lücke in Längsrichtung zwischen zwei Fahrzeugen
<i>overlap</i>	Überlappen der Fahrstreifenmarkierung
<i>n(lanes skipped)</i>	Überfahrene Spuren beim mehrfachen Fahrstreifenwechsel

### 6.3 Aggregierende Parameter

Zur Aggregation der zeitkontinuierlichen Größen werden die folgenden aggregierenden Parameter sowie charakteristischen Zeitpunkte verwendet.

Aggregierender Parameter	Definition
<i>min</i>	Minimum
<i>max</i>	Maximum
<i>mean</i>	Arithmetisches Mittel

<i>median</i>	Median
<i>percentile<sub>05</sub></i>	Wert des 5% Perzentils
<i>percentile<sub>95</sub></i>	Wert des 95% Perzentils
<i>std</i>	Standardabweichung
<i>initial</i>	Anfangswert
<i>final</i>	Endwert
<i>@min(x)</i>	Wert zum Zeitpunkt des Maximums des Parameters x
<i>@max(x)</i>	Wert zum Zeitpunkt des Minimums des Parameters x
<i>Crossing</i>	Zeitpunkt des Überschreitens der Fahrstreifenmarkierung

## 7 Zusammenfassung der Grundscenarien

### 7.1 Freies Fahren

#### *Free Driving*

**Label:** free

**Parent:** state

Das Ego-Fahrzeug fährt ohne Beeinflussung durch einen Vorausfahrenden.

#### 7.1.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.1.2 Scalars:

- *traveledDistance*
- *n<sub>samples</sub>*
- *duration*

#### 7.1.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.1.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>
<i>v</i>	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•

## 7.2 Einem Vorfahren folgen

### *Follow a leading object*

**Label:** follow\_lead

**Parent:** follow

Das Ego-Fahrzeug folgt einem vorausfahrenden Objekt (Fahrzeug).

#### 7.2.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

## 7.2.2 Scalars:

## 7.2.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•						
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

## 7.2.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•		•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.3 Fahren im Stau

*Driving in Traffic Jam*

Label: follow\_TJ

Parent: follow

Das Ego-Fahrzeug folgt einem vorausfahrenden Fahrzeug in einer Fahrzeugschlange.

**7.3.1 Parameters:**

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.3.2 Scalars:****7.3.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC &gt; 0</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.3.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•



	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>DHW</i>	•	•	•	•		•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.4 Annähern an einen Vorausfahrenden

### Approach a leading object

**Label:** approach\_lead

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem vorausfahrenden Fahrzeug (allg. Objekt).

#### 7.4.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.4.2 Scalars:

#### 7.4.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.4.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.5 Annähern an ein Stauende

### Approach a traffic jam

**Label:** approach\_TJ

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem Fahrzeug in einer Fahrzeugschlange.

#### 7.5.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*

- *height*
- *class*

### 7.5.2 Scalars:

### 7.5.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•						
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.5.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•		•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.6 Annähern an ein statisches Objekt

*Approach a static object*

**Label:** approach\_static

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem stillstehenden oder fixierten Objekt.

### 7.6.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.6.2 Scalars:

### 7.6.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.6.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.7 Annähern an ein sich lateral bewegendes Objekt

### Approach a laterally moving

**Label:** approach\_lat

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einer Konfliktzone mit einem Objekt, welches sich lateral zur Bewegungsrichtung des Ego-Fahrzeugs auf diese Konfliktzone zubewegt.

#### 7.7.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Laterally Moving Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.7.2 Scalars:

- *traveledDistance*
- *n<sub>samples</sub>*
- *duration*

#### 7.7.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$a_{long}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lat.Obj}$	> 0	•					
$d_{lat,lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,lat}$	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.7.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>@min(<math>a_{long}</math>)</i>	<i>@min(<math>DHW_{lat.Obj}</math>)</i>	<i>@min(<math>THW_{lat.Obj}</math>)</i>	<i>@min(<math>TTC_{lat.Obj}</math>)</i>	<i>@max(abs(<math>v_{lat,lat.Obj}</math>))</i>	<i>@min(<math>a_{rel,long}</math>)</i>	<i>@max(abs(<math>a_{rel,lat}</math>))</i>	<i>@min(abs(<math>d_{lat,lat.Obj}</math>))</i>
$v$	•	•			•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lat.Obj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.8 Annähern an ein entgegenkommendes Objekt

*Approach an oncoming object*

Label: approach\_oncoming

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem ihm entgegenkommenden Objekt.

### 7.8.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.8.2 Scalars:

### 7.8.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC &gt; 0</i>	•						
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.8.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.9 Annähern an ein rückwärtsfahrendes Objekt

### Approach a reversing object

**Label:** approach\_reversing

**Parent:** approach

Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem rückwärtsfahrenden Objekt.

#### 7.9.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.9.2 Scalars:

#### 7.9.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•



	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC &gt; 0</i>	•						
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.9.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•		•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.10 Rechts überholen vermeiden

### *Avoid undertaking*

**Label:** avoid\_undertaking

**Parent:** follow

Das Ego-Fahrzeug passt seine Geschwindigkeit so an, dass es ein Fahrzeug auf dem linken Nachbarfahrstreifen nicht passiert.

#### 7.10.1 Parameters:

- *Left Lane Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

- *Leading Object*<sup>†</sup>
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.10.2 Scalars:

### 7.10.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,LeftObj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i> <sup>†</sup>	> 0	•					

### 7.10.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•	•	•	•		•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•		•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>LeftObj</sub></i>	•	•	•	•		•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>LeftObj</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>
$THW_{LeftObj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{LeftObj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,LeftObj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long,LeftObj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long,LeftObj}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.11 Stillstand

### Standstill

**Label:** standstill

**Parent:** state

*Das Ego-Fahrzeug befindet sich im Stillstand.*

#### 7.11.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.11.2 Scalars:

- $d_{lane\ center}$
- $n_{samples}$
- $duration$
- $d_{right\ marking}$
- $d_{left\ marking}$

### 7.11.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$DHW^\dagger$	•	•					
$d_{lat,Lead}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•

### 7.11.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>
$DHW^\dagger$	•	•
$d_{lat,Lead}^\dagger$	•	•
$v_{rel,long}^\dagger$	•	•
$a_{rel,long}^\dagger$	•	•

## 7.12 Rückwärtsfahrt

### Reversing

**Label:** reversing

**Parent:** state

Das Ego-Fahrzeug fährt Rückwärts.

### 7.12.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.12.2 Scalars:

- *traveledDistance*
- $n_{samples}$
- *duration*

### 7.12.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$v$	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.12.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>
<i>v</i>	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•

### 7.13 Durchscherer von links/rechts

#### *Cut through from left/right*

**Label:** *cut\_through\_lr*

**Parent:** *cut\_through\_{l/r}*

*Ein Fahrzeug führt einen doppelten Fahrstreifenwechsel von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug durch dessen Fahrstreifen aus.*

*bidirectional*

#### 7.13.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

## 7.13.2 Scalars:

## 7.13.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•						
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				

## 7.13.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub></i> <sup>†</sup>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub></i> <sup>†</sup>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>										
	<i>final</i>										
	<i>@min(v)</i>										
	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>										
	<i>@max(v)</i>										
	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>										
	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>										
	<i>@min(DHW)</i>										
	<i>@min(THW)</i>										
	<i>@min(TTC)</i>										
	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>										
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.14 Abgebrochener Eintritt eines Vorfahrenden von links/rechts

### Aborted lead entering from left/right

**Label:** aborted\_enter\_lead\_lr

**Parent:** aborted\_enter\_lead

Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, bricht dieses Manöver jedoch ab, bevor es sich vollständig im Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs befunden hat.  
*bidirectional*

#### 7.14.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.14.2 Scalars:

- *max(Overlap<sub>obj</sub>)*

#### 7.14.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^{\dagger}$	•	•	•				
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$	•	•	•				

#### 7.14.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>	<i>@max(overlap<sub>obj</sub>)</i>
$v$	•	•		•		•	•	•	•	•	•	
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$			•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.15 Unvollständiger Eintritt eines Vorausfahrenden von links/rechts

#### *Incomplete lead entering from left/right*

**Label:** *incomplete\_enter\_lead\_lr*

**Parent:** *incomplete\_enter\_lead*

Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen, wobei ein weiteres Fahrzeug zwischen das Ego-Fahrzeug und das andere Fahrzeug wechselt, bevor dieses den Fahrstreifenwechsel abgeschlossen hat.

*bidirectional*

#### 7.15.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*



- width
- height
- class
- Ego
  - id
  - length
  - width
  - height
  - class

**7.15.2 Scalars:**

**7.15.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile05</i>	<i>percentile95</i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•						
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sup>+</sup><sub>lane center,init,obj</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sup>+</sup><sub>lane center,target,obj</sub></i>	•	•	•				

**7.15.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>			•	•	•	•	•	•	•	•	

## 7.16 Eintritt eines Vorausfahrenden von links/rechts

### A lead object entering from left/right

**Label:** enter\_lead\_lr

**Parent:** enter\_lead

Ein Fahrzeug wechselt von links/rechts unmittelbar vor dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen.  
*bidirectional*

#### 7.16.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.16.2 Scalars:

#### 7.16.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$d_{lat,lead}$	•	•	•				
$v_{lat,lead}$	•	•	•				
$a_{lat,lead}$	•	•	•				
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^{\dagger}$	•	•	•				
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$	•	•	•				

#### 7.16.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
$v$	•	•		•		•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
$DHW$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	

### 7.17 Austritt eines Vorausfahrenden nach links/rechts

#### A lead object exiting from left/right

**Label:** exit\_lead\_lr

**Parent:** exit\_lead

Das aktuelle Vorderfahrzeug wechselt auf den benachbarten linken/rechten Fahrstreifen.

*bidirectional*

#### 7.17.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*

- *width*
- *height*
- *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.17.2 Scalars:

### 7.17.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				

### 7.17.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>CrossingObj</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.18 Freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts

### *Uninfluenced lane change left/right*

**Label:** lc\_lr\_0

**Parent:** lc\_0, lc\_left/right

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, ohne dass sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor oder hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.18.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.18.2 Scalars:

#### 7.18.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•				
$THW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•				
$TTC_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•				
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•				
$d_{lane\ center,init}^{\dagger}$	•	•	•				
$d_{lane\ center,target}^{\dagger}$	•	•	•				

#### 7.18.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>
$v$	•	•		•		•	•	•
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•		•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	
$d_{lane\ center,target}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	

## 7.19 Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem nach links/rechts

### Lane change left/right with lead object

**Label:** lc\_lr\_1

**Parent:** lc\_1, lc\_left/right

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Ziel-fahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.19.1 Parameters:

- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

- *Leading Object, origin*<sup>†</sup>
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.19.2 Scalars:**

**7.19.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead, origin</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead, origin</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead, origin</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center, init</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center, target</sub></i> <sup>†</sup>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat, lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.19.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.20 Fahrstreifenwechsel mit Hinterherfahrendem nach links/rechts

### Lane change left/right with following object

**Label:** lc\_lr\_2

**Parent:** lc\_2, lc\_left/right

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Ziel-fahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.20.1 Parameters:

- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*



## 7.20.2 Scalars:

## 7.20.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat, following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

## 7.20.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>										
	<i>final</i>										
	<i>@min(v)</i>										
	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>										
	<i>@max(v)</i>										
	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>										
	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>										
	<i>Crossing</i>										
	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>										
	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>										
	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>										
<i>d<sub>lat, following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.21 Fahrstreifenwechsel mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem nach links/rechts

### *Lane change left/right with lead object and following object*

**Label:** lc\_lr\_3

**Parent:** lc\_3, lc\_left/right

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken/rechten benachbarten Fahrstreifen, wobei sich auf dem Ziel-fahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor, sowie ein Fahrzeug hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.21.1 Parameters:

- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

7.21.2 Scalars:

7.21.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>THW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>TTC<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sup>†</sup><sub>rel, long, lead, origin</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sup>†</sup><sub>lane center,init</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sup>†</sup><sub>lane center,target</sub></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

7.21.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sup>†</sup><sub>rel, long, lead, origin</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sup>†</sup><sub>lane center,init</sub></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>
$d_{lane\ center, target}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•
$THW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•
$TTC_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•
$d_{lat, following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.22 Mehrfacher Fahrstreifenwechsel nach links/rechts

### *Multiple lane changes left/right*

**Label:** multi\_lc\_lr

**Parent:** multi\_lc, lc\_left/right

Das Ego-Fahrzeug wechselt über mehrere Fahrstreifen nach links/rechts auf einen anderen Fahrstreifen.  
*bidirectional*

#### 7.22.1 Parameters:

- *Leading Object, target<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Following Object, target<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*

- height
- class

**7.22.2 Scalars:**

- $n(\text{lanesskipped})$

**7.22.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$v$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, target}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}^{\dagger}$	> 0	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{following}^{\dagger}$	> 0	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•

**7.22.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	$@min(v)$	$@min(a_{long})$	$@max(v)$	$max(a_{long})$	$max(a_{lat})$	<i>Crossing</i>	$@min(DHW_{lead}^{\dagger})$	$@min(THW_{lead}^{\dagger})$	$@min(TTC_{lead}^{\dagger})$	$@min(DHW_{following}^{\dagger})$	$@min(THW_{following}^{\dagger})$	$@min(TTC_{following}^{\dagger})$
$v$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sup>†</sup><sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sup>†</sup><sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sup>†</sup><sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sup>†</sup><sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sup>†</sup><sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sup>†</sup><sub>following</sub>)</i>
$THW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, target}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, following}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.23 Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahren-

### *Synchronous lane changes left/right without following object*

**Label:** sync\_lcs\_lr\_0

**Parent:** sync\_lcs, lc\_left/right, lc\_0

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den linken benachbarten Fahrstreifen während das Vorderfahrzeug ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.23.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

## 7.23.2 Scalars:

## 7.23.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> > 0	•	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

## 7.23.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	

## 7.24 Synchrone Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem *Synchronous lane changes left/right with following object*

**Label:** sync\_lcs\_lr\_2

**Parent:** sync\_lcs, lc\_left/right, lc\_2

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf den rechten benachbarten Fahrstreifen während das Vorderfahrzeug ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

### 7.24.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.24.2 Scalars:

### 7.24.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•



	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

7.24.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	

## 7.25 Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden

### *Merging lane changes left/right without following object*

**Label:** merging\_lcs\_lr\_0

**Parent:** merging\_lcs, lc\_left/right, lc\_0

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während ein Fahrzeug von einem anderen Fahrstreifen ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.25.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

## 7.25.2 Scalars:

## 7.25.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

## 7.25.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
$d_{lane\ center,init}^+$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target}^+$		•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^+$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target,obj}^+$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.26 Zusammenführende Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrenden

### Merging lane changes left/right with following object

**Label:** merging\_lcs\_lr\_2

**Parent:** merging\_lcs, lc\_left/right, lc\_2

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen während ein Fahrzeug von einem anderen Fahrstreifen ebenfalls auf diesen Fahrstreifen wechselt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.26.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*

- *height*
- *class*
- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.26.2 Scalars:

### 7.26.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

## 7.26.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	@ <i>min</i> ( <i>v</i> )	@ <i>min</i> ( <i>a</i> <sub>long</sub> )	@ <i>max</i> ( <i>v</i> )	<i>max</i> ( <i>a</i> <sub>long</sub> )	<i>max</i> ( <i>a</i> <sub>lat</sub> )	<i>Crossing</i>	@ <i>min</i> ( <i>DHW</i> <sub>lead</sub> )	@ <i>min</i> ( <i>THW</i> <sub>lead</sub> )	@ <i>min</i> ( <i>TTC</i> <sub>lead</sub> )	<i>min</i> ( <i>DHW</i> <sub>following</sub> )	@ <i>min</i> ( <i>THW</i> <sub>following</sub> )	@ <i>min</i> ( <i>TTC</i> <sub>following</sub> )	@ <i>min</i> ( <i>DHW</i> )	@ <i>min</i> ( <i>THW</i> )	@ <i>min</i> ( <i>TTC</i> )
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a</i> <sub>long</sub>	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a</i> <sub>lat</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v</i> <sub>lat</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i> <sub>lead,origin</sub> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i> <sub>lead,origin</sub> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> <sub>lead,origin</sub> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v</i> <sub>rel, long, lead, origin</sub> <sup>†</sup>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lane center,init</sub> <sup>†</sup>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lane center,target</sub> <sup>†</sup>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i> <sub>lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i> <sub>lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> <sub>lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lat,lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i> <sub>following</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i> <sub>following</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i> <sub>following</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lat,following</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v</i> <sub>lat,lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a</i> <sub>lat,lead</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lane center</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>left marking</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>right marking</sub>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lane center,init,obj</sub> <sup>†</sup>	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d</i> <sub>lane center,target,obj</sub> <sup>†</sup>		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.27 Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts ohne Hinterherfahrenden

**Merging cut through left/right without following vehicle**

Label: merging\_cut\_through\_lr\_0

Parent: merging\_cut\_through, lc\_left/right, lc\_0

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, während ein Fahrzeug einen mehrfachen Fahrstreifenwechsel in gleicher Richtung auf den gleichen Fahrstreifen ausführt, ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

bidirectional

**7.27.1 Parameters:**

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.27.2 Scalars:****7.27.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,target</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init,obj</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$	•	•	•				
$d_{lat,Lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.27.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
$v$	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,init,obj}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center,target,obj}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,Lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.28 Zusammenführender Durchscherer nach links/rechts mit Hinterherfahrendem

### Merging cut through left/right with following vehicle



**Label:** *merging\_cut\_through\_lr\_2*

**Parent:** *merging\_cut\_through, lc\_left/right, lc\_2*

Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen benachbarten Fahrstreifen, während ein Fahrzeug einen mehrfachen Fahrstreifenwechsel in gleicher Richtung auf den gleichen Fahrstreifen ausführt und sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

### 7.28.1 Parameters:

- *Leading Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.28.2 Scalars:

### 7.28.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$TTC_{lead, origin}^\dagger$	•	•	•				
$v_{rel, long, lead, origin}^\dagger$	•	•	•				
$d_{lane\ center, init}^\dagger$	•	•	•				
$d_{lane\ center, target}^\dagger$	•	•	•				
$DHW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{following}$	> 0	•					
$d_{lat, following}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}$	•	•	•				
$v_{lat, lead}$	•	•	•				
$a_{lat, lead}$	•	•	•				
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init, obj}^\dagger$	•	•	•				
$d_{lane\ center, target, obj}^\dagger$	•	•	•				
$d_{lat, Lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•

7.28.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
$v$	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead, origin}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead, origin}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead, origin}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^\dagger$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^\dagger$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(DHW)</i>	<i>@min(THW)</i>	<i>@min(TTC)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
$d_{lane\ center, target}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•
$THW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$TTC_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•
$d_{lat, following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init, obj}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
$d_{lane\ center, target, obj}^{\dagger}$		•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	
$d_{lat, Lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

## 7.29 Abgebrochener freier Fahrstreifenwechsel nach links/rechts

### *Aborted uninfluenced lane change left/right*

**Label:** aborted\_lc\_lr\_0

**Parent:** aborted\_lc, lc\_left/right, lc\_0

Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen und ohne dass sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen im relevanten Bereich vor oder hinter dem Fahrstreifen befindet. .

*bidirectional*

#### 7.29.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*

- *height*
- *class*

### 7.29.2 Scalars:

- *max(Overlap)*

### 7.29.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				

### 7.29.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>max(overlap)</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•		•	•	•	•	•		•

## 7.30 Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorausfahrendem

**Aborted lane change left/right with lead object**

**Label:** aborted\_lc\_lr\_1

**Parent:** aborted\_lc, lc\_left/right, lc\_1

Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

### 7.30.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.30.2 Scalars:

- *max(Overlap)*

### 7.30.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>THW<sub>lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>TTC<sub>lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>d<sub>lane center, init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>percentile<sub>5</sub></i>	<i>std</i>
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.30.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@max(overlap)</i>
$v$	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•
$v_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead,origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•		•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.31 Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Hinterherfahrendem

**Aborted lane change left/right with following object**

**Label:** aborted\_lc\_lr\_2

**Parent:** aborted\_lc, lc\_left/right, lc\_2

Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.31.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*

- *length*
- *width*
- *height*
- *class*
- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.31.2 Scalars:**

- *max(Overlap)*

**7.31.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTc<sub>lead,origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel, long, lead, origin</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center,init</sub><sup>†</sup></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTc<sub>following</sub></i>	> 0	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat, following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.31.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTc<sub>following</sub>)</i>	<i>@max(overlap)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@max(overlap)</i>
$DHW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•		•	•	•	•
$DHW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.32 Abgebrochener Fahrstreifenwechsel nach links/rechts mit Vorausfahrendem und Hinterherfahrendem

**Aborted lane change left/right with lead object and following object**

**Label:** aborted\_lc\_lr\_3

**Parent:** aborted\_lc, lc\_left/right, lc\_3

Das Ego-Fahrzeug überschreitet die Fahrstreifenmarkierung nach links/rechts, ohne den Fahrstreifenwechsel vollständig auszuführen, wobei sich auf dem Zielfahrstreifen ein Fahrzeug im relevanten Bereich vor, sowie hinter dem Ego-Fahrzeug befindet.

*bidirectional*

#### 7.32.1 Parameters:

- *Leading Object, origin<sup>†</sup>*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Leading Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*



- *Following Object, target*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.32.2 Scalars:**

- *max(Overlap)*

**7.32.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>THW<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>TTC<sup>†</sup><sub>lead,origin</sub></i>	•	•	•				
<i>v<sup>†</sup><sub>rel, long, lead, origin</sub></i>	•	•	•				
<i>d<sup>†</sup><sub>lane center,init</sub></i>	•	•	•				
<i>DHW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>lead</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.32.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@max(overlap)</i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•	
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing</i>	<i>@min(DHW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>lead</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>following</sub>)</i>	<i>@max(overlap)</i>
$DHW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel, long, lead, origin}^{\dagger}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center, init}^{\dagger}$	•		•	•	•	•	•		•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, lead}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat, following}$	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.33 Vorbeifahrt eines anderen Fahrzeugs links/rechts Another object passing left/right

**Label:** passed\_lr

**Parent:** pass

Ein anderes Fahrzeug fährt links an dem Ego-Fahrzeug vorbei.

*bidirectional*

#### 7.33.1 Parameters:

- *Passing Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.33.2 Scalars:****7.33.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,passing</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passing</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passing</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.33.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(<i>d<sub>lat,passing</sub></i>)</i>
<i>v</i>	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lat,passing</sub></i>	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passing</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passing</sub></i>	•	•	•

**7.34 Vorbeifahrt an einem anderen Fahrzeug links/rechts*****Passing another object left/right***Label: *passing\_lr*Parent: *passed*

Das Ego-Fahrzeug fährt links an einem anderen Fahrzeug vorbei.

*bidirectional***7.34.1 Parameters:**

- *Passed Object*
  - *id*
  - *length*

- *width*
- *height*
- *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.34.2 Scalars:

- *side*

### 7.34.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.34.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(d<sub>lat,passed</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lat,passed</sub></i>	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•

### 7.35 Laterales Verweilen eines anderen Fahrzeugs links/rechts des Ego-Fahrzeugs

**Object staying left/right**

**Label:** neighbour\_lr

**Parent:** neighbour

Ein Fahrzeug befindet sich über einen längeren Zeitraum links vom Ego-Fahrzeug.

*bidirectional*

#### 7.35.1 Parameters:

- *Neighbour Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.35.2 Scalars:

- *side*

#### 7.35.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,neighbour</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,neighbour</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,neighbour</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.35.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	$@\min(d_{lat,neighbour})$
$v$	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•
$d_{lat,neighbour}$	•	•	•
$v_{rel,long,neighbour}$	•	•	•
$a_{rel,long,neighbour}$	•	•	•

## 7.36 Laterales Nahdistanz-Ereignis links/rechts

### *Lateral close distance event left*

**Label:** close\_obj\_side\_lr

**Parent:** close\_obj\_side

Ein Fahrzeug links neben dem Ego-Fahrzeug kommt dem Ego-Fahrzeug lateral nah.  
*bidirectional*

#### 7.36.1 Parameters:

- *Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.36.2 Scalars:

- *side*

## 7.36.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

## 7.36.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(<i>d<sub>lat,obj</sub></i>)</i>	<i>@max(abs(<i>v<sub>rel,lat,obj</sub></i>))</i>	<i>@max(abs(<i>a<sub>rel,lat,obj</sub></i>))</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,lat,obj</sub></i>	•	•	•	•	•

7.37 Fahrstreifenwechsel eines Fahrzeugs im Umfeld  
*Lane change of another object in vicinity*

Label: surrounding\_lc

Parent: overlay

Ein Fahrzeug im Umfeld des Ego-Fahrzeug wechselt den Fahrstreifen.

**7.37.1 Parameters:**

- *LC Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.37.2 Scalars:**

- *startlanerelativtoego*
- *targetlanerelativtoego*

**7.37.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>latlead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.37.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>v</i>	•	•		•		•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•		•		•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•		•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•



	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v)</i>	<i>@min(a<sub>long</sub>)</i>	<i>@max(v)</i>	<i>max(a<sub>long</sub>)</i>	<i>max(a<sub>lat</sub>)</i>	<i>Crossing<sub>obj</sub></i>
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW</i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC</i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat,lead</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•	•

### 7.38 Dichtes Auffahren eines Hinterherfahrenden *Tailgating*

**Label:** close\_obj\_behind

**Parent:** overlay

Ein Fahrzeug hinter dem Ego-Fahrzeug fährt dicht auf.

#### 7.38.1 Parameters:

- *Following Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.38.2 Scalars:

#### 7.38.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{Following}$	> 0	•					
$d_{lat,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long,Following}$	•	•	•	•	•	•	•

### 7.38.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	$@min(v_{rel,Following})$	$@min(d_{long,Following})$	$@min(DHW_{Following})$	$@min(THW_{Following})$	$@min(TTC_{Following})$
$v$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$DHW_{Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$THW_{Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$TTC_{Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lat,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long,Following}$	•	•	•	•	•	•	•

## 7.39 Annäherung eines Hinterherfahrenden Rear object approaching

**Label:** rear\_obj\_approaching

**Parent:** overlay

Ein hinterherfahrendes Fahrzeug nähert sich schnell dem Ego-Fahrzeug.

### 7.39.1 Parameters:

- *Following Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*

- *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

### 7.39.2 Scalars:

### 7.39.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Following</sub></i>	> 0	•					
<i>d<sub>lat,Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

### 7.39.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(v<sub>rel,Following</sub>)</i>	<i>@min(a<sub>rel,long,Following</sub>)</i>	<i>@min(DHW<sub>Following</sub>)</i>	<i>@min(THW<sub>Following</sub>)</i>	<i>@min(TTC<sub>Following</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Following</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>initial</i>	<i>final</i>	$@\min(v_{rel,Following})$	$@\min(a_{rel,long,Following})$	$@\min(DHW_{Following})$	$@\min(THW_{Following})$	$@\min(TTC_{Following})$
$d_{lat,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$v_{rel,long,Following}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel,long,Following}$	•	•	•		•	•	•

## 7.40 Vorrangiges Fahrzeug

### Priority vehicle

**Label:** priority\_vehicle

**Parent:** overlay

Ein vorrangiges Fahrzeug befindet sich im Umfeld des Ego-Fahrzeugs.

#### 7.40.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.40.2 Scalars:

- *traveledDistance*
- $n_{samples}$
- *duration*

#### 7.40.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•	•	•	•	•

**7.40.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>
<i>v</i>	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•

**7.41 Vorbeifahrt eines Falschfahrers*****Wrong way driver passing***Label: *wrong\_way\_passing*Parent: *overlay**Ein Falschfahrer fährt an dem Ego-Fahrzeug vorbei.***7.41.1 Parameters:**

- *Passed Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.41.2 Scalars:**

- *side*

**7.41.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
$v_{rel, long, passed}$	•	•	•	•	•	•	•
$a_{rel, long, passed}$	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.41.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(<math>d_{lat, passed}</math>)</i>
$v$	•	•	•
$a_{long}$	•	•	•
$a_{lat}$	•	•	•
$d_{lane\ center}$	•	•	•
$d_{left\ marking}$	•	•	•
$d_{right\ marking}$	•	•	•
$d_{lat, passed}$	•	•	•
$v_{rel, long, passed}$	•	•	•
$a_{rel, long, passed}$	•	•	•

## 7.42 Schwanken im Fahrstreifen

### Object swerving in lane

**Label:** swerving\_obj

**Parent:** overlay

Ein Fahrzeug schwankt in seinem Fahrstreifen.

#### 7.42.1 Parameters:

- *Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

**7.42.2 Scalars:**

- *lanerelativetoEgo*

**7.42.3 Aggregated Time Series Data:**

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lanecenter,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

**7.42.4 Characteristic Time Series Data:**

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(<i>d<sub>lat,Obj</sub></i>)</i>	<i>@min(<i>d<sub>lanecenter,Obj</sub></i>)</i>	<i>@max(<i>d<sub>lanecenter,Obj</sub></i>)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lanecenter,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•

**7.43 Rettungsgasse****Emergency alley**

**Label:** emergency\_corridor

**Parent:** overlay

Die Fahrzeuge im Umfeld des Ego-Fahrzeugs bilden eine Rettungsgasse.

#### 7.43.1 Parameters:

- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.43.2 Scalars:

#### 7.43.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.43.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>
<i>v</i>	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•

### 7.44 Vorbeifahrt im Ego-Fahrstreifen

**Object passing in lane**

**Label:** passed\_in\_lane

**Parent:** overlay

Ein Fahrzeug fährt am dem Ego-Fahrzeug in dessen Fahrstreifen vorbei.

#### 7.44.1 Parameters:

- *Passed Object*
  - *id*
  - *length*



- *width*
- *height*
- *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.44.2 Scalars:

- *side*

#### 7.44.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

#### 7.44.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(d<sub>lat,passed</sub>)</i>
<i>v</i>	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•
<i>d<sub>lat,passed</sub></i>	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•
<i>a<sub>rel,long,passed</sub></i>	•	•	•

## 7.45 Dauerhaftes Fahrstreifenüberlappen

### *Object overlapping its own lane*

**Label:** object\_overlapping\_lane

**Parent:** overlay

Ein Fahrzeug überlappt dauerhaft den eigenen Fahrstreifen in oder aus dem Fahrstreifen des Ego-Fahrzeug.

#### 7.45.1 Parameters:

- *Object*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*
- *Ego*
  - *id*
  - *length*
  - *width*
  - *height*
  - *class*

#### 7.45.2 Scalars:

- *lanerelativetoEgo*

#### 7.45.3 Aggregated Time Series Data:

	<i>min</i>	<i>max</i>	<i>mean</i>	<i>median</i>	<i>percentile<sub>05</sub></i>	<i>percentile<sub>95</sub></i>	<i>std</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lanecenter,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>d<sub>overlap,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•	•	•

## 7.45.4 Characteristic Time Series Data:

	<i>initial</i>	<i>final</i>	<i>@min(<math>d_{lat,obj}</math>)</i>	<i>@min(<math>d_{lanecenter,obj}</math>)</i>	<i>@max(<math>d_{lanecenter,obj}</math>)</i>
<i>v</i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>long</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>a<sub>lat</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lane center</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>left marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>right marking</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>d<sub>lat,obj</sub></i>	•	•		•	•
<i>d<sub>lanecenter,obj</sub></i>	•	•	•		
<i>d<sub>overlap,obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>DHW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>THW<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>TTC<sub>Obj</sub></i>	•	•	•	•	•
<i>v<sub>rel,long,Obj</sub></i>	•	•	•	•	•

## 8 Definition der Sicherheitsrelevanten Szenarien

Im Folgenden werden die sicherheitsrelevanten Szenarien aufgelistet. Die Szenarien werden einerseits textlich beschrieben, weiterhin werden die Szenarien schematisch in einer relativen Darstellung (mit dem Ego-Fahrzeug mitbewegtes Koordinatensystem) und in einer absoluten Darstellung (ortsfestes Koordinatensystem) angegeben. In der absoluten Darstellung entspricht die Länge der Pfeile den Relationen der Geschwindigkeiten. Pfeile mit Doppelspitze symbolisieren eine relative Beschleunigung oder Verzögerung über den Verlauf des Szenarios. Weiterhin wird die Zusammensetzung der Szenarien aus Grundszenarien definiert.

### 8.1 A – Vorfahrer

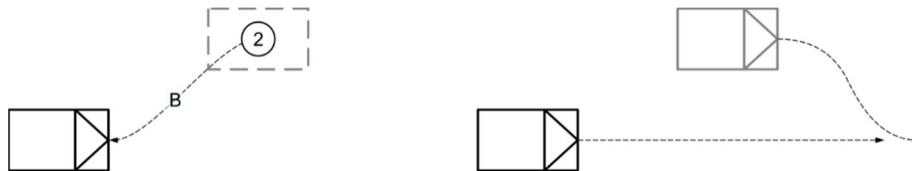
approach



Das Ego-Fahrzeug nähert sich einem langsameren vorausfahrenden Fahrzeug.

### 8.2 B – Langsamer Einscherer

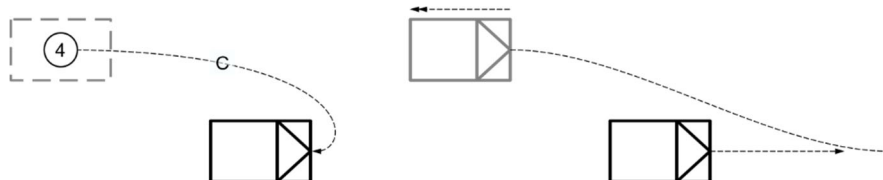
enter\_lead -> approach



Ein langsames oder verzögerndes Fahrzeug wechselt vor dem Ego-Fahrzeug auf dessen Fahrstreifen.

### 8.3 C – Überholender Einscherer

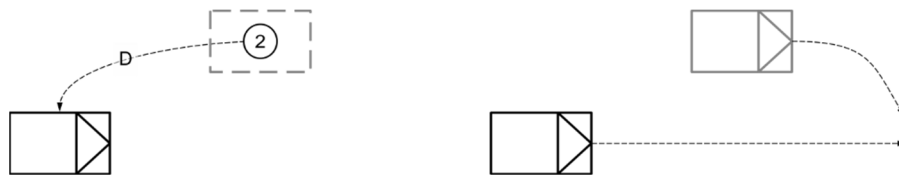
[[free; follow] | passed] -> enter\_lead -> approach



Ein Fahrzeug überholt das Ego-Fahrzeug und wechselt auf den Fahrstreifen vor das Ego-Fahrzeug, während es verzögert.

### 8.4 D – Langsamer Sideswipe

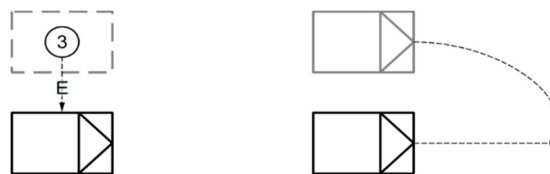
[passing | close\_obj\_side]



Während das Ego-Fahrzeug ein langsames Fahrzeug passiert, bewegt sich dieses lateral auf das Ego-Fahrzeug zu und kommt ihm sehr nahe.

## 8.5 E – Sideswipe

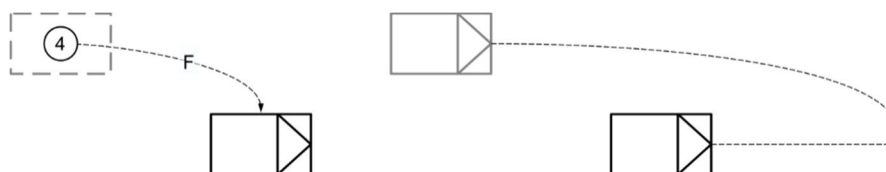
close\_obj\_side



Während sich ein gleichschnelles Fahrzeug neben dem Ego-Fahrzeug auf gleicher Höhe aufhält, bewegt sich dieses lateral auf das Ego-Fahrzeug zu und kommt ihm sehr nahe.

## 8.6 F – Schneller Sideswipe

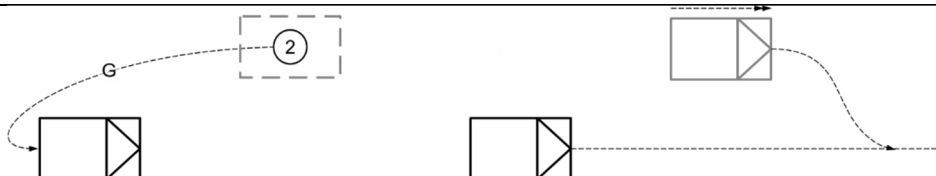
[close\_obj\_side | passed]



Während das Ego-Fahrzeug von einem schnelleren Fahrzeug passiert wird, bewegt sich dieses lateral auf das Ego-Fahrzeug zu und kommt ihm sehr nahe.

## 8.7 G – Zurückfallender Auffahrer

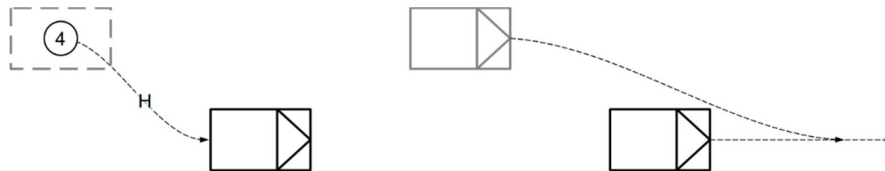
[[free; follow] | passing] -> surrounding\_lc -> close\_obj\_behind



Das Ego-Fahrzeug passiert ein beschleunigendes Fahrzeug, welches kurz darauf hinter dem Ego-Fahrzeug auf dessen Spur wechselt.

### 8.8 H – Einschender Auffahrer

[[free; follow] | surrounding\_lc] -> close\_obj\_behind



Ein Fahrzeug auf einem benachbarten Fahrstreifen nähert sich dem Ego-Fahrzeug und wechselt auf dessen Fahrstreifen.

### 8.9 I – Auffahrer

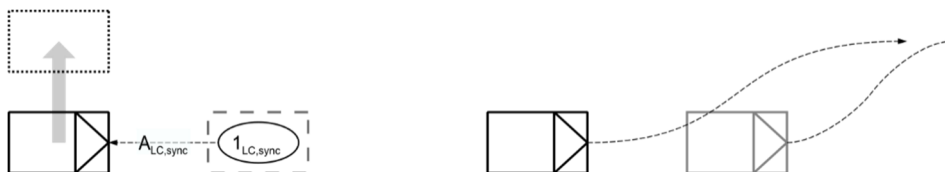
close\_obj\_behind



Ein Fahrzeug nähert sich heckseitig dem Ego-Fahrzeug.

### 8.10 A<sub>LC, sync</sub> – Synchroner Einscherer

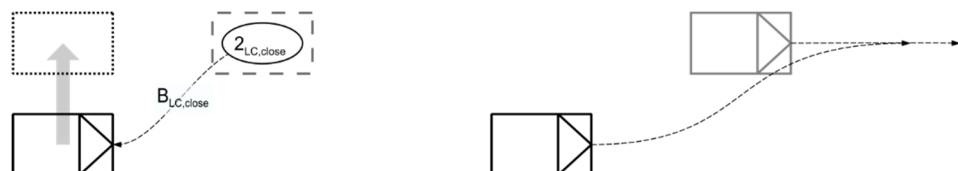
sync\_lcs -> approach



Während das Ego-Fahrzeug den Fahrstreifen wechselt, vollzieht ein vorausfahrendes, langsames Fahrzeug den gleichen Fahrstreifenwechsel.

### 8.11 B<sub>LC, close</sub> – Vorausfahrer in Zielposition

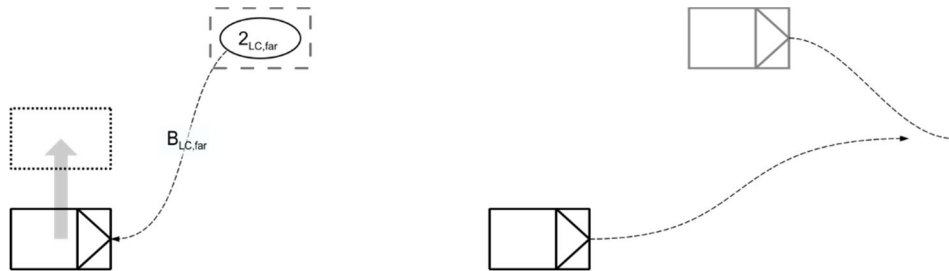
[lc\_1; lc 3] → approach



Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen Nachbarfahrstreifen auf welchem sich ein langsames vorausfahrendes Fahrzeug vor dem Ego-Fahrzeug befindet.

### 8.12 $B_{LC, far}$ – Einscherer durch zusammenführende FSW

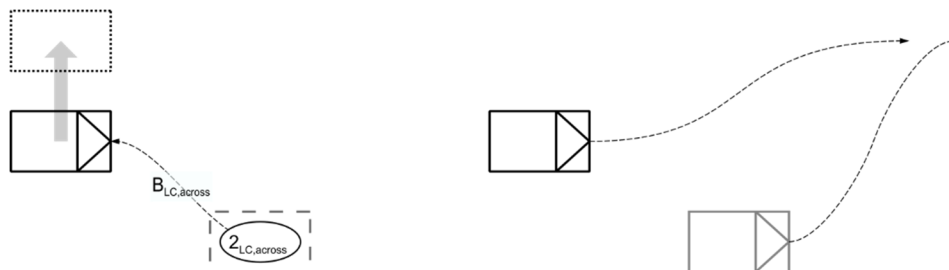
merging\_lcs -> approach



Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen Nachbarfahrstreifen, während ein langsames oder verzögerndes Fahrzeug von dem Fahrstreifen neben dem Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs wechselt.

### 8.13 $B_{LC, across}$ – Langsamer querender Einscherer

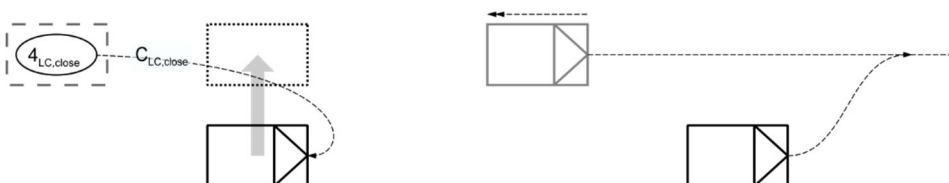
enter\_lead -> merging\_cut\_through -> approach



Das Ego-Fahrzeug wechselt auf einen Nachbarfahrstreifen, während ein langsames oder verzögerndes Fahrzeug vom Fahrstreifen auf der anderen Seite des Ego-Fahrzeug mit einem doppelten Fahrstreifenwechsel auf denselben Zielfahrstreifen wechselt.

### 8.14 $C_{LC, near}$ – FSW hinter Überholenden

[[free; follow] | passed] -> [lc\_1; lc\_3] -> approach



Man könnte auch schreiben "Nachdem das Ego-Fahrzeug durch ein schnelleres, verzögerndes Fahrzeug überholt wurde, wechselt es auf dessen Fahrstreifen.

### 8.15 $C_{LC, far}$ – Entfernt überholender Einscherer

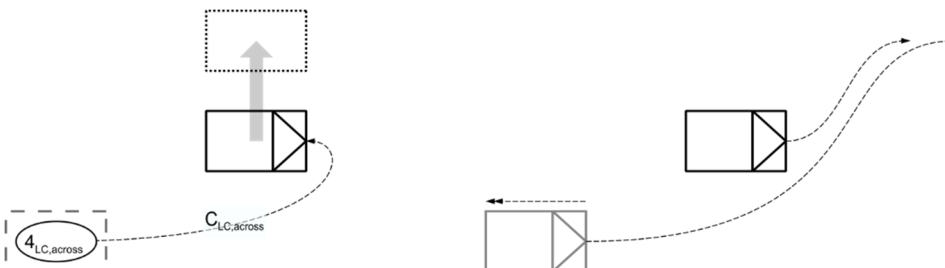
[merging\_lcs | passed] -> approach



Während das Ego-Fahrzeug auf einen benachbarten Fahrstreifen wechselt, wird es auf dem nächsten Fahrstreifen von einem anderen Fahrzeug überholt welches kurz darauf ebenfalls auf denselben Zielfahrstreifen wechselt und verzögert.

### 8.16 $C_{LC, across}$ – Querender FSW

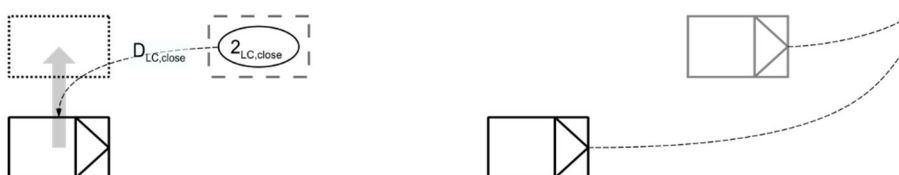
[[free; follow] | passed] -> merging\_cut\_through -> approach



Während das Ego-Fahrzeug auf einen Nachbarfahrstreifen wechselt, führt ein schnelleres und verzögerndes Fahrzeug auf dem Fahrstreifen auf der anderen Seite des Ego-Fahrzeugs einen doppelten Fahrstreifenwechsel auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs aus.

### 8.17 $D_{LC, close}$ – Langsamer Sideswipe beim FSW

[aborted\_lc | passing | close object side]

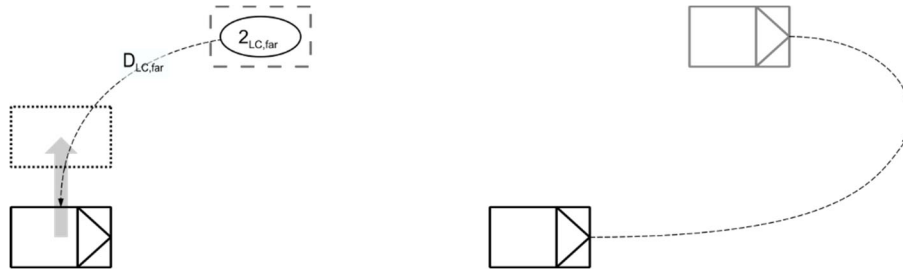


Während das Ego-Fahrzeug versucht, auf einen Nachbarfahrstreifen zu wechseln, lässt sich ein vorausfahrendes Objekt auf einem Nachbarfahrstreifen so zurückfallen, dass es zu einem Sideswipe käme.



### 8.18 $D_{LC, far}$ – Langsamer entfernter Sideswipe beim FSW

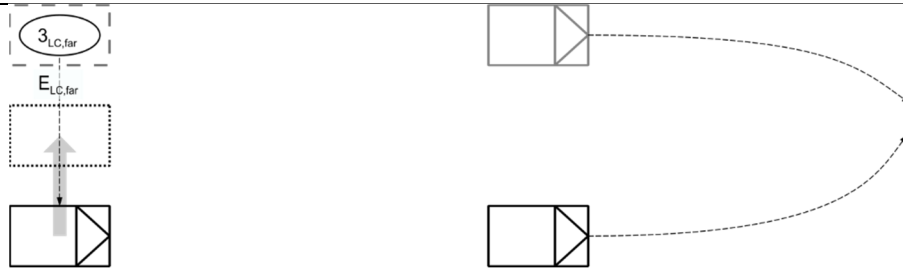
[aborted\_lc | [surrounding\_lc -> passing] | close object side]



Während das Ego-Fahrzeug versucht, auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, lässt sich ein vorausfahrendes Objekt auf dem entfernten Fahrstreifen während eines FSW auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs so zurückfallen, dass es zu einem Sideswipe käme.

### 8.19 $E_{LC, far}$ – Entfernter Sideswipe beim FSW

[aborted\_lc | surrounding\_lc -> [neighbor | close\_object\_side]]



Das Ego Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, während ein Fahrzeug auf Höhe des Ego-Fahrzeugs vom entfernten Fahrstreifen auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs wechselt, sodass es zu einem Sideswipe käme.

### 8.20 $F_{LC, far}$ – Schneller entfernter Sideswipe beim FSW

[aborted\_lc | [surrounding\_lc -> passed] | close object side]



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, holt ein zurückliegendes Fahrzeug auf einem entfernten Fahrstreifen während eines FSW auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs so auf, dass es zu einem Sideswipe käme.

### 1.1 $F_{LC,close}$ – Schneller Sideswipe beim FSW

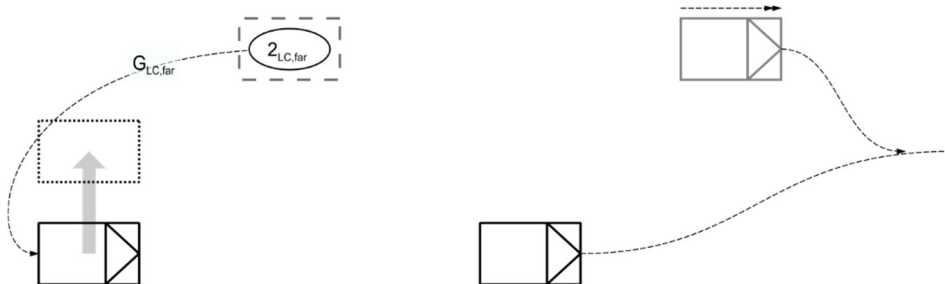
[aborted\_lc | passed | close object side]



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, holt ein zurückliegendes Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs so auf, dass es zu einem Sideswipe käme.

### 8.21 $G_{LC, far}$ – Zurückfallender Auffahrer beim zusammenführenden FSW

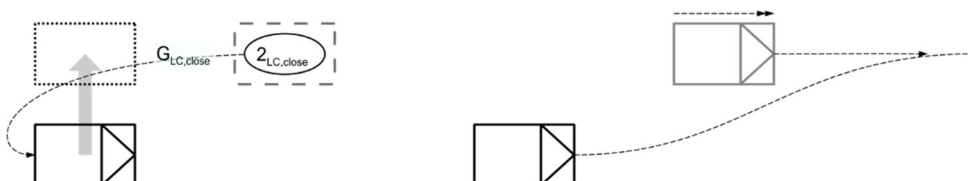
[[surrounding\_lc | passing ] -> [ lc\_2; lc\_3 ] -> [close\_obj\_behind; obj\_behing\_approaching]]



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, lässt sich ein Fahrzeug auf dem entfernten Fahrstreifen während eines FSW auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs so zurückfallen und beschleunigt daraufhin wieder, dass es während des FSW vom Ego-Fahrzeug überholt wird und sich diesem anschließend von hinten nähert.

### 8.22 $G_{LC, close}$ – Zurückfallender Auffahrer in Zielposition

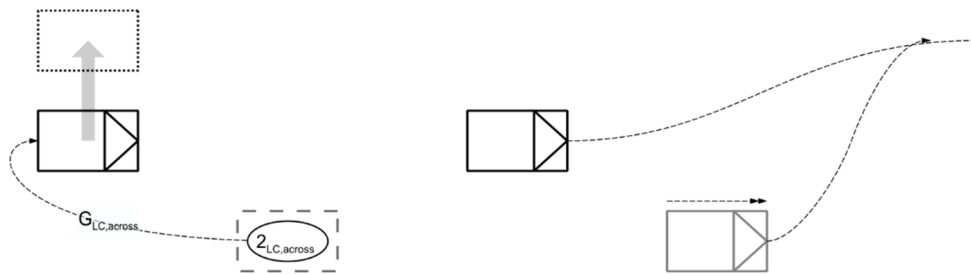
[passing -> [lc\_2; lc\_3] -> [close\_obj\_behind; obj\_behind\_approaching ]]



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, lässt sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs so zurückfallen und beschleunigt daraufhin wieder, dass es während des FSW vom Ego-Fahrzeug überholt wird und sich diesem anschließend von hinten nähert.

### 8.23 $G_{LC,across}$ – Zurückfallender querender Auffahrer

```
[[surrounding_lc | passing ] -> [ lc_2; lc_3 ] | surrounding_lc ->
[close_obj_behind; obj_behing_approaching]]
```



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, lässt sich ein vorausfahrendes Fahrzeug auf der anderen Seite des Ego-Fahrzeugs während eines FSW auf denselben Zielfahrstreifen so zurückfallen und beschleunigt daraufhin wieder, dass es während des FSW vom Ego-Fahrzeug überholt wird und sich diesem anschließend von hinten nähert.

### 8.24 $H_{LC,far}$ – Auffahrer beim zusammenführenden FSW

```
[surrounding_lc | [lc_2; lc_3]] ->
[close_obj_behind; obj_behing_approaching ]
```



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, nähert sich ein Fahrzeug auf dem entfernten Fahrstreifen während eines FSW auf den Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs an.

### 8.25 $H_{LC,close}$ – Auffahrer in Zielposition

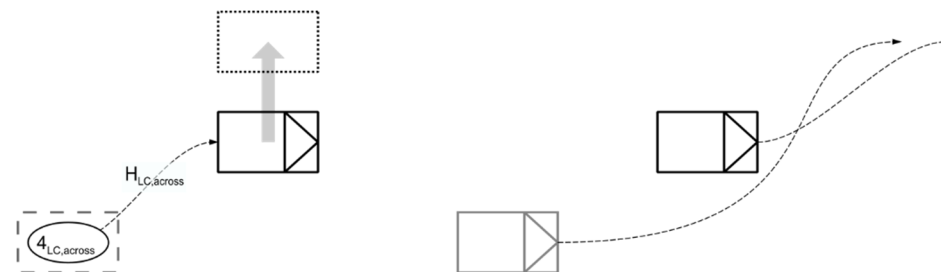
```
[lc_2; lc_3] | [ [close_obj_behind; obj_behing_approaching ]
```



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, nähert sich ein Fahrzeug auf dem Zielfahrstreifen des Ego-Fahrzeugs an.

### 8.26 $H_{LC,across}$ – Querender einscherender Auffahrer

```
[[ lc_2; lc_3] | surrounding_lc] | [surrounding_lc | [close_obj_behind;
obj_behing_approaching ]]
```



Während das Ego-Fahrzeug versucht auf den Nachbarfahrstreifen zu wechseln, nähert sich ein Fahrzeug auf der anderen Seite des Ego-Fahrzeugs während eines doppelten Fahrstreifenwechsels auf denselben Zielfahrstreifen dem Ego-Fahrzeug an.

### 8.27 $I_{LC,across}$ – Synchroner Auffahrer

```
[ [ lc_2; lc_3] | [close_obj_behind; obj_behing_approaching ]
| surrounding_lc ]
```



Ein Fahrzeug wechselt gleichzeitig mit dem Ego-Fahrzeug auf den Nachbarfahrstreifen und nähert sich dem Ego-Fahrzeug dabei von hinten an.