

---

# **Simultaner Safety-Check von Trajektorien beim Automatisierten Fahren im Urbanen Verkehr**

Vom Fachbereich Maschinenbau an der  
Technischen Universität Darmstadt  
zur Erlangung des Grades eines  
Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)  
genehmigte

## **Dissertation**

vorgelegt von

**Christoph Daniel Popp M. Sc.**  
aus Dinkelsbühl

Berichterstatter: Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner

Mitberichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Adamy

Tag der Einreichung: 25.11.2022

Tag der mündlichen Prüfung: 07.02.2023

Darmstadt 2023

D 17

---

Popp, Christoph: Simultaner Safety-Check von Trajektorien beim Automatisierten Fahren im  
Urbanen Verkehr  
Darmstadt, Technische Universität Darmstadt  
Tag der mündlichen Prüfung: 07.02.2023

Dieses Dokument wird bereitgestellt von TUPrints – Publikationsservice der TU Darmstadt.  
<https://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/>  
Jahr der Veröffentlichung der Dissertation auf TUPrints: 2023

Bitte verweisen Sie auf:  
URN: urn:nbn:de:tuda-tuprints-232232  
URI: <https://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/id/eprint/23223>

Lizenz: CC BY-NC-ND 4.0 International  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

## Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Fahrzeugtechnik (FZD) der Technischen Universität Darmstadt. Die Inhalte dieser Dissertation resultieren aus dem Forschungsprojekt PRORETA 5, das in Kooperation mit der Continental AG, der Universität Bremen sowie der TU Iași durchgeführt wurde.

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner. Ohne seine unbändige Motivation zur bestmöglichen WiMi-Betreuung mit vielen persönlichen Rücksprachen, stets konstruktivem Feedback, wertvollen Diskussionen und zielgerichteten Denkanstößen hätte ich diese Dissertation in dieser Form nicht anfertigen können. Darüber hinaus hat er bei FZD über viele Jahre eine außergewöhnlich kollegiale Atmosphäre geschaffen und das Fachgebiet so geformt, dass es Spaß macht, dort in einem funktionierenden Team zu arbeiten.

Bei Herrn Prof. Dr.-Ing. Jürgen Adamy vom Fachgebiet Regelungsmethoden und Intelligente Systeme möchte ich mich für die Übernahme des Korreferats und das Interesse an meiner Forschungsarbeit bedanken.

Für die gute Zusammenarbeit in PRORETA 5 danke ich allen voran meinen Darmstädter Projektmitstreitern Felix Glatzki und Christoph Ziegler, auf die ich mich bei gemeinsamen Eventorganisationen genauso verlassen konnte wie bei der Diskussion fachlicher Problemstellungen. Beim Projektpartner Continental AG bedanke ich mich darüber hinaus für die Finanzierung, die Bereitstellung des Testfahrzeugs sowie die Unterstützung durch die Fachexperten.

Allen Kollegen und Kolleginnen bei FZD gilt mein ausdrücklicher Dank für das wertvolle Hinterfragen in Doktorandenseminaren und den sonstigen fachlichen Austausch, der sich auch gerne mal nach Feierabend in entspannter Atmosphäre spontan ergeben hat. Zu vielen Kollegen und Kolleginnen wurden über die letzten Jahre gute Freundschaften geknüpft. Nicht zuletzt diverse musikalische Abende haben mein Gefühl, in diesem Umfeld genau richtig zu sein, immer wieder bestätigt und mich motiviert, weiterhin am Ball zu bleiben.

Meiner Familie danke ich von Herzen für die stetige Unterstützung von der Schulzeit bis zur Promotion und dass ich meinen Weg immer frei wählen und gehen konnte, ohne externen Druck zu verspüren, bestimmte Ziele erreichen zu müssen. Ich bin unglaublich dankbar für das so gute Verhältnis zu meinen Eltern und Geschwistern, auf deren Rückhalt ich mich auch in schwierigen Momenten verlassen kann.

Ein riesiges Dankeschön gilt meiner Freundin Lea, die mich stets in meinem Tun bestärkt, gerade in den vergangenen Jahren immer auch Verständnis für außergewöhnlich lange Arbeitsphasen hatte und mir diverse Alltagslasten abgenommen hat, um mir so den benötigten Raum zur Anfertigung dieser Arbeit zu schaffen.

Christoph Popp

Darmstadt, November 2022

# Inhaltsverzeichnis

<b>Vorwort .....</b>	<b>I</b>
<b>Inhaltsverzeichnis.....</b>	<b>II</b>
<b>Abkürzungen .....</b>	<b>V</b>
<b>Formelzeichen und Indizes.....</b>	<b>VI</b>
<b>Abbildungen und Tabellen .....</b>	<b>IX</b>
<b>Kurzzusammenfassung.....</b>	<b>XIII</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>XV</b>
<b>1 Einleitung .....</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation.....	1
1.2 Methodik und Aufbau der Arbeit .....	3
<b>2 Grundlagen .....</b>	<b>5</b>
2.1 Definitionen .....	5
2.1.1 Automatisiertes Fahren.....	5
2.1.2 Automatisiertes Fahrsystem (ADS).....	6
2.1.3 Künstliche Intelligenz.....	8
2.1.4 Sicherheit und Unsicherheit .....	8
2.1.5 Risikominimaler Zustand .....	9
2.1.6 Trajektorie, Pfad und Referenzpunkt .....	10
2.1.7 Szene, Situation, Szenario .....	12
2.2 Stand der Technik .....	12
2.2.1 Formale Beschreibung sicheren automatisierten Fahrens .....	13
2.2.2 Absicherung des gesamten automatisierten Systems .....	14
2.2.3 Sichere Trajektorienplanung.....	18
2.2.4 Sichere Nutzung künstlicher Intelligenz .....	21
2.2.5 Fazit zum Stand der Technik .....	25
<b>3 Entwicklungsziel und Forschungsfragen .....</b>	<b>27</b>
3.1 Konkretisierung des Entwicklungsziels.....	27
3.2 Ableitung von Forschungsfragen.....	29
<b>4 Anforderungen .....</b>	<b>32</b>
4.1 Funktionale Anforderungen an das SC-Modul .....	32
4.2 Ursachen für unsichere Trajektorien und Ableitung erforderlicher Submodule.....	34
4.2.1 Funktionale Unzulänglichkeit der Trajektorienplanung.....	35

4.2.2 Funktionale Unzulänglichkeit der Umfeldinterpretation .....	47
4.2.3 Prüfung von Sensor- und Modulaktivität (E3).....	54
4.2.4 Zusammenfassung der erforderlichen Submodule zur Sicherheitsprüfung .....	55
4.3 Absicherungsrelevanter Bereich .....	55
<b>5 Notmanöver .....</b>	<b>60</b>
5.1 Stand der Technik .....	60
5.2 Lösungsraum für Notmanöver .....	64
5.3 Funktionale Voraussetzungen für die Durchführung von Nottrajektorien .....	66
5.4 Notmanöver im SC-Konzept.....	70
5.4.1 Bremsmanöver entlang eines bekannten Pfades .....	71
5.4.2 Kombiniertes Brems- und Ausweichmanöver auf neuem Pfad .....	74
<b>6 Architektur .....</b>	<b>85</b>
6.1 Gesamtarchitektur des SC-Moduls.....	85
6.2 Abgleich mit generischer Architektur zur Verhaltensabsicherung .....	88
<b>7 Konkretisierung und Implementierung der Submodule.....</b>	<b>90</b>
7.1 Prüfung des Gesundheitszustands des ADS .....	90
7.2 Sensordatenplausibilisierung.....	91
7.2.1 Inertiale Sensoren .....	91
7.2.2 Umfeldsensoren .....	92
7.3 Objektlistenplausibilisierung.....	94
7.3.1 Detektion von FN-Objekten durch Lidarpunkte .....	95
7.3.2 Bestätigung von FN-Objekten .....	100
7.3.3 Detektion von FN-Objekten durch Radar .....	101
7.4 Prüfung der Objektkritikalität .....	102
7.4.1 Kritikalitätsmetrik .....	103
7.4.2 Reibwertschätzung.....	107
7.4.3 Prozessablauf im SC-Modul .....	108
7.5 Prüfung der zeitlichen Trajektorienkonsistenz .....	111
7.6 Prüfung der physikalischen Durchführbarkeit .....	112
<b>8 Test und Evaluation .....</b>	<b>113</b>
8.1 Versuche auf dem Testgelände .....	113
8.1.1 Detektion stationärer Objekte mittels Objektlistenplausibilisierung .....	113
8.1.2 Detektion dynamischer Objekte mittels Objektlistenplausibilisierung.....	117
8.1.3 Nottrajektorien .....	118
8.2 Fahrt im öffentlichen Verkehr .....	123
8.2.1 FP-Eingriffe des SC-Moduls.....	124
8.2.2 FN-Eingriffe des SC-Moduls .....	126
8.2.3 Echtzeitfähigkeit .....	127
8.3 Verifikation der Anforderungen und Leistungsgrenzen der Implementierung.....	129

<b>9 Fazit und Ausblick.....</b>	<b>132</b>
9.1 Gewonnene Erkenntnisse.....	132
9.2 Ausblick.....	134
<b>A Herleitungen und Erläuterungen.....</b>	<b>137</b>
A.1 Fehlerbetrachtung in $\Delta s$ .....	137
A.2 Kinematisch mögliches $d_{y,eva}$ für $a_{y,eva,max}$ .....	139
A.3 Bounding-Box-Erstellung aus Punktecluster.....	140
A.4 Herleitung von $D_{req}$ .....	141
A.5 Objektposition in oder neben dem Fahrschlauch.....	142
A.6 Verifizierung der Objektkritikalitätsprüfung mit stationären Objekten.....	143
A.7 Spezifikation des Simulationsrechners.....	144
<b>B Ergänzende Plots und Abbildungen .....</b>	<b>145</b>
B.1 Ausweichmanöver .....	145
B.2 Nottrajektorien.....	146
B.3 Beispielbilder zur Ortsdurchfahrt .....	147
<b>Literaturverzeichnis.....</b>	<b>148</b>
<b>Eigene Veröffentlichungen .....</b>	<b>166</b>
<b>Betreute studentische Arbeiten .....</b>	<b>167</b>

# Abkürzungen

<b>Abkürzung</b>	<b>Beschreibung</b>
AD	Automatisiertes Fahren (Automated Driving)
ADS	Automatisiertes Fahrsystem (Automated Driving System)
AVO	Autonomous Vehicle Operation
AVP	Autonomous Vehicle Protection
BSSD	Verhaltenssemantische Szeneriebeschreibung (Behavior-Semantic Scenery Description)
E	Ereignis (in der Fehlerbaumanalyse)
FF	Forschungsfrage
FN	Falsch negativ
FoV	Sichtfeld (Field of View)
FP	Falsch positiv
FTA	Fehlerbaumanalyse (Fault Tree Analysis)
FTP	Fail-Safe-Trajektorienplaner
KI	Künstliche Intelligenz
NM	Notmanöver
ODD	Operational Design Domain
RSS	Responsibility-Sensitive Safety
SC	Safety Check
SMPC	Stochastic Model Predictive Control
StVO	Straßenverkehrsordnung
TP	Richtig positiv (true positive)

## Formelzeichen und Indizes

<b>Symbol</b>	<b>Einheit</b>	<b>Beschreibung</b>
$D$	m/s <sup>2</sup>	Verzögerung
$K$	-	Art der Unsicherheit
$P$	W	Antriebsleistung
$a$	m/s <sup>2</sup>	Beschleunigung
$d$	m	Distanz, Abstand, Länge
$f$	1/s	Frequenz
$g$	m/s <sup>2</sup>	Erdbeschleunigung
$l$	m	Radstand
$m$	kg	Fahrzeugmasse
$n$	-	Anzahl, Zählvariable
$r$	m	Radius
$s$	m	Distanz entlang des Pfades
$t$	s	Zeit
$v$	m/s	Geschwindigkeit
$w$	m	Fahrzeugbreite
$x$	m	$x$ -Position
$y$	m	$y$ -Position
$z$	m	$z$ -Position
$\mathbf{p}$	-	Position (zweidimensional, $xy$ )
$\mathcal{L}$	-	Liste
$\mathcal{P}$	-	Pose
$\mathcal{S}$	-	Pfad
$\mathcal{T}$	-	Trajektorie
$\beta$	rad	Schwimmwinkel
$\delta$	rad	Lenkradwinkel
$\kappa$	1/m	Krümmung
$\mu$	-	Reibwert
$\varsigma$	-	Sicherheits-Flag
$\tau$	s	Zeitdauer
$\psi$	rad	Gierwinkel
$\zeta$	m <sup>2</sup>	Bewertung einer Bounding-Box-Approximation

<b>Index</b>	<b>Beschreibung</b>
al	Bogenlänge (arc length)
B	Bremsung
BB	Bounding Box
calc	Rechen- (calculation)
clus	Clustering
col	Kollision (collision)
crit	kritisch (critical)
del	Delay, Latenz
det	Detektion, detektiert
diff	Differenz
eb	Notbremsung (emergency brake)
ego	Egofahrzeug
em	Notfall (emergency)
eu	euklidisch
eva	Ausweichen (evade)
FN	falsch negativ
gr	Boden (ground)
lat	lateral
li	Lidar
lon	longitudinal
max	maximal
min	minimal
nlw	benötigte Fahrstreifenbreite (needed lane width)
obj	Objekt
occ	Objektkritikalitätsprüfung (object criticality check)
olp	Objektlistenplausibilisierung
pl	plausibilisiert
r	Reaktion
ra	Radar
real	real
rel	relativ
req	erforderlich (required)
S	Stopp, Anhalten
send	Sende-, gesendet
soft	sanft, leicht
sync	synchronisiert
timeout	Timeout
tol	Toleranz
tot	gesamt (total)

$i$	Laufvariable
$j$	Laufvariable
$k$	Laufvariable
$x$	$x$ -Richtung
$y$	$y$ -Richtung
$\mathbf{e}$	Im ortsfesten Koordinatensystem (earth-fixed)
$\mathbf{v}$	Im fahrzeugfesten Koordinatensystem (vehicle-fixed)

# Abbildungen und Tabellen

Abbildung 2-1: Definition des Automatisierten Fahrsystems (ADS). .....	6
Abbildung 2-2: Umfeldsensorsetup des verwendeten Testfahrzeugs mit skizzierter FoV- Abdeckung der Sensoren. ①: 1x Mono-Frontkamera MFC431, ②: 1x Radar ARS430, ③: 4x Lidar Ibeo LUX-8, ④: 2x Lidar Velodyne PUCK (VLP16). .....	7
Abbildung 2-3: Beziehung zwischen künstlicher Intelligenz, maschinellem Lernen und Deep Learning, basierend auf Kelleher. ....	8
Abbildung 2-4: Das mittlere Fahrzeug kann alleine durch das eigene Verhalten keine absolute Sicherheit garantieren (Abbildung basierend auf Shashua und Shalev-Shwartz). .....	9
Abbildung 2-5: Der Kreis um den Referenzpunkt in der Mitte der Vorderachse des Testfahrzeugs VW Passat B8 deckt auch bei Kurvenfahrt die benötigte Fahrbahnbreite sowie die gesamte Fahrzeugfront ab, was eine einfache Kollisionsprüfung ermöglicht (Abbildung aus Popp et al., basierend auf Volkswagen). .....	11
Abbildung 2-6: Systemarchitektur nach Molina et al. mit operativer Ebene (AVO) und Absicherungsebene (AVP). .....	14
Abbildung 2-7: ADS mit Überwachungsmodul, das die Sicherheit des nach ISO 26262 nicht ASIL-fähigen Planungsmoduls gewährleistet (Abbildung nach Stahl et al.). .....	15
Abbildung 2-8: Architektur im Projekt UNICARagil mit Gliederung in Großhirn, Stammhirn inklusive Absicherungsmodul „Sicheres Anhalten“ und Rückenmark (Abbildung nach Ackermann und Winner). .....	16
Abbildung 2-9: Funktionale Architektur des Sicherheitskonzepts nach Hörwick. ....	17
Abbildung 2-10: Sichere Trajektorienplanung nach Brüdigam et al. ....	18
Abbildung 2-11: Visualisierung der für einen Klassifizierungsalgorithmus relevantesten Bildbereiche mittels Saliency Maps. Quelle: Binder et al., Nachdruck mit Genehmigung von Springer Nature Customer Service Centre GmbH: Springer Information Science and Applications (ICISA) 2016; Layer-Wise Relevance Propagation for Deep Neural Network Architectures; Alexander Binder, Sebastian Bach, Gregoire Montavon, Klaus- Robert Müller, Wojciech Samek, © 2016 .....	23
Abbildung 2-12: Einfluss von Bildmanipulationen auf KI-basierte Fahrfunktionen. Die blauen Pfeile zeigen das geplante Fahrzeugverhalten auf Basis unveränderter Bilddaten, im jeweiligen rechten Nachbarbild führen Bildmanipulationen zu unsicherem Sollverhalten (rote Pfeile). © 2018 IEEE .....	24
Abbildung 3-1: ADS-Architekturkonzept mit integriertem SC-Modul. ....	28
Abbildung 4-1: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Hauptereignis „Unsichere Solltrajektorie“ mit drei Subereignissen. ....	35
Abbildung 4-2: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E1 „funktionale Unzulänglichkeit der Trajektorienplanung“ mit fünf Subereignissen. ....	36
Abbildung 4-3: Klassifikation unfallverursachender Fehler bei 287 untersuchten Unfällen. Nachbildung nach Graab et al. ....	38
Abbildung 4-4: Bi-level-Stabilisierung nach Werling. ....	39
Abbildung 4-5: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E1.2 „physikalisch nicht umsetzbare Trajektorie“ mit vier Subereignissen. ....	39
Abbildung 4-6: Längs- und Querschleunigungspotenzial im Kamm'schen Kreis. ....	42

Abbildung 4-7: Relevante geometrische Parameter zur Kollisionsvermeidung: Längsabstand $d_x$ bis zum Kollisionsobjekt und beim Ausweichen zu überwindender Lateralversatz $d_{y,eva}$ .	43
Abbildung 4-8: Maximale sinnvolle Querbeschleunigung abhängig von $v_{rel,x}$ und $d_{y,eva}$ im Grenzfall $d_x = 4d_{y,eva}$ , bei dem $D_{req} = a_{req,eva}$ gilt. Der graue Bereich ist mit $\kappa_{max} = 0,2 \frac{1}{m}$ kinematisch nicht erreichbar.	44
Abbildung 4-9: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E2 „funktionale Unzulänglichkeit der Umfeldinterpretation“ mit vier Subereignissen und fünf Subsubereignissen.	47
Abbildung 4-10: Das automatisierte Fahrzeug erkennt die Position des realen roten Fahrzeugs fälschlicherweise am Ort der grauen Bounding-Box. Die fehlerhafte Objektposition ist äquivalent zu einer FN- und einer FP-Detektion.	51
Abbildung 4-11: Notbremsung mit $D_{eb}$ nach der Reaktionszeit $\tau_{r,ego}$ . Modellierung des Verzögerungsaufbaus als Sprung (in Anlehnung an Wolff).	56
Abbildung 4-12: Maximale Entfernungen im absicherungsrelevanten Bereich ausgehend von der momentanen Position des Egofahrzeugs. Die fetten gestrichelten Kurven kennzeichnen den Bereich mit $v_{ego} \leq v_{obj,max}$ .	58
Abbildung 4-13: Die grün eingefärbte Schnittmenge aus dem Kreis um die Stillstandsposition und der Fahrbahnflächen inklusive angrenzender Pufferzone entspricht dem absicherungsrelevanten Bereich. Darin befinden sich alle für das Egofahrzeug potenziell kollisionskritischen Objekte.	59
Abbildung 5-1: Planer für sicheres Anhalten in Anlehnung an Wang et al.	62
Abbildung 5-2: Der Pfad der aktuellen kollisionskritischen Trajektorie ist dem Pfad der letzten sicheren Trajektorie in dieser Situation für das Bremsmanöver vorzuziehen.	72
Abbildung 5-3: Mögliche kreisförmige Aufenthaltsbereiche bei kombiniertem Brems- und Ausweichmanöver mit Pfaden verschiedener Kamm'scher Winkel. Darstellung nach Schmidt.	76
Abbildung 5-4: Umsetzbare $d_{y,eva}$ bei $v_{ego,0} = 30$ km/h, $\mu_{max} = 0,7$ und ohne Berücksichtigung kinematischer Grenzen.	77
Abbildung 5-5: Abweichung in umsetzbarem $d_{y,eva}$ durch Beachtung von $\kappa_{max}$ .	78
Abbildung 5-6: Abweichung in umsetzbarem $d_{y,eva}$ durch $a_y$ im fahrzeugfesten Koordinatensystem sowie Beachtung von $\kappa_{max}$ .	79
Abbildung 5-7: Maximale Abweichung in umsetzbarem $d_{y,eva}$ durch $a_y$ im fahrzeugfesten Koordinatensystem sowie Beachtung von $\kappa_{max}$ für verschiedene fahrdynamische Rahmenbedingungen.	79
Abbildung 5-8: Maximal erreichbare $d_{y,eva}$ bei $d_x = d_B$ abhängig von $v_{ego,0}$ und $D_{\mu_{max}}$ .	80
Abbildung 5-9: Mit $\sqrt{a_y, \mu_{max}}$ bzw. $\kappa_{max}$ erreichbare Ausweichdistanz über dem Startpunkt der Lateralbewegung.	82
Abbildung 5-10: Erreichbare Ausweichdistanz über dem Startpunkt der Lateralbewegung für verschiedene $\sqrt{a_y}$ .	83
Abbildung 5-11: Geschwindigkeit des Egofahrzeugs 1 m vor $p_{S, D_{\mu_{max}}}$ über dem Startpunkt der Lateralbewegung für verschiedene $\sqrt{a_y}$ .	84
Abbildung 6-1: Architektur des SC-Moduls. Sobald ein beliebiges Submodul einen unsicheren Zustand detektiert und das Sicherheits-Flag $\zeta$ auf 0 setzt, wird die	

Nottrajektorien generierung aktiviert und von der Trajektorienauswahl die Nottrajektorie statt der vom Trajektorienplaner geplanten Trajektorie an den Trajektorienregler gesendet. ....	86
Abbildung 6-2: Generische funktionale Architektur eines Moduls zur Verhaltensabsicherung automatisierter Fahrzeuge. ....	88
Abbildung 7-1: a) Belegungsgitter mit Anzahl Detektionen pro Raumwinkelzelle (Darstellung nach Dedic); b) Ausschnitt der zugehörigen Punktwolke mit Fahrzeugen, deren Scheiben zu detektionslosen Zellen im Azimutbereich 60°-140° führen. ....	93
Abbildung 7-2: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 1: Detektion von FN-Objekten durch Lidarpunkte. ....	96
Abbildung 7-3: Nicht synchronisierte Detektionspunkte von zwei Lidarsensoren. Die violetten Detektionspunkte sind älter als die blauen. ....	97
Abbildung 7-4: Unten: Lidarpunktwolke, bei der die kleinen schwarzen Punkte für die Identifizierung von FN-Objekten irrelevant sind und die bunten geclusterten Punkte als FN-Objekte im absicherungsrelevanten Bereich identifiziert wurden. Oben: Kamerabild zur Veranschaulichung der Szene. ....	99
Abbildung 7-5: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 2: Existenzbestätigung der aus Lidarpunkten geclusterten FN-Objekte. ....	101
Abbildung 7-6: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 3: Abgleich mit Radar-Objekten. ....	102
Abbildung 7-7: Bestimmung der erforderlichen Verzögerung $D_{req}$ . ....	106
Abbildung 7-8: Logischer Prozessablauf der Objektkritikalitätsprüfung. ....	110
Abbildung 7-9: Prüfung der Trajektorienstabilität anhand dreier Trajektorien. Für die im selben grünen Rechteck befindlichen Trajektorienpunkte werden die Abweichungen zwischen den jeweiligen Posen bestimmt. Abbildung in Anlehnung an Lindner. ....	111
Abbildung 8-1: Annäherung an stationäre Objekte: BMW i3, Fußgänger, Fahrzeug-Dummy und Radfahrer. ....	114
Abbildung 8-2: Einfluss der Geschwindigkeit auf Detektionsreichweiten mittels Lidarpunkt-Clustering. ....	115
Abbildung 8-3: Maximale Detektionsentfernungen $d_{det,max}$ , ab denen die stationären Objekte in jedem weiteren Zeitschritt der Annäherungsfahrt durch Lidarpunkt-Clustering erkannt werden. ....	116
Abbildung 8-4: $d_{det,max}$ mittels Lidarpunkt-Clustering für dynamische Objekte. Die schwarzen Linien kennzeichnen für gegebene $d_{det,max}$ bei entgegenkommenden Objekten die maximal zulässige Ego-Geschwindigkeit. ....	117
Abbildung 8-5: Sollverzögerung $D_{req}$ (blau) und Istverzögerung $D_{ego}$ (rot) des Egofahrzeugs bei plötzlicher Verzögerungsanforderung. ....	119
Abbildung 8-6: Einfluss einer Vorverzögerung $D_{soft}$ auf $\tau_{del}$ bei $v_{ego,0} = 30$ km/h und $D_{req} = 4$ m/s <sup>2</sup> (Versuchsbedingungen: 10 °C, trockene Fahrbahn). ....	120
Abbildung 8-7: Einfluss einer Vorverzögerung $D_{soft}$ auf $\Delta p_S$ bei $v_{ego,0} = 30$ km/h und $D_{req} = 4$ m/s <sup>2</sup> (Versuchsbedingungen: 10 °C, trockene Fahrbahn). ....	120
Abbildung 8-8: Differenz der während des Bremsmanövers maximal erreichten Verzögerungen mit und ohne $\tau_{D_{soft}}$ (Versuchsbedingungen: 30 °C, trockene Fahrbahn). ....	122
Abbildung 8-9: Einfluss von $D_{req}$ und $v_{ego,0}$ auf $\Delta p_S$ (Versuchsbedingungen: 30 °C, trockene Fahrbahn). ....	122

Abbildung 8-10: Kumulative Verteilung der Rechenzeiten für a) Objektkritikalitätsprüfung und b) Objektlistenplausibilisierung im aktuellen Entwicklungsstand. ....	127
Abbildung 8-11: Anteile an der Rechenzeit der Objektlistenplausibilisierung $\tau_{\text{calc,olp}}$ bei großen und kleinen $\tau_{\text{calc,olp}}$ .....	128
Abbildung A-1: Herleitung der Abweichung zwischen $\Delta s_{\text{al}}$ und $\Delta s_{\text{eu}}$ . ....	137
Abbildung A-2: Absolute und normierte Abweichung zwischen $\Delta s_{\text{al}}$ und $\Delta s_{\text{eu}}$ für $a_{y,\text{max}} = 10 \text{ m/s}^2$ und $\Delta t = 0,1 \text{ s}$ . ....	138
Abbildung A-3: Herleitung des Zusammenhangs zwischen $\kappa$ und $d_{y,\text{eva}}$ für $a_{y,\text{eva,max}}$ . ....	139
Abbildung A-4: Flussdiagramm zum Erstellen einer Bounding-Box aus einem Punktecluster in Anlehnung an Zhang et al.. ....	140
Abbildung A-5: Herleitung des Kollisionsradius $r_{\text{col}}$ .....	142
Abbildung B-1: Maximale Abweichung in umsetzbarem $d_{y,\text{eva}}$ durch Beachtung von $\kappa_{\text{max}}$ für verschiedene fahrdynamische Rahmenbedingungen (Ergänzung zu Abbildung 5-7, S. 79). ....	145
Abbildung B-2: Einfluss einer Vorverzögerung $D_{\text{soft}}$ auf $\tau_{\text{del}}$ bei $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$ und $D_{\text{req}} = 8 \text{ m/s}^2$ (Versuchsbedingungen: $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn; Ergänzung zu Kapitel 8.1.3, S. 121).....	146
Abbildung B-3: Einfluss einer Vorverzögerung $D_{\text{soft}}$ auf die Abweichung in der Stillstandsposition $\Delta p_s$ bei $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$ und $D_{\text{req}} = 8 \text{ m/s}^2$ (Versuchsbedingungen: $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn; Ergänzung zu Kapitel 8.1.3, S. 121). ....	146
Abbildung B-4: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: enger verkehrsberuhigter Bereich mit Zaun am Fahrbahnrand und in den Fahrschlauch ragendem Bewuchs (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123).....	147
Abbildung B-5: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: Aufpflasterung an einer T-Kreuzung (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123). ....	147
Abbildung B-6: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: geparkte Fahrzeuge auf der Straße und Begrünung am Straßenrand (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123). ....	147
Tabelle 4-1: Auszug aus Kollisionsobjekten nach der MMUCC-Richtlinie der NHTSA. ....	45
Tabelle 5-1: Notmanöver-Strategien in der Literatur. ....	63
Tabelle 5-2: Kombinationen von Pfad- und Geschwindigkeitsoptionen für Nottrajektorien und Zuordnung von Notmanövern (NM). ....	65
Tabelle 5-3: Funktionale Anforderungen für die Durchführung verschiedener NM-Optionen und Zuordnung der in Kapitel 5.1 vorgestellten Literatur. ....	67
Tabelle 5-4: Pfad und Verzögerung der Nottrajektorie abhängig von der Art der Unsicherheit. ....	73
Tabelle 9-1: Spezifikation des Simulationsrechners (Ergänzung zu Kapitel 8.2.3, S. 127)..	144

## **Kurzzusammenfassung**

Beim automatisierten Fahren kommen zunehmend Ansätze der künstlichen Intelligenz (KI) und des maschinellen Lernens zum Einsatz. Das Ziel ist, mit dieser Technologie auch komplexe Sachverhalte, die vom Menschen mit seiner kognitiven Intelligenz und Erfahrung schnell und präzise erfassbar sind, mit maschinellen Systemen in ausreichender Qualität zu erfassen. Das bedeutet, dass durch das automatisierte Fahrzeug nicht mehr Unfälle passieren dürfen als durch menschliche Fahrer. Ein Nachteil von KI-Ansätzen ist die geringe Nachvollziehbarkeit der Funktionsweise und Entscheidungsfindung der entsprechenden Algorithmen. Damit ist auch nicht im Detail bekannt, welche Fehlfunktionen bei derartigen Ansätzen auftreten können.

Der Stand der Technik enthält bereits verschiedene Konzepte zur Absicherung von automatisierten Fahrzeugen und auch wenige theoretische Konzepte zur direkten Absicherung von KI-Algorithmen. Meist werden dabei allerdings vereinfachende Annahmen wie bspw. fehlerfrei funktionierende Umfeldsensorik getroffen. Auch der Komplettausfall von funktionalen Modulen wie Perzeption oder Trajektorienplanung wird in der Literatur kaum adressiert.

Zur Schließung dieser Lücke wird der Ansatz verfolgt, die Schwächen des Planers durch ein nachgeschaltetes Modul zu kompensieren, das nicht die KI-Funktionen selbst, sondern lediglich deren Ergebnis in Form der Solltrajektorie absichert. In der vorliegenden Dissertation entspricht das dem Konzept des „Safety Checks“ (SC), das für den Einsatz im urbanen Verkehr vorgestellt wird. Dieses Modul befindet sich in der Architektur des automatisierten Systems zwischen Trajektorienplaner und Trajektorienregler. Bevor eine vom KI-basierten Planer ausgegebene Trajektorie zum Regler weitergeleitet wird, prüft das SC-Modul deren Sicherheit durch erklärable deterministische Diagnosen ohne Einsatz von KI. Die im Fahrzeug vorhandenen und auch vom abzusichernden System verwendeten Sensordaten werden dafür mit diversitären Ansätzen auf einer anderen Verarbeitungsebene zur Sicherheitsprüfung genutzt. Im Fall einer unsicheren Trajektorie des Planers greift das SC-Modul ein und überführt das automatisierte Fahrzeug in einen risikominimalen Zustand. Regelung und Aktoransteuerung werden vom SC nicht abgesichert, da sie sich mit bestehenden konventionellen Methoden bereits zuverlässig absichern lassen.

Im Zuge der Anforderungsdefinition an das Absicherungskonzept wird mittels Fehlerbaumanalyse systematisch hergeleitet, welche Ursachen zu unsicheren geplanten Trajektorien führen können. Das sind einerseits funktionale Unzulänglichkeiten im Bereich der Trajektorienplanung oder in der Interpretation der Umwelt, andererseits ein Komplettausfall von Modulen oder Sensoren. Daraus leitet sich die Anforderung an das SC-Modul ab, dass neben der Sicherheitsprüfung der Trajektorie auch die Überwachung des Gesundheitszustands von Sensoren und anderen Modulen erforderlich ist. Weitere Anforderungen sind, angemessen

und ausreichend schnell auf das Auftreten eines unsicheren Zustands zu reagieren und die Falsch-Positiv-Eingriffsrate des SC-Moduls zu minimieren.

Zur Identifizierung situationsgemäßer Reaktionen bei einem unsicheren Zustand wird der Lösungsraum für mögliche Notmanöver aufgespannt und diskutiert, welche Voraussetzungen für die Anwendung der verschiedenen Optionen jeweils zu erfüllen sind. Darauf basierend wird für das SC-Modul die primäre Notstrategie gewählt, entlang des aktuell oder zuletzt geplanten sicheren Pfades in den Stillstand zu bremsen.

Aus den verschiedenen Unsicherheitsarten und Anforderungen werden funktionale Submodule abgeleitet, die der Informationsprüfung bzw. -plausibilisierung, der Trajektorienprüfung oder der Nottrajektoriengenerierung dienen. Daraus wird eine beispielhafte Gesamtarchitektur des SC-Moduls gebildet, im realen Testfahrzeug implementiert und sowohl auf dem Testgelände als auch im öffentlichen Verkehr in einem Wohngebiet getestet. Die Detektionsreichweite der logik-basierten Objektlistenplausibilisierung, die vom Perzeptionsmodul nicht erfasste und somit in der Objektliste fehlende Objekte detektiert, ist unter Verwendung von Radar- und Lidardaten ausreichend für den absicherungsrelevanten Bereich. Da im Testfahrzeug nur ein nach vorne gerichteter Radarsensor vorhanden ist, offenbaren sich in Kreuzungsszenarien jedoch Schwierigkeiten in der Schätzung der Dynamik von querenden Objekten. Davon abgesehen erfolgt die Detektion von potenziell kollisionskritischen Objekten zuverlässig. Die Evaluation der Objektkritikalitätsprüfung zeigt, dass eine der größten Herausforderungen die Bewegungsprädiktion von anderen Verkehrsteilnehmern ist. Während in Open-Loop-Testfahrten im Realverkehr beim Folgen gerader Straßen keine Falscheingriffe des SC-Moduls auftreten, erweisen sich auch hier Kreuzungsszenarien als herausfordernd. Aufgrund der konservativen Objektbewegungsprädiktion, die der Prädiktion des menschlichen Testfahrers unterlegen ist, kommt es in eigentlich unkritischen Situationen mehrfach zu Eingriffen des SC-Moduls.

## Abstract

Automated driving increasingly uses artificial intelligence (AI) and machine learning approaches. The goal is to use this technology with machine systems to sufficiently capture even complex situations that can be quickly and precisely understood by humans with their cognitive intelligence and experience. This means that the automated vehicle must not cause more accidents than human drivers. One disadvantage of AI approaches is the low traceability of the decision-making process of the algorithms. Thus, it is also not known in detail which malfunctions can occur with such approaches.

The state of the art already contains concepts for the safeguarding of automated vehicles and also some theoretical concepts for the direct safeguarding of AI algorithms. Mostly, however, simplifying assumptions such as error-free operation of environmental sensors are made. Also, the complete failure of functional modules such as perception or trajectory planning is hardly addressed in literature.

To close this gap, the approach is to compensate the weaknesses of the planner by a downstream module, which does not safeguard the AI functions, but only their result in the form of the target trajectory. In this dissertation, this corresponds to the concept of the so-called "Safety Check" (SC), which is presented for use in urban traffic. In the architecture of the automated system, this module is located between the trajectory planner and the trajectory controller. Before a trajectory output by the AI-based planner is forwarded to the controller, the SC module checks the trajectory safety by performing explainable deterministic diagnostics without using AI. For this purpose, the sensor data available in the vehicle and also used by the system to be safeguarded are used with diversitary approaches on a different processing level for safety checking. In case of an unsafe trajectory of the planner, the SC module intervenes and transfers the automated vehicle into a minimum risk state. Actuator and trajectory control are not safeguarded by the SC, since they can already be reliably safeguarded using existing conventional methods.

In the course of defining the requirements for the safeguarding concept, fault tree analysis is used to systematically derive the causes that can lead to unsafe planned trajectories. These are, on the one hand, functional deficiencies in the field of trajectory planning or in the interpretation of the environment, and on the other hand, a complete failure of modules or sensors. This leads to the requirement for the SC module to monitor the health status of sensors and other modules in addition to the safety check of the trajectory. Other requirements are to react appropriately and quickly enough to the occurrence of an unsafe condition and to minimize the false positive intervention rate of the SC module.

In order to identify situationally appropriate responses to an unsafe condition, the solution space for possible emergency maneuvers is drawn and the prerequisites for applying each of

the various options are discussed. Based on this, the primary emergency strategy for the SC module is to brake to standstill along the currently or last planned safe path.

Functional submodules are derived from the different uncertainty types and requirements, which are used for information plausibility, trajectory checking or emergency trajectory generation. From this, an exemplary overall architecture of the SC module is created, implemented in the real test vehicle and tested both on the test site and in public traffic in a residential area. The detection range of the logic-based object list plausibility check, which uses radar and lidar data to detect objects that were not detected by the perception module and thus are missing in the object list, is sufficient for the safety-relevant area. However, since there is only one forward-facing radar sensor in the test vehicle, difficulties in estimating the dynamics of crossing objects arise in intersection scenarios. Apart from that, the detection of potentially collision-critical objects works reliably. The evaluation of the object criticality check reveals that one of the biggest challenges is the motion prediction of other road users. While in open-loop test drives in real traffic no erroneous interventions of the SC module occur when driving along straight roads, intersection scenarios are challenging again. Due to the conservative object motion prediction, which is inferior to the prediction of the human test driver, interventions of the SC module occur several times in actually uncritical situations.

---

# 1 Einleitung

In den vergangenen Jahrzehnten wurde die Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen stark vorangetrieben und hat immer weiter an Dynamik zugenommen<sup>1a</sup>. Dem automatisierten Fahren (Automated Driving, AD) widmen sich momentan nahezu alle Automobilhersteller und -zulieferer sowie etablierte internationale IT-Unternehmen<sup>1b</sup>. Die Motivation dafür liegt in den vielfältigen Chancen, die in der Automatisierung von Fahrzeugen gesehen werden. Neben den Aspekten der Nachhaltigkeit, Stauvermeidung, Entlastung des Fahrers und gesteigerter Mobilität fahrunfähiger Personen wird an erster Stelle meist der Sicherheitsgewinn genannt<sup>2,3</sup>. Laut Statistischem Bundesamt war im deutschen Straßenverkehr in den letzten Jahren die Ursache für Unfälle mit Personenschäden in ca. 88 % der Fälle Fehlverhalten der fahrzeugführenden Person<sup>4,5,6</sup>. Die Reduzierung der Unfallzahlen durch technische Unterstützung oder die Übergabe der Fahraufgabe von Mensch zu Maschine ist daher naheliegend. Bereits auf dem Markt befindliche Assistenzsysteme verhindern schon heute Unfälle und werden nach Prognosen des Gesamtverbands der deutschen Versicherungswirtschaft bis 2040 die Unfallzahlen um weitere 20 bis 30 % gegenüber 2019 reduzieren<sup>7</sup>.

## 1.1 Motivation

Beim automatisierten Fahren wird zunehmend auch in Forschung zur künstlichen Intelligenz (KI) bzw. des maschinellen Lernens investiert<sup>8</sup>. KI wird bspw. von Kappel et al.<sup>9</sup> für eine unersetzliche Schlüsseltechnologie für die automatisierte Steuerung von Autos im Straßenverkehr gehalten. Das Ziel ist, mit dieser Technologie auch komplexe Sachverhalte, die vom Menschen mit seiner kognitiven Intelligenz und Erfahrung schnell und präzise erfassbar sind, auch durch maschinelle Systeme in ausreichender Qualität zu erfassen. „Ausreichend“ bedeutet hierbei angesichts der Sicherheit und gesellschaftlichen Akzeptanz, dass mit dem

---

<sup>1</sup> Bengler, K. et al.: Fahrerassistenzsysteme und Automatisiertes Fahren (2021). a: S. 1011; b: S. 1054.

<sup>2</sup> Anderson, J.M. et al.: Autonomous Vehicle Technology (2014), S. 9–38.

<sup>3</sup> DiClemente, J. et al.: Autonomous Car Policy Report (2014), S. 14 f.

<sup>4</sup> Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2018 (2019), S. 49.

<sup>5</sup> Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2019 (2020), S. 49.

<sup>6</sup> Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2020 (2021), S. 49.

<sup>7</sup> Lena Sattler: Unfallverhinderung durch Assistenzsysteme (2021).

<sup>8</sup> Burkert, A.: Mit künstlicher Intelligenz zur Reifeprüfung (2017), S. 17.

<sup>9</sup> Kappel, M. et al.: Rolle der KI beim Automatisierten Fahren (2019), S. 176.

Einsatz des automatisierten Systems im Vergleich zur menschlichen Fahrleistung eine Verminderung von Schäden einhergeht, also weniger Unfälle passieren<sup>10,11</sup>. Apachite et al.<sup>12</sup> gehen noch einen Schritt weiter und sehen das Entwicklungsziel darin, „mit der KI eine AD Lösung leistungsfähiger zu machen als es der beste menschliche Fahrer ist, und AD nachweisbar so sicher zu machen, dass das gesellschaftlich akzeptierte Risiko im Straßenverkehr unterschritten wird“.

Während in der KI-Forschung der vergangenen Jahre zumeist die Vorteile und Chancen dieser Technologie im Vordergrund standen, wurden die damit verbundenen Risiken weniger intensiv beleuchtet und Fragen zu Absicherung und dem Sicherheitsnachweis von KI-Systemen blieben häufig unbeantwortet<sup>13</sup>. Ein Nachteil der KI-Ansätze ist die schlechte Nachvollziehbarkeit der Funktionsweise und Entscheidungsfindung der entsprechenden Algorithmen<sup>14</sup>. Das bedeutet auch, dass nicht im Detail bekannt ist, welche Fehlfunktionen bei derartigen Ansätzen auftreten können, gerade wenn die KI-Funktion realen Situationen ausgesetzt wird, die durch Trainings- und Testdaten nicht abgedeckt waren<sup>15,16a</sup>. Schon kleinste Abweichungen in Bildinformationen können zu stark verändertem und sicherheitsgefährdendem Fahrzeugverhalten führen<sup>17</sup>. Das Testen und der Nachweis der Sicherheit neu entwickelter Fahrfunktionen ist durch Testfahrten angesichts der Milliarden von benötigten Testkilometern<sup>18,19</sup> ebenso unrealistisch wie etwa eine „brute force“-Testung der Zuverlässigkeit von bildverarbeitenden KI-Funktionen mit Realdaten<sup>16b</sup>. Gerade im Vergleich zu anderen Domänen wie dem Flugverkehr gestaltet sich die Absicherung beim automatisierten Fahren herausfordernder, da es in einer weitaus komplexeren und weniger kontrollierten Umgebung mit einer Vielzahl an verschiedenen Verkehrsteilnehmern handelt, deren Verhalten nur schwer präzifizierbar ist<sup>20</sup>.

Dass die Sicherheit von AD noch nicht ausgereift ist, offenbaren nicht zuletzt tödliche Unfälle mit automatisierten Fahrzeugen wie z. B. von Uber<sup>21</sup>. Dort hat das Perceptionssystem

---

<sup>10</sup> BMVI: Bericht der Ethik-Kommission (2017), S. 10.

<sup>11</sup> Rupp, J.D.; King, A.G.: Autonomous Driving - A Practical Roadmap (2010), S. 2.

<sup>12</sup> Apachite, C. et al.: KI für das automatisierte Fahren (2021), S. 51.

<sup>13</sup> Nascimento, A.M. et al.: Impact of AI on AV Safety (2020), S. 4943.

<sup>14</sup> Burton, S. et al.: Safety of ML in AD (2017), S. 5 f.

<sup>15</sup> Koopman, P.; Wagner, M.: Autonomous Vehicle Safety (2017), S. 92 f.

<sup>16</sup> Brüggemann, D. et al.: Ansätze zur Verbesserung KI-basierter Systeme (2021). a: S. 100; b: S. 110.

<sup>17</sup> Tian, Y. et al.: DeepTest (2018).

<sup>18</sup> Wachenfeld, W.; Winner, H.: The Release of Autonomous Vehicles (2016), S. 442.

<sup>19</sup> Kalra, N.; Paddock, S.M.: Driving to Safety (2016), S. 189.

<sup>20</sup> Pimentel, J.; Bastiaan, J.: Characterizing the Safety of AV (2018).

<sup>21</sup> National Transportation Safety Board: Uber Crash Report (2019).

des Fahrzeugs klar versagt, auch wenn die Verantwortung bei der Sicherheitsfahlerin lag, die ihre Pflicht zur Systemüberwachung verletzt hatte. Eine derartige Verwendung von Assistenzsystemen über ihren vorgesehenen Nutzungsrahmen hinaus ist generell eine häufige Ursache von sicherheitskritischen Ereignissen<sup>22</sup>. Spätestens für die Einführung höherer Automatisierungsstufen ohne erforderliche Fahrerüberwachung müssen jedoch Sicherheitsmechanismen geschaffen werden, die ein funktionales Versagen des automatisierten Systems verhindern bzw. sicher abfangen.

Um in der Absicherungsebene nicht von den genannten KI-bezogenen Unsicherheiten betroffen zu sein, wird im Rahmen der vorliegenden Dissertation eine Absicherung des geplanten Fahrzeugverhaltens durch konventionelle logikbasierte Methoden verfolgt. Durch die Überschaubarkeit der in der Absicherungsebene getroffenen Modellannahmen soll die Validierung des automatisierten Systems erleichtert werden. Das Ziel ist die Beantwortung der Frage, inwieweit sich mit diesem Ansatz die Sicherheit eines automatisierten Fahrzeugs mit KI-basierten Fahrfunktionen im urbanen Raum gewährleisten lässt.

## 1.2 Methodik und Aufbau der Arbeit

Die Struktur und das methodische Vorgehen dieser Dissertation werden im Folgenden beschrieben. Nach der Einleitung werden in Kapitel 2 die Grundlagen vorgestellt, die einerseits Definitionen umfassen, die zum Verständnis dieser Dissertation notwendig sind. Andererseits werden dort der Stand der Technik mit Fokus auf die Absicherung automatisierten Fahrens und die sichere Nutzung von KI-Ansätzen in diesem Kontext vorgestellt. Basierend auf den identifizierten Lücken im Stand der Technik werden in Kapitel 3 das Entwicklungsziel des Absicherungsmoduls konkretisiert und Forschungsfragen definiert.

Als erster Schritt im Entwicklungsprozess werden in Kapitel 4 Anforderungen an das Absicherungskonzept definiert. Zur Identifizierung von Ursachen für unsichere Solltrajektorien wird eine Fehlerbaumanalyse durchgeführt. Davon ausgehend wird abgeleitet, welche konkreten Funktionalitäten im zu entwickelnden Absicherungskonzept notwendig sind. Damit werden die funktionalen Submodule des Absicherungsmoduls definiert. Im Anforderungskapitel wird außerdem der absicherungsrelevante Umfeldbereich diskutiert.

In Kapitel 5 werden Notmanöver thematisiert, mit denen das automatisierte Fahrzeug im Fall eines unsicheren Systemzustands risikominimierend bewegt werden kann. Nach einem kurzen Literaturüberblick wird der Lösungsraum aufgespannt, um für die so identifizierten Notmanöveroptionen funktionale Voraussetzungen zur jeweiligen Umsetzung zu definieren. Daraus wird eine Strategie abgeleitet, welche Art von Notmanöver im entwickelten Absicherungskonzept bei welcher Art von Systemunsicherheit verwendet wird.

---

<sup>22</sup> Kim, H. et al.: Real-World Use of ADS (2022), S. 36.

Eine beispielhafte funktionale Gesamtarchitektur des Absicherungsmoduls wird in Kapitel 6 vorgestellt. Diese basiert auf den Ergebnissen des Notmanöver- sowie des Anforderungskapitels, insbesondere der Auswahl funktionaler Submodule. In Kapitel 7 wird im Zuge der Implementierung die Funktionsweise der Submodule konkretisiert.

Das Testen und die Evaluation der implementierten Submodule folgen in Kapitel 8. Dort werden auch die Anforderungen aus Kapitel 4 verifiziert und die Leistungsgrenzen des entwickelten Absicherungsmoduls diskutiert. Abschließend folgt in Kapitel 9 das Fazit. Dort werden die Erkenntnisse aus der Bearbeitung der Forschungsfragen beschrieben und ein Ausblick auf weitere Forschungsarbeiten zur Bearbeitung offen gebliebener oder neu entstandener Forschungsfragen gegeben.

## 2 Grundlagen

Das Grundlagenkapitel umfasst Begriffsdefinitionen sowie den Stand der Technik zu Absicherung und Sicherheit beim automatisierten Fahren. Insbesondere werden auch Ansätze aus der Literatur zur sicheren Nutzung von KI beim automatisierten Fahren vorgestellt.

### 2.1 Definitionen

Zunächst werden die für diese Arbeit wichtigsten Begriffe definiert, um das Risiko von Mehrdeutigkeiten oder Missverständnissen beim Lesen dieser Dissertation zu reduzieren. Dabei wird weitestgehend auf in der Literatur gebräuchliche Definitionen zurückgegriffen.

#### 2.1.1 Automatisiertes Fahren

Nach SAE J3016<sup>23</sup> wird automatisiertes Fahren in fünf Stufen bzw. Level unterteilt. Während in Level 0 noch gar keine Form der Automatisierung vorliegt, wird der Fahrer in Level 1 vom automatisierten System durch Längs- oder Querführung des Fahrzeugs unterstützt. Der Fahrer ist aber dennoch in der Pflicht, das Verkehrsgeschehen permanent zu überwachen und zur Erhaltung eines sicheren Zustands jederzeit eingriffsbereit zu sein. Aus rechtlicher Sicht ist der Fahrer hier stets in der Verantwortung für das Verhalten des Fahrzeugs. Beispiele hierfür sind Spurhalteassistenten oder Adaptive Cruise Control. In Level 2 kann das automatisierte System Längs- und Querführung auch gleichzeitig übernehmen, die Verantwortung und Überwachungsaufgabe des Fahrers ist unverändert zu Level 1.

Ein Level 3-System ist in klar definierten Szenarien und Bereichen, also innerhalb einer eingeschränkten „Operational Design Domain“ (ODD), fähig, das Fahrzeug ohne Zutun des menschlichen Fahrers zu bewegen. Ein Beispiel dafür ist der von Daimler angebotene Drive Pilot, der auf definierten Autobahnabschnitten bis zu einer Geschwindigkeit von 60 km/h unter bestimmten Wetterbedingungen die Fahraufgabe übernehmen kann<sup>24</sup>. Wenn das Fahrzeug den Fahrzeuginsassen zur Übernahme der Fahraufgabe auffordert, muss dieser jedoch zeitnah fahrbereit sein.

Level 4-Systeme sind in der Lage, innerhalb ihrer ODD mit jeder beliebigen Situation ohne menschlichen Fahrereingriff umzugehen und im Notfall selbständig einen risikominimalen Zustand zu erreichen. Der Fahrzeuginsasse muss also zu keiner Zeit zur Übernahme der Fahraufgabe bereit sein. Für ein Level 5-System gilt das gleiche, jedoch in uneingeschränk-

---

<sup>23</sup> Society of Automotive Engineers: SAE J3016 (2021).

<sup>24</sup> Daimler: Level 3 DRIVE PILOT (2021).

ter ODD. Somit ist das Level 5-System fähig, sich ohne menschliches Zutun in jeder beliebigen Umgebung zu bewegen, in der auch ein menschlicher Fahrer fahren kann. Der Begriff des Autonomen Fahrens beschreibt ausschließlich diese höchste Automatisierungsstufe.

Je nach Art des Fahrzeugs ist neben dem Betrieb in Level 4+ auch der Betrieb in Level 0-3 möglich. Dafür sind Schnittstellen für den menschlichen Eingriff erforderlich, z. B. Lenkrad, Fahr- und Bremspedal. Solche sowohl hochautomatisiert als auch manuell betreibbaren Fahrzeuge werden Dual-Mode-Fahrzeuge genannt<sup>25</sup>.

## 2.1.2 Automatisiertes Fahrsystem (ADS)

Das Automatisierte Fahrsystem (Automated Driving System, ADS) ist in dieser Arbeit gemäß Abbildung 2-1 definiert und entspricht einer dreigliedrigen „Sense-Plan-Act“-Struktur. „Sense“ umfasst in dieser Darstellung die beiden linken Module, „Plan“ die beiden mittleren Module und „Act“ das rechte Modul.

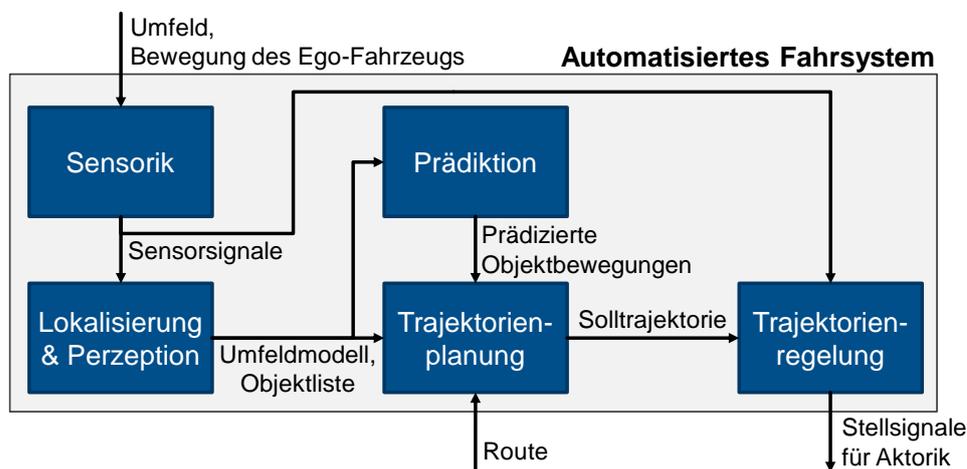


Abbildung 2-1: Definition des Automatisierten Fahrsystems (ADS).

Die Sensorik untergliedert sich in inertielle und Umfeldsensorik. Während die inertielle Sensorik den kinematischen Zustand des Egofahrzeugs (Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung) erfasst bzw. schätzt, wird durch die Umfeldsensorik das Umfeld des Egofahrzeugs mit den darin befindlichen Objekten erfasst. Zu den Umfeldsensoren zählen Radar, Lidar, Kamera und Ultraschallsensoren, wohingegen die inertielle Sensorik eine GNSS-Antenne, eine inertielle Messeinheit zur Messung von translatorischen Beschleunigungen und rotatorischen Geschwindigkeiten in jeweils drei Raumrichtungen, Raddrehzahlsensoren sowie Lenkwinkelsensorik umfasst. Diese Informationen werden von der Lokalisierung und Perzeption interpretiert und zu einem Umfeldmodell mit Objektliste verarbeitet, welche wiederum von Prädiktion und Trajektorienplanung genutzt werden. Das Prädiktionsmodul schätzt die künftigen Bewegungen der in der Objektliste enthaltenen Objekte und sendet das

<sup>25</sup> Martens, M.H.; Beukel, A.P. van den: Dual mode vehicles (2013), S. 2262.

Ergebnis an die Trajektorienplanung. Zusammen mit der Routeninformation, die aus einem übergeordneten Fahrmissionsziel abgeleitet ist, ermittelt der Trajektorienplaner eine idealerweise sichere und kollisionsfreie Solltrajektorie. Diese wird vom Trajektorienregler empfangen, welcher daraus zusammen mit Informationen zum kinematischen Zustand des Egofahrzeugs Stellsignale für die Aktorik ableitet. Das Ziel des Trajektorienreglers ist, dass das Egofahrzeug der Solltrajektorie möglichst genau folgt. In dem in dieser Arbeit betrachteten ADS basieren die Lokalisierung, Perzeption, Prädiktion und Trajektorienplanung auf Methoden der künstlichen Intelligenz. Was dieser Begriff umfasst, wird in Abschnitt 2.1.3 erklärt.

Als Testfahrzeug wird im Rahmen dieser Arbeit das Forschungsfahrzeug des Projekts PRORETA 5<sup>26</sup> verwendet (VW Passat B8), das mit einem für automatisierte Fahrzeuge repräsentativen Umfeldsensorsetup ausgestattet ist. Auf der linken Seite in Abbildung 2-2 ist die Positionierung der einzelnen Umfeldsensoren visualisiert, rechts im Bild sind die Sichtbereiche (Field of View, FoV) aller Sensoren schematisch skizziert. Die azimuthalen FoV sind in der Abbildung realitätsgetreu dargestellt, die Reichweiten der Sensoren hingegen nicht. Neben einer nach vorne gerichteten Monokamera vom Typ MFC431 (①) hinter der Windschutzscheibe verfügt das Fahrzeug über einen ebenfalls in Fahrtrichtung gerichteten Radarsensor vom Typ ARS430 (②) mit zwei unabhängigen Scans für Nah- und Fernbereich. Von den vier Ibeo-Lidarsensoren (③) mit jeweils acht Layern (Strahlebenen verschiedener Elevation) sind drei an der Fahrzeugfront geradeaus, nach links und nach rechts gerichtet, der vierte befindet sich am Fahrzeugheck und ist entgegen der Fahrtrichtung ausgerichtet. Die beiden Lidarsensoren auf dem Dach des Fahrzeugs sind vom Typ Velodyne PUCK (④) und decken mit jeweils 16 Layern ein FoV von 360° ab.

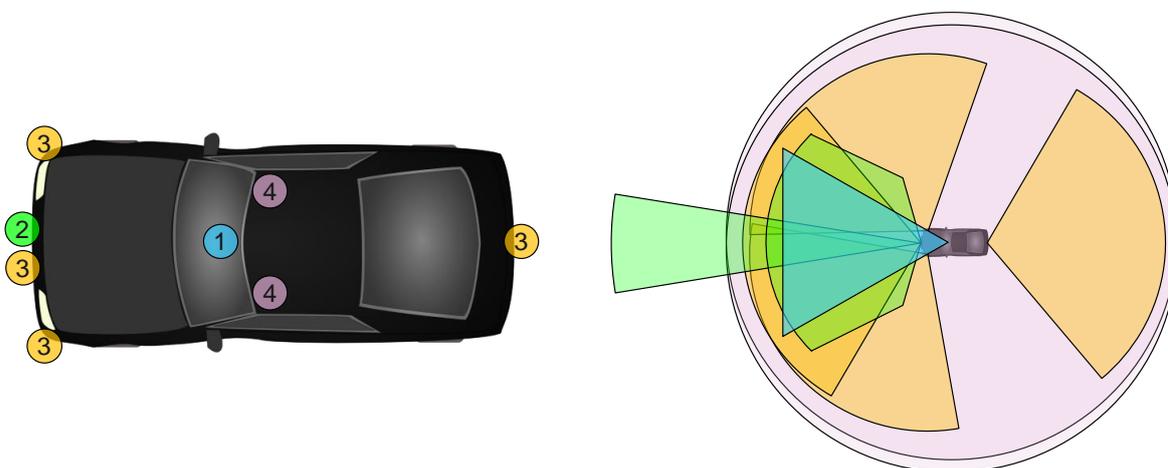


Abbildung 2-2: Umfeldsensorsetup des verwendeten Testfahrzeugs mit skizzierter FoV-Abdeckung der Sensoren. ①: 1x Mono-Frontkamera MFC431, ②: 1x Radar ARS430, ③: 4x Lidar Ibeo LUX-8, ④: 2x Lidar Velodyne PUCK (VLP16).

<sup>26</sup> TU Darmstadt: PRORETA 5 (2021).

### 2.1.3 Künstliche Intelligenz

Künstliche Intelligenz (KI) beschreibt die Wissenschaft, Maschinen intelligent handeln zu lassen bzw. intelligentes Verhalten zu simulieren<sup>27</sup> und wird als Überbegriff für Anwendungen verwendet, „bei denen Maschinen menschenähnliche Intelligenzleistungen erbringen“<sup>28</sup>. Als Unterkategorie von KI beschreibt „Maschinelles Lernen“ Algorithmen, die auf Grundlage von Trainingsdatensätzen bestimmte Fähigkeiten ohne explizite logikbasierte Programmierung selbständig erlernen<sup>29</sup>. Diese liegen in dieser Dissertation im Fokus der Betrachtung, wenn von KI-Methoden die Rede ist. „Deep Learning“ ist eine Unterkategorie von maschinellem Lernen und arbeitet mit tiefen neuronalen Netzwerken, die der Struktur des menschlichen Gehirns nachempfunden sind.<sup>30a</sup> Auf explizite Ausführungen von Methoden künstlicher Intelligenz wird im Rahmen dieser Arbeit nicht eingegangen.



Abbildung 2-3: Beziehung zwischen künstlicher Intelligenz, maschinellem Lernen und Deep Learning, basierend auf Kelleher<sup>30b</sup>.

### 2.1.4 Sicherheit und Unsicherheit

In dieser Arbeit werden die Begriffe „Sicherheit“ und „Unsicherheit“ stets im Kontext eines Risikos oder einer Gefährdung verwendet und entsprechen damit dem englischen Ausdruck „(un)safety“. Alternative Bedeutungen wie z. B. im Sinne von Gewissheit werden explizit ausgeschlossen. Der Aspekt der „Cybersecurity“, welche u. a. in der SAE J3061<sup>31</sup> und in der SAE/ISO 21434<sup>32</sup> behandelt wird, wird im Rahmen dieser Arbeit ebenfalls nicht betrachtet.

Auch für die risikoassoziierte Sicherheit gibt es laut Blokland und Reniers<sup>33</sup> keine allgemein anerkannte Definition, jedoch wird der Begriff zumeist synonym zu Unfallfreiheit verwendet. Das deckt allerdings auch Situationen ab, in denen ein Unfall nur knapp vermieden wird. Der Duden definiert Sicherheit als „höchstmögliches Freisein von Gefährdungen“<sup>34</sup>,

---

<sup>27</sup> Murphy, R.R.: Introduction to AI Robotics (2019), S. 3.

<sup>28</sup> Schick, U.: Definition KI (2018).

<sup>29</sup> Rebal, G. et al.: An Introduction to Machine Learning (2019), S. 1–3.

<sup>30</sup> Kelleher, J.D.: Deep Learning (2019). a: S. 8, 65; b: S. 6.

<sup>31</sup> Society of Automotive Engineers: SAE J3061 (2016).

<sup>32</sup> ISO: ISO/SAE 21434 (2021).

<sup>33</sup> Blokland, P.; Reniers, G.: Measuring (Un)Safety (2019), S. 254.

<sup>34</sup> Definition von Sicherheit (2022).

wodurch die Sicherheit stark situationsabhängig ist. Im Kontext des automatisierten Fahrens definiert Junietz einen sicheren Zustand als einen Zustand akzeptablen Risikos<sup>35</sup>. Diese Definition wird auch in der vorliegenden Arbeit verwendet. Damit ist Unsicherheit gleichbedeutend mit einem Zustand nicht akzeptablen Risikos.

Eine garantierte Sicherheit beim automatisierten Fahren gibt es nicht bzw. nur unter Annahmen, die bspw. die ODD reduzieren oder bestimmte Fehlerursachen ausschließen und damit die Realität vereinfachen. Als Beispiel seien extreme, wenn auch nur äußerst selten auftretende Naturgewalten wie etwa Meteoritenschlag genannt. Aber auch unter Ausschluss solcher unwahrscheinlichen Ereignisse kann im alltäglichen Straßenverkehr nicht garantiert werden, dass das automatisierte Fahrzeug nie an einem Unfall beteiligt ist. Durch Fehlverhalten anderer Verkehrsteilnehmer kann das automatisierte Fahrzeug auch unverschuldet in Kollisionen verwickelt werden, wie bspw. in der Situation in Abbildung 2-4<sup>36</sup>.

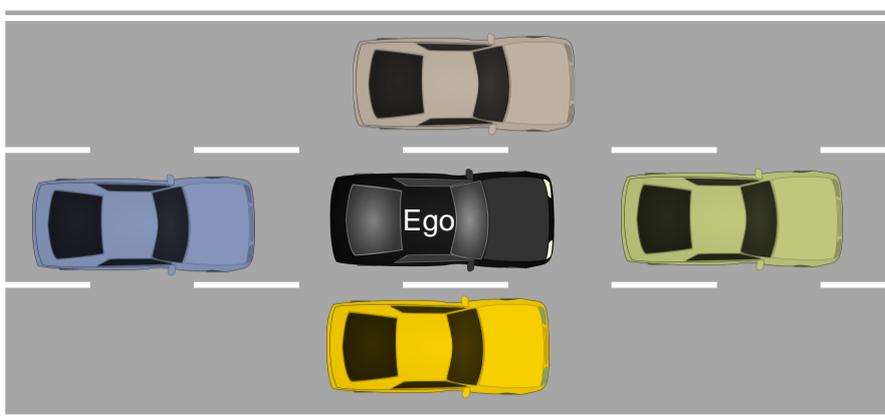


Abbildung 2-4: Das mittlere Fahrzeug kann alleine durch das eigene Verhalten keine absolute Sicherheit garantieren (Abbildung basierend auf Shashua und Shalev-Shwartz<sup>36</sup>).

### 2.1.5 Risikominimaler Zustand

Als risikominimal wird in Anlehnung an die ISO/TR 4804<sup>37</sup> der Zustand des automatisierten Fahrzeugs bezeichnet, in den das ADS oder ein Fahrer das Fahrzeug durch ein risikominimierendes Manöver zur Verringerung eines Unfallrisikos überführt. Zu Unfällen zählen sowohl Kollisionen mit stationären oder dynamischen Objekten als auch Manöver, die ohne direktes Einwirken anderer Objekte zu Beschädigung oder reduzierter Manövrierbarkeit des Fahrzeugs führen. Beispiele hierfür sind ein Überschlag des Fahrzeugs oder eine Fahrt in den Straßengraben.

<sup>35</sup> Junietz, P.: Diss., Microscopic and Macroscopic Risk Metrics (2019), S. 14.

<sup>36</sup> Shashua, A.; Shalev-Shwartz, S.: Develop Safe Autonomous Vehicles (2017), S. 2.

<sup>37</sup> ISO: ISO/TR 4804 (2020).

### 2.1.6 Trajektorie, Pfad und Referenzpunkt

Die Begriffe „Trajektorie“ und „Pfad“ werden in Anlehnung an die SAE J3131<sup>38</sup> definiert. Eine Trajektorie  ${}^E\mathcal{T}_j$  in einem ortsfesten kartesischen Koordinatensystem beginnt zum Zeitpunkt  $t_j$  und besteht aus einer Reihe von  $n$  aufeinanderfolgenden diskreten Trajektorienpunkten  ${}^E\mathcal{T}_{j,1} \dots {}^E\mathcal{T}_{j,n}$ , die jeweils durch eine Fahrzeugpose  ${}^E\mathcal{P}_{j,i}$  mit einem zugehörigen Zeitpunkt  $t_{j,i}$  definiert sind.

$${}^E\mathcal{T}_j = \left\{ \left( {}^E\mathcal{P}_{j,i}, t_{j,i} \right)_{i=1, \dots, n} \right\} \quad (2.1)$$

Die Fahrzeugpose beschreibt die zweidimensionale Fahrzeugposition  ${}^E\mathbf{p}_{j,i}$  in der Fahrbahnebene sowie die Orientierung bzw. den Gierwinkel des Fahrzeugaufbaus  ${}^E\psi_{j,i}$  zum jeweiligen Zeitpunkt.

$${}^E\mathcal{P}_{j,i} = \left( {}^E\mathbf{p}_{j,i}, {}^E\psi_{j,i} \right) \quad (2.2)$$

$${}^E\mathbf{p}_{j,i} = \left( {}^E p_{x,j,i}, {}^E p_{y,j,i} \right) \quad (2.3)$$

Die aktuelle Fahrzeugpose zum Zeitpunkt  $t_j = t_{j,1}$  wird durch  ${}^E\mathcal{P}_{j,1}$  beschrieben. Unter der Annahme, dass der Zeitraum zwischen zwei aufeinander folgend geplanten Trajektorien gleich der zeitlichen Schrittlänge zwischen zwei Trajektorienpunkten ist und das Fahrzeug der geplanten Trajektorie exakt folgt, gilt

$${}^E\mathcal{T}_{j,i} = {}^E\mathcal{T}_{j-1,i+1} \cdot \quad (2.4)$$

Eine Trajektorie ohne zeitliche Information beschreibt lediglich die aufeinanderfolgenden Posen des Fahrzeugs und wird als Pfad  ${}^E\mathcal{S}_j$  bezeichnet.

$${}^E\mathcal{S}_j = \left\{ \left( {}^E\mathcal{P}_{j,i} \right)_{i=1, \dots, n} \right\} \quad (2.5)$$

Da Trajektorien und Pfade im Rahmen dieser Dissertation stets in ortsfesten Koordinaten angegeben werden und das verwendete Koordinatensystem bei der Verwendung der Symbole  $\mathcal{T}$  und  $\mathcal{S}$  meist irrelevant ist, wird zur besseren Lesbarkeit im weiteren Verlauf auf den Koordinatenindex bei  $\mathcal{T}$  und  $\mathcal{S}$  verzichtet. Darüber hinaus wird  $s_{j,i}$  als die räumliche Distanz vom ersten bis zum  $i$ -ten Pfadpunkt entlang des Pfades definiert. Dabei wird nicht die tatsächliche Bogenlänge, sondern in guter Näherung der euklidische Abstand zur Berechnung verwendet. In Anhang A.1 wird hergeleitet, dass auch bei maximal umsetzbarer Pfadkrümmung der dadurch entstehende Fehler vernachlässigbar ist.

---

<sup>38</sup> Society of Automotive Engineers: SAE J3131 (2022), S. 11.

$$s_{j,i} = \begin{cases} 0, & \text{wenn } i = 1 \\ \sum_{k=1}^{i-1} |{}_{\mathbb{E}}\mathbf{p}_{j,k+1} - {}_{\mathbb{E}}\mathbf{p}_{j,k}|, & \text{wenn } i \in [2 \dots n] \end{cases} \quad (2.6)$$

Um die Position des räumlich ausgedehnten Fahrzeugs durch  ${}_{\mathbb{E}}\mathbf{p}$  eindeutig zu beschreiben, wird ein fixer Referenzpunkt im Fahrzeug definiert, auf den sich die Position  ${}_{\mathbb{E}}\mathbf{p}$  bezieht. Der Referenzpunkt entspricht dem Ursprung des fahrzeugfesten Koordinatensystems. Wie in einer vorherigen Veröffentlichung<sup>39</sup> des Autors beschrieben wird, gilt der Referenzpunkt als ideal für Trajektorienplanung und -regelung, wenn bei Kurvenfahrt die vom Fahrzeug benötigte Fahrbahnbreite nach links und rechts gleich groß ist. Damit ist die Position des idealen Referenzpunkts jedoch nicht eindeutig definiert, sondern liegt abhängig von der Trajektorienkrümmung ca. 5-16 % des Radstandes hinter der Vorderachse. Um einen variablen Referenzpunkt zu vermeiden, wird er auf die Mitte der dem Optimum naheliegenden Vorderachse gelegt. Dies bringt auch die weiteren Vorteile mit sich, dass einerseits unter der Annahme schräglaufrer Fahrt beim vorderachsgelenkten Fahrzeug der Schwimmwinkel genau dem Lenkwinkel entspricht, andererseits wird eine einfache Kollisionsprüfung ermöglicht. Diese beruht auf der Punktmodellierung des Fahrzeugs, dessen räumliche Ausdehnung bei Vorwärtsfahrt durch nur einen Kreis mit Radius  $r_{nlw} = 1,31$  m auch bei Kurvenfahrt ausreichend abgedeckt ist. In Abbildung 2-5 ist dieses Modell im Testfahrzeug skizziert, das für die vorliegende Dissertation genutzt wird.

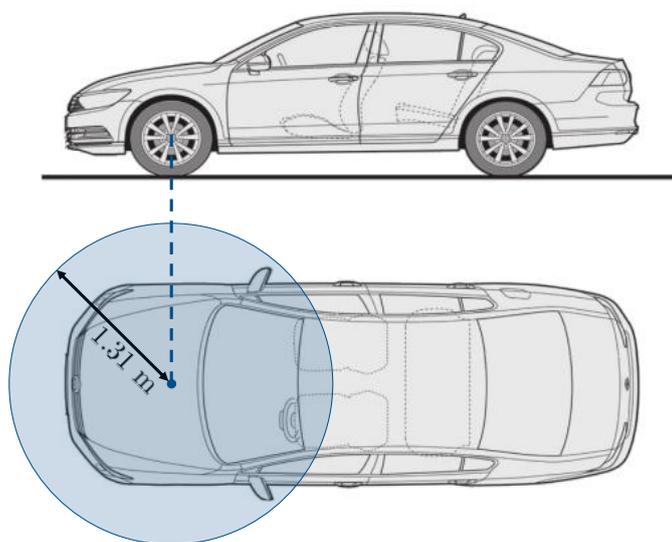


Abbildung 2-5: Der Kreis um den Referenzpunkt in der Mitte der Vorderachse des Testfahrzeugs VW Passat B8 deckt auch bei Kurvenfahrt die benötigte Fahrbahnbreite sowie die gesamte Fahrzeugfront ab, was eine einfache Kollisionsprüfung ermöglicht (Abbildung aus Popp et al.<sup>39</sup>, basierend auf Volkswagen<sup>40</sup>).

<sup>39</sup> Popp, C. et al.: Ideal Reference Point (2022).

<sup>40</sup> Volkswagen: Datenblatt Passat GTE (2018), S. 17.

### 2.1.7 Szene, Situation, Szenario

Ulbrich et al.<sup>41</sup> analysieren, wie die Begriffe „Szene“, „Situation“ und „Szenario“ in der Literatur im Kontext des automatisierten Fahrens verwendet werden. Darauf basierend schlagen sie folgende Definitionen vor, die für die vorliegende Arbeit übernommen werden.

*„Eine Szene beschreibt eine Momentaufnahme des Umfelds, welche die Szenerie, dynamische Elemente, die Selbstrepräsentation aller Akteure und Beobachter wie auch die Verknüpfung dieser Entitäten umfasst. Einzig eine Szenenrepräsentation in einer simulierten Welt kann allumfassend sein (objektive Szene, Ground Truth). In der realen Welt ist sie immer unvollständig, fehlerbehaftet, unsicherheitsbehaftet und aus der Perspektive eines oder mehrerer Beobachter (subjektive Szene).“<sup>41a</sup>*

Damit umfasst eine Szene u. a. dynamische Elemente mit deren Zuständen und Attributen sowie Fähigkeiten und Fertigkeiten der Akteure. Auch das Fahrstreifennetz sowie stationäre Elemente wie Hindernisse oder Verkehrszeichen sowie Umweltbedingungen werden hier abgebildet.

*„Eine Situation beschreibt die Gesamtheit der Umstände, die für die Auswahl geeigneter Verhaltensmuster zu einem bestimmten Zeitpunkt zu berücksichtigen sind. Sie umfasst alle relevanten Bedingungen, Möglichkeiten und Determinanten von Handlungen. Eine Situation wird aus der Szene durch einen Prozess der Informationsauswahl und -augmentierung abgeleitet, basierend auf transienten (z. B. missionsspezifischen) wie auch permanenten Zielen und Werten. Folglich ist eine Situation immer subjektiv, indem sie die Sicht eines Elements repräsentiert.“<sup>41b</sup>*

Eine Situation enthält im Gegensatz zur Szene nur relevante Informationen und schließt somit z. B. Akteure aus, die keinen Einfluss auf das Verhalten des automatisierten Fahrzeugs haben. Folglich umfasst eine Situation auch Missionsziele und Verhaltensintentionen der Agenten sowie Verkehrsregeln. Für den Begriff des Szenarios gilt folgende Definition:

*„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.“<sup>41c</sup>*

## 2.2 Stand der Technik

In der Literatur finden sich bereits verschiedenartige Herangehensweisen zur Absicherung automatisierter Fahrzeuge, die entweder das gesamte ADS oder nur Teile davon wie z. B. die Trajektorienplanung adressieren. Nachfolgend wird ein Überblick über diese Ansätze

---

<sup>41</sup> Ulbrich, S. et al.: Szene, Situation, Szenario (2015). a: S. 106; b: S. 110; c: S. 114.

gegeben und auch spezifisch auf die Absicherung von KI-basierten Algorithmen eingegangen. Auf eine Literaturübersicht zu verschiedenen Arten von Notmanövern wird aufgrund der besseren thematischen Zuordnung erst in Kapitel 5 eingegangen.

### 2.2.1 Formale Beschreibung sicheren automatisierten Fahrens

Shalev-Shwartz et al.<sup>42</sup> stellen mit ihrer Beschreibung der „Responsibility-Sensitive Safety“ (RSS) formale Verhaltensbeschreibungen vor, die Kollisionen zwischen Verkehrsteilnehmern verhindern. Das umfasst einerseits die folgenden fünf „Common Sense“-Regeln:

- Auffahrunfälle müssen vermieden werden.
- Es darf nicht rücksichtslos eingeschert werden.
- Vorfahrt wird gegeben, nicht genommen.
- Bei eingeschränkter Einsehbarkeit ist besondere Vorsicht geboten.
- Unfälle müssen vermieden werden, sofern dabei kein anderer Unfall verursacht wird.

Darüber hinaus werden Sicherheitsabstände zu anderen Verkehrsteilnehmern in longitudinale sowie laterale Richtung mathematisch definiert, wobei Worst-Case-Annahmen getroffen werden. Beim Szenario der Folgefahrt ist die Definition des erforderlichen Sicherheitsabstands zum Vorderfahrzeug abhängig von der aktuellen Geschwindigkeit beider Fahrzeuge, der maximalen Bremsverzögerung des Vorderfahrzeugs, der Mindestverzögerungsfähigkeit des Folgefahrzeugs, der Reaktionszeit, bis diese erreicht wird, sowie der maximalen Beschleunigung des Folgefahrzeugs während der Reaktionszeit. Realistische Annahmen für Reaktionszeiten oder Beschleunigungswerte werden allerdings nicht genannt. Sobald ein erforderlicher Sicherheitsabstand nicht mehr eingehalten wird, muss das Folgefahrzeug durch eine definierte Verzögerung angemessen reagieren. Wenn sich alle Verkehrsteilnehmer stets an diese Regeln halten, kann kein Unfall mehr passieren. Diese Aussage wird auch durch die Anwendung des RSS-Ansatzes auf verschiedene reale Unfallszenarien bekräftigt<sup>43</sup>. Die gleiche Grundidee wird auch mit dem „Safety Force Field“ von Nistér et al.<sup>44</sup> vorgestellt und in ähnlicher Weise beschrieben.

De Iaco et al.<sup>45</sup> erweitern den RSS-Ansatz, indem nicht nur Bremsmanöver, sondern auch Ausweichmanöver betrachtet werden. Insbesondere bei hohen Fahrzeuggeschwindigkeiten außerhalb des städtischen Verkehrs lässt sich der erforderliche Sicherheitsabstand so nach deren Aussage signifikant reduzieren. All diese genannten Ansätze treffen die Annahme, dass keine funktionalen Unzulänglichkeiten in Hardware, Software oder Sensorik auftreten.

---

<sup>42</sup> Shalev-Shwartz, S. et al.: RSS for Self-Driving Cars (2018).

<sup>43</sup> Shashua, A. et al.: RSS in Real Pre-Crash Scenarios (2018).

<sup>44</sup> Nistér, D. et al.: The Safety Force Field (2019).

<sup>45</sup> De Iaco, R. et al.: Safe Swerve Maneuvers for AD (2021).

## 2.2.2 Absicherung des gesamten automatisierten Systems

Molina et al.<sup>46</sup> stellen einen Ansatz zur Gewährleistung der Sicherheit automatisierter Fahrzeuge vor, in dem die operative Ebene von der Absicherungsebene getrennt wird. Wie in Abbildung 2-6 dargestellt ist, finden sich im Modul „Autonomous Vehicle Operation“ (AVO) die üblichen Architekturbausteine eines automatisierten Fahrzeugs: Perzeption, Planung und Regelung.

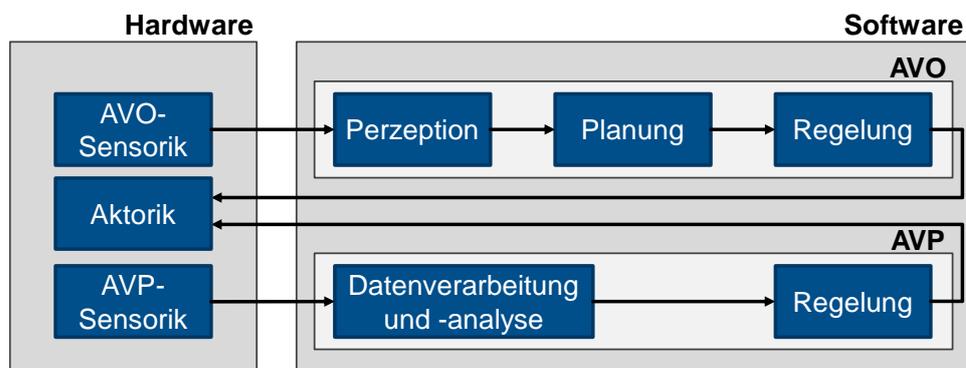


Abbildung 2-6: Systemarchitektur nach Molina et al.<sup>46</sup> mit operativer Ebene (AVO) und Absicherungsebene (AVP).

Eine zusätzliche Absicherung oder Überprüfung der Ergebnisse dieser Submodule findet hier nicht statt, sondern wird indirekt vom Modul „Autonomous Vehicle Protection“ (AVP) durchgeführt. Dieses überwacht mit separater Sensorik Fahrzeugverhalten und -umgebung und erfasst dabei auch bspw. Informationen über das Wetter oder Fahrbahneigenschaften. Das AVP-Modul läuft bei unkritischem Fahrzeugverhalten lediglich passiv mit, greift also nicht in die Bewegungsregelung des Fahrzeugs ein. Detektiert das AVP-Modul jedoch einen kritischen Zustand des Egofahrzeugs, erzeugt das Regler-Submodul des AVP-Moduls einen entsprechenden Output zur Erlangung eines sichereren Fahrzeugzustands und übersteuert damit den Reglerausgang aus dem AVO-Modul. Zur Absicherung des AVP-Moduls selbst erwähnen die Autoren lediglich unkonkret den notwendigen Einsatz von Redundanzen und zuverlässigeren Komponenten.

Stolte et al.<sup>47</sup> entwickeln ein fahrerloses Begleitfahrzeug für Arbeiten an der Autobahn und adressieren damit einen sehr spezifischen und eingeschränkten Use-Case. Die automatisierte Fahrt erfolgt ausschließlich auf dem Seitenstreifen, wo das Fahrzeug mit Geschwindigkeiten von etwa 10 km/h einem Vorderfahrzeug folgt. Bei Systemstörungen, Ausfall einzelner Komponenten oder Überschreitung der Systemgrenzen wird unmittelbar in den Stillstand gebremst. Das Fahrzeug schätzt seine Perzeptionsgüte und nutzt redundante Sensorik, um die erforderliche Sicherheit zu gewährleisten. Die Notwendigkeit der Absicherung korrekter Planung, Regelung und Aktoransteuerung wird zwar erwähnt, jedoch ohne konkrete Ansätze

<sup>46</sup> Molina, C.B.S.T. et al.: Assuring Fully AV Safety by Design (2017).

<sup>47</sup> Stolte, T. et al.: Automated Unmanned Protective Vehicle (2015).

zur Umsetzung. Funktionale Sicherheitsanforderungen an die Aktorik werden von den Autoren in einer weiteren Veröffentlichung<sup>48</sup> durch eine systemtheoretische Prozessanalyse<sup>49</sup> abgeleitet und diskutiert.

Pek et al.<sup>50</sup> stellen eine Sicherheitsebene für den Einsatz in bestehenden Bewegungsplanern vor. Sie bewerten in ihrem Ansatz während des Betriebs des automatisierten Fahrzeugs jederzeit die Sicherheit der aktuellen Verkehrssituation. Hierfür werden alle möglichen legalen künftigen Bewegungen von Verkehrsteilnehmern prädiziert. Als Notfallplan wird das Fahrzeug mit einer Fail-Safe-Trajektorie an einen vorbestimmten sicheren Halteort in den Stillstand geführt. Die Autoren gehen in ihrem Ansatz davon aus, dass Sensorik und Perzeption fehlerfrei funktionieren. Diese Annahme treffen auch Stahl et al.<sup>51</sup>, die für die Anwendung in fahrerlosen Rennfahrzeugen ein Überwachungsmodul für die sonst nur unzureichend abgesicherte Trajektorienplanung in die ADS-Architektur einbauen, wie in Abbildung 2-7 zu sehen ist. Im Fall einer detektierten unsicheren Trajektorie wird eine Notstopptrajektorie vom Überwachungsmodul an die Regelung gesendet und die Trajektorie des Planers überschrieben.

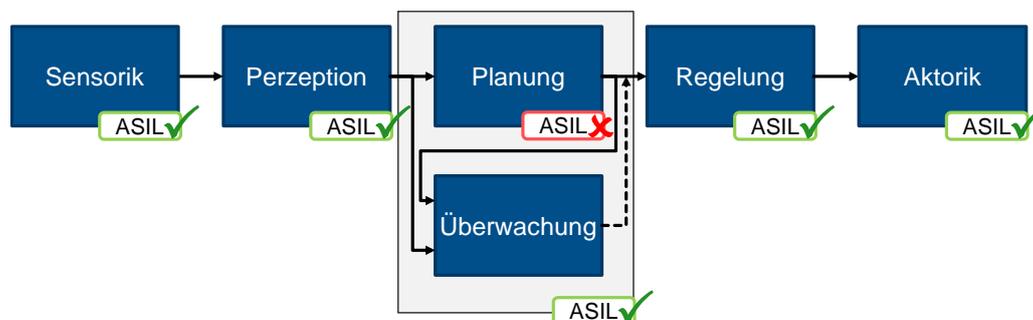


Abbildung 2-7: ADS mit Überwachungsmodul, das die Sicherheit des nach ISO 26262<sup>52</sup> nicht ASIL-fähigen Planungsmoduls gewährleistet (Abbildung nach Stahl et al.<sup>51</sup>).

Das Architekturkonzept im Projekt UNICARagil<sup>53</sup> folgt dem Vorbild des menschlichen Gehirns und ist in drei Ebenen gegliedert. Abbildung 2-8 veranschaulicht die Unterteilung in Großhirn, Stammhirn und Rückenmark. Während das Großhirn mit Informationen durch Radar, Lidar und Kamera die Umfeldwahrnehmung und Trajektorienplanung übernimmt, ist das Stammhirn u. a. für die Bewegungsregelung und das Rückenmark für die Ansteuerung

<sup>48</sup> Stolte, T. et al.: Safety goals for actuation systems of AV (2016).

<sup>49</sup> Society of Automotive Engineers: SAE J3187 (2022).

<sup>50</sup> Pek, C. et al.: Online Verification for AV (2020).

<sup>51</sup> Stahl, T. et al.: Online Verification of Trajectory Planning (2020).

<sup>52</sup> ISO: ISO 26262 (2018).

<sup>53</sup> Woopen, T. et al.: UNICARagil - Modular Architecture for AD (2018).

der Fahrzeugaktorik zuständig. Im Stammhirn ist zusätzlich das patentierte<sup>54</sup> Modul des „Sicheren Anhaltens“ als funktionale Rückfallebene enthalten. Dort wird auf Basis eines Notpfades, der permanent vom Großhirn zur Verfügung gestellt wird, eine kollisionsfreie Trajektorie erzeugt und an die Bewegungsregelung gesendet. Um Kollisionsfreiheit sicherzustellen, greift die Umfeldüberwachung der Rückfallebene auf separate Umfeldsensoren zurück. So sind auch bei einem Ausfall des gesamten Großhirns noch die notwendigen Umfeldinformationen verfügbar, um das automatisierte Fahrzeug in einen risikominimalen Zustand zu überführen<sup>56</sup>. Weitere Informationen zur konkreten Umsetzung finden sich in Buchholz et al.<sup>55</sup>, wo u. a. auch auf die Verarbeitung der Umfeldsensordaten eingegangen wird.

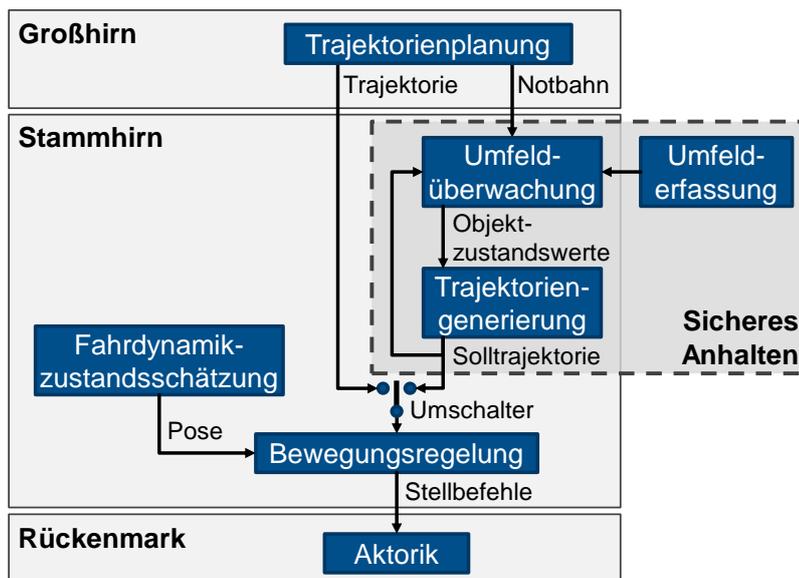


Abbildung 2-8: Architektur im Projekt UNICARagil mit Gliederung in Großhirn, Stammhirn inklusive Absicherungsmodul „Sicheres Anhalten“ und Rückenmark (Abbildung nach Ackermann und Winner<sup>56</sup>).

Feth et al.<sup>57</sup> stellen mit ihrem „Safety Supervisor“ ein während des ADS-Betriebs laufendes Überwachungstool zur Vermeidung von Frontkollisionen vor, das bei zu hohem Kollisionsrisiko ein Bremsmanöver veranlasst. Maurer<sup>58</sup> verlangt für AD auf öffentlichen Straßen ebenfalls eine ständige Überprüfung der automatisierten Fahrfunktionen. Auch Hörwick<sup>59a</sup> fordert eine simultane Überwachung für hochautomatisierte Fahrerassistenzsysteme und nennt Komponenten zur Überwachung von Funktionsgrenzen (z. B. Verlassen der ODD),

<sup>54</sup> Winner, H. et al.: Modul zur Absicherung von Solltrajektorien (2019).

<sup>55</sup> Buchholz, M. et al.: Automation of the UNICARagil Vehicles (2020).

<sup>56</sup> Ackermann, S.; Winner, H.: Sicheres Anhalten automatisierter Fahrzeuge (2020).

<sup>57</sup> Feth, P. et al.: Conceptual Safety Supervisor Definition (2017).

<sup>58</sup> Maurer, M.: Diss., Automatisierung von Straßenfahrzeugen mit Rechnersehen (2000), S. 75.

<sup>59</sup> Hörwick, M.: Diss., Sicherheitskonzept für Fahrerassistenzsysteme (2011). a: S. 20 ff.; b: S. 56.

allen Modulen des ADS und externen Einflussgrößen (z. B. Umwelteinflüsse oder defekte Fahrzeugkomponenten). Zusätzlich enthält sein Sicherheitskonzept einen Plausibilitäts-Überwacher zur Erkennung funktionaler Unplausibilitäten, der u. a. die Übereinstimmung der durch Inertialsensorik und Umfeldsensorik erfassten Egofahrzeugbewegungen prüft. Wie in Abbildung 2-9 zu sehen ist, werden die Statusinformationen aller Überwacher in einem globalen Überwacher zusammengeführt. Der globale Überwacher und ein weiteres Überwacher-Modul überwachen sich zusätzlich gegenseitig, sodass auch der Ausfall des globalen Überwachers abgesichert ist. Im Fall einer erkannten Funktionsgrenzenüberschreitung wird ein Aktionsplan zur Risikominimierung umgesetzt.

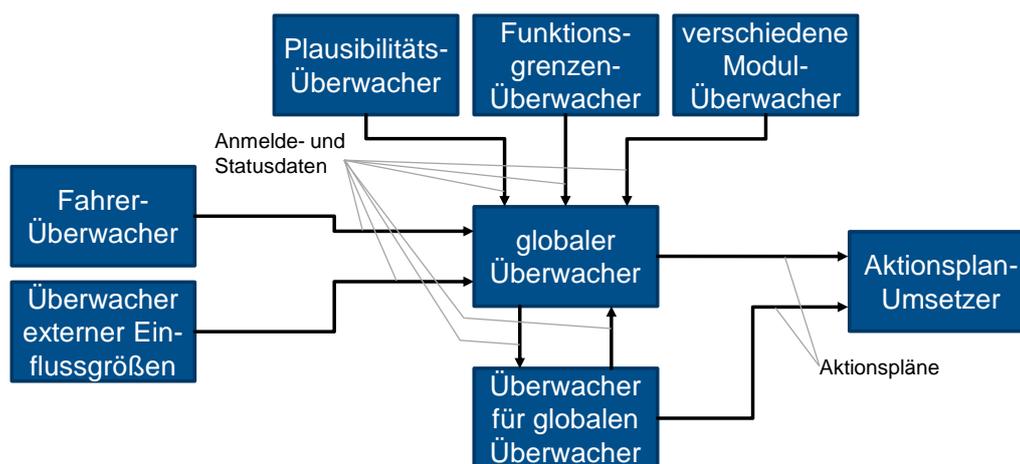


Abbildung 2-9: Funktionale Architektur des Sicherheitskonzepts nach Hörwick<sup>59b</sup>.

Krook et al.<sup>60</sup> stellen ebenfalls ein Überwachungsmodul vor, das vorwiegend der Selbstwahrnehmung des Systems dient, welche aber nicht genauer thematisiert wird. Bei einem erkannten Teilsystemausfall wird eine „Safe Stop“-Trajektorie an den Straßenrand geplant. Ist diese Planung nicht erfolgreich, wird eine Notstopp-Trajektorie verwendet, die das Fahrzeug so schnell wie möglich in den Stillstand bringt.

Kane et al.<sup>61</sup> stellen einen weiteren Ansatz zum passiven Online-Monitoring vor, der einen Fahrmoduswechsel zum automatisierten Modus sowie den Heartbeat des Systems überwacht. Reaktionen auf einen detektierten unsicheren Zustand werden hier nicht thematisiert.

Ein grundlegend anderes Absicherungskonzept automatisierter Fahrzeuge ist, die unter anderem im MAAS-Projekt<sup>62</sup> erforschte Teleoperation als Rückfallebene zu nutzen. Hierbei übernimmt eine Person, die sich nicht im oder am automatisierten Fahrzeug befindet, per Remotesteuerung die Kontrolle über das Fahrzeug, wenn es eine Situation nicht selbständig

<sup>60</sup> Krook, J. et al.: Safe Stop Supervisor for AD (2019).

<sup>61</sup> Kane, A. et al.: Runtime Monitoring of AV (2015).

<sup>62</sup> TU Darmstadt: MAAS (2022).

sicher bewältigen kann<sup>63</sup>. Vorteilhaft ist hierbei die Absicherung durch menschliche Kognition. Wichtig ist für diesen Ansatz, dass sich das ADS jederzeit seiner Fähigkeiten bewusst ist und die Sicherheit des Zustands des automatisierten Fahrzeugs zuverlässig einschätzt, um Unterstützung des Teleoperators anzufordern. Vor allem in akuten Notsituationen muss ein Teleoperator stets reaktionsschnell eingreifen können. Eine stabile Remoteverbindung zwischen Teleoperator und Fahrzeug ist unabdingbar, wobei insbesondere auch zu hohe Latenzen in der Signalübertragung problematisch sind<sup>64</sup>. Eine solche Remote-Überwachung durch einen menschlichen Sicherheitsoperator ist u. a. bei EasyMile bereits im Einsatz<sup>65</sup>. Alternativ zu menschlichen Teleoperatoren diskutiert Zhang<sup>66</sup> die Möglichkeit der Auslagerung einzelner Prozessschritte des ADS in eine Cloud, wo gegebenenfalls komplexere, leistungsstärkere (KI-)Algorithmen und größere Rechenleistung zur Verfügung stehen als im Fahrzeug.

### 2.2.3 Sichere Trajektorienplanung

Brüdigam et al.<sup>67</sup> versuchen, allein durch die Gestaltung des Trajektorienplaners ein sicheres Fahrzeugverhalten sicherzustellen. Ihr Konzept sieht zwei parallele Planer vor: einerseits einen optimistischen „Stochastic Model Predictive Control“-Planer (SMPC) mit probabilistischen Randbedingungen, dessen ausgegebene Trajektorien mit Unsicherheit behaftet sind. Andererseits liegt ein Fail-Safe-Trajektorienplaner (FTP) vor, der eine „garantiert sichere“ Trajektorie zur Verfügung stellt. Falls keiner der beiden Planer eine sichere Trajektorie findet, wird eine sichere Backup-Trajektorie verwendet.

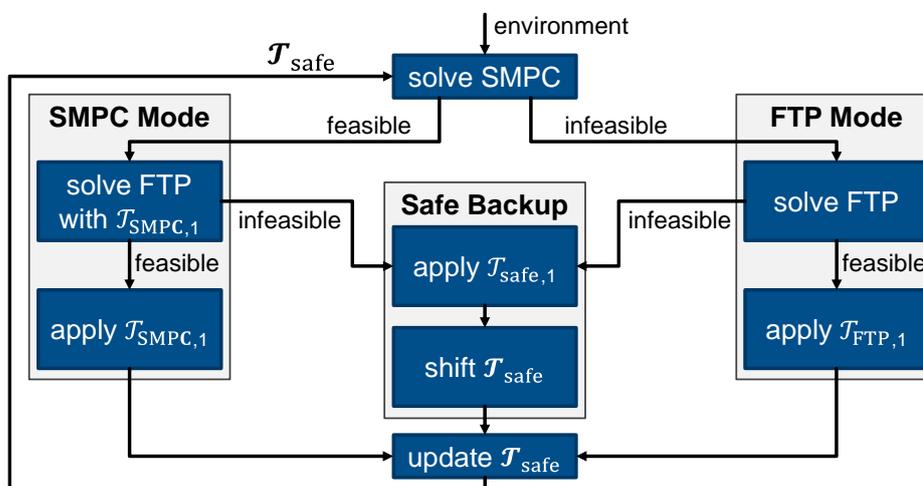


Abbildung 2-10: Sichere Trajektorienplanung nach Brüdigam et al.<sup>67</sup>

<sup>63</sup> Kettwich, C. et al.: Teleoperation of Highly Automated Vehicles (2021).

<sup>64</sup> Neumeier, S. et al.: Latencies in Teleoperation (2019).

<sup>65</sup> EasyMile: EasyMile Safety Report (2020), S. 24.

<sup>66</sup> Zhang, T.: Automated Vehicle Teleoperation (2020).

<sup>67</sup> Brüdigam, T. et al.: Stochastic MPC for AD (2021).

Wird eine SMPC-Trajektorie gefunden, wird deren erster Punkt  $\mathcal{T}_{\text{SMPC},j,1}$  nur dann angewendet, wenn es ab diesem Punkt zum nächsten Zeitschritt noch eine sichere FTP-Trajektorie  $\mathcal{T}_{\text{FTP},j+1}$  gibt. Ist dies der Fall, gilt für die resultierende Backup-Trajektorie  $\mathcal{T}_{\text{safe},j+1}$  für den nächsten Zeitschritt

$$\mathcal{T}_{\text{safe},j+1} = [\mathcal{T}_{\text{FTP},j+1}, \mathcal{T}_{\text{brake}}], \quad (2.7)$$

wobei  $\mathcal{T}_{\text{brake}}$  einer Verzögerung in den Stillstand entspricht. Ist nach Anwendung von  $\mathcal{T}_{\text{SMPC},j,1}$  voraussichtlich keine sichere FTP-Trajektorie verfügbar, wird auf die im vorherigen Zeitschritt generierte Backup-Trajektorie zurückgegriffen.

Liegt keine SMPC-Trajektorie vor, wird versucht, eine FTP-Trajektorie zu finden. Gelingt das nicht, wird ebenfalls die Backup-Trajektorie verwendet, ansonsten wird der erste Punkt der FTP-Trajektorie  $\mathcal{T}_{\text{FTP},j,1}$  angewendet. Die neue Backup-Trajektorie ist dann definiert als

$$\mathcal{T}_{\text{safe},j+1} = [\mathcal{T}_{\text{FTP},j,2\dots\text{end}}, \mathcal{T}_{\text{brake}}]. \quad (2.8)$$

Muss die Backup-Trajektorie genutzt werden, gilt für die neue Backup-Trajektorie

$$\mathcal{T}_{\text{safe},j+1} = \mathcal{T}_{\text{safe},j,2\dots\text{end}}. \quad (2.9)$$

Somit führt jede zum Regler gesendete Trajektorie theoretisch sicher in den Stillstand. Auch der Fall eines Planerabsturzes ist so abgesichert. Kritisch zu betrachten ist allerdings der Umstand, dass der FTP mit den aktuell verfügbaren Informationen auch Trajektorien plant, die zu einem zukünftigen Zeitpunkt starten. Unerwartete Änderungen in der Umwelt können daher zu sicherheitskritischen Situationen führen.

Pek und Althoff<sup>68</sup> planen ebenfalls zusätzlich zu jeder normalen Trajektorie eine „garantiert sichere“ Fail-Safe-Trajektorie. Somit ist auch im Fall einer fehlgeschlagenen planerinternen Sicherheitsverifikation der normalen Trajektorie jederzeit eine kollisionsfreie Alternativtrajektorie verfügbar. Diese stellt entweder ein Brems- oder ein Ausweichmanöver dar und wird durch konvexe Optimierung erzeugt. Die Verifikation der normalen Trajektorie erfolgt durch Kollisionsprüfung mit durch Kreise angenäherten Objektgeometrien sowie der Berücksichtigung des physikalisch möglichen Verhaltens anderer Verkehrsteilnehmer.

Auch Chen et al.<sup>69</sup> nutzen zwei parallele Planer, die jedoch beide auf KI basieren. Ausgehend von der aktuellen Verkehrssituation werden durch ein generatives Modell jederzeit mehrere virtuelle Notszenarien erzeugt, für die auch sofort jeweils eine zur Risikominimierung geeignete Reaktion des Egofahrzeugs bestimmt wird. Tritt tatsächlich eines dieser Notszenarien ein, kennt das Fahrzeug bereits eine sinnvolle Reaktion darauf. Wegen des hohen Rechenaufwands werden die virtuellen Notszenarien jedoch nicht im automatisierten Fahrzeug simuliert, sondern auf einem leistungsstärkeren Cloud-Server. Die resultierenden Planungsentscheidungen werden vom Cloud-Server wieder zum Fahrzeug übermittelt.

<sup>68</sup> Pek, C.; Althoff, M.: Efficient Fail-Safe Trajectory Planning (2018).

<sup>69</sup> Chen, L. et al.: Parallel Motion Planning Framework for AD (2019).

Der Planungsansatz von Eiras et al.<sup>70</sup> besteht aus zwei aufeinanderfolgenden Planungsstufen. Zunächst wird ein linearisiertes Planungsproblem gelöst, was einer groben Planung mit Berücksichtigung von harten Randbedingungen wie bspw. Verkehrsregeln oder Kollisionsfreiheit entspricht. In der nächsten Stufe wird eine nichtlineare Optimierung der Trajektorie hinsichtlich physikalischer Durchführbarkeit und Fahrkomfort durchgeführt. Dieses Planungskonzept generiert im Vergleich zu einer nichtlinearen modellprädiktiven Regelung bessere Ergebnisse mit geringerer benötigter Rechenzeit, wobei die Sicherheit der Trajektorien nur durch bestimmte Randbedingungen „garantiert“ wird.

O’Kelly et al.<sup>71</sup> verifizieren geplante Trajektorien, indem sie ein Erreichbarkeitsproblem formulieren. Unter Verwendung des dReach-Tools<sup>72,73</sup> wird analysiert, ob ausgehend vom aktuellen Fahrzeugzustand auf dem Weg zu einem Zielzustand die Möglichkeit besteht, bestimmte unsichere oder ungewünschte Fahrzeugzustände wie z. B. Kollisionen zu erreichen. Auf Basis dessen wird die Sicherheit des aktuellen Fahrzeugzustands bewertet. Dieser Verifikationsprozess ist ausschließlich für die Offline-Anwendung entwickelt und wird nicht während des Betriebs des automatisierten Fahrzeugs angewendet. Erreichbarkeitsanalysen zur Anwendung während des ADS-Betriebs werden unter anderem von Althoff und Dolan<sup>74</sup> sowie von Eilbrecht et al.<sup>75</sup> vorgestellt.

Zhang et al.<sup>76</sup> berücksichtigen bei ihrem Planeransatz einen raumzeitlichen Sicherheitsbereich („Safety Strip“) um die geplante Trajektorie, der Kollisionsfreiheit auch dann garantieren soll, wenn das automatisierte Fahrzeug durch externe Einflüsse von der geplanten Trajektorie abweichen muss. Bei einem unerwarteten notwendigen Bremsmanöver wird so bspw. das Risiko einer Kollision mit dem Folgefahrzeug reduziert. Mögliche Fehler in der Verhaltensprädiktion der anderen Verkehrsteilnehmer werden von den Autoren allerdings explizit nicht betrachtet.

Hilgert et al.<sup>77</sup> nutzen die „Elastic-Band-Theory“<sup>78</sup> zur Planung von kollisionsfreien Nottrajektorien, wenn die ursprünglich geplante Trajektorie kollisionskritisch ist. Dies wird am Beispiel eines Fahrstreifenwechsels mit schnell von hinten nahendem Fahrzeug auf dem Nachbarfahrstreifen demonstriert. Die Nottrajektorie zielt lediglich auf die Kollisionsvermeidung in der einen spezifischen Situation ab und bringt das Egofahrzeug nicht zwingend

---

<sup>70</sup> Eiras, F. et al.: Two-Stage Optimization-based Motion Planner (2021).

<sup>71</sup> O’Kelly, M.E. et al.: APEX (2016).

<sup>72</sup> Gao, S. et al.:  $\delta$ -Complete Analysis for Bounded Reachability (2014).

<sup>73</sup> Kong, S. et al.: DReach (2015).

<sup>74</sup> Althoff, M.; Dolan, J.M.: Online Verification Using Reachability Analysis (2014).

<sup>75</sup> Eilbrecht, J. et al.: Sichere Trajektorienplanung mit erreichbaren Mengen (2019).

<sup>76</sup> Zhang, T. et al.: Collision Avoidance by Safety Strip (2022).

<sup>77</sup> Hilgert, J. et al.: Emergency Path Planning Using Elastic Bands (2003).

<sup>78</sup> Quinlan, S.; Khatib, O.: Elastic bands (1993).

in den Stillstand. Funke et al.<sup>79</sup> präsentieren eine Reglerstruktur, die in kollisionskritischen Notsituationen neben der Trajektorienregelung auch die Fahrzeugstabilisierung und die Kollisionsvermeidung berücksichtigt. Falls diese drei Regelungsziele im Konflikt miteinander stehen, wird letzteres priorisiert und die ursprünglich geplante Trajektorie somit vernachlässigt.

Mit der Annahme, dass alle Verkehrsteilnehmer vernetzt und automatisiert sind, prüfen Kloock et al.<sup>80</sup> für alle Verkehrsteilnehmer, ob ihre Solltrajektorien kollisionsfrei und ohne Deadlock abgefahren werden können. Dafür werden im Voraus verschiedene Verkehrsszenarien simuliert und daraus Regeln für diese Prüfung abgeleitet, welche auf Basis der aktuellen Verkehrssituation und der geplanten Trajektorien aller Verkehrsteilnehmer im Fahrzeug simultan während des Betriebs angewendet werden. Durch die Vernetzung aller Verkehrsteilnehmer wird die Herausforderung der Verhaltensprädiktion anderer Verkehrsteilnehmer ausgeklammert. Gleiches gilt für nicht automatisierbare und vernetzbare Verkehrsteilnehmer wie z. B. Fußgänger oder Radfahrer.

## 2.2.4 Sichere Nutzung künstlicher Intelligenz

Wie eingangs bereits erwähnt, existieren in der Literatur mittlerweile zahlreiche Ansätze, durch KI-basierte Methoden die Leistungsfähigkeit von automatisierten Fahrfunktionen zu steigern. Aktuelle Forschung in diesem Bereich wird meist von Forschungsgruppen aus der Informatik betrieben, wo das Sicherheitsbewusstsein im Vergleich zu Forschungsgruppen der klassischen Fahrzeugentwicklung laut Nascimento et al. weniger stark ausgeprägt ist<sup>81</sup>. Potenzielle Sicherheitsrisiken am Beispiel maschinell gelernter Perzeption liegen laut Willers et al.<sup>82</sup> unter anderem darin begründet, dass die Realität unzureichend von den Trainingsdaten repräsentiert wird und die Robustheit bei alltäglichen Störeinflüssen dadurch mangelhaft ist. Darüber hinaus sind Konfidenzinformationen unzuverlässig und die maschinell gelernte Entscheidungslogik ist schlecht nachvollziehbar, woraus unbekanntes Verhalten in unbekanntenen kritischen Situationen resultiert<sup>82</sup>.

Um diesen Risiken zu begegnen und den Einsatz von KI-basierten Funktionen in sicherheitskritischen Systemen wie automatisierten Fahrzeugen zu ermöglichen, werden Konzepte zur Absicherung benötigt. Zur Verifikation von neuronalen Netzen schlagen Kuper et al.<sup>83</sup> zwei grundlegende Herangehensweisen vor. Einerseits die Entwicklung von Verifikationsal-

---

<sup>79</sup> Funke, J. et al.: Collision Avoidance in Emergency Scenarios (2017).

<sup>80</sup> Kloock, M. et al.: Trajectory Verification for Networked Vehicles (2021).

<sup>81</sup> Nascimento, A.M. et al.: AI vs. System Safety (2018), S. 482.

<sup>82</sup> Willers, O. et al.: Safety Concerns in Deep Learning (2020), S. 339–342.

<sup>83</sup> Kuper, L. et al.: Verification for Safety-Critical Deep Networks (2018).

gorithmen für neuronale Netze und andererseits die Ausschöpfung von Gestaltungsmöglichkeiten in der Entwicklung der neuronalen Netze, die von vornherein zu leichter verifizierbaren Netzen führen. Insbesondere zu ersterem finden sich bereits zahlreiche Ansätze in der Literatur. Weitere generelle Ansätze zum Sicherheitsnachweis maschinell gelernter Funktionen werden in den Arbeiten von Burton et al.<sup>84</sup> sowie Sämann et al.<sup>85</sup> vorgestellt und im Folgenden knapp zusammengefasst.

Die erste Idee ist, das neuronale Netz mit ausreichend umfangreichen Trainingsdaten anzulernen. Das beinhaltet neben dem Gesamtvolumen der Daten auch die gezielte Abdeckung bekannter kritischer Szenarien sowie die Minimierung unbekannter kritischer Szenarien. Letzteres ist allerdings als herausfordernd anzusehen, da auch durch systematisches Vorgehen die Unendlichkeit an kritischen Szenarien nicht vollständig berücksichtigt werden kann. Daher bleibt die Anzahl unbekannter kritischer Szenarien auch durch deren Minimierung noch unendlich groß. Automobilhersteller wie z. B. Tesla zeichnen nach eigenen Angaben mit bereits ausgelieferten Fahrzeugen Sensordaten über Milliarden von Kilometern auf, um Fahrfunktionen mit mehr realistischen Daten trainieren zu können<sup>86</sup>.

White-Box-Tests sind bei maschinell lernenden Algorithmen zum Testen der internen Funktionsweise nicht möglich, da es keinen konventionellen Quellcode gibt, der die Funktionalität des Algorithmus nachvollziehbar beschreibt. Um das Verhalten des gelernten Algorithmus dennoch erklärbar machen zu können, besteht bei Algorithmen zu Objektklassifizierungen die Möglichkeit, mit sogenannten Saliency Maps die Teile eines Bildes farblich hervorzuheben, die den größten Einfluss auf das Klassifizierungsergebnis haben. Abbildung 2-11 zeigt diese Methode anhand eines neuronalen Netzes zur Klassifizierung von Tieren, aber auch im Kontext des automatisierten Fahrens wird an und mit dieser Methode geforscht<sup>87</sup>.

---

<sup>84</sup> Burton, S. et al.: Safety of ML in AD (2017).

<sup>85</sup> Sämann, T. et al.: Increasing Safety of DNN-Based Perception (2020).

<sup>86</sup> Tesla: Tesla Vehicle Safety Report (2019).

<sup>87</sup> Pal, A. et al.: Guided Semantic-Gaze for AD (2020).

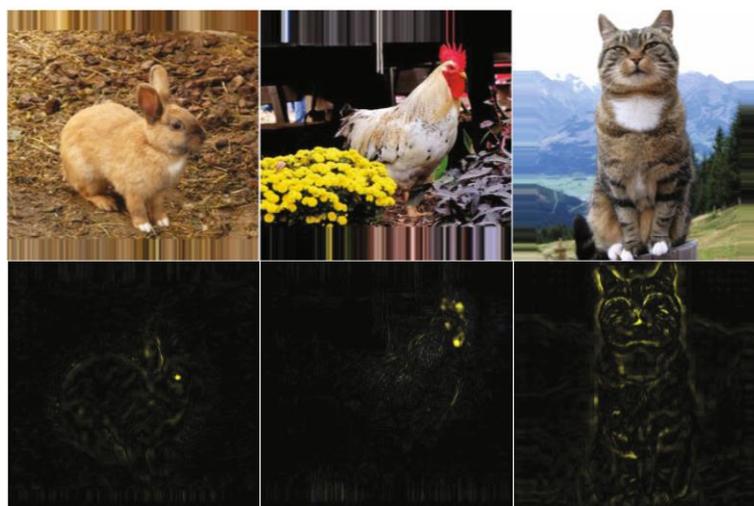


Abbildung 2-11: Visualisierung der für einen Klassifizierungsalgorithmus relevantesten Bildbereiche mittels Saliency Maps. Quelle: Binder et al.<sup>88</sup>, Nachdruck mit Genehmigung von Springer Nature Customer Service Centre GmbH: Springer Information Science and Applications (ICISA) 2016; Layer-Wise Relevance Propagation for Deep Neural Network Architectures; Alexander Binder, Sebastian Bach, Gregoire Montavon, Klaus-Robert Müller, Wojciech Samek, © 2016

Rosenzweig et al.<sup>89</sup> stellen eine Methode vor, die anstatt des zu verifizierenden Black-Box-Netzes ein stellvertretendes interpretierbares White-Box-Netz analysiert. Damit adressieren die Autoren das Problem von Fehlinterpretationen von Objekten in Kameradaten durch neuronale Netze, die durch falsch erlernte vermeintliche Korrelationen zwischen Bildmustern und Objekten entstehen. Auch Haselhoff et al.<sup>90</sup> präsentieren ein ähnliches Konzept, bei dem das Verhalten des Black-Box-Modells durch ein erklärbares generatives Modell imitiert wird.

Der alternative Ansatz der Black-Box-Tests zielt nicht darauf ab, in das Innere der Funktion hineinzuschauen. Stattdessen werden reale, synthetische oder auch manipulierte reale Daten zum Testen der Funktion verwendet und die Ergebnisse analysiert. Inwieweit sich synthetische Daten für diesen Zweck grundsätzlich eignen, wird unter anderem im Rahmen des Projektes „KI-Absicherung“<sup>91</sup> untersucht. Katz et al.<sup>92</sup> sowie Huang et al.<sup>93</sup> nutzen zur formalen Verifikation neuronaler Netze sogenannte „Satisfiability Modulo Theories“-Solver, während Tools wie DeepTest<sup>94a</sup> oder DeepXplore<sup>95</sup> KI-basierte ADS automatisiert durch manipulierte

<sup>88</sup> Binder, A. et al.: Relevance Propagation for DNN (2016), S. 917.

<sup>89</sup> Rosenzweig, J. et al.: Patch Shortcuts (2021).

<sup>90</sup> Haselhoff, A. et al.: Black-Box Explainability (2021).

<sup>91</sup> Kessel, T.: KI Absicherung (2022).

<sup>92</sup> Katz, G. et al.: Reluplex (2017).

<sup>93</sup> Huang, X. et al.: Safety Verification of DNN (2017).

<sup>94</sup> Tian, Y. et al.: DeepTest (2018). a: -; b: S. 311.

<sup>95</sup> Pei, K. et al.: DeepXplore (2017).

und synthetisierte Bilddaten prüfen. Die Tests offenbaren, dass bspw. durch leichte Veränderungen von Helligkeit oder Kontrast sowie durch Verschiebung des Bildes um einen rotatorischen oder translatorischen Offset völlig andere Trajektorien geplant werden, die u. a. auch zu unmittelbaren Kollisionen führen. Abbildung 2-12 zeigt vier beispielhafte Bilderpaare, bei denen die geplante Trajektorie jeweils als Pfeil eingezeichnet ist.

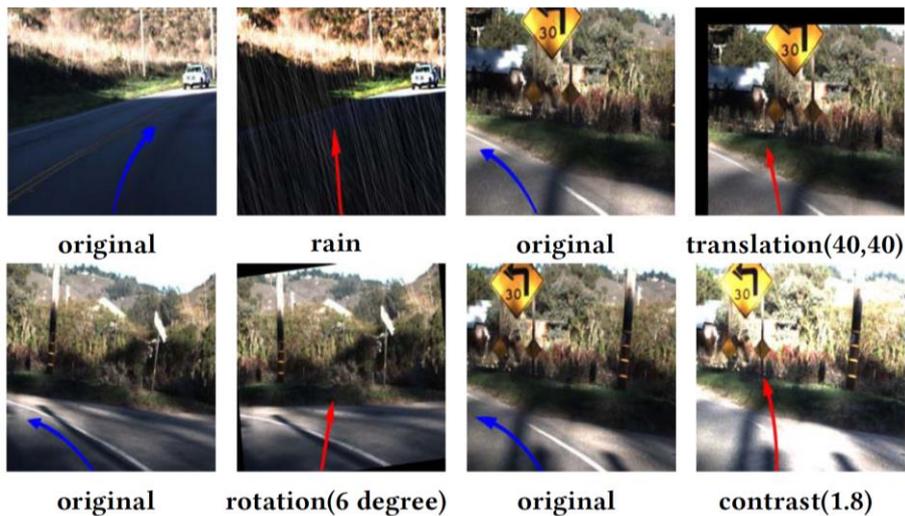


Abbildung 2-12: Einfluss von Bildmanipulationen auf KI-basierte Fahrfunktionen. Die blauen Pfeile zeigen das geplante Fahrzeugverhalten auf Basis unveränderter Bilddaten, im jeweiligen rechten Nachbarbild führen Bildmanipulationen zu unsicherem Sollverhalten (rote Pfeile).<sup>94b</sup> © 2018 IEEE

Mit dieser Methode lassen sich zwar Fehlfunktionen im ADS identifizieren und infolgedessen beseitigen, allerdings kann nach wie vor keine Aussage über verbleibende unbekannte Fehlfunktionen getroffen werden. Das grundlegende Sicherheitsproblem der KI bleibt damit bestehen.

Das DeepGuard<sup>96</sup>-Framework erkennt mittels Autoencoder während der Fahrt frühzeitig, wenn das KI-basierte automatisierte Fahrzeug mit unerwarteten und nicht explizit gelernten Bedingungen wie z. B. veränderter Witterung konfrontiert wird. Werden solche sogenannten Out-of-Distribution-Situationen und die damit einhergehende potenzielle Gefährdung erkannt, greift der DeepGuard mit risikomindernden Maßnahmen wie Geschwindigkeitsreduktion bis hin zur Notbremsung ein. Kiran et al.<sup>97</sup> geben einen Überblick über verschiedene Möglichkeiten zur Erkennung von Out-of-Distribution-Situationen. Da die Funktionalität dieser Methoden allerdings maschinell gelernt ist, kann auch hier nicht von einer zuverlässigen Absicherung des ADS ausgegangen werden.

Burton et al.<sup>84</sup> schlagen darüber hinaus Maßnahmen vor, die während des Einsatzes der gelernten Funktion in Echtzeit prüfen, ob die Ergebnisse im Bereich des Erwarteten liegen. Damit sind unter anderem Plausibilitätsprüfungen gemeint, die z. B. im Straßenverkehr

<sup>96</sup> Hussain, M. et al.: Framework for Safeguarding ADS (2021).

<sup>97</sup> Kiran, B.R. et al.: Anomaly Detection in Videos (2018).

durch zeitliche Objektverfolgung oder durch Vergleich der KI-Ergebnisse mit weiteren Datenquellen umgesetzt werden können. Narang et al.<sup>98</sup> verwenden ein ADS mit mehreren parallelen Planern, von denen manche KI-basiert arbeiten. Bei den generierten Trajektorien wird der Grad der Ungewissheit der Trajektorienqualität abgeschätzt und bewertet. Auf Basis dessen wird dann eine sichere Trajektorienauswahl getroffen oder eine alternative Fahrzeugreaktion gestartet. Als Rückfallebene und als Fail-Safe-Ebene werden jeweils Planer ohne KI eingesetzt. Beer und Wünsche<sup>99</sup> kombinieren zur Interpretation von Lidardaten ebenfalls KI-basierte mit konventionellen analytischen Ansätzen. Auch Kraska et al.<sup>100</sup> schlagen eine solche Kombination zur Absicherung von KI-Ansätzen vor.

Nach umfangreicher Literaturübersicht zu Sicherheit im Kontext von KI kommen Houben et al.<sup>101</sup> zu dem Schluss, dass die aktuell im Stand der Technik verfügbaren Methoden allein zu keinen sicheren maschinell gelernten Systemen führen werden. Dies wird vor allem auf die Grenzen in der Quantifizierung komplexer realer Sachverhalte zurückgeführt.

## 2.2.5 Fazit zum Stand der Technik

Der Stand der Technik enthält bereits verschiedene Ansätze zur Verbesserung der Sicherheit automatisierter Fahrzeuge. Neben formalen Verhaltensbeschreibungen, aus denen Kritikalitätsmetriken ableitbar sind, wurden Konzepte zur Absicherung des gesamten automatisierten Fahrzeugs vorgestellt. Die meisten davon setzen allerdings vereinfachende Annahmen wie ideal funktionierende Sensorik voraus und sichern damit nur einen Teil des ADS ab. Welche verschiedenen Notreaktionen grundsätzlich denkbar sind, welche ADS-Anforderungen dafür jeweils gelten und welche Notreaktion bei verschiedenen funktionalen Unzulänglichkeiten applizierbar sowie angemessen sind, wird in der Literatur ebenfalls nicht umfassend diskutiert. Insbesondere Fehlerkombinationen werden in diesem Kontext nicht thematisiert.

Im Bereich der Absicherung von KI-basierten Funktionen wird in der aktuellen Forschung unter anderem versucht, den Sicherheitsdefiziten durch vielfältigere Trainingsdaten zu begegnen. Allerdings wird die Bereitstellung allumfassender Trainingsdaten als praktisch nicht machbar angesehen. Weitere Forschungsansätze liegen in optimierten KI-Algorithmen oder simultaner Überwachung durch eine weitere KI-Funktion. Dadurch existieren in der Absicherungsebene allerdings dieselben prinzipbedingten Schwächen wie in der abzusichernden Funktion, wodurch diese Ansätze für das sicherheitskritische ADS ebenfalls als unzureichend angesehen werden. Da der Sicherheitsnachweis bei KI-basierten Funktionen a priori kaum umsetzbar ist, wird die Strategie einer simultanen Absicherung während des ADS-

---

<sup>98</sup> Narang, G. et al.: Trajectory Selection by Uncertainty Estimation (2021).

<sup>99</sup> Beer, L.; Wünsche, H.-J.: General Panoptics (2022).

<sup>100</sup> Kraska, T. et al.: Learned Index Structures (2018), S. 490.

<sup>101</sup> Houben, S. et al.: Practical Methods of AI Safety (2021).

Betriebs durch Ergebnisüberprüfung bzw. -plausibilisierung durch logikbasierte Ansätze als sinnvollste Absicherungsoption gesehen und in dieser Arbeit weiterverfolgt.

## 3 Entwicklungsziel und Forschungsfragen

Motiviert aus dem Fazit der Literaturübersicht wird das in dieser Arbeit entwickelte Absicherungskonzept im Folgenden konkretisiert. Des Weiteren werden die Forschungsfragen vorgestellt, die in dieser Dissertation bearbeitet werden und die Struktur der verbleibenden Kapitel vorgeben.

### 3.1 Konkretisierung des Entwicklungsziels

Um die Schwächen des KI-basierten Trajektorienplanungsprozesses zu kompensieren, wird ein als „Safety Check“ (SC) bezeichnetes Absicherungsmodul in die ADS-Architektur eingefügt. Dessen Aufgabe ist die Sicherheitsverifikation der geplanten Solltrajektorie und damit des Fahrzeugverhaltens, bevor dieses durch die Fahrzeugaktorik umgesetzt wird. Wie im vorherigen Kapitel beschrieben, werden während des automatisierten Betriebs also nicht die KI-basierten Funktionen selbst, sondern lediglich deren Ergebnisse durch logikbasierte Ansätze abgesichert. Regelung und Aktorik sind mit herkömmlichen Absicherungsmethoden bereits hinreichend beherrschbar bzw. von vornherein fehlertolerant gestaltbar<sup>102,103</sup> und werden daher ebenfalls nicht vom SC-Modul abgesichert. In der ADS-Architektur wird das SC-Modul nach der Trajektorienplanung und vor der Trajektorienregelung eingefügt, sodass der Regler ausschließlich vom SC-Modul sicherheitsgeprüfte Trajektorien empfängt (siehe Abbildung 3-1). Da zur Prüfung der Trajektoriensicherheit auch sensorische Informationen benötigt werden, erhält das SC-Modul diese in der Abbildung als zweiten Signaleingang. Dieses Architekturkonzept ermöglicht auch den Einsatz von ADS-Funktionseinheiten, die noch nicht gänzlich ausgereift sind und gelegentlich gefährliche Situationen verursachen. Mit der nachgeschalteten Absicherung durch das SC-Modul gibt es keinen zwingenden Bedarf an hundertprozentiger Zuverlässigkeit dieser Module, wodurch auch KI-Ansätze aus dem aktuellen Stand der Technik verwendbar sind.

Das Ziel des SC-Moduls ist also, alle sicherheitsrelevanten Fehler, die im ADS potenziell auftreten können, zu überprüfen und die idealerweise wenigen Fehler, die tatsächlich auftreten, zu kompensieren. So wird bei Unabhängigkeit der Versagensfälle von ADS-Hauptsystem (ohne SC) und SC durch Multiplikation der Versagenswahrscheinlichkeiten von ADS-Hauptsystem und SC die Fehlerrate des Gesamtsystems deutlich reduziert. Welche Fehlerraten für das SC-Modul akzeptabel sind, hängt damit stets auch von den Fehlerraten des ADS-Hauptsystems ab.

---

<sup>102</sup> Amin, A.A.; Hasan, K.M.: Review of Fault Tolerant Control Systems (2019).

<sup>103</sup> Isermann, R.: Fault-Diagnosis Systems (2006), S. 358–362.

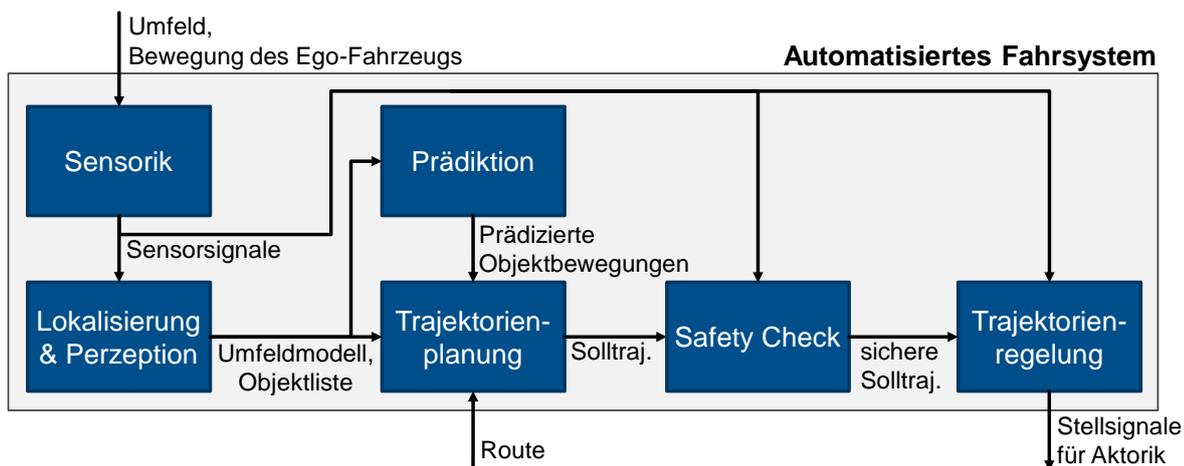


Abbildung 3-1: ADS-Architekturkonzept mit integriertem SC-Modul.

Das Konzept ist vergleichbar mit einem Reiter auf einem Pferd. Der Reiter entspricht dem Trajektorienplaner und gibt dem Pferd, das als Aktor fungiert, Befehle zur Umsetzung des gewünschten Verhaltens. Sofern dieses Sollverhalten vom Pferd als sicher erachtet wird, werden diese Befehle auch befolgt. Steuert der Reiter sich und das Pferd allerdings auf ein Hindernis wie z. B. eine nicht überspringbare Mauer zu, wird das im Vergleich zum Reiter vermeintlich weniger intelligente Pferd den Befehl verweigern, eigenständig eine alternative Trajektorie planen und diese umsetzen. Die alternative Trajektorie entspricht entweder einem Anhalten oder einem Richtungswechsel zur Vermeidung der drohenden Kollision mit dem Hindernis. In dieser Analogie entspricht das Pferd also auch dem SC und prüft die Trajektoriensicherheit, bevor es das Sollverhalten umsetzt. Eine weitere Analogie aus der Biologie ist das menschliche Gehirn, dessen verschiedene Bestandteile unterschiedliche Aufgaben ausführen. Während im Großhirn neben der Verarbeitung und Interpretation sensorischer Informationen wie z. B. visueller Reize auch bewusste Handlungs- und Bewegungsplanung stattfinden, werden vom Hirnstamm unbewusste instinktive Reflexe gesteuert<sup>104</sup>. Diese mögen zwar weniger „durchdacht“ sein, erfolgen dafür aber schneller als bewusste Entscheidungen.

Beim Konzept der für das SC-Modul eingesetzten Perzeptionshardware bzw. Sensorik gibt es mehrere grundlegend verschiedene Möglichkeiten. Die erste Option ist, zur Absicherung der Trajektorie separate Sensoren zu verwenden, die nicht vom Hauptsystem, sondern ausschließlich vom SC-Modul genutzt werden. Vorteilhaft ist dabei, dass eine Redundanz in der Umfelderkennung geschaffen wird. Eine funktionale Degradation der Sensorik des Hauptsystems hat somit keinen Einfluss auf die Zuverlässigkeit des Absicherungsmoduls. An diesem Ansatz wird u. a. im bereits vorgestellten Projekt UNICARagil<sup>105</sup> mit dem Absicherungskonzept „Sicheres Anhalten“ geforscht. Auch bei einem Absturz des gesamten

<sup>104</sup> Ruhr-Universität Bochum: Aufbau des Gehirns (2022).

<sup>105</sup> Woopen, T. et al.: UNICARagil - Modular Architecture for AD (2018).

„Großhirns“, also der Hauptplanungsebene, steht der Absicherungsebene noch uneingeschränkt Perzeptionssensorik zur Verfügung. Diese Option passt auch zu der oben beschriebenen Analogie, da Reiter und Pferd über individuelle, voneinander separierte visuelle Wahrnehmungssysteme verfügen.

Die zweite Option sieht keine separate Sensorik für die Absicherung vor, sodass ausschließlich die vom Hauptsystem verwendeten Sensoren verfügbar sind. Ein Vorteil dieser Option ist die hardwareseitig einfache Integration des SC-Moduls. Da keine zusätzliche Hardware zur Absicherung benötigt wird, ist das SC-Modul auch in bestehenden automatisierten Fahrzeugen ohne mechanische Veränderungen und rein softwarebasiert integrierbar. Da für die Absicherungsaufgabe keine separate Sensorik vorhanden ist, ist in der Absicherung eine Verarbeitung der Sensordaten mit diversitären Ansätzen im Vergleich zum Hauptsystem erforderlich. Besonderes Augenmerk liegt bei dieser Option auf der Handhabung von Sensorausfällen, da die Umfelderkennung dann zu bestimmten Bereichen in der Fahrzeugumgebung ggf. keine Informationen mehr hat.

Als dritte Option ist die Kombination der ersten beiden Optionen denkbar, wobei dann der Vorteil bzgl. Hardware bei der zweiten Option nicht mehr gegeben ist. Dem Autor ist keine aktuelle Forschung zum automatisierten Fahren im öffentlichen Verkehr mit einem Ansatz nach der zweiten Option bekannt, in der die Absicherungsebene dieselben Sensordaten wie im Hauptsystem in diversitärer Form nutzt. Daher wird im Rahmen dieser Dissertation untersucht, ob dieser Ansatz umsetzbar ist und die erforderliche Sicherheit beim automatisierten Fahren im urbanen Verkehr gewährleisten kann. Die städtische Umgebung wird dabei bewusst als im Vergleich zu Landstraße oder Autobahn komplexere Umgebung gewählt, in der vielfältigere und ggf. auch schwieriger klassifizierbare Objekte vorkommen. Vereinfachend ist die Eingrenzung auf urbanen Verkehr in Hinblick auf die maximale Geschwindigkeit von 50 km/h, wodurch in sicherheitskritischen Situationen ein schnelles Erreichen des Stillstands möglich ist. Außerdem ist in diesem Geschwindigkeitsbereich die Fahrzeugdynamik durch linearisierte Modellannahmen noch gut approximierbar<sup>106</sup>. Ausgeschlossen werden zudem Witterungsbedingungen, die stark sicht- oder reibwertsenkend wirken. Dazu zählen dichter Nebel und starker Niederschlag sowie Schnee oder Eis auf der Fahrbahn.

## 3.2 Ableitung von Forschungsfragen

Die übergeordnete Forschungsfrage zielt einerseits auf die grundsätzliche Umsetzbarkeit des SC-Konzepts ab, andererseits auf die Ausprägung einschränkender Randbedingungen, innerhalb derer das Konzept nutzbar ist.

---

<sup>106</sup> Ren, H. et al.: Development of Effective Bicycle Model (2014).

*FF1: Inwieweit lässt sich mit einem SC-Modul als Teil eines Sicherheitskonzepts die erforderliche Sicherheit eines automatisierten Fahrzeugs im urbanen Verkehr auch unter Einsatz von KI-basierten Perzeptions- und Planungs-Ansätzen gewährleisten?*

Zur strukturierten Untersuchung von *FF1* werden daraus weitere untergeordnete Forschungsfragen abgeleitet. Als Grundlage für die Entwicklung des SC-Moduls ist die Definition von Anforderungen an die Funktionalität des SC-Moduls erforderlich. Dies resultiert in der zweiten Forschungsfrage, die anschließend in vier weitere Forschungsfragen untergliedert wird:

*FF2: Welche Anforderungen gelten für das Absicherungskonzept und damit das SC-Modul?*

Da die Absicherung des ADS durch die Bewertung der Trajektoriensicherheit erfolgt, werden im Rahmen der Anforderungsdefinition mögliche Ursachen für unsichere Trajektorien hergeleitet.

*FF2.1: Wodurch kann eine Trajektorie unsicher werden?*

Auf Basis dessen wird anschließend abgeleitet, welche Funktionalitäten im SC-Modul konkret benötigt werden und welche weiteren Anforderungen bestehen.

*FF2.2: Welche Anforderungen leiten sich aus FF2.1 für das SC-Modul ab?*

Nicht alle Objekte und Sensordaten im Umfeld des Egofahrzeugs sind relevant für die Trajektorienabsicherung. Kann ausgeschlossen werden, dass Objekte aus einem bestimmten Umfeldbereich zu kritischen Situationen oder Kollisionen mit dem Egofahrzeug führen, sind diese Bereiche nicht relevant für die Absicherungsaufgabe des SC-Moduls. Die entsprechende Forschungsfrage lautet:

*FF2.3: Welcher Umfeldbereich ist relevant für die Absicherung der Trajektorie?*

Ist eine Solltrajektorie unsicher, wird stattdessen eine alternative Verhaltensstrategie benötigt. Dafür ist zu diskutieren, welche Möglichkeiten für Reaktionen im Fahrzeugverhalten grundsätzlich existieren und unter welchen Voraussetzungen diese anwendbar sind. Dies entspricht der folgenden Forschungsfrage:

*FF2.4: Wie ist bei unsicheren geplanten Trajektorien angemessen zu reagieren und welche Anforderungen gelten für verschiedene Arten von Nottrajektorien?*

Aus den erörterten Anforderungen geht u. a. hervor, welche Funktionen im SC-Modul benötigt werden. Um daraus ein funktionierendes Absicherungssystem zu bilden, ist die Verknüpfung dieser Funktionen in Form von Submodulen zu einer Gesamtarchitektur erforderlich. Daraus folgt die nächste Forschungsfrage:

*FF3: Wie kann eine beispielhafte Architektur für das SC-Modul aussehen und welche Submodule werden dafür benötigt?*

Für eine fundierte Diskussion von *FF1* wird auch eine konkrete Implementierung der SC-Architektur benötigt. Das erfordert u. a. die Definition, wann eine Trajektorie als unsicher

gilt und wie das algorithmisch erkannt werden kann. Diese Fragestellungen werden mit folgender Forschungsfrage adressiert:

*FF4: Wie kann eine beispielhafte Implementierung des SC-Moduls aussehen?*

Abschließend bedarf es der Verifikation, ob mit dieser Implementierung die Anforderungen an das SC-Modul erfüllt werden und somit die Sicherheit des ADS ausreichend gewährleistet werden kann. Wie das erfolgen kann, ist Inhalt der letzten Forschungsfrage:

*FF5: Wie kann die Funktionalität des SC-Moduls getestet werden?*

## 4 Anforderungen

Im Folgenden wird *FF2* bearbeitet, wobei in Kapitel 4.1 zunächst funktionale Anforderungen an das SC-Modul definiert werden, wie sie in ähnlicher Form bereits in einer vorherigen Veröffentlichung<sup>107</sup> des Autors hergeleitet wurden. Anschließend wird in Kapitel 4.2 mit der Analyse von Unsicherheitsursachen auf *FF2.1* eingegangen. Welche Anforderungen daraus resultieren und welche funktionalen Submodule demnach für die SC-Architektur erforderlich sind, wird dort ebenfalls diskutiert (*FF2.2*). In Kapitel 4.3 wird der absicherungsrelevante Bereich hergeleitet und damit *FF2.3* beantwortet.

### 4.1 Funktionale Anforderungen an das SC-Modul

Das übergeordnete Ziel des SC-Moduls ist die jederzeitige Aufrechterhaltung eines sicheren Fahrzeugzustands durch Prüfung der Solltrajektorie. Falls ein unsicherer Zustand erkannt wird, muss das automatisierte Fahrzeug unverzüglich in einen sicheren Zustand überführt werden. Dies ist der Ausgangspunkt der nachfolgenden Anforderungsableitung. Um dieses Ziel zu erreichen, ist eine Grundvoraussetzung die rechtzeitige Erkennung eines unsicheren Zustands.

*Anforderung 1: Die Erkennung eines unsicheren Zustands des Egofahrzeugs und ein risikominimierender Eingriff muss durch das SC-Modul schnell genug erfolgen, um das Risiko auf ein akzeptables Niveau zu reduzieren.*

Eine zwingende Voraussetzung für die Absicherung der Solltrajektorie ist, dass das SC-Modul weiß, ob die Fähigkeiten aller ADS-Module ausreichen, um einen sicheren Fahrzeugzustand zu gewährleisten<sup>108</sup>, also eine sichere Trajektorie zu planen. Dazu gehören die Erfassung und Interpretation von Umfeldsensordaten, die Lokalisierung und dynamische Zustandsschätzung des Egofahrzeugs, die Vorhersage des künftigen Verhaltens anderer Objekte sowie die Planung der Trajektorie.

*Anforderung 2: Dem SC-Modul muss bewusst sein, ob die momentanen Fähigkeiten des ADS für einen sicheren Betrieb ausreichend sind.*

Eingeschränkte Fähigkeiten und Fehlfunktionen im ADS müssen also dann vom SC-Modul erkannt werden, wenn sie zu einer unsicheren Solltrajektorie führen. Um die dafür relevanten Arten von Fehlfunktionen zu identifizieren, wird in Kapitel 4.2 analysiert, aus welchen Gründen eine unsichere Solltrajektorie entstehen kann.

---

<sup>107</sup> Popp, C. et al.: Maintain a Safe State in AV (2022), S. 38 f.

<sup>108</sup> BMDV: Regelung des Betriebs von automatisierten Kfz (2022), S. 27.

Nach der Erkennung eines unsicheren Zustands bzw. einer unsicheren Solltrajektorie wird eine risikominimierende Trajektorie benötigt, die anstelle der unsicheren Trajektorie des Trajektorienplaners vom SC-Modul ausgegeben wird. Außerdem muss der SC fähig sein, das Fahrzeugverhalten aktiv zu beeinflussen. Dafür müssen schnittstellenkonforme Befehle an die entsprechende Aktorik für longitudinale sowie laterale Fahrzeugbewegung ausgegeben werden können. Das kann entweder durch direkte Aktoransteuerung oder indirekt durch Aussendung einer risikominimierenden Solltrajektorie erfolgen, die dann vom Trajektorienregler empfangen und verarbeitet wird. Daraus resultieren die beiden folgenden Anforderungen:

*Anforderung 3: Das SC-Modul muss im Fall eines unsicheren Zustands eine risikominimierende Trajektorie bereitstellen.*

*Anforderung 4: Das SC-Modul muss direkten oder indirekten Zugang zur Ansteuerung der für die Fahrzeugführung relevanten Aktorik haben.*

Wie bereits beschrieben, ist das SC-Modul als Absicherungsebene verantwortlich für die Sicherheit des Sollverhaltens des Fahrzeugs. Daher ist besonders wichtig, keinen sicherheitskritischen Zustand zu übersehen. Die Strategie einer konservativen Auslegung mit niedrigen Eingriffsschwellen birgt allerdings auch das Risiko einer erhöhten Rate an FP-Eingriffen, also unnötigen Eingriffen des SC in eigentlich unkritischen Situationen. Das Problem dabei liegt insbesondere bei stark verzögernden Notreaktionen: eine ohne von außen erkennbaren Grund durchgeführte Notbremsung ist für nachfolgende Verkehrsteilnehmer überraschend und erhöht die Gefahr einer Auffahrkollision. Auch für Fahrzeuginsassen stellt ein unerwarteter verzögernder SC-Eingriff je nach Körperhaltung eine gesundheitliche Gefährdung dar und bedeutet zudem eine Minderung von Komfort und Akzeptanz<sup>109,110</sup> der automatisierten Fahrfunktion.

*Anforderung 5: Die Rate an Falscheingriffen des SC-Moduls muss unterhalb einer akzeptablen Grenze liegen.*

Um die Erfüllung der Sicherheitsanforderungen zu gewährleisten, ist außerdem die Überprüfbarkeit der SC-Funktionalität erforderlich.

*Anforderung 6: Die Sicherheit und Funktionalität des SC-Moduls muss testbar und verifizierbar sein.*

In Kapitel 3 wurde bereits festgelegt, dass das SC-Modul auf keine separate Sensorik zugreift, die nicht auch von anderen ADS-Modulen genutzt wird. Daraus ergibt sich die siebte Anforderung:

---

<sup>109</sup> Kompaß, K. et al.: Sicherheitsveränderung durch FAS / HAF (2015), S. 50.

<sup>110</sup> Helmer, T. et al.: Analysis of Active Safety Systems (2012).

*Anforderung 7: Das SC-Modul muss im Rahmen dieser ADS-Architektur die Absicherungsfunktion erfüllen, ohne auf Informationen aus zusätzlicher Sensorik zuzugreifen, die nicht ohnehin Teil des ADS ist.*

## 4.2 Ursachen für unsichere Trajektorien und Ableitung erforderlicher Submodule

Eine Fehlerbaumanalyse (FTA), auch Fehlzustandsbaumanalyse genannt, ist eine bewährte Methode im Bereich der Sicherheitstechnik und zielt unter anderem darauf ab, Ursachen und Kombinationen von Ursachen aufzuzeigen, die zu einem ungewünschten Hauptereignis führen<sup>111</sup>. Im Folgenden wird diese Methode zur systematischen Identifikation von möglichen Ursachen für unsichere geplante Solltrajektorien verwendet. Von einer mit dieser Methode theoretisch durchführbaren Berechnung von Eintrittswahrscheinlichkeiten der Ereignisse wird aufgrund ungenauer Quantifizierbarkeit der Wahrscheinlichkeit von Versagensfällen abgesehen. Bei allen Basisereignissen dieser FTA könnte der Fehlerbaum theoretisch noch beliebig weit nach unten fortgeführt werden und immer weitere fehlerverursachende Subereignisse aufgezählt werden. Eine noch tiefergehende Analyse wird immer dann abgebrochen, wenn sie für den Zweck der Anforderungsdefinition an das SC-Konzept keinen zusätzlichen Erkenntnisgewinn mehr bietet. Zur besseren Darstellbarkeit und Lesbarkeit des Fehlerbaums werden in den folgenden Abbildungen sämtliche Ereignisse als Rechteck dargestellt.

Die in den jeweiligen FTA-Ereignissen adressierten funktionalen Module werden stets unabhängig von der Korrektheit ihrer Informationseingänge betrachtet, es geht also nur um die korrekte Informationsverarbeitung in dem jeweiligen funktionalen Modul selbst. Für die Anwendung der FTA werden die Annahmen getroffen, dass das automatisierte Fahrzeug im öffentlichen Verkehr fährt und dass die Fähigkeiten des Hauptplaners bei korrekter Funktionsweise zur Erfüllung der Fahrmission ausreichen. Das ADS wird außerdem als ausreichend leistungsstark angenommen, um alle Funktionen in jeder Situation in Echtzeit erfüllen zu können.

Das Hauptereignis der FTA ist eine unsichere vom Trajektorienplaner geplante Solltrajektorie. Wie Abbildung 4-1 zeigt, werden in der ersten FTA-Ebene drei mögliche Ursachen für dieses Ereignis ausgemacht. Die ersten beiden Ereignisse sind funktionale Unzulänglichkeiten in der Umfeldinterpretation (E1) oder in der Trajektorienplanung (E2), wobei funktionale Unzulänglichkeiten nach Chen<sup>112</sup> als Abweichung von der vorgesehenen Funktionalität definiert sind. Das dritte Ereignis beschreibt einen Komplettausfall von nicht redundanten Modulen oder Sensoren des ADS, zu denen auch das SC-Modul selbst gehört. Da alle Module

---

<sup>111</sup> DIN: DIN EN 61025 (2007).

<sup>112</sup> Chen, M.: Diss., Identifying Functional Deficiencies of ADS (2021), S. 5.

im ADS für die sichere Erfüllung der Fahraufgabe erforderlich sind, ist die Sicherheit der geplanten Trajektorie nicht mehr gegeben, wenn der mit einem Modulausfall einhergehende Funktionalitätsverlust nicht durch ein redundantes Element aufgefangen wird. Ein Ausfall eines redundant ausgelegten Moduls führt zwar nicht direkt zu einer unsicheren Trajektorie, allerdings ist dann das Risiko eines Funktionsverlusts erhöht, sollte das redundante Modul ebenfalls versagen.

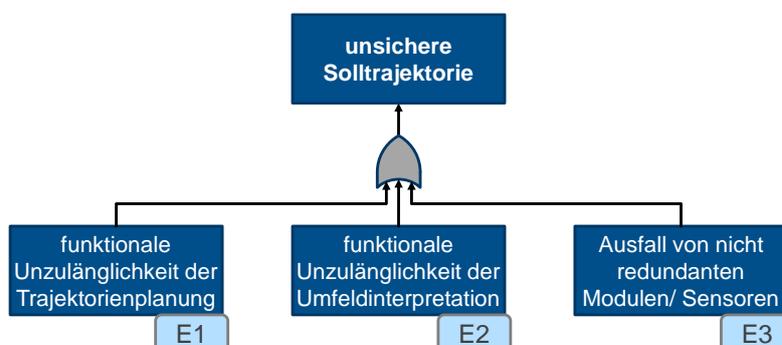


Abbildung 4-1: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Hauptereignis „Unsichere Solltrajektorie“ mit drei Subereignissen.

Jedes der drei Subereignisse in Abbildung 4-1 führt jeweils unabhängig von den anderen beiden zur Unsicherheit der Solltrajektorie, weshalb die Ausgänge der drei Subereignisse durch ein logisches ODER-Gatter verknüpft werden. Wenn durch ein Ereignis in der FTA eine unsichere Solltrajektorie verursacht wird, muss nach Anforderung 1 ein risikominimierendes Manöver ausgeführt werden. Da das automatisierte Fahrzeug somit binnen weniger Sekunden einen sicheren Zustand einnimmt, wird die Wahrscheinlichkeit als vernachlässigbar gering eingestuft, dass ein weiteres FTA-Ereignis innerhalb dieses Zeitraums unabhängig vom ersten eingetretenen Ereignis auftritt. Daher werden in dieser FTA ausschließlich Einzelfehler und keine Fehlerkombinationen betrachtet.

In den folgenden Unterkapiteln wird der Fehlerbaum weiter aufgespannt und für jedes Subsubereignis diskutiert, ob ein funktionales Submodul zur Erkennung der entsprechenden Fehler- bzw. Unsicherheitsursache in der SC-Architektur erforderlich ist. Da die grundlegende Funktion des SC-Moduls die Absicherung der Solltrajektorie ist, werden zunächst die möglichen Fehlerereignisse in der Trajektorienplanung behandelt. Anschließend werden ausgehend von der Trajektorienplanung nacheinander die vorgeschalteten ADS-Module bis hin zur Sensorik beleuchtet.

### 4.2.1 Funktionale Unzulänglichkeit der Trajektorienplanung

E1 zielt auf fehlerhaftes Verhalten in der Trajektorienplanung ab, woraus möglicherweise unsichere Solltrajektorien entstehen. In Abbildung 4-2 sind fünf Ereignisse gelistet, die funktionale Unzulänglichkeiten in der Trajektorienplanung bedeuten.

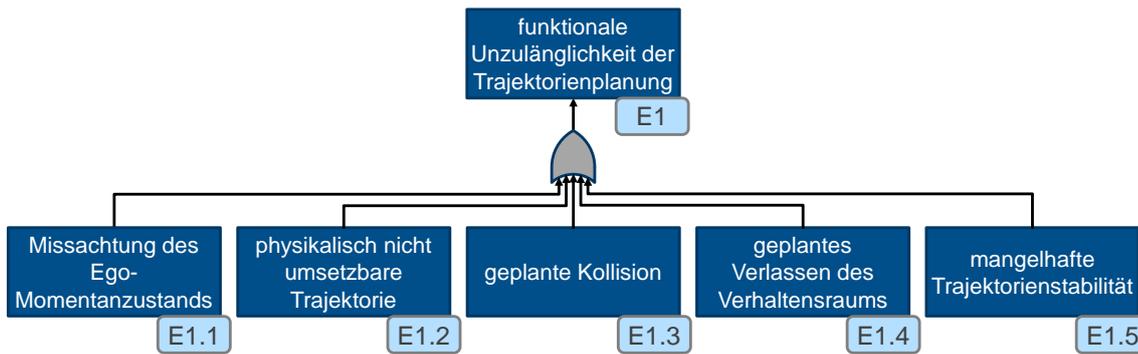


Abbildung 4-2: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E1 „funktionale Unzulänglichkeit der Trajektorienplanung“ mit fünf Subereignissen.

Bei der Planung der Solltrajektorie ist der momentane dynamische Zustand sowie die momentane Fahrzeugpose stets zu berücksichtigen, da dies die initiale Randbedingung für das künftige Fahrzeugverhalten darstellt. Wird der Momentanzustand des Egofahrzeugs nicht berücksichtigt (E1.1), liegt eine funktionale Unzulänglichkeit des Planers vor, die zu einer reduzierten Sicherheit der Solltrajektorie führt. Darüber hinaus führt auch die nicht gegebene physikalische Umsetzbarkeit einer geplanten Trajektorie (E1.2) dazu, dass diese nicht als sicher gilt. Das bedeutet, dass vom automatisierten Fahrzeug physikalische Limits überschritten werden müssten, um der Solltrajektorie zu folgen. Das Istverhalten des Fahrzeugs wird somit unvermeidbar vom Sollverhalten abweichen.

Würde die Umsetzung einer geplanten Trajektorie zu einer Kollision führen (E1.3), würde dies ein Verlassen des befahrbaren Raums bedeuten und die Trajektorie folglich ebenfalls als unsicher gelten. Das umfasst sowohl Kollisionen mit dynamischen (z. B. andere Verkehrsteilnehmer) als auch stationären Objekten (z. B. Straßenschild, Baum, Mauer). Der befahrbare Raum wird als Umfeldbereich definiert, in dem sich das Egofahrzeug kollisionsfrei bewegen kann. Dazu zählen demnach auch Bereiche abseits der Fahrbahn. Laut Straßenverkehrsordnung (StVO) darf von Fahrzeugen zwar nur die Fahrbahn und nicht der Seitenstreifen benutzt werden<sup>113</sup>, ein per se unsicheres Verhalten im Sinne des Kollisionsrisikos stellt das Fahren abseits der Fahrbahn jedoch nicht dar. Diesen Umstand zeigt das folgende Beispiel. An einer lokal verengten Stelle mit entgegenkommendem Fahrzeug, das die Engstelle vor dem Egofahrzeug erreicht, ist es zwar rechtlich nicht erlaubt, aber aus sicherheitstechnischer Sicht dennoch bedenkenlos möglich, mit niedriger Geschwindigkeit auf Bürgersteig oder Bankett auszuweichen, sofern davon keine Kollisionsgefahr z. B. mit anderen Verkehrsteilnehmern wie etwa Fußgängern ausgeht.

Neben dem Verlassen des befahrbaren Raums bedeutet auch das geplante Verlassen des Verhaltensraums (E1.4) eine funktional unzulängliche Trajektorienplanung. „Ein Verhaltensraum beschreibt das minimal notwendige Verhalten, das zum regelkonformen Befahren eines

<sup>113</sup> § 2 Absatz 1 StVO

Straßenabschnitts notwendig ist“<sup>114</sup> und wird aus der Szenerie samt damit verknüpfter Verkehrsregeln abgeleitet<sup>115</sup>. Damit wird bspw. vorgegeben, mit welcher maximalen Geschwindigkeit das automatisierte Fahrzeug auf einen schlecht einsehbaren Kreuzungsbereich zu fahren darf.

Als letztes Subereignis ist in Abbildung 4-2 mangelhafte Trajektorienstabilität (E1.5) gelistet. Abhängig vom Ansatz der Trajektorienplanung können Probleme bzgl. der Trajektorienstabilität auftreten. So ist u. a. bei der Nutzung von MPC-Ansätzen die Durchführbarkeit der Stabilitätssicherung des Fahrzeugverhaltens nicht immer gewährleistet<sup>116,117,118</sup>. Lindner erörtert auch für andere Planertypen mögliche Gründe für Instabilität<sup>119</sup>. Der Stabilitätsbegriff bezieht sich dabei insbesondere auf die zeitliche Konsistenz von aufeinanderfolgend geplanten Trajektorien. Verfolgen im zeitlichen Verlauf nacheinander geplante Trajektorien kein konsistentes Ziel, ist dies ein Indiz für mangelhafte Zuverlässigkeit des Trajektorienplaners.

Wie bereits bei der Erläuterung zum befahrbaren Raum angedeutet, wird eine geplante Trajektorie allein durch das Verletzen von Verkehrsregeln nicht unsicher. Ein weiteres Beispiel zur Stützung dieser Aussage ist eine durch die Solltrajektorie missachtete Geschwindigkeitsbegrenzung. Die Trajektorie wird erst dann unsicher, wenn bspw. in einer Kurve die erforderlichen Reifenseitenkräfte nicht mehr aufgebracht werden können oder wenn die Sichtweite so begrenzt ist, dass das Fahrzeug bei plötzlich auftauchenden Objekten nicht mehr rechtzeitig kollisionsvermeidend reagieren kann. Diese Unsicherheiten liegen also nicht direkt in der illegal hohen Geschwindigkeit begründet, sondern vielmehr in der durch zu hohen Reifenkraftbedarf physikalisch nicht umsetzbaren Trajektorie (E1.2) bzw. im Überschreiten der Verhaltensraumgrenzen (E1.4). Die Missachtung von Verkehrsregeln ist auch deswegen nicht explizit als separates Ereignis im Fehlerbaum berücksichtigt, weil ein derartiges Fahrzeugverhalten nur das Symptom einer Unzulänglichkeit in einem früheren Schritt der ADS-Prozesskette ist und damit einen zu späten Eingriffspunkt für das SC-Modul darstellt. Die Aufgabe des SC ist vielmehr die frühzeitige Erkennung von funktionalen Unzulänglichkeiten, aus denen ein solches Fahrzeugfehlverhalten entstehen könnte. Für menschlich geführte Fahrzeuge analysieren Graab et al.<sup>120a</sup> Verkehrsunfälle und ordnen, basierend

---

<sup>114</sup> Lippert, M.; Klamann, B.: Modulare Absicherung (2020), S. 51.

<sup>115</sup> Glatzki, F. et al.: Behavioral Attributes for a BSSD (2021), S. 669.

<sup>116</sup> Adamy, J.: Nichtlineare Systeme und Regelungen (2014), S. 436.

<sup>117</sup> Schwenzer, M. et al.: Review on Model Predictive Control (2021), S. 1330–1333.

<sup>118</sup> Paden, B. et al.: Survey Motion Planning and Control (2016), S. 47.

<sup>119</sup> Lindner, P.D.: Erkennung instabiler Trajektorienplanung (2022), S. 24–28.

<sup>120</sup> Graab, B. et al.: Analyse von Verkehrsunfällen (2008). a: -; b: S. 10.

auf Rasmussen<sup>121</sup> und Zimmer<sup>122</sup>, die Unfallursachen jeweils in eine der folgenden fünf Fehlerklassen ein: Informationszugang, Informationsaufnahme, Informationsverarbeitung, Zielsetzung und Handlung. Abbildung 4-3 zeigt das Ergebnis der Auswertung von 287 Unfällen. Die mit 37 % häufigste Unfallursache liegt demnach in einer fehlerhaften Informationsaufnahme. 75 % aller untersuchten Unfälle resultieren aus Problemen in den ersten drei Kategorien, d. h. wenn Informationen nicht zugänglich sind oder nicht korrekt aufgenommen oder interpretiert werden.

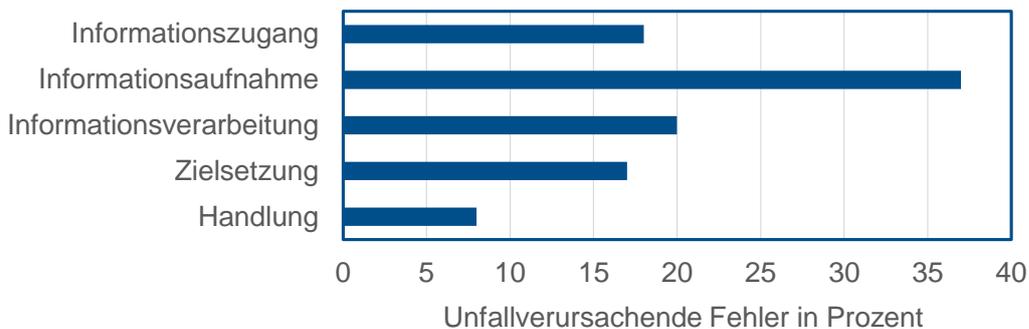


Abbildung 4-3: Klassifikation unfallverursachender Fehler bei 287 untersuchten Unfällen. Nachbildung nach Graab et al.<sup>120b</sup>

In den folgenden Unterkapiteln wird diskutiert, ob zu den genannten Ursachen unsicherer Trajektorie jeweils ein funktionales Submodul in der SC-Architektur erforderlich ist.

### 4.2.1.1 Trajektorienprüfung bzgl. Ego-Momentanzustand (E1.1)

Zwischen Solltrajektorie und tatsächlicher Fahrzeugbewegung gibt es immer zumindest kleinste Abweichungen. Der Trajektorienregler hat die Aufgabe, diese Abweichungen zu minimieren. Geht die Trajektorie stets von der aktuellen Fahrzeugpose und -dynamik aus, wird die Abweichung zwischen Solltrajektorie und Fahrzeugzustand schon durch den Trajektorienplaner mit jeder neu geplanten Trajektorie künstlich auf 0 reduziert. Wie Werling beschreibt, entspricht eine solche High-Level-Stabilisierung ohne Rückführung des Fahrzeugzustands eher einer Steuerung als einer Regelung<sup>123a</sup>. Im Rahmen der vorliegenden Dissertation wird der Fahrzeugzustand jedoch rückgeführt. Nur im Fall von zu großen Abweichungen erfolgt eine Reinitialisierung, also die Trajektorienplanung ausgehend vom aktuellen Fahrzeugzustand, was Werlings Ansatz der Bi-level-Stabilisierung entspricht<sup>123b</sup> (siehe Abbildung 4-4). Für die Beurteilung, ob der Momentanzustand des Egofahrzeugs vom Trajektorienplaner berücksichtigt wird oder nicht, ist die Kenntnis der Abweichungsschwellwerte zur Reinitialisierung der Trajektorie erforderlich.

<sup>121</sup> Rasmussen, J.: Human Errors (1982), S. 324.

<sup>122</sup> Zimmer, A.: Wie intelligent darf/ muss ein Auto sein? (2001), S. 44 f.

<sup>123</sup> Werling, M.: Diss., Trajektoriengenerierung und -stabilisierung (2011). a: S. 15; b: S. 19-22.

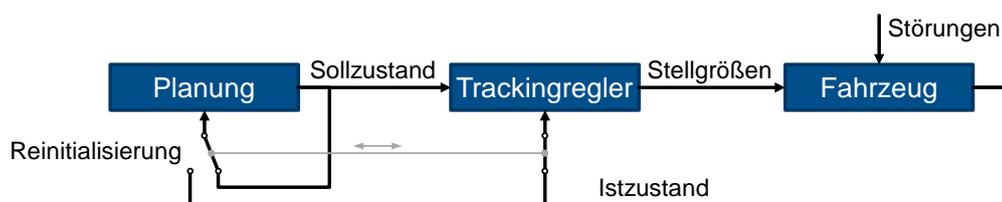


Abbildung 4-4: Bi-level-Stabilisierung nach Werling<sup>123b</sup>.

Wenn der Trajektorienplaner den Momentanzustand des Egofahrzeugs auch bei großen Abweichungen zur Solltrajektorie ignoriert, äußert sich dies in eingeschränkter physikalischer Umsetzbarkeit. Dieser Aspekt wird im folgenden Abschnitt diskutiert. Für die Trajektorienprüfung bzgl. Berücksichtigung des Ego-Momentanzustands ist kein separates Submodul in der SC-Architektur erforderlich.

#### 4.2.1.2 Trajektorienprüfung bzgl. physikalischer Durchführbarkeit (E1.2)

Ist die geplante Trajektorie physikalisch nicht durchführbar, bedeutet das eine auch bei optimaler Trajektorienregelung unvermeidbare Abweichung des Egofahrzeugs von der Solltrajektorie. Je nach Umgebung besteht damit auch erhöhte Kollisionsgefahr. Wie in Abbildung 4-5 in einer weiteren Ebene des Fehlerbaums dargestellt ist, kann die nicht gegebene physikalische Umsetzbarkeit durch Grenzen in der Fahrzeugkinematik, dem stellbaren Lenkmoment, den übertragbaren Reifenkräften oder der verfügbaren Antriebsleistung gegeben sein. Grundsätzlich sind die physikalischen Randbedingungen auch dem Trajektorienplaner bekannt, wodurch er sie theoretisch berücksichtigen kann. Das SC-Modul verfügt im Vergleich dazu über kein Zusatzwissen. Da der Trajektorienplaner jedoch KI-basiert arbeitet, kann eine angeforderte Überschreitung der physikalischen Limits nicht pauschal ausgeschlossen werden. In welchen Situationen dies der Fall sein könnte, wird in den folgenden Unterabschnitten anhand beispielhafter Szenarien diskutiert.

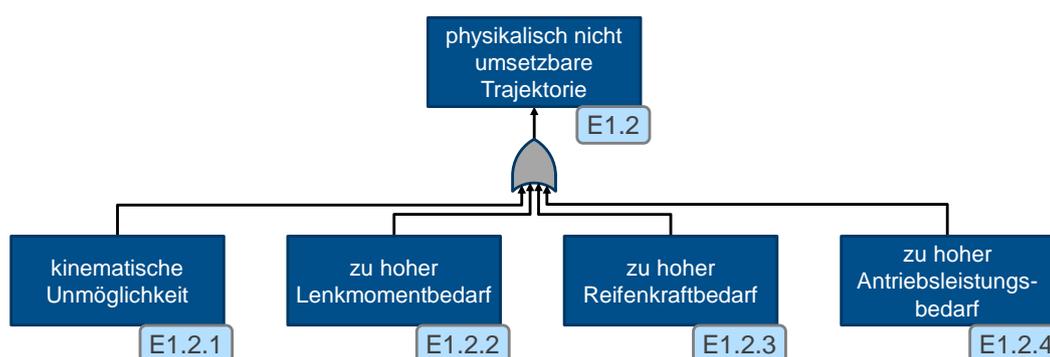


Abbildung 4-5: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E1.2 „physikalisch nicht umsetzbare Trajektorie“ mit vier Subereignissen.

Generell sind zwei verschiedene Notreaktionen im Fall einer physikalisch unmöglich durchführbaren Solltrajektorie denkbar: Bremsen in den Stillstand und die Vollendung der Fahrmission durch das Absicherungsmodul. Die Solltrajektorie des Planers nur kurzzeitig mit einer physikalisch durchführbaren zu überschreiben und die Planungsaufgabe danach wieder

an den Planer zurückzugeben wird nicht als sinnvolle Notreaktion erachtet, da die momentane Unzuverlässigkeit des Planers bereits nachgewiesen wurde und die automatisierte Fahrt damit nicht fortgesetzt werden sollte. Da im SC-Modul für die Vollendung der Fahrmission keine ausreichenden Trajektorienplanungsfähigkeiten vorgesehen sind, verbleibt hier nur die Stillstandsbremsung. Nur wenn diese Notreaktion für die nachfolgend beleuchteten Situationen eine risikomindernde Maßnahme darstellt, ist die Prüfung der physikalischen Durchführbarkeit auch zweckmäßig.

### 4.2.1.2.1 Kinematische Unmöglichkeit

Kinematisch unmöglich ist eine geplante Trajektorie dann, wenn die Posen der aufeinanderfolgenden Trajektorienpunkte aufgrund der begrenzten Freiheitsgrade des vorderachsgeleiteten Fahrzeugs nicht wie vorgegeben eingenommen werden können. Kinematische Unmöglichkeit drückt sich demnach durch einen zu großen erforderlichen Lenkwinkel aus. Der maximal mögliche Lenkwinkel liegt bei Pkw üblicherweise im Bereich von 45 bis 50°<sup>124</sup>. Zusammen mit dem Radstand ist daraus die Ableitung der maximal fahrbare Trajektorienkrümmung  $\kappa$  bzw. des kleinstmöglichen Kurvenradius möglich. Der fahrdynamische Spezialfall des Übersteuerns im Sinne des Aufbaus großer Schräglaufwinkel an den Hinterrädern, wodurch auch kleinere Kurvenradien umsetzbar wären, wird in dieser Betrachtung explizit ausgeschlossen.

Wenn die Krümmung der Trajektorie nicht explizit gegeben ist, kann sie aus den Trajektorienpunkten bestimmt werden. So ist eine Prüfung der kinematischen Umsetzbarkeit der Trajektorie durch das SC-Modul einfach und zuverlässig möglich. Wird ein zu hoher angeforderter Lenkwinkel erkannt, hat das SC-Modul eine Fehlplanung detektiert. Somit ist nachgewiesen, dass der Planer momentan funktional unzulänglich ist und ein fehlerhaftes kinematisches Modell verwendet. Demnach ist das Fahrzeug in den risikominimalen Zustand zu überführen.

### 4.2.1.2.2 Zu hoher Lenkmomentbedarf

Auch das vom automatisierten Fahrzeug stellbare Lenkmoment ist begrenzt und kann nicht beliebig hohe Anforderungen umsetzen. Das liegt einerseits in der begrenzten Leistungsfähigkeit der Lenkaktorik begründet, andererseits in Sicherheitsaspekten. Letzteres bezieht sich insbesondere auf Dual-Mode-Fahrzeuge, die sowohl manuell als auch automatisiert mit SAE Level 3+-Automatisierung fahren können. Sollte eine hinter dem Lenkrad sitzende Person die Fahraufgabe übernehmen wollen, muss sie das Lenkmoment übersteuern können. Alternativ ist jedoch auch denkbar, eine Anforderung zur Übernahme der Fahraufgabe bspw. durch ein vom Fahrer aufgebrachtes Lenkmoment zu detektieren und das Lenkmoment dann zu reduzieren bzw. das ADS zu deaktivieren. Die sichere Übergabe der Fahraufgabe bei Dual-Mode-Fahrzeugen wird auch von Klesing et al.<sup>125</sup> diskutiert. Darüber hinaus ist eine

---

<sup>124</sup> Pfeffer, P.; Harrer, M.: Lenkkinematik (2011), S. 56.

<sup>125</sup> Klesing, J. et al.: Steering on Demand (2019).

Limitierung der Lenkwinkelgeschwindigkeit erforderlich, sodass für einen Fahrzeuginsassen das Verletzungsrisiko am eigenständig rotierenden Lenkrad auf einem akzeptablen Niveau liegt. Diese Sicherheitsaspekte in der Limitierung von Lenkmoment oder -geschwindigkeit gelten nicht für Fahrzeuge ohne Lenkrad oder für Steer-by-Wire-Systeme wie das Quiet Wheel Steering von Nexteer<sup>126</sup>, bei denen Lenkrad- und Radlenkwinkel voneinander mechanisch entkoppelt sind und das Lenkrad sich während des automatisierten Betriebs nicht bewegt.

Das erforderliche Lenkmoment wird in der Trajektorie nicht explizit vorgegeben, sondern resultiert aus mehreren Einflussgrößen wie der angeforderten Lenkwinkelbeschleunigung, den Fahrbahnbedingungen oder im Stillstand dem Bohrmoment. Durch die Fahrbahngeometrie kann z. B. bei der Fahrt an oder auf einen Bordstein ein plötzlicher Lenkmoment-sprung entstehen. Dieser ist vom SC-Modul anhand der Trajektorie jedoch kaum vorherseh- und quantifizierbar. Sehr hohe Lenkwinkelgeschwindigkeiten und -beschleunigungen sind aus den Trajektorieninformationen ableitbar, schlagen sich dann aber auch in einer hohen Fahrzeugquerdynamik nieder. Wie mit zu hohem Beschleunigungsbedarf umzugehen ist, wird im nächsten Abschnitt diskutiert. Aufgrund qualitativ mangelhafter Möglichkeiten zur Bestimmung des erforderlichen Lenkmoments entlang der Solltrajektorie wird von einer entsprechenden Prüfung im SC-Modul abgesehen. Die Prüfung zu hohen Lenkmomentbedarfs wird stattdessen der Trajektorienregelungsüberwachung zugeordnet.

### 4.2.1.2.3 Zu hoher Beschleunigungsbedarf

Zu hoher Reifenkraftbedarf und zu hoher Antriebsleistungsbedarf sind jeweils in einen zu hohen Beschleunigungsbedarf übersetzbar und werden daher zusammen betrachtet. Übertragbare Reifenkräfte in Längs- und Querrichtung sind durch den Reibwert  $\mu$  zwischen Reifen und Fahrbahn limitiert. Auf ebener Fahrbahn sind die erforderlichen Reifenkräfte proportional zu den erforderlichen Längs- und Querschleunigungen  $a_x$  und  $a_y$ . Auch die verfügbare Antriebsleistung hängt über die Fahrzeugmasse und die aktuelle Fahrzeuggeschwindigkeit direkt mit der maximalen Längsbeschleunigung zusammen, sodass bei ebener Geradeausfahrt

$$a_{x,\max} = \min\left(\mu_{\max} \cdot g, \frac{P_{\max}}{m \cdot v}\right) \quad (4.1)$$

gilt. Die physikalischen Grenzen bzw. das Beschleunigungspotenzial für kombinierte  $a_x$  und  $a_y$  werden im Kamm'schen Kreis abgebildet. Physikalisch umsetzbar sind Beschleunigungszustände innerhalb der durchgezogenen Kontur in Abbildung 4-6. Die obere Abflachung des Kreises ist durch die maximale Antriebsleistung bedingt.

---

<sup>126</sup> Auerbach, B.: Nexteer Quiet Wheel Steering (2017).

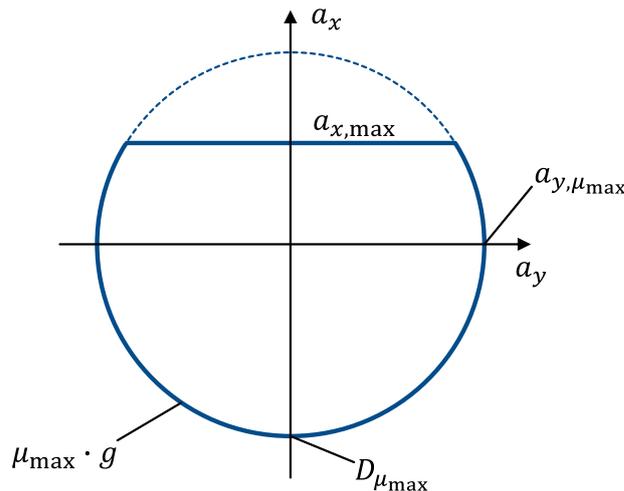


Abbildung 4-6: Längs- und Querbeschleunigungspotenzial im Kamm'schen Kreis.

Ein zu hoher angenommener Reibwert  $\mu$  ist eine mögliche Ursache für nicht umsetzbare Beschleunigungen. Die Abschätzung des Reibwerts wird in Kapitel 7.4.2 genauer diskutiert. Fordert der Trajektorienplaner eine auch mit gutem Reibwert unrealistisch hohe Verzögerung an, wird das als verzweifelter Versuch des Planers gewertet, das Fahrzeug möglichst schnell in den Stillstand zu bringen. Auch wenn das Fahrzeug der Solltrajektorie dann nicht mit der sonst üblichen Genauigkeit folgen kann, wird es den Stillstand so schnell wie physikalisch möglich erreichen. Da dieses Manöver als risikominimierendes Manöver gilt, gibt es in diesem Fall keine sinnvollen alternativen Trajektorien, mit denen das SC-Modul die Sicherheit des Egofahrzeugs weiter erhöhen könnte. Geplante Verzögerungen durch das SC-Modul zu limitieren, ist daher nicht zielführend.

Ist durch die Solltrajektorie eine zu hohe positive Beschleunigungsanforderung gegeben, kann dies daraus resultieren, dass sich das Egofahrzeug in einem Kollisionsbereich mit einem anderen dynamischen Objekt befindet und diesen möglichst schnell verlassen soll. Generell können hohe Beschleunigungsanforderungen aufgrund der schlechteren Vorhersehbarkeit der Fahrzeugbewegung für andere Verkehrsteilnehmer zwar die Verkehrssicherheit reduzieren, ein pauschaler SC-Eingriff durch Vorgabe einer Trajektorie mit verringerter Beschleunigung oder gar Verzögerung in den Stillstand wäre im vorgestellten Fall jedoch kontraproduktiv.

Eine zu hohe angeforderte Querbeschleunigung ist gleichbedeutend mit einem zu kleinen Kurvenradius und/ oder einer zu großen Längsgeschwindigkeit und kann bspw. aus einem geplanten Not-Ausweichmanöver resultieren. In einer kollisionskritischen Situation ist ein Ausweichmanöver einem Bremsmanöver immer dann vorzuziehen, wenn es zu keiner Kol-

lision mit einem Drittobjekt führt und die zum Ausweichen erforderliche Quereschleunigung  $a_{\text{req,eva}}$  kleiner ist als die zum Bremsen erforderliche Längsverzögerung  $D_{\text{req}}$ . Nach Wang<sup>127</sup> gilt

$$a_{\text{req,eva}} < D_{\text{req}}, \text{ wenn } 4|d_{y,\text{eva}}| < d_x, \quad (4.2)$$

Wobei  $d_{y,\text{eva}}$  dem zum Ausweichen erforderlichen Lateralversatz und  $d_x$  dem longitudinalen Abstand zum Kollisionsobjekt zum Eingriffszeitpunkt, also nach der Reaktionszeit des Egofahrzeugs entspricht (siehe Abbildung 4-7). In dem abgebildeten beispielhaften Szenario fährt das Egofahrzeug von links auf ein geparktes Fahrzeug zu.

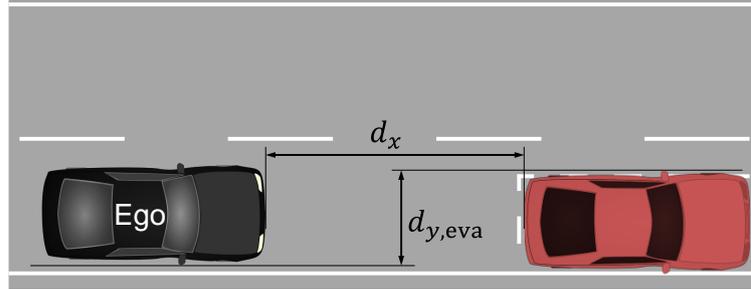


Abbildung 4-7: Relevante geometrische Parameter zur Kollisionsvermeidung: Längsabstand  $d_x$  bis zum Kollisionsobjekt und beim Ausweichen zu überwindender Lateralversatz  $d_{y,\text{eva}}$ .

Mit dem Zusammenhang aus Gleichung (4.2) gleicht die maximale sinnvolle Quereschleunigung  $a_{\text{req,eva,max}}$  im Grenzfall  $d_x = 4|d_{y,\text{eva}}|$  auch der zur Kollisionsvermeidung erforderlichen Längsverzögerung  $D_{\text{req}}$ .  $v_{\text{rel},x}$  entspricht dabei der Relativgeschwindigkeit zwischen Egofahrzeug und Kollisionsobjekt in Längsrichtung, was für stationäre Objekte gleichbedeutend mit der Längsgeschwindigkeit des Egofahrzeugs ist.

$$a_{\text{req,eva,max}} = D_{\text{req}} = \frac{v_{\text{rel},x}^2}{2d_x} = \frac{v_{\text{rel},x}^2}{8d_{y,\text{eva}}} \quad (4.3)$$

In Abbildung 4-8 ist  $a_{\text{req,eva,max}}$  für verschiedene  $d_{y,\text{eva}}$  und  $v_{\text{rel},x}$  dargestellt. Der graue Bereich auf der linken Seite des Diagramms ist unter der Annahme der maximal fahrbaren Krümmung  $\kappa_{\text{max}} = 0,2 \text{ 1/m}$  kinematisch unmöglich zu erreichen (Herleitung siehe Anhang A.2). Für das Szenario aus Abbildung 4-7 mit einem auf dem eigenen Fahrstreifen stehenden Fahrzeug gilt mit  $d_{y,\text{eva}} = 2 \text{ m}$  bei  $v_{\text{rel},x} = 30 \text{ km/h}$  nach Abbildung 4-8  $a_{\text{req,eva,max}} = 4,4 \text{ m/s}^2$ , d. h. eine größere Quereschleunigung wird in dieser Situation als nicht sinnvoll angesehen. Ist  $d_{y,\text{eva}}$  (und damit im betrachteten Grenzfall auch  $d_x$ ) jedoch kleiner, weil das Kollisionsobjekt eine kleinere laterale Ausdehnung hat oder nur teilweise in den Fahrschlauch des Egofahrzeugs ragt, kann auch die Anforderung größerer  $a_y$  bis in den physikalischen Grenzbereich gerechtfertigt sein. Eine Aussage über sinnvolle maximale

<sup>127</sup> Wang, C.: Diss., Silent Testing for Safety Validation (2021), S. 112.

$a_y$  ist somit nur mit Kenntnis der Position und Abmessungen des kollisionskritischen Objekts möglich. Mit der kinematischen Limitierung (grauer Bereich) ist zwar ableitbar, dass z. B. bei  $v_{rel,x} = 10 \text{ km/h}$  ein  $a_y > 1,6 \text{ m/s}^2$  nicht sinnvoll ist, dann wird jedoch bereits in der Krümmungsprüfung (vgl. Kapitel 4.2.1.2.1, S. 40) erkannt, dass die Trajektorie nicht durchführbar ist.

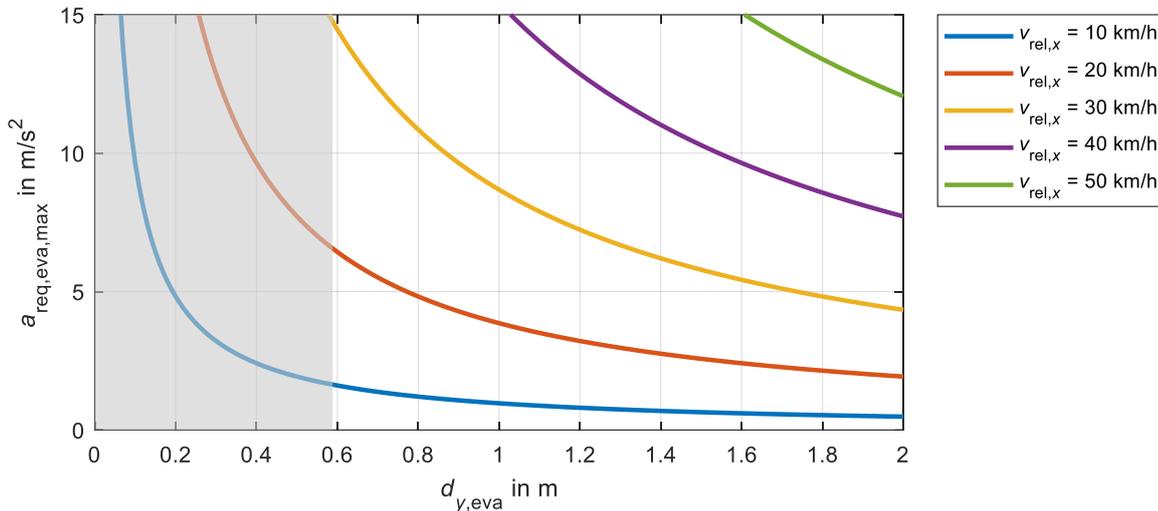


Abbildung 4-8: Maximale sinnvolle Querbeschleunigung abhängig von  $v_{rel,x}$  und  $d_{y,eva}$  im Grenzfall  $d_x = 4|d_{y,eva}|$ , bei dem  $D_{req} = a_{req,eva}$  gilt. Der graue Bereich ist mit  $\kappa_{max} = 0,2 \frac{1}{\text{m}}$  kinematisch nicht erreichbar.

Gilt bei  $v_{rel,x} = 30 \text{ km/h}$   $d_{y,eva} < 0,87 \text{ m}$ , übersteigt  $a_{req,eva,max}$  die unter Idealbedingungen etwa erreichbare Grenze von  $10 \text{ m/s}^2$ , wodurch eine Kollision weder durch Bremsen noch durch Ausweichen vermeidbar ist. Ist eine Kollision unausweichlich und das Egofahrzeug versucht dennoch, der Solltrajektorie mit physikalisch unmöglichem  $a_y$  zu folgen, führt dies zu einer ungebremsten Kollision mit verringerter Überdeckung beider Kollisionspartner, wodurch die Kritikalität der Situation noch größer ist. Eine bessere Option ist in diesem Fall, durch maximal verzögernde Geradeausfahrt die Kollisionsenergie möglichst stark zu reduzieren. Eine tiefere Diskussion zu Brems- und Ausweichmanövern folgt in Kapitel 5.4.2. Durch das genannte Szenario ist die Prüfung der geplanten Trajektorie auf physikalisch unmögliche  $a_y$ -Anforderungen durch das SC-Modul erforderlich.

### 4.2.1.3 Trajektorienprüfung bzgl. Kollisionen (E1.3)

Eine der erforderlichen Kernkompetenzen des SC-Moduls ist zur Erfüllung der Sicherheitsanforderungen die Identifizierung und Verhinderung von potenziellen Kollisionen im geplanten Fahrschlauch. In einer Richtlinie der NHTSA zur einheitlichen Unfallbeschreibung

werden verschiedene denkbare Kollisionsobjekte aufgelistet<sup>128</sup>. Ein Auszug daraus ist in Tabelle 4-1 zusammengestellt.

Tabelle 4-1: Auszug aus Kollisionsobjekten nach der MMUCC-Richtlinie der NHTSA<sup>128</sup>.

Kollision mit Personen, Kraftfahrzeugen oder beweglichen Objekten	Kollision mit nicht beweglichen Objekten
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Kraftfahrzeug (im Verkehr oder geparkt)</li> <li>• Schienenfahrzeug</li> <li>• Landwirtschaftliches Gerät, Baumaschine</li> <li>• Fahrradfahrer</li> <li>• Fußgänger</li> <li>• Tier (lebend)</li> <li>• Sonstige Nicht-Kraftfahrer oder bewegliche Objekte</li> <li>• Herabfallende Ladung oder etwas, das durch ein Kfz in Bewegung gesetzt wurde</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Leitplanke, Schranke, Beton-Barriere</li> <li>• Verkehrsschild, Straßenlaterne, Pfosten</li> <li>• Baum (stehend)</li> <li>• Bordstein</li> <li>• Straßengraben, Böschung</li> <li>• Brücke, Tunnel</li> <li>• Gebäude, Wand, Zaun</li> </ul>

Bei Bordsteinen ist zu ergänzen, dass diese erst ab einer kritischen Höhe ein potenzielles Kollisionsobjekt darstellen. Die kritische Höhe des Bordsteins, ab der dieser als nicht befahrbar gilt, hängt von der Fahrzeugklasse und Bodenfreiheit des Egofahrzeugs ab. Gerade bei im urbanen Verkehr üblichen Geschwindigkeiten stellt das Befahren eines niedrigen Bordsteins per se kein Sicherheitsrisiko dar und führt je nach Geschwindigkeit lediglich zu einer Komfortminderung für die Fahrzeuginsassen. Da sich die Aufgabe des SC-Moduls ausschließlich auf die Gewährleistung der Sicherheit beschränkt, sind niedrige Bordsteine bei der Kollisionsprüfung irrelevant. Kollisionskritische Absenkungen an der Fahrbahn wie Straßengräben, Böschungen oder auch Gewässer sind ohne bauliche Trennung zur Fahrbahn in urbanem Wohngebiet untypisch und werden im Rahmen dieser Dissertation daher nicht betrachtet. Davon abgesehen ist erforderlich, dass vom SC-Modul innerhalb des absicherungsrelevanten Bereichs (vgl. Kapitel 4.3, S. 55) für jedes potenzielle Kollisionsobjekt der in der Tabelle gelisteten Klassen die Kollisionskritikalität bestimmt wird, um im sicherheitskritischen Fall rechtzeitig eine risikominimierende Reaktion wie etwa ein Notstoppmannöver einzuleiten.

Im SC-Modul ist ein entsprechendes Submodul erforderlich, das die Kritikalität aller bekannter, relevanter Objekte prüft und vor bevorstehenden Kollisionen warnt. Wie mit unvollständigen Objektlisten umzugehen ist, wird später in Kapitel 4.2.2.3 diskutiert.

Als weitere Schadensereignisse ohne Kollision wird in der MMUCC-Richtlinie außerdem auch ein Überschlag des Fahrzeugs oder Feuer genannt<sup>128</sup>. Ein Überschlag ohne weiteres Kollisionsobjekt wird in der betrachteten ODD mit Geschwindigkeiten bis 50 km/h jedoch als unrealistisch angesehen und nicht weiter betrachtet. Die Gefährdung durch Feuer ist nur

<sup>128</sup> NHTSA: MMUCC Guideline (2017), S. 13 f.

dann als separates Schadensereignis zu betrachten, wenn das Feuer nicht von einem kollisionskritischen Objekt ausgeht, welches durch die Kollisionsprüfung ohnehin detektierbar ist. Es geht also nur um brennende überfahrbare Objekte oder aus einem kollisionsunkritischen Objekt in den Ego-Fahrschlauch einwirkendes Feuer bzw. davon ausgehende gefährliche Wärmestrahlung. Dieser Fall wird aufgrund der als sehr gering angenommenen Auftretenswahrscheinlichkeit ebenfalls vernachlässigt.

### 4.2.1.4 Trajektorienprüfung bzgl. Verhaltensraum (E1.4)

Kollisionsgefahr besteht nicht nur mit sichtbaren Objekten, sondern auch mit dynamischen Objekten, die sich aus einem verdeckten Bereich heraus in den Fahrschlauch des Egofahrzeugs bewegen. Solche Verdeckungen können bspw. durch Gebäude an Kreuzungen entstehen. Wie schnell das Egofahrzeug auf einen schlecht einsehbaren Kreuzungsbereich zufahren darf, ist in der Verhaltensraumbeschreibung definiert. Nicht nur im Hinblick auf den Straßenabschnitt, auf dem sich das Egofahrzeug momentan befindet, sondern auch im Kontext der darauffolgenden Straßenabschnitte wird durch den Verhaltensraum festgelegt, wie sich das Egofahrzeug verhalten darf. Beim Beispiel der schlecht einsehbaren Kreuzung muss die Geschwindigkeit schon vor Erreichen der Kreuzung reduziert werden, obwohl für den Straßenabschnitt vor der Kreuzung kein explizit reduziertes Tempolimit gilt. Solches Regelwissen ist bspw. in der verhaltenssemantischen Szeneriebeschreibung (BSSD) nach Lippert<sup>129</sup> und Glatzki<sup>130</sup> hinterlegt. Für das SC-Modul ist dafür ein Submodul erforderlich, das mit Hilfe von BSSD-Wissen und daraus abgeleiteten Kriterien prüft, ob der Verhaltensraum durch die geplante Trajektorie verlassen wird. Ist dies der Fall, kann das Egofahrzeug in einen risikominimalen Zustand überführt werden bzw. allgemeiner die Solltrajektorie so angepasst werden, dass der Verhaltensraum nicht verlassen wird.

### 4.2.1.5 Prüfung der Trajektorienstabilität (E1.5)

Stabile bzw. zeitlich konsistente Trajektorien sind nach Werling<sup>131</sup> unabdingbar, weil dadurch erstens ein Aufschaukeln der Trajektorie ausgeschlossen ist, zweitens auch bei variabler Neuplanungsfrequenz keine Überschwinger auftreten und drittens die Kollisionsprüfung auch tatsächlich auf die künftig realisierte Trajektorie angewendet wird. Insbesondere der dritte Aspekt ist für das SC-Modul eine wichtige Voraussetzung. Wird die Kritikalität von Objekten anhand des geplanten Ego-Fahrschlauchs bestimmt, führen sich ständig ändernde Solltrajektorien zu unzuverlässigen Kritikalitätsbewertungen. Große Abweichungen zwischen zwei Solltrajektorien können zwar auch durch ein plötzlich verändertes Umfeld

---

<sup>129</sup> Lippert, M. et al.: Behavior-Semantic Scenery Description (2022).

<sup>130</sup> Glatzki, F. et al.: Behavioral Attributes for a BSSD (2021).

<sup>131</sup> Werling, M.: Diss., Trajektoriengenerierung und -stabilisierung (2011), S. 26 f.

hervorgerufen werden<sup>131</sup>, konvergieren die Trajektorien jedoch über mehrere Neuplanungen hinweg nicht, spricht dies für eine zumindest momentane Unzuverlässigkeit des Trajektorienplaners. Ohne zuverlässig funktionsfähigen Planer ist die Sicherheit des ADS nicht gegeben, folglich ist die Überführung des Egofahrzeugs in einen risikominimalen Zustand erforderlich. Zur Erkennung von instabiler Trajektorienplanung wird im SC-Modul ein entsprechendes Submodul benötigt.

## 4.2.2 Funktionale Unzulänglichkeit der Umfeldinterpretation

E2 bildet die ersten Schritte der Signalverarbeitungskette ab, also den „Sense“-Teil des ADS. Treten hier funktionale Unzulänglichkeiten auf, resultieren diese direkt oder indirekt in fehlerhaften Informations- und Planungsgrundlagen für den Trajektorienplaner und somit potenziell in unsicheren Solltrajektorien. Mögliche Ursachen dafür sind in Abbildung 4-9 durch vier Subereignisse dargestellt. Auch hier genügt durch die nicht-ausschließende Disjunktion sämtlicher Pfade das Eintreten eines einzigen Ereignisses auf beliebiger Ebene zur Verursachung des Hauptereignisses.

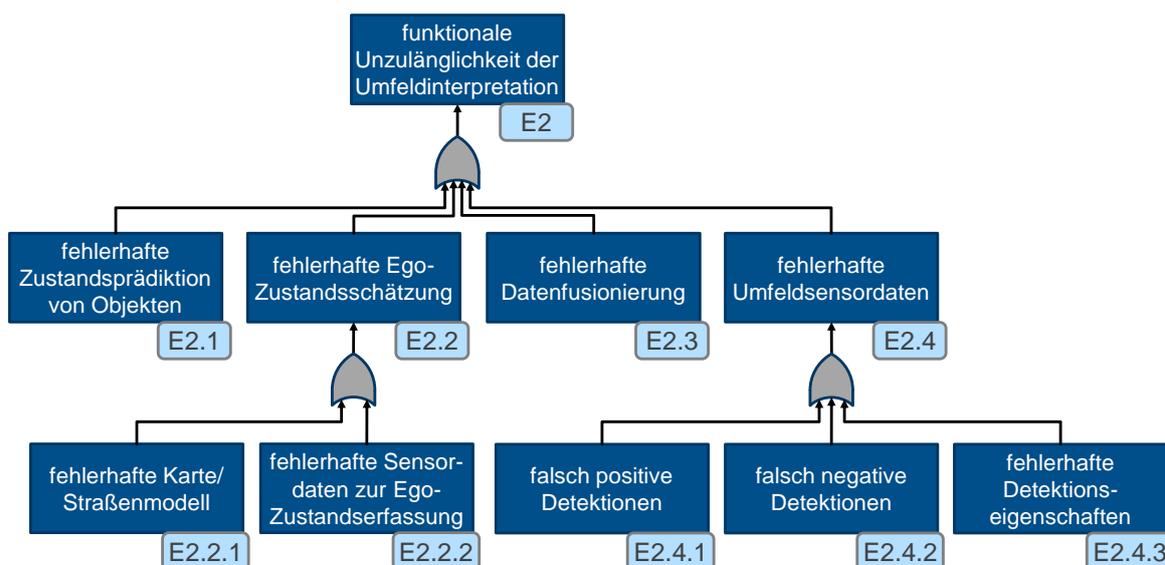


Abbildung 4-9: FTA zur Ursachenfindung unsicherer Solltrajektorien: Ereignis E2 „funktionale Unzulänglichkeit der Umfeldinterpretation“ mit vier Subereignissen und fünf Subsubereignissen.

Das erste Subereignis unter E2 ist eine fehlerhafte Zustandsprädiktion von Objekten (E2.1). Der Trajektorienplaner plant das künftige Ego-Verhalten auch auf Grundlage des prädizierten Objektverhaltens. Wird die künftige Bewegung eines Objekts falsch geschätzt, sodass es sich bspw. in der Realität schneller auf das Egofahrzeug zubewegt als vorhergesagt oder unerwartet den Fahrschlauch des Egofahrzeugs schneidet, so stellt dies ein akutes Kollisionsrisiko dar.

Ein weiteres Subereignis in Abbildung 4-9 ist die fehlerhafte Schätzung von Pose und dynamischem Zustand des Egofahrzeugs (E2.2). Mögliche Ursachen dafür sind fehlerhafte Kar-

tendaten bzw. Straßenmodelle (E2.2.1) sowie fehlerhafte inertielle Sensordaten zur Zustandserfassung des Egofahrzeugs (E2.2.2). Durch E2.2.1 und E2.2.2 werden Solltrajektorien potenziell unsicher, weil mit fehlerhaften Informationen zur relativen Lage des befahrbaren Raums oder zum dynamischen Zustand des Egofahrzeugs grundlegende Eingangsdaten für die Trajektorienplanung inkorrekt sind.

Die nächste mögliche Ursache für E2 sind Unzulänglichkeiten in der Datenfusionierung (E2.3). Die Datenfusionierung verarbeitet die vorliegenden Umfeldsensordaten zu einer Objektliste, die im Idealfall zumindest alle für das Egofahrzeug relevanten statischen sowie dynamischen Objekte mit verschiedenen Eigenschaften enthält. Dort sind Fehlinformationen bezüglich Existenz, dynamischem Zustand und Klassifizierung von Objekten in der Objektliste möglich. Derartige Fehler in der Objektliste können durch ein fehlerhaft arbeitendes Fusionsmodell oder auch durch fehlerhafte Kalibrierung verschiedener Umfeldsensoren zueinander verursacht werden.

Fehlerhafte Umfeldsensordaten (E2.4) beziehen sich auf Daten von Lidar-, Radar-, Kamera- und Ultraschallsensoren, wobei letztere im Rahmen dieser Arbeit nicht für das ADS genutzt werden (siehe Sensorsetup in Abbildung 2-2, S. 7). Unter E2.4 werden in Abbildung 4-9 drei weitere Subereignisse definiert: falsch positive (FP) und falsch negative (FN) Detektionen sowie fehlerhafte Objekteigenschaften. Eine FP-Detektion (E2.4.1) entspricht einer Schein- oder Geisterdetektion, die zwar in den Sensordaten vorliegt, an deren Position aber kein reales Objekt vorhanden ist. FN-Detektionen (E2.4.2) beschreiben hingegen das Ausbleiben von Detektionen in den Sensordaten, obwohl korrekterweise Detektionen zu einem realen Objekt vorliegen müssten. Fehlerhafte Detektionseigenschaften (E2.4.3) umfassen bspw. falsche Informationen zu Position, Dynamik oder Klassifizierung. Eine weiterführende Diskussion zu Ursachen und Auswirkungen verschiedener Sensorphänomene wie z. B. die bereits angesprochenen Fehlerarten finden sich für verschiedene Umfeldsensortypen in PerCOLLECT<sup>132,133</sup>.

### 4.2.2.1 Prüfung der Objektprädiktion (E2.1)

Die Prädiktion von Objektbewegungen liefert für die Trajektorienplanung elementare Informationen und ist daher bei mangelhafter Genauigkeit sicherheitskritisch. Wenn die geplante Trajektorie des Egofahrzeugs keine raumzeitliche Überschneidung mit den prädizierten Objektpositionen hat, dies aber nur aufgrund einer fehlerhaften Prädiktion gilt, kommt es aufgrund des Prädiktionsfehlers zu einer Kollision.

Während kurzfristige Prädiktionen im Zeitbereich  $< 1$  s durch dynamische und kinematische Fahrzeugmodelle ausgehend vom momentanen Objektzustand gut abschätzbar sind, wird für längerfristige Vorhersagen ein Verhaltensmodell benötigt. Hier liegt jedoch wie bei KI die

---

<sup>132</sup> Linnhoff, C. et al.: A Collaborative Method to Specify Sensor Models (2021).

<sup>133</sup> Linnhoff, C.; Rosenberger, P.: PerCOLLECT (2021).

generelle Grundproblematik vor, dass sich mit den Verhaltensmodellen nicht alle tatsächlich auftretenden Verhaltensweisen von Verkehrsteilnehmern ausreichend genau beschreiben lassen und in unerwarteten Situationen somit keine zuverlässige Prädiktion erfolgt.<sup>134</sup>

Eine prospektive Bewertung der Prädiktionsqualität ist für das SC-Modul nur in der Form denkbar, dass die prädizierte Bewegung hinsichtlich Verletzung physikalischer Grenzen geprüft wird. Auch mit dieser Prüfung ist das Fehlerpotenzial aber dennoch so groß, dass bei bestandener Prüfung nicht pauschal von einer korrekten Prädiktion ausgegangen werden kann. Eine sinnvolle Bewertung der Prädiktionsqualität ist somit nur retrospektiv möglich, was für die simultane Sicherheitsbewertung der momentan geplanten Solltrajektorie jedoch nicht hilfreich ist. Allein durch eine vergangenheitsbasierte statistische Zuverlässigkeitsbewertung des Prädiktionsmoduls ist keine zuverlässige Aussage über die Korrektheit der Prädiktion in der konkreten aktuellen Situation möglich. Ein klarer Indikator für einen Eingriff des SC-Moduls ist hier nicht vorhanden. Ein Submodul zur Prüfung der Prädiktionsergebnisse ist aus den genannten Gründen nicht in der SC-Architektur vorgesehen.

Da dem SC-Modul die Prädiktionsgüte somit nicht bekannt ist, werden die Ergebnisse aus dem Prädiktionsmodul dort auch nicht verwendet. Für die in Kapitel 4.2.1.3 beschriebene Objektkritikalitätsprüfung bedeutet das, dass eine Abschätzung der künftigen Bewegung von dynamischen Objekten im Rahmen des temporal absicherungsrelevanten Prädiktionshorizonts mit hinreichend sicheren Annahmen wie entsprechenden Pufferzonen erforderlich ist.

### 4.2.2.2 Prüfung der Ego-Zustandsschätzung (E2.2)

In der FTA sind fehlerhafte Karten bzw. Straßenmodelle sowie fehlerhafte inertielle Sensordaten zur Ego-Zustandserfassung als Subereignisse unter der fehlerhaften Ego-Zustandsschätzung aufgeführt (vgl. Abbildung 4-9, S. 47). Ein fehlerhaftes Straßenmodell ist dann sicherheitskritisch, wenn daraus eine nicht kollisionsfreie Solltrajektorie resultiert. Im SC-Modul ist das Straßenmodell einerseits nicht direkt relevant, weil für die Objektkritikalitätsprüfung und damit die Prüfung des befahrbaren Raums die Objektpositionen relativ zur Position des Egofahrzeugs bekannt sind. Andererseits haben das Straßenmodell bzw. die vorhandenen Karteninformationen Einfluss auf die Eingrenzung des absicherungsrelevanten Bereichs (vgl. Kapitel 4.3, S. 55) und damit auf die Auswahl der in der Objektkritikalitätsprüfung überhaupt betrachteten Objekte.

Im in dieser Arbeit verwendeten ADS werden Straßenmodelle nicht mit Methoden wie SLAM<sup>135</sup> aus Sensorinformationen gewonnen, sondern aus HD-Karten mit Genauigkeiten von etwa 1 cm entnommen. Diese Kartendaten werden mit der Voraussetzung ihrer Aktualität als Ground-Truth-Informationen angenommen und somit nicht vom SC-Modul geprüft.

---

<sup>134</sup> Schreier, M.: Diss., Prediction and Criticality Assessment (2015), S. 136–141.

<sup>135</sup> Macario Barros, A. et al.: SLAM Algorithms (2022).

Ist die Qualität von inertialen Sensordaten zur Bestimmung des Ego-Zustands mangelhaft, wirkt sich dies potenziell negativ auf die Sicherheit der geplanten Trajektorie sowie die Zuverlässigkeit des Trajektorienreglers aus. Damit können auch Nottrajektorien nicht mehr sicher umgesetzt werden. Bezüglich der Sicherheit des Egofahrzeugs ist die Korrektheit inertialer Sensordaten also eine unabdingbare Voraussetzung. Ist diese nicht mehr gegeben, so ist eine unverzügliche Reaktion in Form eines risikominimierenden Manövers erforderlich. Im SC-Modul ist dementsprechend ein Submodul zur Plausibilisierung der inertialen Sensordaten erforderlich.

### 4.2.2.3 Prüfung der Datenfusionierung (E2.3)

Um Kollisionsfreiheit mittels Kritikalitätsprüfung aller absicherungsrelevanter Objekte (vgl. Kapitel 4.3, S. 55) zu gewährleisten, wird eine korrekte Umfeldrepräsentation mit allen potenziell kollisionskritischen Objekten benötigt. Da als Ergebnis der Fusionierung verschiedener Umfeldsensordaten im Perzeptionsmodul ohnehin eine Umfeldrepräsentation vorliegt, wird diese auch vom SC verwendet. Allerdings muss die Korrektheit dieser Umfeldrepräsentation sichergestellt werden, d. h. eine Prüfung oder Plausibilisierung ist erforderlich. Im betrachteten ADS wird das Umfeld durch eine Objektliste repräsentiert. Fehlinformationen in der Fusionierung der Umfeldsensordaten können in den Kategorien Existenz, dynamischer Zustand und Klassifizierung von Objekten auftreten.

Falsche Existenzinformationen bedeuten entweder FN- oder FP-Objekte. Die Erkennung von FP-Objekten, auch Scheinobjekte, Geisterobjekte oder Artefakte genannt, ist grundsätzlich von Interesse und auch auf Einzelsensorebene Gegenstand der aktuellen Forschung<sup>136</sup>. Das ist jedoch vor allem durch Fahrkomfort und die Vermeidung unnötiger Brems- oder Ausweichmanöver motiviert. Die Aufgabe des SC-Moduls ist allerdings nicht die Komfortmaximierung, sondern lediglich die Gewährleistung akzeptabler Sicherheit. Sicherheitskritisch sind augenscheinlich grundlose Bremsmanöver nur in Verbindung mit von der Bremsung überraschtem Folgeverkehr und dem dadurch erhöhten Risiko von Auffahrunfällen. Für die Egofahrzeuginsassen wird angenommen, dass sich diese angeschnallt auf ihren Sitzen befinden und daher keine direkte gesundheitliche Gefährdung durch eine unerwartete Notbremsung vorliegt. Das Risiko einer fälschlicherweise Existenzaberkennung von detektierten Objekten mit folglich akuter Kollisionsgefahr wird höher eingeschätzt als das Risiko der Folgen einer Reaktion des Egofahrzeugs auf ein FP-Objekt. Daher wird im SC-Modul keine Erkennung von FP-Objekten integriert. Die in Kapitel 3.1 eingeführte Analogie zu Reiter und Pferd ist auch hier passend: wenn der Reiter ohne erkennbaren Grund plötzlich anhalten möchte, wird das Pferd dem Befehl des Reiters folgen, obwohl es selbst keine Gefährdung durch ein Hindernis sieht. Ein Haltewunsch wird vom Pferd also nicht hinterfragt.

---

<sup>136</sup> Holder, M. et al.: Radar Sensor Artifacts (2019).

FN-Objekte, also in der Objektliste fälschlicherweise nicht vorhandene Objekte, dürfen hingegen nicht ignoriert werden. Von ihnen geht eine akute Kollisionsgefahr aus, wenn sie sich unerkannt im Fahrschlauch des Egofahrzeugs befinden oder sich dorthin bewegen. Spätestens wenn eine raum-zeitliche Überschneidung der Aufenthaltsorte von Egofahrzeug und Objekt absehbar ist, ist ein Eingriff in Form eines Brems- oder Ausweichmanövers zwingend erforderlich. Um FN-Objekte zu erkennen und die Objektliste dahingehend zu plausibilisieren, sind die verfügbaren Sensordaten zu verwenden, die noch nicht durch fehleranfällige KI-Module des ADS verarbeitet wurden. Wie in Kapitel 3.1 motiviert wurde, werden im SC-Konzept ausschließlich Informationen von den Sensoren genutzt, die ohnehin im ADS vorhanden sind und auch von anderen Modulen genutzt werden. Eine weitere Möglichkeit zur Plausibilisierung der Objektliste ist die Nutzung von Informationen aus ADS-externen Fremdquellen mittels Kommunikation zu anderen Fahrzeugen oder ortsfester Infrastruktursensorik (sog. V2X-Kommunikation, vgl. Obst et al.<sup>137</sup> und Fuchs et al.<sup>138</sup>). Aufgrund der technologischen Voraussetzungen über das Egofahrzeug hinaus wird diese Option hier nicht betrachtet.

Der dynamische Zustand von Objekten wird durch deren Pose, Geschwindigkeit und Beschleunigung beschrieben, die Objektabmessungen durch Länge und Breite der Bounding-Box. Eine falsche Objektposition oder -abmessung ist ein Äquivalent zu einem FN- und einem FP-Objekt und erfordert über die Existenzbetrachtung hinaus somit keine separate Plausibilisierung. Abbildung 4-10 zeigt diesen Zusammenhang am Beispiel einer Objektdetektion. Vor dem Egofahrzeug befindet sich ein reales Objekt (rotes Fahrzeug), die vom Sensor erkannte Objektposition entspricht jedoch der grauen Bounding-Box. Durch diesen Positionsfehler liegt an der Position des Realfahrzeugs eine FN-Detektion und an der Bounding-Box-Position ein FP-Detektion vor. Wenn im Beispiel der laterale Positionsfehler kleiner als die Fahrzeugbreite ist, überlagern sich die Positionen des realen und des detektierten Objekts zum Teil und die Breite der FN- und FP-Objekte ist neben dem Überlagerungsbereich entsprechend kleiner.

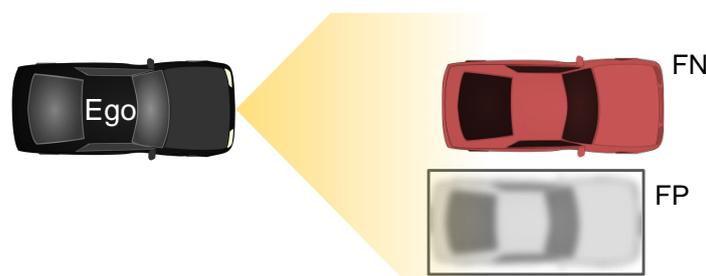


Abbildung 4-10: Das automatisierte Fahrzeug erkennt die Position des realen roten Fahrzeugs fälschlicherweise am Ort der grauen Bounding-Box. Die fehlerhafte Objektposition ist äquivalent zu einer FN- und einer FP-Detektion.

<sup>137</sup> Obst, M. et al.: Challenges for Automated Cooperative Driving (2017).

<sup>138</sup> Fuchs, H. et al.: Car-2-X (2015).

Objektorientierung, -geschwindigkeit und -beschleunigung sind relevant für die Bewegungsprädiktion von Objekten, die für die Objektkritikalitätsprüfung erforderlich ist. Während die Objektgeschwindigkeit zusammen mit der Orientierung durch die vom Radarsensor direkt gemessene relative Radialgeschwindigkeit falsifizierbar ist, sind für die Beschleunigung Objekttracking oder Modellannahmen erforderlich, deren Reliabilität wiederum limitiert ist. Für Objekte mit falsifizierter Dynamik ist bei der Objektkritikalitätsprüfung die Berücksichtigung größerer Unsicherheiten in der künftigen Pose erforderlich. Eine Notreaktion ist allein aus diesem Grund aber nicht erforderlich.

Eine Verifizierung von Objektklassen (z. B. „Fahrzeug“, „Fußgänger“, „unbekannt“) wird vom SC-Modul nicht durchgeführt, weil auch dafür Modellannahmen und Objekthypothesen notwendig sind und schlecht belegbar ist, dass diese im SC-Modul zuverlässiger oder sicherer sind als im Perzeptionsmodul. Außerdem sind die aus der Objektklasse gezogenen Erkenntnisse im betrachteten ADS nur für die Prädiktion des Objektverhaltens nutzbar. Im SC-Modul werden objektklassenspezifische Prädiktionsmodellen jedoch nicht verwendet, da sie auf weiteren unzuverlässigen Annahmen basieren und damit keine Steigerung von Zuverlässigkeit und Sicherheit für das ADS erwartet wird. Auf die Kollisionskritikalität hat die Objektklasse keinen Einfluss, da die Anforderung der Kollisionsvermeidung für alle Objekte unabhängig von ihrer Klassifizierung gilt.

Zusammenfassend wird festgehalten, dass für das SC-Modul ein Submodul zur Plausibilisierung der Objektliste erforderlich ist, welches FN-Objekte erkennt und den dynamischen Objektzustand falsifiziert. Zur Identifizierung von FP-Objekten sowie der Überprüfung von Objektklassen gibt es hingegen keinen Bedarf.

### 4.2.2.4 Prüfung der Umfeldsensordaten (E2.4)

Da die Daten der einzelnen Umfeldsensoren für die Plausibilisierung der Objektliste verwendet werden, muss sichergestellt werden, dass diese Daten korrekt und vertrauenswürdig sind. In der FTA sind unter den fehlerhaften Umfeldsensordaten als erstes Ereignis FP-Detektionen gelistet, wobei der Begriff „Detektion“ in diesem Kontext sowohl Einzelpunkt-detektionen als auch Objektdetektionen umfasst, die je nach Sensortyp in den Sensordaten enthalten sind. Eine Erkennung von FP-Detektionen ist jedoch aus den gleichen Gründen wie bei FP-Objekten in der Objektliste nicht im SC-Modul vorgesehen (siehe Kapitel 4.2.2.3). FN-Detektionen dürfen auch auf Einzelsensorebene nicht ignoriert werden, da es sich um Detektionen zu einem kollisionskritischen FN-Objekt handeln könnte, das ohne diese Detektionen auch vom SC-Modul nicht erkennbar ist. FN-Detektionen können bspw. durch einen verschmutzten, dekalibrierten oder defekten Sensor sowie durch andere Umwelteinflüsse auftreten<sup>139</sup>. Zumindest für den nach Kapitel 4.3 absicherungsrelevanten Bereich ist erforderlich, dass das SC-Modul erkennt, ob Detektionen in Bereichen der FoV

---

<sup>139</sup> Goelles, T. et al.: FDIIR Methods for Perception Sensors (2020), S. 4.

einzelner Sensoren fehlen. Durch redundante Sensorauslegung mit der FoV-Überlappung mehrerer Sensoren führt die Teilblindheit eines einzelnen Sensors zwar nicht unbedingt zu einem blinden Fleck in der Gesamtperzeption des ADS und zu FN-Objekten in der Objektliste. Die Teilblindheit eines Sensors reduziert allerdings die Zuverlässigkeit der Perzeption (unter der Annahme, dass dieser Sensor im normalen Betriebsmodus für die Perzeption genutzt wird) und erhöht gleichzeitig das Risiko, in dem entsprechenden Umfeldbereich durch die funktionale Degradation des redundanten Sensors auch in der Gesamtperzeption zu erblinden.

Die Korrektheit von Detektionseigenschaften wird auf Einzelsensorebene nicht plausibilisiert. Eine fehlerhafte Detektionsposition wird bereits durch die Erkennung von FN-Detektionen abgedeckt (vgl. Abbildung 4-10, S. 51). Informationen zur Dynamik einer Detektion sind im Allgemeinen für sensorintern getrackte Objekte verfügbar, bei Radarsensoren bedingt durch das Messprinzip unter Nutzung des Dopplereffekts auch für erstmalig detektierte Objekte oder einzelne Detektionspunkte. Bei Radardetektionen sind die dynamischen Informationen durch die direkte Messung der radialen Relativgeschwindigkeit zuverlässig und werden daher nicht plausibilisiert. Bei Lidardetektionen wären zur Plausibilisierung Modellannahmen notwendig, die keine große Zuverlässigkeit versprechen. Um diesen Ungewissheiten zu begegnen, werden im Perzeptionsmodul ohnehin die Daten mehrerer Umfeldsensoren fusioniert. Die Dynamik der Objekte aus der Objektliste wird durch den Falsifizierungsversuch plausibilisiert, wie in Kapitel 4.2.2.3 beschrieben ist. Demnach werden fehlerhafte Sensordaten zum Teil auch durch die Objektlistenplausibilisierung aufgefangen, sofern sie sich in die Objektliste fortpflanzen.

Klassifizierungsinformationen liegen typischerweise für Objekte vor, sofern vom Sensor eine Objektliste ausgegeben wird. Manche Sensoren wie z. B. der Ibeo LUX klassifizieren aber auch einzelne Detektionspunkte (z. B. „Fahrbahn“, „Leitplanke“, „Regen“). Für das SC-Modul ist lediglich relevant, ob eine Detektion über-/ unterfahrbar oder kollisionskritisch ist, d. h. die Einteilung in diese beiden Klassen muss verfügbar sein oder vom SC-Modul selbst erfolgen. Der Fall von vom Sensor fälschlicherweise als kollisionskritisch klassifizierten Detektionen wird mit der gleichen Argumentation wie bei den FP-Detektionen nicht berücksichtigt.

Kameras werden im SC-Modul nicht verwendet, da durch sie für die Aufgabe des SC-Moduls keine über Radar und Lidar hinausgehend relevanten Informationen zu erwarten sind. Kameradaten entspringen einem indirekten Messprinzip und sind im Vergleich zu Radar- und Lidardaten nur mit erheblichem Modellwissen nutzbar, was die Zuverlässigkeit vor allem in unbekanntem Situationen reduziert. Außerdem erfolgt die Interpretation von Kameradaten zur Objekterkennung typischerweise mittels KI-basierter Algorithmen<sup>140</sup> wie z. B. semantischer Segmentierung. Das kommt aufgrund des Grundkonzepts des SC-Moduls, nur logikbasierte Algorithmen ohne KI zu verwenden, nicht infrage.

---

<sup>140</sup> Süße, H.; Rodner, E.: Bildverarbeitung und Objekterkennung (2014), S. 449.

Zusammenfassend ist ein Submodul zur Plausibilisierung von Radar- und Lidardaten erforderlich, das Teilblindheiten und Dekalibrierung erkennt. Darüber hinaus werden Detektionspunkte in kollisionskritisch oder über-/ unterfahrbar klassifiziert.

### 4.2.3 Prüfung von Sensor- und Modulaktivität (E3)

Inwieweit der Ausfall von nicht redundanten Sensoren oder Modulen sicherheitskritisch ist, wird analysiert, indem für alle Module des ADS-Architekturkonzepts (vgl. Abbildung 3-1, S. 28) mögliche Ausfallfolgen betrachtet werden. Der Ausfall von nicht redundanten Umfeldsensoren führt unmittelbar zu Lücken im FoV des Egofahrzeugs, wodurch auch kollisionskritische Objekte nicht wahrgenommen werden können. Fallen inertiale Sensoren aus, ist neben einer funktional beeinträchtigten Lokalisierung des Egofahrzeugs auch die Trajektorienregelung nicht mehr funktionsfähig, da der dynamische Ist-Zustand des Egofahrzeugs zwingend für die Trajektorienfolgeregelung bekannt sein muss.

Durch den Ausfall des Perzeptionsmoduls sind keine Objektlisten mehr verfügbar, die von der Trajektorienplanung zur Erstellung einer kollisionsfreien Trajektorie erforderlich sind. Auch die prädizierten Objektbewegungen als Ergebnis des Prädiktionsmoduls sind in einer ODD mit dynamischen Objekten zur sicheren Trajektorienplanung unabdingbar. Fällt der Trajektorienplaner selbst aus, liegen keine aktuellen Solltrajektorien mehr vor und das Egofahrzeug kann auf keine (kollisionskritischen) Umweltereignisse mehr reagieren. Da das SC-Modul die Sicherheit des ADS gewährleistet, bedeutet auch ein SC-Ausfall eine direkte Sicherheitsdegradation. Außerdem empfängt die Trajektorienregelung ohne aktives SC-Modul keine aktualisierten Solltrajektorien mehr, was die gleiche Auswirkung wie der Ausfall des Trajektorienplaners hat. Ohne die Trajektorienregelung werden schließlich keine Stellsignale an die Aktorik gesendet, wodurch das Egofahrzeug der Solltrajektorie im Allgemeinen nicht mehr folgt und die akute Gefahr von Kollisionen mit stationären sowie dynamischen Objekten besteht.

Zusammenfassend führt der Ausfall jedes einzelnen nicht redundanten Sensors oder Moduls zu einer Degradation der Sicherheit oder Ausführbarkeit der Fahrfunktion. Aus diesem Grund wird die Prüfung der Aktivität aller Sensoren und Module im ADS, also die Prüfung des Systemgesundheitszustands, als funktionales Submodul im SC-Modul berücksichtigt. Fällt ein Sensor oder Modul aus, zu dem eine Redundanz existiert, gilt die gleiche Argumentation wie in Kapitel 4.2.2.4 vorgestellt wurde: durch die Rückfallebene liegt zunächst keine akute Gefährdungssituation vor. Wenn für die Rückfallebene aber keine weitere Rückfallebene vorhanden ist, erhöht sich dennoch das Risiko eines Komplettausfalls.

## 4.2.4 Zusammenfassung der erforderlichen Submodule zur Sicherheitsprüfung

Zusammenfassend resultieren aus den Kapiteln 4.2.1 bis 4.2.3 sieben Submodule mit folgenden Funktionalitäten, die zur Prüfung der Trajektoriensicherheit erforderlich sind:

1. Prüfung des Systemgesundheitszustands
2. Plausibilisierung der Sensordaten
  - inertielle Sensoren
  - Umfeldsensoren (Radar und Lidar)
3. Plausibilisierung der Objektliste
  - Detektion von FN-Objekten
  - Falsifizierung des dynamischen Objektzustands
4. Kritikalitätsprüfung aller Objekte im absicherungsrelevanten Bereich
5. Prüfung der Verhaltensraumkonformität
6. Prüfung der Trajektorienstabilität
7. Prüfung der physikalischen Durchführbarkeit der Trajektorie
  - Prüfung von  $\kappa$
  - Prüfung von  $a_y$

Während Submodule 1-3 die Informationen prüfen, auf Basis derer der Trajektorienplaner plant und das SC-Modul arbeitet, dienen Submodule 4-7 der reinen Ergebnisbewertung des Trajektorienplaners. Wenn Sensoren fähig sind, durch robuste Eigenfehlerdiagnosen ihre korrekte Funktionsfähigkeit zu garantieren oder andernfalls eine vorliegende funktionale Degradation aktiv zu kommunizieren, ist deren Plausibilisierung durch das SC-Modul nicht zwingend erforderlich. Gleiches gilt auch bei anderen Submodulen, z. B. wenn der Trajektorienplaner selbst in der Lage ist, die Einhaltung physikalischer Grenzen robust und nachweislich sicher zu prüfen. Im Rahmen dieser Arbeit werden derlei Annahmen zu den Fähigkeiten anderer ADS-Module jedoch nicht getroffen und somit alle gelisteten Submodule für die funktionale SC-Architektur berücksichtigt.

## 4.3 Absicherungsrelevanter Bereich

Zur Absicherung des Umfelds des Egofahrzeugs wird bestimmt, welcher Umfeldbereich dafür zu berücksichtigen ist. Informationen sind dann relevant, wenn sie eine Auswirkung auf den Kontext<sup>141</sup> der automatisierten Fahrfunktion haben und den sicheren Lösungsraum beeinflussen. Durch die Bestimmung des absicherungsrelevanten Bereichs wird einerseits der Rechenaufwand des SC-Moduls reduziert, indem Sensorinformationen aus irrelevanten Be-

---

<sup>141</sup> Sperber, D.; Wilson, D.: Relevance (1995), S. 122.

reichen von vornherein ignoriert werden. Andererseits gibt ein definierter absicherungsrelevanter Bereich klare Anforderungen an die Umfeldsensorik vor, in welchen Bereichen für einen sicheren Betrieb des ADS die Erkennung von Objekten erforderlich ist.

Die damit verknüpften Fragestellungen sind, innerhalb welchen Bereichs das Egofahrzeug einen risikominimalen Zustand, also den Stillstand erreichen kann und aus welchem Bereich andere Objekte kommen könnten, die für das Egofahrzeug möglicherweise eine Kollisionsgefahr darstellen und daher detektiert werden müssen. Der Vorteil des SC-Konzepts ist hierbei, dass die geplante Trajektorie und damit die voraussichtliche Bewegungsrichtung des Egofahrzeugs schon bekannt ist und diese Information zur Eingrenzung des relevanten Bereichs nutzbar ist.

Zur Herleitung des absicherungsrelevanten Bereichs wird als Notmanöver eine konstante Notbremsverzögerung  $D_{eb}$  bis zum Erreichen des Stillstands angenommen. Damit stets das Einnehmen eines risikominimalen Zustands möglich ist, ohne auf dem Weg bis zum Stillstand eine Kollision zu verursachen, wird die geplante Trajektorie bis zum Ort des mit  $D_{eb}$  erreichbaren Stillstands abgesichert. Der Verzögerungsaufbau nach einer Reaktionszeit  $\tau_{r,ego}$  wird nicht als lineare Rampe, sondern in guter Näherung als Verzögerungssprung nach der Hälfte der Schwellzeit angenommen (siehe Abbildung 4-11)<sup>142</sup>.

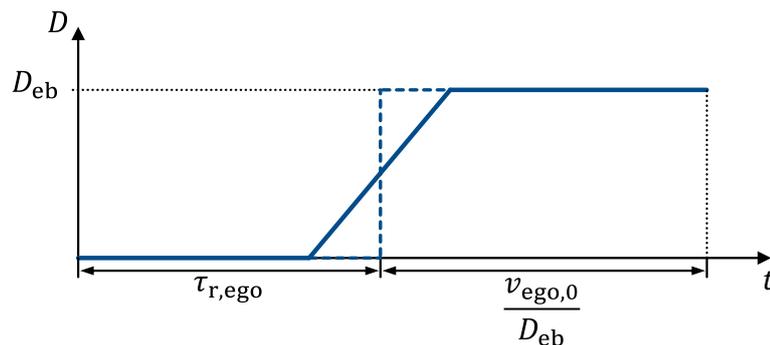


Abbildung 4-11: Notbremsung mit  $D_{eb}$  nach der Reaktionszeit  $\tau_{r,ego}$ . Modellierung des Verzögerungsaufbaus als Sprung (in Anlehnung an Wolff<sup>142</sup>).

$\tau_{r,ego}$  umfasst die Zeitdauer zwischen Auftreten eines unsicheren Ereignisses und Aussenden einer Nottrajektorie durch das SC-Modul, die Latenzzeit des Trajektorienreglers sowie die Hälfte der Schwellzeit. Die gesamte Zeit bis zum Erreichen des Stillstands beträgt

$$t_{s,ego} = \tau_{r,ego} + \frac{v_{ego,0}}{D_{eb}}. \quad (4.4)$$

Bei einer momentanen Geschwindigkeit von  $v_{ego,0}$  ergibt sich der Anhalteweg  $d_{s,ego}$  bis zum Erreichen des Stillstands unter Berücksichtigung von  $\tau_{r,ego}$  zu

<sup>142</sup> Wolff, C.: Grundlegendes zum Bremsvorgang (2017), S. 19.

$$d_{S,ego} = v_{ego,0} \cdot \tau_{r,ego} + \frac{v_{ego,0}^2}{2D_{eb}}. \quad (4.5)$$

In Anlehnung an Schönemann<sup>143</sup> wird das Worst-Case-Szenario eines entgegenkommenden Objekts ohne Ausweichmöglichkeit betrachtet. Im ersten betrachteten Fall bremsen sowohl das Egofahrzeug als auch das Objekt zur Kollisionsvermeidung in den Stillstand. Die Summe der Anhaltewege von Egofahrzeug und Objekt ergibt die erforderliche Sichtweite und grenzt somit den relevanten Bereich ein. Da sich das Objekt auch aus anderen Richtungen kollisionskritisch auf das Egofahrzeug zubewegen kann, wird ein Kreis mit dem Radius

$$d_{obj,1} = v_{obj,max} \cdot \tau_{r,obj} + \frac{v_{obj,max}^2}{2D_{eb}} \quad (4.6)$$

um die Stillstandsposition des Egofahrzeugs gezogen. Dabei wird angenommen, dass das Objekt mit der maximal erlaubten Geschwindigkeit fährt und nach der Reaktionszeit  $\tau_{r,obj}$  ebenfalls mit  $D_{eb}$  bremst. Da  $v_{ego} \leq v_{obj,max}$  sowie  $\tau_{r,ego} < \tau_{r,obj}$  gilt, folgt auch  $d_{S,ego} < d_{obj,1}$ , d. h. das Egofahrzeug befindet sich von Beginn an und während des gesamten Bremsmanövers innerhalb des relevanten Bereichs.

Im zweiten betrachteten Fall wird nicht angenommen, dass das Objekt bremst. Die beste Handlungsoption des Egofahrzeugs ist dann zur Minimierung der Kollisionsenergie ebenfalls das unmittelbare Bremsen in den Stillstand. In diesem Fall wird für  $d_{obj}$  die vom Objekt zurückgelegte Distanz betrachtet, bis das Egofahrzeug den Stillstand erreicht hat. Mit Gleichung (4.4) folgt

$$d_{obj,2} = v_{obj,max} \cdot \left( \tau_{r,ego} + \frac{v_{ego,0}}{D_{eb}} \right). \quad (4.7)$$

Der Nachteil bei  $d_{obj,2}$  ist der kleine absicherungsrelevante Bereich bei kleinen  $v_{ego,0}$ . Erreicht das Egofahrzeug bspw. an einer Kreuzung den Stillstand, wären querende Objekte nach Gleichung (4.7) nur dann im relevanten Bereich, wenn sie sich im Radius  $v_{obj,max} \cdot \tau_{r,ego}$  um das Egofahrzeug befinden. Mit  $v_{obj,max} = 50$  km/h und der konservativen Annahme  $\tau_{r,ego} = 0,5$  s beträgt  $d_{obj,2}$  lediglich ca. 7 m.

Abhängig von  $v_{ego,0}$  und  $v_{obj,max}$  ist  $d_{obj,2}$  größer oder kleiner als  $d_{obj,1}$ . Um den absicherungsrelevanten Bereich nicht zu klein zu wählen, wird das Maximum aus beiden Optionen gewählt und zusätzlich ein Toleranzwert  $d_{tol}$  addiert.

$$d_{obj,max} = \max(d_{obj,1}, d_{obj,2}) + d_{tol} \quad (4.8)$$

In  $d_{tol}$  wird auch die geometrische Ausdehnung des Egofahrzeugs berücksichtigt, die entsprechend Kapitel 2.1.6 durch einen Radius von 1,31 m um den Referenzpunkt auf der Vorderachse modelliert wird. Damit gilt  $d_{tol} \geq 1,31$  m.

<sup>143</sup> Schönemann, V.: Diss., Automated Valet Parking (2019), S. 62–67.

Bei Geradeausfahrt entspricht die maximale Entfernung eines Objektes im relevanten Bereich  $d_{S,ego} + d_{obj,max}$ . Mit den beispielhaften Werten  $d_{tol} = 1,5$  m,  $D_{eb} = 4$  m/s<sup>2</sup> sowie Worst-Case-Reaktionszeiten von  $\tau_{r,obj} = 2$  s<sup>144</sup> und  $\tau_{r,ego} = 0,5$  s ergeben sich abhängig von  $v_{ego}$  und  $v_{obj,max}$  die in Abbildung 4-12 dargestellten maximalen Entfernungen im absicherungsrelevanten Bereich ausgehend von der momentanen Position des Egofahrzeugs. Der blässere gestrichelte Teil der Kurven ist mit der Annahme  $v_{ego} \leq v_{obj,max}$  irrelevant, für die Betrachtung von Verkehrsteilnehmern, deren Geschwindigkeit grundsätzlich limitiert ist (z. B. Fußgänger), gilt dies jedoch nicht. Der leichte Knick in den Kurven resultiert aus der Maximum-Funktion, rechts davon gilt jeweils  $d_{obj,2} > d_{obj,1}$ . Die dünneren gepunkteten Kurven entsprechen  $d_{S,ego} + \min(d_{obj,1}, d_{obj,2}) + d_{tol}$  für den jeweiligen Wert von  $v_{obj,max}$ . Daran wird auch die oben beschriebene Problematik von  $d_{obj,2}$  bei kleinen Geschwindigkeiten sichtbar.

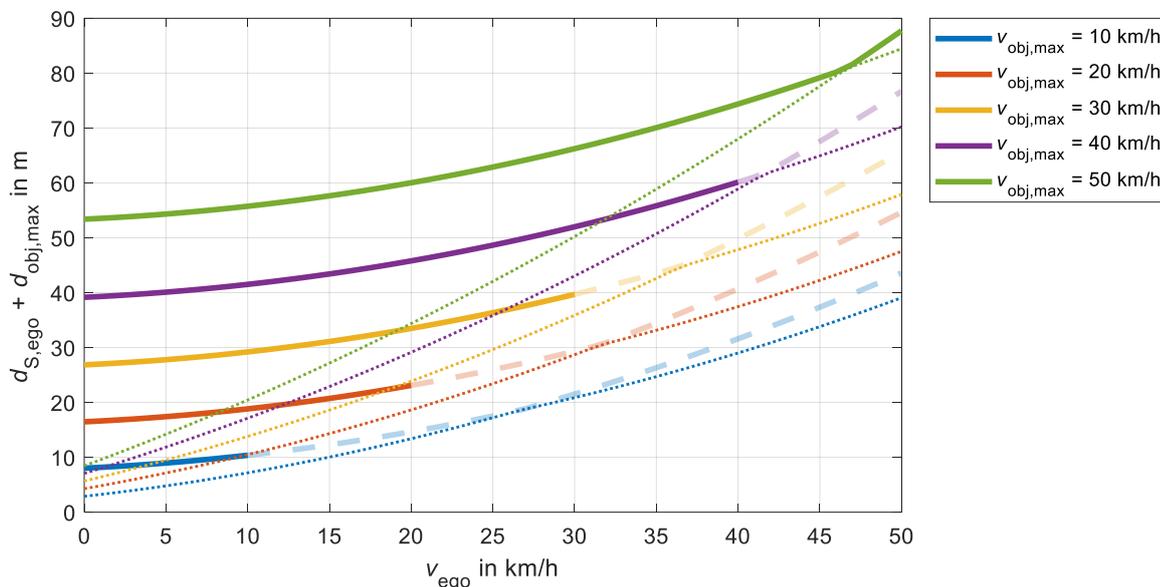


Abbildung 4-12: Maximale Entfernungen im absicherungsrelevanten Bereich ausgehend von der momentanen Position des Egofahrzeugs. Die fetten gestrichelten Kurven kennzeichnen den Bereich mit  $v_{ego} \leq v_{obj,max}$ .

Zur weiteren Eingrenzung des absicherungsrelevanten Bereichs werden Karteninformationen herangezogen. Unter der Annahme, dass sich sowohl das Egofahrzeug als auch andere Objekte im Straßenverkehr in Bereichen auf oder unmittelbar neben der Fahrbahn z. B. auf Gehwegen aufhalten, werden Bereiche ignoriert, die laut Karte weiter als 2,5 m<sup>145</sup> von der Fahrbahn entfernt sind. Der geplante Fahrschlauch samt lateraler Pufferzone gilt ebenfalls stets als relevanter Bereich, auch wenn dieser entgegen der Aufenthaltsannahme des Egofahrzeugs nicht auf der kartierten Fahrbahn liegen sollte. Dieser Fall wird im Rahmen dieser

<sup>144</sup> Johansson, G.; Rumar, K.: Drivers' Brake Reaction Times (1971).

<sup>145</sup> Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen: RAS 06 (2006), S. 75.

Arbeit jedoch nicht näher betrachtet. Der verbleibende relevante Bereich ist in der beispielhaften Abbildung 4-13 grün eingefärbt. Bei Eintritt eines sicherheitskritischen Ereignisses liegen alle möglichen Aufenthaltsorte von potenziell kollisionskritischen Objekten innerhalb dieses Bereichs.

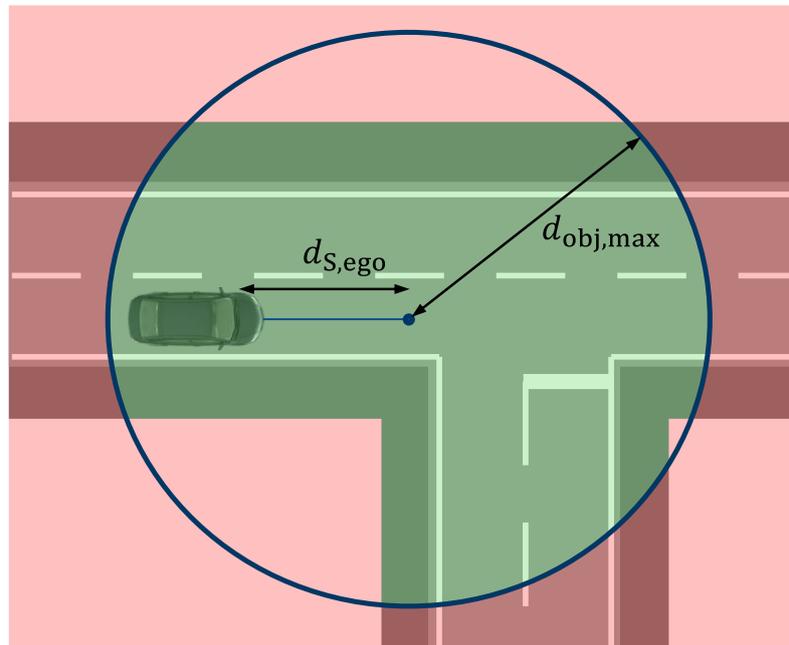


Abbildung 4-13: Die grün eingefärbte Schnittmenge aus dem Kreis um die Stillstandsposition und der Fahrbahnflächen inklusive angrenzender Pufferzone entspricht dem absicherungsrelevanten Bereich. Darin befinden sich alle für das Egofahrzeug potenziell kollisionskritischen Objekte.

## 5 Notmanöver

Sobald vom SC-Modul durch eines der in Kapitel 4.2.4 zusammengefassten Submodule ein unsicherer Zustand detektiert wird, ist die Bereitstellung einer Nottrajektorie erforderlich. In diesem Kapitel wird zur Bearbeitung von *FF2.4* nach einem Literaturüberblick zunächst der Lösungsraum für Nottrajektorien aufgespannt und anschließend diskutiert, welche funktionalen Voraussetzungen für die sichere Umsetzung jedes möglichen Notmanövers erforderlich sind. Anschließend wird eine konkrete Notmanöverstrategie für das SC-Modul hergeleitet, die von der Art der vorliegenden Unsicherheit abhängig ist.

### 5.1 Stand der Technik

Einige Ansätze für Notreaktionen wurden bereits in Kapitel 2.2 im Rahmen verschiedener Absicherungs- oder Planerkonzepte knapp erwähnt. Im Folgenden wird der Fokus explizit auf Notmanöver (NM) bzw. risikominimierende Manöver gelegt. Teile der folgenden Übersicht des Stands der Technik wurden außerdem in einer vorherigen Veröffentlichung<sup>146</sup> des Autors bereits vorgestellt.

Yu und Luo<sup>147</sup> liefern in der recherchierten Literatur die umfassendste Diskussion von zur Risikominimierung geeigneten NM und schlagen für verschiedenartige funktionale Degradationen im automatisierten Fahrzeug jeweils eine Notstrategie vor. Darunter sind unter anderem Notstopp, Halten am Straßenrand oder im eigenen Fahrstreifen sowie Weiterfahren im eigenen Fahrstreifen oder bis zum Erreichen eines sicheren Ortes. Die tatsächlichen funktionalen Anforderungen an die einzelnen NM oder Kombinationen verschiedener funktionaler Degradationen werden nicht betrachtet.

Svensson et al.<sup>148</sup> sehen drei Optionen für NM vor: Verzögerung im eigenen Fahrstreifen, Anhalten an einem sicheren Halteort und Notstopp. Während der Notstoppbefehl direkt an den Regler gesendet wird, müssen die Trajektorien zu den ersten beiden Optionen erst vom Notplaner bereitgestellt werden. Für das sichere Anhalten werden geeignete Halteorte nach ihrer Sicherheit bewertet und gehen entsprechend günstiger oder teurer in die Kostenfunktion zur Bestimmung der optimalen Trajektorie ein. So wird z. B. ein Parkplatz am Straßenrand günstiger bewertet als ein Seitenstreifen.

---

<sup>146</sup> Popp, C.; Winner, H.: Emergency Strategies for Unsafe Situations (2022).

<sup>147</sup> Yu, J.; Luo, F.: Fallback Strategy for Level 4+ ADS (2019).

<sup>148</sup> Svensson, L. et al.: Safe Stop Trajectory Planning (2018).

Reschka<sup>149</sup> sieht neben dem Nothalt mit starker Verzögerung ohne Berücksichtigung der Querverführung und der Option des verzögerten Abfahrens des letzten berechneten Pfades ebenfalls die Möglichkeit, an geeigneter Stelle wie z. B. am Fahrbahnrand in den Stillstand zu kommen. Der Nothalt findet u. a. bei EasyMile<sup>150</sup>, Waymo<sup>151</sup> oder Kuwata et al.<sup>152</sup> Anwendung, wird aber auch in vielen anderen Absicherungskonzepten als Backup-Lösung für andere NM genutzt. Le Cornec<sup>153</sup> präsentiert zudem eine konkrete Implementierung einer solchen Notstopptrajektorie. Der Ansatz des sicheren Anhaltens am Fahrbahnrand wird auch von Krook<sup>154</sup> und in UNICARagi<sup>155</sup> genutzt, wie in Kapitel 2.2.2 bereits angesprochen wurde. Der Verhaltensplaner sucht nach sicheren Halteorten und plant ein risikominimierendes Manöver gemäß ISO/TR 4804<sup>156</sup> und ISO/DIS 21448<sup>157</sup> zu diesen Orten.

Auch Wang et al.<sup>158</sup> verwenden Nottrajektorien, die am Straßenrand im Stillstand enden und beschreiben den Planungsprozess der Nottrajektorie in mehreren Schritten. Pfad und Geschwindigkeit werden dabei zunächst separat betrachtet. Wie in Abbildung 5-1 skizziert ist, werden im ersten Schritt mehrere Pfade generiert, indem die aktuelle Fahrzeugposition durch Polynome 5. Ordnung mit der Zielposition, also dem sicheren Halteort verbunden wird. Aus diesem Set an Pfaden wird mittels Kostenfunktion derjenige ausgewählt, der kinematisch umsetzbar ist, stationäre Hindernisse meidet und den Komfort für die Fahrzeuginsassen maximiert. Das Geschwindigkeitsprofil wird auf Basis raumzeitlicher Graphen bestimmt, welche die für den geplanten Fahrkorridor relevanten dynamischen Objekte berücksichtigen.

---

<sup>149</sup> Reschka, A.: Diss., Fertigkeiten- und Fähigkeitengraphen von automatisierten Fahrzeugen (2017), S. 139 f.

<sup>150</sup> EasyMile: EasyMile Safety Report (2020), S. 24.

<sup>151</sup> Webb, N. et al.: Waymo Safety Methodologies (2020), S. 15.

<sup>152</sup> Kuwata, Y. et al.: Real-Time Motion Planning (2009), S. 1111.

<sup>153</sup> Le Cornec, O.: Determining an Emergency Stopping Trajectory (2020).

<sup>154</sup> Krook, J. et al.: Safe Stop Supervisor for AD (2019).

<sup>155</sup> Ackermann, S.; Winner, H.: Sicheres Anhalten automatisierter Fahrzeuge (2020).

<sup>156</sup> ISO: ISO/TR 4804 (2020).

<sup>157</sup> ISO: ISO/PAS 21448 (2019).

<sup>158</sup> Wang, L. et al.: Safe Stop Trajectory Planning (2020).

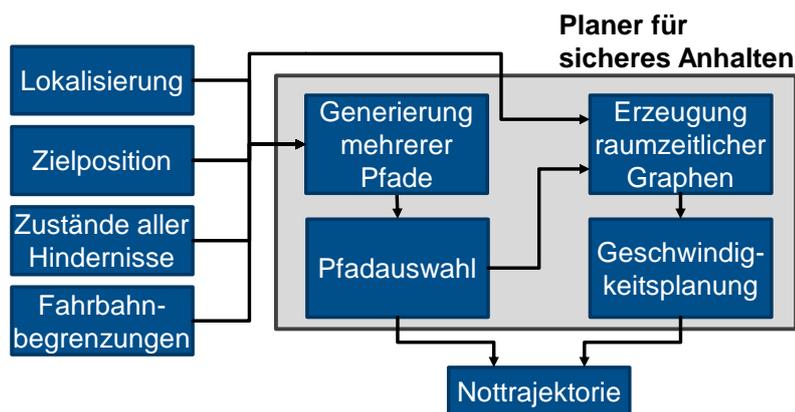


Abbildung 5-1: Planer für sicheres Anhalten in Anlehnung an Wang et al.<sup>158</sup>

Xue et al.<sup>159</sup> betrachten das Szenario eines Sensorausfalls, wodurch im Frontbereich des Fahrzeugs keine zuverlässige Wahrnehmung mehr erfolgt. Das Lokalisierungsmodul des automatisierten Fahrzeugs funktioniert hingegen uneingeschränkt und wird in Verbindung mit Karteninformationen genutzt, um das Fahrzeug an einen sicheren Halteort am Fahrbahnrand zu manövrieren. Auf Basis der zuletzt erhaltenen Informationen zu anderen Verkehrsteilnehmern in der Fahrzeugumgebung wird das Verhalten dieser Verkehrsteilnehmer mit worst-case-Annahmen modelliert. Für ein vorausfahrendes Fahrzeug wird demnach angenommen, dass es plötzlich stark bremst und seine Geschwindigkeit bis zur vorgeschriebenen Mindestgeschwindigkeit reduziert. Die Verhaltensmodellierung der umgebenden Verkehrsteilnehmer wird in einer separaten Veröffentlichung<sup>160</sup> der Autoren weitergehend diskutiert.

Emzivat et al.<sup>161</sup> gehen vom gleichen Fehlerbild mit Perzeptionsausfall und funktionsfähiger Lokalisierung aus, betrachten jedoch die spezielle Szenerie eines kurvigen Straßenabschnitts ohne Seitenstreifen und mit auch für menschliche Fahrer eingeschränkter Sichtweite. Dort wäre das Bremsen in den Stillstand mit einem zu hohen Unfallrisiko durch andere Fahrzeuge verbunden. Ihr Ansatz sieht vor, mittels Karteninformationen bis zum Ende dieses Straßenabschnitts weiterzufahren und anschließend in den Stillstand zu bremsen. Die Geschwindigkeit wird zunächst reduziert, um potenzielle Kollisionen mit nicht mehr detektierbaren Verkehrsteilnehmern vor dem Egofahrzeug abzumildern. Damit die Reaktions- und Bremszeit für Folgeverkehr ausreicht, ist abhängig von der Sichtweite im aktuellen Straßenabschnitt auch eine bestimmte minimale Geschwindigkeit vom Egofahrzeug nicht zu unterschreiten.

<sup>159</sup> Xue, W. et al.: Fallback Approach for Sensor Failure (2018).

<sup>160</sup> Xue, W. et al.: Model Predictive Approach in Fallback Procedure (2019).

<sup>161</sup> Emzivat, Y. et al.: Dynamic Driving Task Fallback (2017).

Für automatische Spurhalteassistenzsysteme nach SAE Level 3 schreibt die Wirtschaftskommission für Europa<sup>162</sup> vor, dass das NM das Fahrzeug im eigenen Fahrstreifen in den Stillstand überführt. Dabei sollte eine Verzögerungsanforderung von maximal 4 m/s<sup>2</sup> erreicht und nur in Ausnahmefällen für sehr kurze Zeiträume überschritten werden.

Auch Hörwick<sup>163</sup> verfolgt für seinen speziellen Fall des Stauassistenten den NM-Ansatz, im eigenen Fahrstreifen in den Stillstand zu kommen. Dies ist auch das präferierte NM von Jain et al.<sup>164</sup>. Letztere sind darüber hinaus in der Lage, einem Objekt im eigenen Fahrstreifen auszuweichen, falls eine Kollision durch Bremsen nicht mehr vermeidbar ist. Ist auch kein kollisionsfreies Ausweichmanöver verfügbar, wird stattdessen doch die Verzögerung im eigenen Fahrstreifen gewählt und die Kollisionsgeschwindigkeit so weit wie möglich minimiert.

In anderen Arbeiten wie der von Beyerer et al.<sup>165</sup> und darauf aufbauend Duerr et al.<sup>166</sup> wird der Fokus im Gegensatz zu der bisher vorgestellten Literatur eher auf die Aktor-Ebene gelegt. Sie stellen ein Konzept vor, mit dem die Funktionalität der Bremse auch bei allgemeinen elektrischen oder elektronischen Versagensfällen noch erhalten bleibt.

In folgender Tabelle ist noch einmal übersichtlich zusammengefasst, welche NM-Strategien in der Literatur verfolgt werden. Die NM-Strategien sind dafür in sechs Gruppen gegliedert.

Tabelle 5-1: Notmanöver-Strategien in der Literatur.

Notmanöver	Literaturquellen															
	Yu & Luo <sup>147</sup>	Svensson et al. <sup>148</sup>	Reschka <sup>149</sup>	EasyMile <sup>150</sup>	Webb et al. <sup>151</sup>	Kuwata et al. <sup>152</sup>	Krook et al. <sup>154</sup>	Ackermann & Winner <sup>155</sup>	Wang et al. <sup>158</sup>	Xue et al. <sup>159,160</sup>	Emzivat et al. <sup>161</sup>	UNECE <sup>162</sup>	Hörwick <sup>163</sup>	Jain et al. <sup>164</sup>	Beyerer et al. <sup>165</sup>	Duerr et al. <sup>166</sup>
Notstopp	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓							✓	✓	✓
Sicheres Anhalten am Straßenrand	✓	✓	✓		✓		✓	✓	✓	✓						
Sicheres Anhalten im Fahrstreifen	✓	✓										✓	✓	✓		
Bremsen entlang letztem gepl. Pfad			✓													
Ausweichen														✓		
Kein unmittelbares Anhalten	✓			✓							✓					

<sup>162</sup> UNECE: Bedingungen für automatisches Spurhalteassistenzsystem (2021).

<sup>163</sup> Hörwick, M.: Diss., Sicherheitskonzept für Fahrerassistenzsysteme (2011), S. 100.

<sup>164</sup> Jain, V. et al.: Multi-Obstacle Emergency Scenarios (2019).

<sup>165</sup> Beyerer, J. et al.: Fail-Safe Emergency Stopping (2019).

<sup>166</sup> Duerr, F. et al.: Emergency Stop for Electrical Failures (2020).

## 5.2 Lösungsraum für Notmanöver

Im Stand der Technik wurden zwar schon einige Optionen für Nottrajektorien bzw. Notmanöver vorgestellt, eine systematische Herleitung der theoretisch verfügbaren Möglichkeiten existiert jedoch noch nicht. Daher wird im Folgenden der Lösungsraum für Nottrajektorien aufgespannt. Die Inhalte aus Kapitel 5.2 und 5.3 sind aus einer vorherigen Veröffentlichung des Autors<sup>167</sup> entnommen.

Ähnlich wie bei Wang et al.<sup>158</sup> werden Optionen für den Pfad und das Geschwindigkeitsprofil einer Nottrajektorie zunächst separat betrachtet und in Tabelle 5-2 miteinander kombiniert. Die einfachste Pfadoptio**n** (**P1**) ist die Verwendung eines vordefinierten Lenkwinkels. Suboptionen dafür sind, den aktuellen Lenkwinkel beizubehalten (P1a), ihn sofort auf null (Geradausstellung) zu setzen (P1b) oder ein anderes vordefiniertes Lenkprofil anzuwenden (P1c), wie z.B. den Lenkwinkel mit einer bestimmten Lenkgeschwindigkeit auf null zu führen. Alternativ kann der Pfad  $\mathcal{S}_{j-1}$  der zuletzt geplanten Trajektorie  $\mathcal{T}_{j-1}$  verwendet werden, die noch nicht als unsicher eingestuft wurde (**P2**). Die dritte Pfadoptio**n** **P3** ist ein vordefinierter Alternativpfad. In diese Kategorie fällt auch das Verbleiben im eigenen Fahrstreifen, das in der Literaturübersicht mehrfach erwähnt wurde. Als letzte Pfadoptio**n** ist ein neuer Alternativpfad genannt, der erst dann generiert wird, wenn eine Nottrajektorie benötigt wird (**P4**). Der Vorteil von **P4** gegenüber **P3** ist, dass die aktuelle Umfeldsituation und die Ausprägung der Kritikalität bei der Erstellung des Pfades berücksichtigt werden können.

Die ersten beiden Optionen für das Geschwindigkeitsprofil sind ein sofortiges Abbremsen bis in den Stillstand mit der physikalisch maximal möglichen Verzögerung  $D_{\mu_{\max}}$  (**V1**) oder mit einer geringeren Verzögerung  $D < D_{\mu_{\max}}$  (**V2**). Darüber hinaus besteht die Möglichkeit, zunächst mit beliebigem Geschwindigkeitsprofil weiterzufahren und erst an einem definierten sicheren, also risikominimalen Halteort den Stillstand zu erreichen (**V3**). Ein sicherer Halteort ist durch einen Umfeldbereich definiert, in dem das Egofahrzeug im Stillstand keinen unnötigen Gefahren aus der Umgebung ausgesetzt ist, z. B. auf einem freien Parkplatz oder am Straßenrand abseits des Verkehrsflusses. Die letzte Geschwindigkeitsoption besteht darin, die Fahrt fortzusetzen und die Nottrajektorie nicht im Stillstand zu beenden, bevor das Ziel der ursprünglichen Fahrmission erfüllt ist (**V4**).

---

<sup>167</sup> Popp, C.; Winner, H.: Emergency Strategies for Unsafe Situations (2022).

Tabelle 5-2: Kombinationen von Pfad- und Geschwindigkeitsoptionen für Nottrajektorien und Zuordnung von Notmanövern (NM).

Geschwindigkeitsoptionen		V1	V2	V3	V4
		Vollbremsung mit $D_{\mu_{\max}}$ in den Stillstand	Bremsen in den Stillstand mit $D < D_{\mu_{\max}}$	Erreichen des Stillstands an sicherem Halteort	Weiterfahren (kein Stillstand)
Pfadoptionen					
<b>P1</b>	Vordefinierter Lenkwinkel	✓ → NM1	(✓) → NM3	✗	✗
<b>P2</b>	Letzter sicherer Pfad $\mathcal{S}_{j-1}$	✓ → NM2	✓ → NM4/6	✗	✗
<b>P3</b>	Vordefinierter alternativer Pfad	✓	✓ → NM5	✓ → NM7/8	✗
<b>P4</b>	Neu geplanter alternativer Pfad	✓	✓ → NM5	✓ → NM7/8/9	✓ → NM10

Nicht alle Pfad- und Geschwindigkeitsoptionen sind miteinander kombinierbar. Ein pauschal vorgegebener Lenkwinkel (**P1**) ist nur unter der notwendigen, aber nicht hinreichenden Voraussetzung anwendbar, dass das Egofahrzeug schnell in den Stillstand kommt. Abgesehen von bestimmten Szenarien wie z. B. Fahren im Kreisverkehr würde das Weiterfahren mit konstanter Krümmung zum Verlassen des sicher befahrbaren Bereichs führen, in dem sich das Fahrzeug gerade befindet. Daher ist für **P1** die einzige kompatible Geschwindigkeitsoption **V1**. Ob **P1** und **V2** eine sinnvolle Kombination darstellen, hängt von der gewählten Verzögerung sowie dem verbleibenden Bremsweg und somit von der aktuellen Fahrzeuggeschwindigkeit ab. Die Kombinationen von **P1** und [**V3**, **V4**] können nicht sicher verwendet werden und werden ausgeschlossen.

Den Stillstand entlang  $\mathcal{S}_{j-1}$  erst an einem sicheren Halteort zu erreichen, funktioniert nur in Spezialfällen, weshalb die Kombination aus **P2** und **V3** ebenfalls nicht weiter betrachtet wird. Da der mit **V3** zu kombinierende Pfad immer von der Position des sicheren Halteorts abhängt, kommen hierfür nur **P3** oder **P4** infrage. Die begrenzte Länge von **P2** und **P3** erfordert ein Ende der Nottrajektorie im Stillstand, wenn die Planungsaufgabe nicht an den Trajektorienplaner für den Normalbetrieb zurückgegeben werden soll. Daher werden auch die Kombinationen aus [**P2**, **P3**] und **V4** ausgeschlossen. Die letzte Pfadoption **P4** ist mit **V4** unter bestimmten funktionalen Voraussetzungen kompatibel, die im nachfolgenden Kapitel 5.3 erörtert werden.

Aus den verbleibenden Kombinationen in Tabelle 5-2 werden verschiedene Optionen für Notmanöver abgeleitet. Die Nummerierung der NM orientiert sich an ihrer Qualität bzgl. Sicherheit und Komfort bzw. umgekehrt an der Komplexität und Schwierigkeit der Durchführung. Da die folgende Einführung nach Tabelle 5-2 erfolgt, werden die NM nicht durchwegs nach aufsteigender Nummerierung vorgestellt.

Die Kombination von **P1** und **V1** führt zu **NM1**: „Vollbremsung mit vordefiniertem Lenkwinkel“. Aus **P2** und **V1** wird **NM2** abgeleitet: „Vollbremsung auf letztem sicherem Pfad  $\mathcal{S}_{j-1}$ “. Die Verwendung von **V2** anstelle von **V1** setzt voraus, dass eine kleinere Verzögerung

als  $D_{\mu_{\max}}$  umsetzbar ist, ohne das Kollisionsrisiko in inakzeptabler Weise zu erhöhen. Um das Kollisionsrisiko in der aktuellen Situation abzuschätzen, werden Umfeldinformationen zumindest aus dem letzten Zeitschritt  $t_{j-1}$  benötigt. Außerdem darf der Bereich, der in  $t_{j-1}$  abgesichert wurde, vom Fahrzeug nicht verlassen werden. **NM3** wird definiert als „Bremsen in den Stillstand mit vordefiniertem Lenkwinkel im zuvor abgesicherten Bereich“.

**P2** und **V2** bilden zusammen **NM4**: „Bremsen in den Stillstand entlang  $\mathcal{S}_{j-1}$  im zuvor abgesicherten Bereich“. Wenn  $\mathcal{S}_{j-1}$  zu kurz ist, um darauf gemäß **NM4** zum Stillstand zu kommen, ist eine Erweiterung von  $\mathcal{S}_{j-1}$  erforderlich. Daraus folgt **NM6**: „Unmittelbares Erreichen des Stillstands jenseits von  $\mathcal{S}_{j-1}$  (außerhalb des zuvor abgesicherten Bereichs)“. Da das Ergebnis der Kombination von [**P3**, **P4**] mit **V1** bereits in den zuvor definierten NM enthalten ist, werden dafür keine weiteren NM definiert. Aus der Kombination von [**P3**, **P4**] mit **V2** folgt hingegen **NM5**: „Bremsen in den Stillstand auf beliebigem Pfad im zuvor abgesicherten Bereich“.

Aus der Kombination von [**P3**, **P4**] und **V3** werden zwei NM-Optionen abgeleitet. Je nach Lage des sicheren Halteortes wird unterschieden zwischen **NM7** „Unmittelbares Erreichen des Stillstands an einem vorbestimmten sicheren Halteort im zuvor abgesicherten Bereich“ und **NM8** „Erreichen des Stillstands an einem beliebigen vorbestimmten sicheren Halteort“. Für den Fall, dass ein geeigneter sicherer Halteort zum Zeitpunkt des Auftretens eines unsicheren Zustands im ADS nicht bekannt ist, wird eine weitere NM-Option hinzugefügt, die auf der Kombination von **P4** und **V3** basiert: „Weiterfahrt in degradiertem Modus, bis ein sicherer Halteort gefunden wird, an dem dann angehalten wird“ (**NM9**).

Die letzte verbleibende Kombination ist **P4** und **V4**, bei der das Egofahrzeug nicht zum Stillstand kommt, sondern weiterfährt, bis die Fahrmission erfüllt ist. **NM10** ist demnach „Erfüllung der Fahrmission“, was nicht zwingend bedeutet, dass die Mission mit der gleichen Performance erfüllt wird, wie es mit dem voll funktionsfähigen Hauptplaner des ADS möglich wäre. So könnte z. B. die verfügbare Höchstgeschwindigkeit im Vergleich zum Hauptplaner auf ein niedrigeres, aber immer noch akzeptables Niveau reduziert sein. Sämtliche eingeführte NM-Optionen sind im folgenden Abschnitt in Tabelle 5-3 gelistet.

## 5.3 Funktionale Voraussetzungen für die Durchführung von Nottrajektorien

Verschiedene NM-Optionen erfordern unterschiedliche Fähigkeiten des ADS. In Tabelle 5-3 ist dargestellt, welche Voraussetzungen für die Durchführung des jeweiligen NM erfüllt sein müssen. In der letzten Spalte der Tabelle sind außerdem die in Kapitel 5.1 vorgestellten Literaturquellen den jeweils am besten entsprechenden NM zugeordnet. Aufgrund mangelnder Detailinformationen in den Quellen ist eine eindeutige Zuordnung häufig nicht möglich. So

ist in der Literatur z. B. oft von einem Notstopp die Rede, wobei die dafür verwendete Verzögerung der Interpretation des Lesers obliegt. Diese Quellen werden in folgender Tabelle **NM1** zugeordnet. Der abgesicherte Bereich, der als Merkmal vieler hier definierten NM verwendet wird, wird in keiner der referenzierten Quellen thematisiert.

**NM1** ist die anspruchloseste Option mit der geringsten Qualität, **NM10** ist die komplexeste Option mit der höchsten Qualität hinsichtlich Sicherheit und Komfort in Tabelle 5-3. In einer Notsituation ist vom ADS die qualitativ bestmögliche Option zu wählen, für die die Voraussetzungen noch erfüllt sind. Abhängig von den implementierten Fähigkeiten ist eine ADS-Spezifikation auch unabhängig von der Art einer aufgetretenen Unsicherheit möglicherweise nicht in der Lage, manche NM-Optionen auszuführen. Daher ist es möglich, dass die Anzahl der möglichen NM-Optionen für ein bestimmtes ADS von vornherein reduziert ist.

Tabelle 5-3: Funktionale Anforderungen für die Durchführung verschiedener NM-Optionen und Zuordnung der in Kapitel 5.1 vorgestellten Literatur.

Notmanöverstrategie		Erforderliche Verfügbarkeiten	Zuverlässige Umfeldinformationen		Weitere Informationen		Planungsfähigkeiten			Anwendung in der Literatur	
			Aus letztem sicherem Zeitschritt $t_{j-1}$	Fortlaufend	Letzter sicherer Pfad $\mathcal{S}_{j-1}$	Sicherer Halteort	Planer für unmittelbaren Stillstand	Geschwindigkeit	Pfad		Planer mit reduzierter Funktionalität
<b>NM1</b>	Vollbremsung mit vordefiniertem Lenkwinkel	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✗	147,148,150,151,152,154,164
<b>NM2</b>	Vollbremsung auf letztem sicherem Pfad $\mathcal{S}_{j-1}$	✗	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	
<b>NM3</b>	Bremsen in den Stillstand mit vordefiniertem Lenkwinkel im zuvor abgesicherten Bereich	✓	✗	✗	✗	✓	✗	✗	✗	✗	149,165,166
<b>NM4</b>	Bremsen in den Stillstand entlang $\mathcal{S}_{j-1}$ im zuvor abgesicherten Bereich	✗	✗	✓	✗	✓	✗	✗	✗	✗	
<b>NM5</b>	Bremsen in den Stillstand auf beliebigem Pfad im zuvor abgesicherten Bereich	✓	✗	✗	✗	✓	✓	✗	✗	✗	147,148,150,162,163,164
<b>NM6</b>	Unmittelbares Erreichen des Stillstands jenseits von $\mathcal{S}_{j-1}$ (außerhalb des zuvor abgesicherten Bereichs)	✗	✓	✓	✗	✓	✓	✗	✗	✗	149
<b>NM7</b>	Unmittelbares Erreichen des Stillstands an einem vorbestimmten sicheren Halteort im zuvor abgesicherten Bereich	✓	✗	✗	✓	✓	✓	✗	✗	✗	
<b>NM8</b>	Erreichen des Stillstands an einem beliebigen vorbestimmten sicheren Halteort	✗	✓	✗	✓	✗	✗	✓	✗	✗	147,148,149,154,155,158,159,160
<b>NM9</b>	Weiterfahrt in degradiertem Modus, bis ein sicherer Halteort gefunden wird, an dem dann angehalten wird	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✓	✗	✗	147,150,151,161
<b>NM10</b>	Erfüllung der Fahrmission	✗	✓	✗	✗	✗	✗	✗	✗	✓	147

Die Durchführung einer Vollbremsung mit vordefiniertem Lenkwinkel (**NM1**) ist ohne jegliche Umfeldinformationen oder Planungsfunktionalität des ADS möglich. Wenn der letzte sichere Pfad  $\mathcal{S}_{j-1}$  bekannt ist, sind auch die Voraussetzungen zur Durchführung von **NM2** erfüllt. Aufgrund des Kollisionsrisikos bei der Verwendung eines pauschal vordefinierten Lenkwinkels in **NM1** und des durch die hohe Verzögerung erhöhten Risikos von Auffahrunfällen durch nachfolgenden Verkehr wird die Qualität dieser Optionen jedoch als gering eingestuft. Darüber hinaus beeinträchtigt die starke Verzögerung den Komfort der Fahrzeuginsassen und kann auch zu Verletzungen führen, wenn diese nicht angeschnallt sind<sup>168</sup>. Im Anwendungsfall dieser Arbeit wird als Egofahrzeug ein üblicher PKW betrachtet, in dem sich die Insassen angeschnallt auf ihren Sitzen befinden. Bei einem autonomen Shuttle mit nicht angeschnallten oder stehenden Personen rückt die Berücksichtigung des Gefährdungspotenzials der mitfahrenden Personen durch eine starke Notbremsung stärker in den Fokus.

Wenn zuverlässige Umfeldinformationen aus  $t_{j-1}$  vorliegen, können diese genutzt werden, um die Durchführbarkeit eines ausreichend sicheren Bremsmanövers mit  $D < D_{\mu_{\max}}$  zu prüfen. Um diese Informationen über potenzielle Kollisionsobjekte für die Nottrajektorie zu berücksichtigen, wird ein Planer mit der Fähigkeit benötigt, ein Geschwindigkeitsprofil entlang des Pfades zu planen, mit dem der unmittelbare Stillstand kollisionsfrei erreichbar ist. Der Pfad kann entweder durch den vordefinierten Lenkwinkel (**NM3**) oder durch  $\mathcal{S}_{j-1}$  (**NM4**) gegeben sein. Die Verwendung der letzteren Option ist nur dann möglich, wenn der verbleibende Weg der letzten sicheren Trajektorie mindestens so lang ist wie der Anhalteweg  $d_S$ .

$$d_S \stackrel{!}{\leq} s_{j-1,n} - s_{j-1,2} \quad (5.1)$$

Hierbei wird davon ausgegangen, dass die gesamte Länge von  $\mathcal{S}_{j-1}$  in  $t_{j-1}$  abgesichert wurde. Ist dies nicht der Fall, darf  $d_S$  nicht größer als die Distanz entlang des Pfades bis zum entferntesten abgesicherten Punkt von  $\mathcal{S}_{j-1}$  sein. Die Länge des abgesicherten Abschnitts von  $\mathcal{S}_{j-1}$  ist möglicherweise z. B. durch die FoV der Umfeldsensoren begrenzt. Der abgesicherte Abschnitt von  $\mathcal{S}_{j-1}$  liegt immer vollständig innerhalb des abgesicherten Bereichs aus  $t_{j-1}$ . Da die Sicherheit von  $\mathcal{S}_{j-1}$  bereits in  $t_{j-1}$  bestätigt wurde und Umfeldänderungen seit  $t_{j-1}$  als vernachlässigbar angenommen werden, werden für **NM4** keine Umfeldinformationen benötigt. Wenn der Notstopplaner auch die Fähigkeit zur Pfadplanung besitzt, ist die Planung neuer Pfade zu beliebigen Stillstandsorten und somit die Durchführung von **NM5** möglich. Genau wie bei **NM3** und **NM4** muss der Stillstandsort innerhalb des Bereichs liegen, der durch die verfügbaren Umfeldinformationen aus  $t_{j-1}$  ausreichend abgedeckt und abgesichert ist.

---

<sup>168</sup> Shepardson, D.: Passenger Injury in EasyMile Shuttle (2020).

Bei allen NM-Optionen, die keine fortlaufenden Umfeldinformationen erfordern, ist der Planungsprozess Open-Loop durchführbar, da eine Reaktion auf nicht vorhandene aktuelle Umfeldinformationen ohnehin nicht möglich ist. In einer veränderlichen Umgebung mit dynamischen Objekten muss eine solche Open-Loop-Option zwingend dazu führen, dass das Egofahrzeug schnell in den Stillstand kommt, sodass die NM-Sicherheit bis zum Erreichen des Stillstands trotz der mit längerem Prädiktionshorizont wachsenden Prädiktionsunsicherheiten ausreichend gewährleistet ist.

Wenn Ungleichung (5.1) nicht wahr ist und der Halteort außerhalb des zuvor abgesicherten Bereichs liegt, muss  $\mathcal{S}_{j-1}$  erweitert und mittels aktueller Umfeldinformationen bis zum erwarteten Stillstandsort abgesichert werden (**NM6**). In diesem Fall ist für den letzten Teil der Nottrajektorie nach dem Ende von  $\mathcal{S}_{j-1}$  ein Notstopplaner erforderlich. Der Nachteil von **NM1-6** ist, dass das Egofahrzeug möglicherweise an gefährlichen Orten wie z. B. auf einem Bahnübergang zum Stillstand kommt. Um das Risiko des Anhaltens an solchen Orten zu verringern, können in **NM3-6** zusätzliche Regeln in der Notstopplanung berücksichtigt werden, sofern die dafür notwendigen Informationen vorliegen. Chen<sup>169</sup> analysiert in seiner vom Autor betreuten Masterthesis tiefergehend für verschiedene Verkehrsszenarien, unter welchen Bedingungen ein verzögerndes NM entlang  $\mathcal{S}_{j-1}$  ausreichend sicher ist oder zusätzliche Kollisionsrisiken verursacht.

Das Ziel der beiden Optionen **NM7** und **NM8** ist das Erreichen des Stillstands an einem sicheren Halteort, der für das Egofahrzeug zugänglich ist. Das setzt voraus, dass der sichere Halteort bereits bekannt ist, bevor die Nottrajektorie geplant wird. Er kann entweder bereits zu einem früheren Zeitpunkt oder erst dann festgelegt werden, wenn eine Nottrajektorie benötigt wird. Befindet sich dieser Ort innerhalb des zuvor abgesicherten Bereichs und wird unmittelbar in den Stillstand gebremst, sind für **NM7** keine fortlaufenden Umfeldinformationen erforderlich. Das gilt unter der zusätzlichen Voraussetzung, dass das Egofahrzeug den abgesicherten Bereich auf dem Weg zum Halteort nicht verlässt. Folglich ist auch bei diesem Manöver die Durchführung im Open-Loop-Modus möglich. Liegt der vorbestimmte sichere Halteort außerhalb des zuvor abgesicherten Bereichs oder ist die Zeit bis zum Erreichen des Stillstands zu lang für eine ausreichend zuverlässige Verhaltensprädiktion der Umgebung, sind fortlaufend aktualisierte Umfeldinformationen unabdingbar (**NM8**). Da der Pfad zum sicheren Halteort noch nicht bekannt ist, sind für **NM7** und **NM8** Pfadplanungsfähigkeiten erforderlich. Für **NM7** sind Notstopplanungsfähigkeiten wegen der geringen Entfernung zwischen aktueller Fahrzeugposition und Halteort ausreichend. Da der Halteort bei **NM8** jedoch möglicherweise auch deutlich weiter entfernt liegt, sind für die Durchführung von **NM8** Planungsfähigkeiten erforderlich, die über die Planung eines Notstopps hinausgehen. Der Planer muss in der Lage sein, das Egofahrzeug sicher zu einem beliebigen sicheren Halteort zu bewegen, wobei auch eine starke Limitierung der Performance, wie z. B. der Fahrgeschwindigkeit akzeptabel ist.

---

<sup>169</sup> Chen, X.: Speed-Overriding Emergency Trajectories (2021).

Für die letzten beiden Optionen **NM9** und **NM10** sind ebenfalls aktuelle Umfeldinformationen erforderlich. **NM9** endet an einem sicheren Halteort, der zum Startzeitpunkt der Nottrajektorie nicht unbedingt bekannt ist. Daher fährt das Egofahrzeug zunächst weiter, bis ein entsprechender Halteort gefunden wird. Diese NM-Option erfordert ähnliche Planerfähigkeiten wie **NM8**. Dem Planer ist zwar eine im Vergleich zum Hauptplaner geringere Funktionsfähigkeit oder Zuverlässigkeit erlaubt, er muss jedoch in der Lage sein, geeignete sichere Halteorte zu identifizieren und eine kollisionsfreie Trajektorie zu einem dieser Orte zu planen. Eine Möglichkeit ist, zunächst stark abzubremsen und dann mit niedriger Geschwindigkeit bis zum Halteort weiterzufahren.

**NM10** erfordert einen voll funktionsfähigen Trajektorienplaner, der z. B. eine vollständige Redundanz zum Hauptplaner darstellt. Der Notplaner muss jedoch nicht zwingend so performant wie der Hauptplaner sein, solange die Verkehrsregeln (u. a. auch Mindestgeschwindigkeit) eingehalten werden und das Ziel der Fahrmission erreicht wird, ohne vermeidbaren Gefährdungen ausgesetzt zu sein. Als NM nicht in den Stillstand zu bremsen ist allerdings nur dann sinnvoll, wenn bekannt ist, dass der Fehler, der die eingriffsbedürftige Notsituation ausgelöst hat, nur von kurzer Dauer ist und nicht erneut auftreten wird.

Um die Optionen **NM2-10** ausreichend sicher durchführen zu können, ist eine weitere Grundvoraussetzung, dass die fahrdynamischen Sensoren, der Trajektorienregler und die für die Fahraufgabe relevanten Aktoren funktionsfähig sind. Ist dies nicht der Fall und stehen keine redundanten Informationen oder Aktoren zur Verfügung, ist die einzige verbleibende Option der Versuch, schnellstmöglich in den Stillstand zu bremsen, d. h. **NM1** durchzuführen. Wird gerade ein  $\text{NM} \neq \text{NM1}$  ausgeführt, besteht bei zusätzlich auftretenden Unsicherheiten oder Funktionalitätsdegradationen auch die Möglichkeit, zu einer schlechter bewerteten NM-Option zu wechseln, sofern die Voraussetzungen dafür noch erfüllt sind. Auf diese Weise ist **NM1** immer als letzte Rückfalloption verwendbar.

## 5.4 Notmanöver im SC-Konzept

Von den in Tabelle 5-3 aufgelisteten NM-Optionen sind **NM7-10** mit dem SC-Ansatz nicht umsetzbar, weil keine Informationen über sichere Halteorte vorliegen und der Backup-Planer im SC-Modul lediglich Nottrajektorien zum unmittelbaren Erreichen des Stillstands plant. Da  $\mathcal{S}_{j-1}$  stets bekannt ist und einem pauschal vordefinierten Lenkwinkel vorgezogen wird, sind **NM1** und **NM3** nicht relevant. Stattdessen werden **NM2** (Vollbremsung auf  $\mathcal{S}_{j-1}$ ) bzw. **NM4** (Bremsung auf  $\mathcal{S}_{j-1}$  im zuvor abgesicherten Bereich) gewählt. **NM5** kommt für das SC-Konzept ebenfalls infrage und erfordert die Fähigkeit einer Neuplanung des Notpfades. Für **NM6** gilt das gleiche, wobei zusätzlich fortlaufende Umfeldinformationen notwendig sind.

Für die Ausführung einer Nottrajektorie bestehen die Möglichkeiten einer reversiblen oder einer irreversiblen Implementierung. Mit einer reversiblen Auslegung ist es möglich, die

Ausführung der Nottrajektorie abubrechen und wieder in den normalen ADS-Betriebsmodus mit dem Hauptplaner als Trajektoriengenerator zurückzukehren. Der Vorteil ist dabei, eine Eingriffsentscheidung des SC-Moduls revidieren zu können, wenn zuvor eine Fehleinschätzung vorlag oder die erkannte Unsicherheit nicht mehr vorhanden ist. Dadurch wird das Risiko von unnötigerweise ausgeführten Notmanövern bis in den Stillstand reduziert. Eine reversible Auslegung würde allerdings zuverlässige Informationen über die genaue Ursache der erkannten Unsicherheit erfordern, um das unmittelbare erneute Auslösen eines unsicheren Zustands durch dieselbe Ursache ausschließen zu können. Die dafür benötigten Informationen sind abhängig von konkreten Fehlerursacheneinzelfällen, welche im Rahmen dieser Arbeit nicht in der dafür erforderlichen Detailtiefe behandelt werden. Eine generische Strategie ist für den Umgang mit solchen Einzelfällen nicht einsetzbar. Aus diesem Grund wird die irreversible Auslegung gewählt, mit der ein Notmanöver bis zum Stillstand durchgeführt wird, sobald einmal ein unsicherer Zustand des ADS bzw. der Solltrajektorie detektiert wurde. Eine Möglichkeit zur Reduktion des Risikos zu häufiger FP-Eingriffe des SC-Moduls ist die Auslegung der Unsicherheitsmetriken mit erhöhten Eingriffsschwellwerten. Diese Maßnahme ist allerdings bei jedem Eingriffsschwellwert gegen dadurch erhöhte Latenzen bis zum SC-Eingriff in unsicheren Situationen abzuwägen.

Im Folgenden wird diskutiert, welche Nottrajektorie abhängig von der Art der identifizierten Unsicherheit gewählt wird. Um Rechenzeit für die Generierung der Nottrajektorie einzusparen, wird die Neuplanung des Notpfades im Regelfall vermieden, sofern mit bereits bekannten Pfaden eine sichere Nottrajektorie möglich ist. Dieser Fall wird im ersten Unterabschnitt beleuchtet, anschließend wird der komplexere Fall eines Ausweichmanövers auf einem neu geplanten Notpfad sowie seine Einsatzmöglichkeiten diskutiert.

### 5.4.1 Bremsmanöver entlang eines bekannten Pfades

Entspricht die Nottrajektorie einem Bremsmanöver in den Stillstand entlang des zuletzt oder aktuell geplanten Pfades  $\mathcal{S}_{j-1}$  oder  $\mathcal{S}_j$ , wird dafür die erforderliche Verzögerung  $D_{\text{req}}$  verwendet, die durch das Modul definiert wird, welches den unsicheren Zustand detektiert hat. Falls  $D_{\text{req}}$  den physikalisch umsetzbaren Grenzwert  $D_{\mu_{\text{max}}}$  übersteigt, wird von dieser Strategie abgewichen und stattdessen die Möglichkeit der Kollisionsvermeidung durch eine Pfadneuplanung, also ein Ausweichmanöver geprüft.

Bei detektierten Unsicherheiten in der Prüfung des Systemgesundheitszustands oder unplausiblen Sensordaten wird die Nottrajektorie auf Basis des Pfades  $\mathcal{S}_{j-1}$  der zuletzt noch als sicher klassifizierten Trajektorie geplant. Da die detektierte Art der Unsicherheit ihren kausalen Ursprung nicht in einer plötzlichen kollisionskritischen Veränderung des Umfelds hat, wird  $\mathcal{S}_{j-1}$  als kollisionsfrei angenommen. Für die Sicherheitsprüfung von  $\mathcal{S}_{j-1}$  würden zuverlässige Informationen des aktuellen Zeitpunkts benötigt, die z. B. beim Ausfall von Umfeldsensorik ggf. nicht verfügbar sind. Für die Verzögerung wird  $D_{\text{eb}}$  verwendet, da für die ADS-Module keine Redundanzen vorhanden sind. Ein Ausfall redundanter Sensorik ist dann

weniger kritisch, wenn der ausgefallene Sensor von der Sensordatenfusion folglich ausgeklammert wird und die Perzeptionsqualität somit nur passiv durch fehlende Informationsredundanz verschlechtert. Wenn der ausgefallene Sensor aber weiterhin für die Fusion verwendet wird und aus der Abwesenheit neuer Detektionen dieses Sensors geschlossen wird, dass keine Objekte in der Umgebung existieren, ist dies ein aktiver negativer Einfluss auf die Sensordatenfusion. Gleiches gilt für unplausible Sensordaten. Da keine pauschale Aussage über den Umgang von Sensordatenfusionsalgorithmen mit einzelnen Sensorausfällen möglich ist, wird auch hier stets die Notverzögerung  $D_{eb}$  verwendet.

Bei der Detektion eines kollisionskritischen Objekts wird nicht pauschal  $\mathcal{S}_{j-1}$  für die Nottrajektorie verwendet, da in manchen Situationen, die zu einer nicht kollisionsfreien Trajektorie führen,  $\mathcal{S}_j$  weniger kritisch ist als  $\mathcal{S}_{j-1}$ . Ein Beispiel dafür zeigt Abbildung 5-2: die neueste geplante Trajektorie  $\mathcal{T}_j$  (blauer Fahrschlauch) führt zu einer Kollision mit dem roten Fahrzeug, weshalb ein SC-Eingriff erfolgt. Während  $\mathcal{S}_{j-1}$  (grüner Fahrschlauch) im vergangenen Zeitschritt noch sicher befahrbar war, ist er wegen der plötzlich geöffneten Tür des grünen Fahrzeugs gegenwärtig nicht mehr kollisionsfrei. Da die Kollision auf  $\mathcal{S}_{j-1}$  näher vor dem Egofahrzeug liegt als die Kollision auf  $\mathcal{S}_j$ , gilt  $D_{req,\mathcal{S}_j} < D_{req,\mathcal{S}_{j-1}}$ . Folglich wird  $\mathcal{S}_j$  für die Nottrajektorie bevorzugt. Auch der umgekehrte Fall  $D_{req,\mathcal{S}_j} > D_{req,\mathcal{S}_{j-1}}$  ist nicht auszuschließen, weshalb bei detektierten kollisionskritischen Objekten für die Nottrajektorie stets der Pfad mit dem kleineren  $D_{req}$  sowie das zugehörige  $D_{req}$  gewählt wird. Da die Verwendung von  $\mathcal{S}_j$  statt  $\mathcal{S}_{j-1}$  nur in solchen Ausnahmesituationen sinnvoll ist und die Grundbasis der Nottrajektorie  $\mathcal{T}_{em}$  im Allgemeinen  $\mathcal{S}_{j-1}$  ist, wird davon abgesehen,  $\mathcal{S}_j$  in die generischen Notpfadoptioen in Tabelle 5-2 in Kapitel 5.2 aufzunehmen.

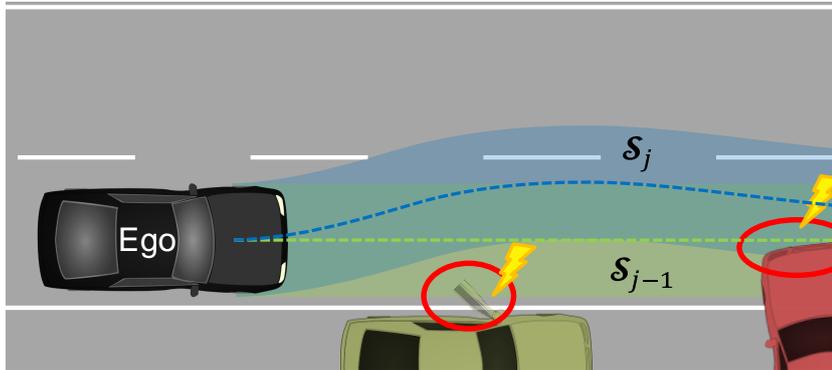


Abbildung 5-2: Der Pfad der aktuellen kollisionskritischen Trajektorie ist dem Pfad der letzten sicheren Trajektorie in dieser Situation für das Bremsmanöver vorzuziehen.

Bei einer detektierten Unsicherheit in der Prüfung der Verhaltensraumkonformität wird für die Nottrajektorie  $\mathcal{S}_{j-1}$  gewählt. Ein geplantes Verlassen des Verhaltensraums kann jedoch ebenfalls durch eine starke Abweichung zwischen  $\mathcal{T}_j$  und  $\mathcal{T}_{j-1}$  wegen kollisionskritischer Objekte auf  $\mathcal{T}_{j-1}$  hervorgerufen werden. Deswegen wird vor der Generierung der Nottrajektorie die Kollisionsfreiheit von  $\mathcal{S}_{j-1}$  geprüft und für die Notverzögerung  $\max(D_{eb}, D_{req,\mathcal{S}_{j-1}})$  gewählt.

Bei unzureichender Trajektorienstabilität sind grundsätzlich weder die aktuelle noch die unmittelbar zuvor geplanten Trajektorien und Pfade vertrauenswürdig, da sich die Instabilität nicht anhand einer einzelnen, sondern über mehrere zeitlich aufeinanderfolgende Trajektorien abzeichnet. Liegen aber keine kollisionskritischen Objekte entlang eines Pfades vor, ist dieser Pfad dennoch als Notpfad zur Verzögerung in den Stillstand verwendbar. Sind beide Pfade kollisionsunkritisch, wird  $\mathcal{S}_{j-1}$  verwendet, da dieser im Gegensatz zu  $\mathcal{S}_j$  von vornherein noch als ausreichend sicher galt. Je nach Auswahl des Pfades wird mit der entsprechenden erforderlichen Verzögerung gebremst, mindestens jedoch mit  $D_{eb}$ .

Ähnlich wie bei geplantem Verlassen des Verhaltensraums ist auch bei physikalisch nicht durchführbaren Trajektorien möglich, dass diese aus einer „Panikreaktion“ des Planers resultieren, um Objekten auszuweichen, die plötzlich in der Objektliste erschienen sind und auf  $\mathcal{S}_{j-1}$  liegen.  $\mathcal{S}_{j-1}$  ist folglich möglicherweise nicht mehr sicher und wird deswegen auf Kollisionsfreiheit geprüft, bevor dieser Pfad für die Nottrajektorie verwendet wird.

In der folgenden Tabelle sind abhängig von der Art der Unsicherheit noch einmal die Wahl des Notpfades und der erforderlichen Verzögerung übersichtlich zusammengetragen.

Tabelle 5-4: Pfad und Verzögerung der Nottrajektorie abhängig von der Art der Unsicherheit.

Unsicherheit detektiert durch Submodul zur Prüfung der...	Nottrajektorie $\mathcal{T}_{em}$
Systemgesundheit	$\mathcal{S}_{em} = \mathcal{S}_{j-1}$ $D_{req} = D_{eb}$
Sensordatenplausibilität	$\mathcal{S}_{em} = \mathcal{S}_{j-1}$ $D_{req} = D_{eb}$
Objektkritikalität	$\mathcal{S}_{em} = \begin{cases} \mathcal{S}_{j-1} & \text{wenn } D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} < D_{req, \mathcal{S}_j} \\ \mathcal{S}_j & \text{wenn } D_{req, \mathcal{S}_j} < D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} \end{cases}$ $D_{req} = \min(D_{req, \mathcal{S}_{j-1}}, D_{req, \mathcal{S}_j})$
Verhaltensraumkonformität	$\mathcal{S}_{em} = \mathcal{S}_{j-1}$ $D_{req} = \max(D_{eb}, D_{req, \mathcal{S}_{j-1}})$
Trajektorienstabilität	$\mathcal{S}_{em} = \begin{cases} \mathcal{S}_{j-1} & \text{wenn } D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} < D_{eb} \parallel D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} < D_{req, \mathcal{S}_j} \\ \mathcal{S}_j & \text{wenn } D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} > D_{eb} \ \&\& \ D_{req, \mathcal{S}_j} < D_{req, \mathcal{S}_{j-1}} \end{cases}$ $D_{req} = \max(D_{eb}, \min(D_{req, \mathcal{S}_{j-1}}, D_{req, \mathcal{S}_j}))$
Physikalischen Durchführbarkeit	$\mathcal{S}_{em} = \mathcal{S}_{j-1}$ $D_{req} = \max(D_{eb}, D_{req, \mathcal{S}_{j-1}})$

Unabhängig von der Ursache des SC-Eingriffs gilt, dass durch die Verzögerung entlang des Pfades einer bereits abgesicherten Trajektorie  $\mathcal{T}_{j-1}$  die zeitliche Komponente dieser Trajektorie verändert wird. Dadurch besteht die Möglichkeit, dass dynamische Objekte im Umfeld des Egofahrzeugs durch die Nottrajektorie  $\mathcal{T}_{em}$  kollisionskritisch werden, obwohl sie für

$\mathcal{T}_{j-1}$  nicht kritisch sind. Aus diesem Grund wird  $\mathcal{T}_{em}$  unter Verwendung der aktuellsten zuverlässigen Umfeldinformationen stets noch einmal auf Kollisionsfreiheit geprüft, bevor sie an den Regler ausgesendet wird. Ist keine Kollisionsfreiheit gegeben, wird gemäß den in Kapitel 5.3 diskutierten NM-Optionen die Kollisionsfreiheit einer Vollbremsung entlang  $\mathcal{S}_{j-1}$  geprüft (NM2). Ist auch NM2 nicht kollisionsfrei, wird die Möglichkeit eines Ausweichmanövers geprüft, wie im folgenden Abschnitt erläutert wird.

### 5.4.2 Kombiniertes Brems- und Ausweichmanöver auf neuem Pfad

Bislang wurden nur Bremsmanöver mit einer definierten Verzögerung  $D_{req}$  entlang des letzten sicheren Pfades  $\mathcal{S}_{j-1}$  oder entlang des aktuellsten Pfades  $\mathcal{S}_j$  betrachtet. In welchen Situationen für die Nottrajektorie auch die Verwendung eines neuen alternativen Pfades zu prüfen ist, wird im Folgenden theoretisch diskutiert.

Ob ein Ausweichmanöver zur Kollisionsvermeidung einem Bremsmanöver vorzuziehen ist, lässt sich mit der von Wang et al.<sup>170</sup> vorgestellten Kritikalitätsmetrik bestimmen. Das Manöver mit der kleineren erforderlichen Beschleunigung ( $a_{req,eva}$  oder  $D_{req}$ ) ist demnach das bevorzugte. Wenn beide Beschleunigungen einen kritischen Grenzwert überschreiten, ist ein Noteingriff erforderlich und das entsprechende Manöver durchzuführen. Für eine Notbremsung als risikominimierendes Manöver schreibt die UNECE eine maximale Verzögerung von  $D_{eb} = 4 \text{ m/s}^2$  vor<sup>171</sup>, daher wird dieser Wert als Grenzwert festgelegt. Mit einer höheren Eingriffsschwelle ist zwar mit einer kleineren FP-Eingriffsrate des SC-Moduls zu rechnen, jedoch steigt mit einer stärkeren Verzögerung des Egofahrzeugs auch das Risiko von Auffahrunfällen durch Folgeverkehr. Rechtlich trifft das Egofahrzeug bei auffahrendem Folgeverkehr zwar keine Schuld, sofern nicht ohne zwingenden Grund stark gebremst wird<sup>172</sup>. Viele der diskutierten Fehlerzustände, die zu einem NM führen, sind jedoch für andere Verkehrsteilnehmer nicht vorhersehbar, weshalb die Verzögerung des Egofahrzeugs im Notfall plötzlich und für andere Verkehrsteilnehmer überraschend auftritt. Um das Risiko, durch ein NM gefährliche Situationen mit anderen Verkehrsteilnehmern zu verursachen, weiter zu reduzieren, wird das Warnblinklicht aktiviert, sobald ein unsicherer Zustand detektiert wird. Einerseits nimmt durch das Warnblinklicht die Reaktionszeit des Folgeverkehrs ab, wie Homma et al.<sup>173</sup> zeigen, andererseits werden andere Verkehrsteilnehmer auch dann noch gewarnt, wenn der Stillstand an einem ggf. unsicheren Halteort bereits erreicht wurde. Darüber hinaus ist diese Maßnahme ebenfalls von der UNECE<sup>171</sup> vorgeschrieben.

---

<sup>170</sup> Wang, C. et al.: Safety Assessment Using Silent Testing (2021), S. 9.

<sup>171</sup> UNECE: Bedingungen für automatisches Spurhalteassistenzsystem (2021), S. 10.

<sup>172</sup> § 4 Absatz 1 StVO

<sup>173</sup> Homma, R. et al.: Emergency Maneuvers and Following Vehicle (2020).

Je nach  $v_{ego}$  und erforderlicher Ausweichdistanz  $d_{y,eva}$  gilt bei  $D_{req} \geq D_{eb}$  zwar möglicherweise noch  $a_{req,eva} < D_{req}$ , gerade bei urbanen Geschwindigkeiten steht das Fahrzeug aber nichtsdestotrotz unmittelbar vor einer Kollision mit einem Objekt, das der Trajektorienplaner nicht berücksichtigt hat. Da der Planer demnach nicht zuverlässig funktioniert, wird das Fahrzeug sofort in einen risikominimalen Zustand überführt. Es wird entgegen der Logik der Kritikalitätsmetrik von Wang et al.<sup>170</sup> also nicht noch so lange mit dem SC-Eingriff gewartet, bis auch das Ausweichmanöver eine höhere Kritikalität erreicht hat, nur um dann möglichst knapp an dem Kollisionsobjekt vorbeizufahren. Für sich vorhersehbar verhaltende und korrekt prädizierte Objekte, die sich während der Annäherung des Egofahrzeugs permanent im FoV der Umfeldsensorik befinden, werden Ausweichmanöver somit nicht betrachtet.

Ausweichen ist aber dann eine relevante Option, wenn ein Objekt plötzlich sehr nah vor dem Egofahrzeug auftaucht und eine Kollision durch Bremsen mit  $D_{req} > D_{\mu_{max}}$  physikalisch nicht mehr vermeidbar ist. Das kann der Fall sein, wenn das Objekt entweder aus einem sichtverdeckten Bereich kommt, seine Bewegung falsch prädiziert wurde oder weil es trotz Aufenthalt im Ego-Fahrschlauch nicht detektiert wurde. Ist die Kollision durch Ausweichen oder ein kombiniertes Ausweich- und Bremsmanöver vermeidbar, wird das entsprechende Manöver durchgeführt. Auch dann wird das Fahrzeug nach erfolgreicher Kollisionsvermeidung wegen des offensichtlichen Planerversagens in einen risikominimalen Zustand überführt. Da das Egofahrzeug den Stillstand also auch in dieser Situation schnell erreichen soll, wird das Reifenkraftschlusspotenzial nicht mehr als notwendig für die Lateralbewegung aufgewendet. Falls sich das Kollisionsobjekt während des NM weiter in Querrichtung bewegt, ist darüber hinaus erforderlich, dass das Egofahrzeug das Kollisionsobjekt bereits in Gänze passiert hat, wenn dieses in den NM-Fahrschlauch eindringt.

Kann die Kollision auch durch ein Ausweichmanöver nicht mehr vermieden werden, wird eine Vollverzögerung am physikalischen Limit durchgeführt, um vor der Kollision noch möglichst viel Energie abzubauen und zudem eine Kollision mit verringerter lateraler Überdeckung der Kollisionspartner zu vermeiden. Da  $D_{\mu_{max}}$  auf einer konservativen Schätzung des Reibwerts beruht, ist in einer solchen Situation die Kollisionsvermeidung durch Vollverzögerung trotzdem nicht ausgeschlossen.

#### 5.4.2.1 Sofort beginnende Lateralbewegung

In den folgenden Betrachtungen gilt die Annahme, dass der eigentliche Notpfad gradeaus geht. Wäre er gekrümmt, wäre das laterale Bewegungspotenzial relativ zu diesem Pfad nach kurveninnen kleiner und nach kurvenaußen größer als nachfolgend diskutiert. Außerdem werden in diesem Kapitel ausschließlich stationäre Hindernisse betrachtet und somit keine Objektbewegungen berücksichtigt.

Die physikalisch möglichen Aufenthaltsbereiche bei einem Ausweichmanöver mit kombinierter Längs- und Querbewegung und einer Startgeschwindigkeit  $v_{\text{ego},0}$  lassen sich nach Schmidt et al.<sup>174</sup> unter der Annahme

$$a_{y,\mu_{\text{max}}} = D\mu_{\text{max}} \quad (5.2)$$

wie in folgender Abbildung als mit der Zeit größer werdende Kreise darstellen (zur weiteren Diskussion dieser Darstellung sh. auch Winner<sup>175</sup>). Die Kreise haben dabei einen zeitlichen Abstand von 0,1 s. Die eingezeichneten Kurven stellen die Pfade von Ausweichmanövern mit verschiedenen Kamm'schen Winkeln bzw. Querbewegungen dar, wobei das Kraftschlusspotenzial durch entsprechende Längsverzögerung jeweils voll ausgenutzt wird. Alle Pfade enden nach 1 s am Rand des größten Kreises, wo mit reiner Vollverzögerung und  $a_y = 0$  der frühestmögliche Stillstandspunkt liegt (siehe auch rote Vertikale). Die Pfade im Diagramm enden demnach nicht im Stillstand. Es zeigt sich, dass mit überlagerter Verzögerung größere Ausweichdistanzen erreichbar sind als mit purer Querbewegung, da dem Egofahrzeug durch die Verzögerung noch mehr Zeit zum Ausweichen bleibt.

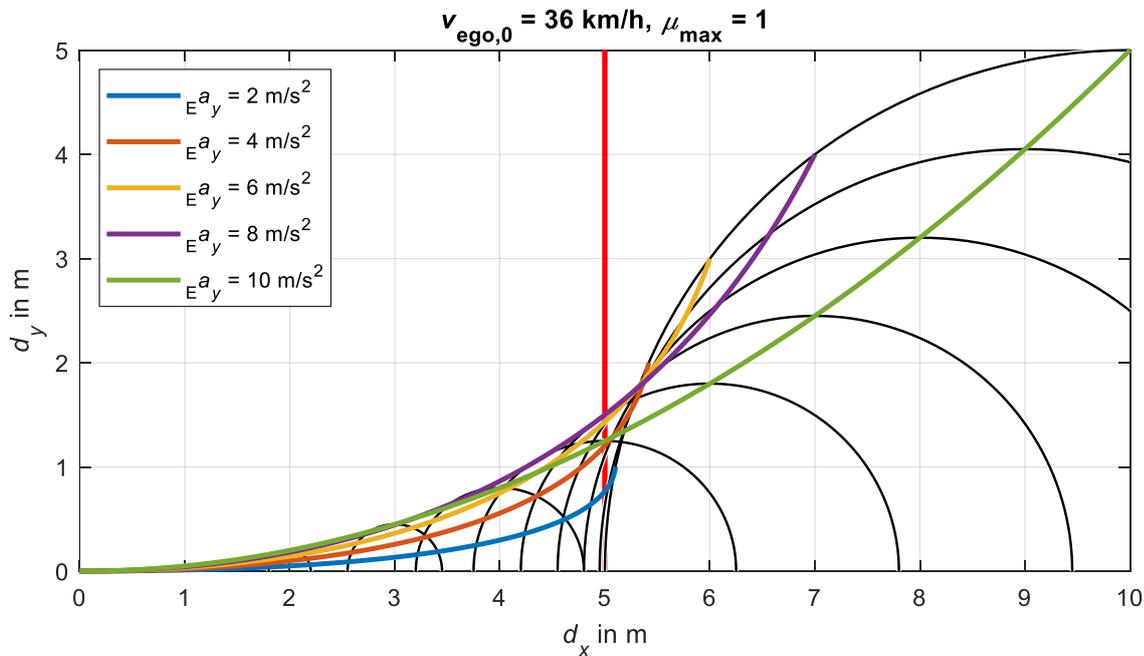


Abbildung 5-3: Mögliche kreisförmige Aufenthaltsbereiche bei kombiniertem Brems- und Ausweichmanöver mit Pfaden verschiedener Kamm'scher Winkel. Darstellung nach Schmidt<sup>174</sup>.

<sup>174</sup> Schmidt, C. et al.: Untersuchungen zu letztmöglichen Ausweichmanövern (2005), S. 131.

<sup>175</sup> Winner, H.: Handbuch FAS: Frontkollisionsschutzsysteme (2015), S. 904.

Aus den Bewegungsgleichungen in  ${}_E x$ - und  ${}_E y$ -Richtung

$$d_x(t) = v_{\text{ego},0}t - \frac{1}{2} {}_E D t^2 \quad (5.3)$$

$$d_{y,\text{eva}}(t) = \frac{1}{2} {}_E a_y t^2 \quad (5.4)$$

sowie der Verzögerung

$${}_E D = \sqrt{D_{\mu_{\text{max}}}^2 - {}_E a_y^2} \quad (5.5)$$

lässt sich durch Auflösen von (5.3) nach  $t$  und Einsetzen in (5.4) die am Ort  $d_x$  erreichbare Ausweichdistanz  $d_{y,\text{eva}}$  für die aktuelle Geschwindigkeit  $v_{\text{ego}}$  berechnen.

$$d_{y,\text{eva}} = \frac{{}_E a_y}{2} \cdot \frac{\left( -v_{\text{ego}} - \sqrt{v_{\text{ego}}^2 - 2d_x \sqrt{D_{\mu_{\text{max}}}^2 - {}_E a_y^2}} \right)^2}{D_{\mu_{\text{max}}}^2 - {}_E a_y^2} \quad (5.6)$$

Dieser Ausdruck ist nur bis zum Vollbremsweg  $d_x = d_{B,D_{\mu_{\text{max}}}} = v_{\text{ego}}^2 / (2D_{\mu_{\text{max}}})$  sinnvoll zu betrachten, weil der Radikand im Zähler ansonsten je nach  ${}_E a_y$  negativ wird. Außerdem wurde bereits festgelegt, dass ein Ausweichmanöver nur im Falle einer nicht mehr rechtzeitig möglichen Stillstandsbremsung in Betracht gezogen wird. Im 3D-Plot in Abbildung 5-4 ist Gleichung (5.6) beispielhaft mit den Parametern  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  sowie  $\mu_{\text{max}} = 0,7$  visualisiert. Wie schon in Abbildung 5-3 ist auch dort ersichtlich, dass die größten  $d_{y,\text{eva}}$  nicht bei den größten  ${}_E a_y$  erreicht werden.

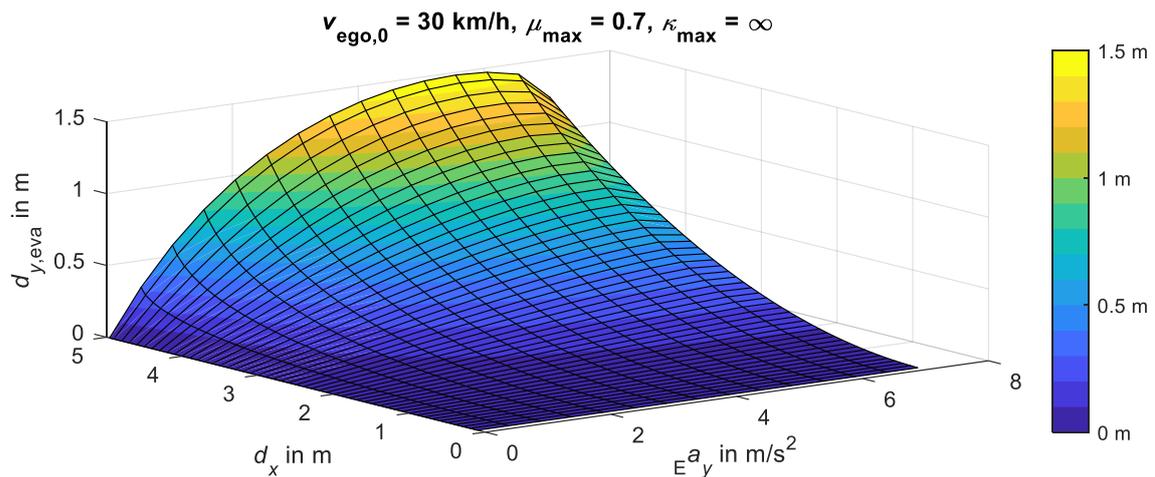


Abbildung 5-4: Umsetzbare  $d_{y,\text{eva}}$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$ ,  $\mu_{\text{max}} = 0,7$  und ohne Berücksichtigung kinematischer Grenzen.

Die erreichbaren  $d_{y,\text{eva}}$  sind somit einfach zu berechnen, allerdings ignoriert diese Modellierung die kinematischen Grenzen des Fahrzeugs. Mit der Annahme eines bis zum Stillstand konstanten  ${}_E a_y$  werden bei kleinem  $v_{\text{ego}}$  kinematisch unmögliche Krümmungen  $\kappa > \kappa_{\text{max}}$

erreicht. Abbildung 5-5 zeigt den dadurch entstehenden Fehler, der vor allem im Bereich  ${}_E a_y < 4 \text{ m/s}^2$  kurz vor  $d_x = d_{B,D,\mu_{\max}}$  auftritt und bis zu 0,13 m groß ist. Bei größeren  ${}_E a_y$  ist  $D$  so klein, dass mit dem bis  $d_{B,D,\mu_{\max}}$  vorherrschenden  $v_{\text{ego}}$  die Krümmung noch nicht zu groß wird. Wenn  $\kappa_{\max}$  erreicht ist, wird  ${}_E a_y$  mit fallender Geschwindigkeit kleiner. Damit wird  $D$  zur vollen Ausnutzung des Kraftschlusspotenzials kurz vor Erreichen des Stillstands erhöht. Auf den Pfad hat das jedoch keine Auswirkung und vor dem Hindernis ist der Stillstand durch das Egofahrzeug auch damit nicht erreichbar. Das Passieren bzw. die Kollision des Hindernisses erfolgt dann lediglich mit kleinerer Geschwindigkeit.

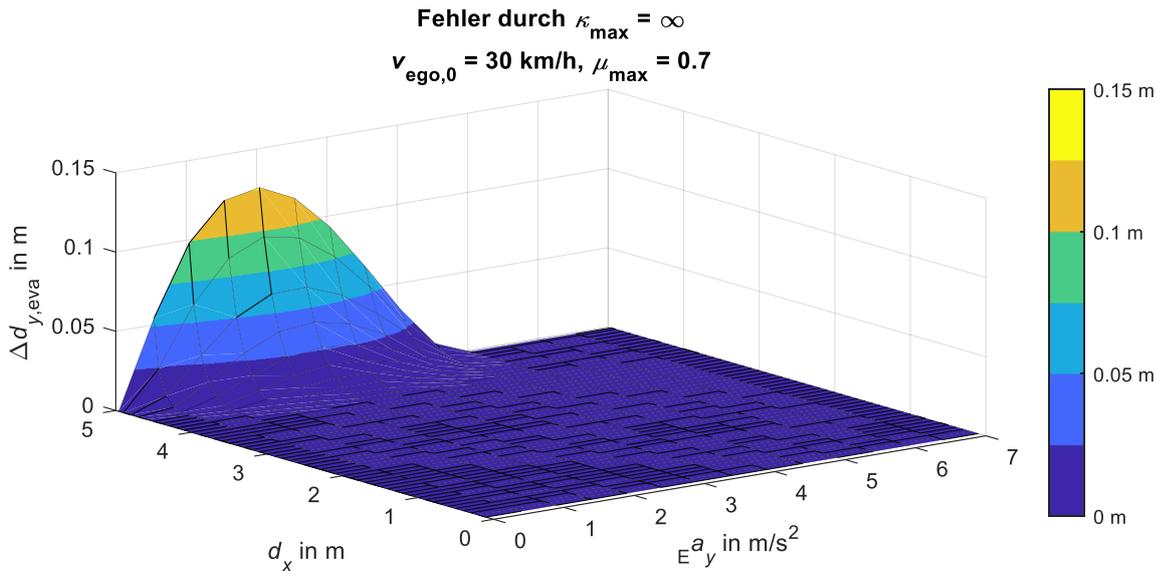


Abbildung 5-5: Abweichung in umsetzbarem  $d_{y,eva}$  durch Beachtung von  $\kappa_{\max}$ .

Eine weitere Fehlerquelle in der vorgestellten Betrachtung ist das ortsfeste Koordinatensystem, in dem die Fahrzeugbewegung beschrieben wird. Bei  ${}_E D = 0$  und  ${}_E a_y = D\mu_{\max}$  wird das Fahrzeug somit bspw. immer schneller, weil es in  ${}_E x$ -Richtung die Geschwindigkeit konstant hält, aber in  ${}_E y$ -Richtung immer schneller wird. Da sich die Wirkrichtung von  ${}_V a_y$  aber mit dem Fahrzeug dreht, bewegt sich das Fahrzeug langsamer als zuvor modelliert in  ${}_E y$ -Richtung. Mit sehr großen  $a_y$  überwiegt durch die schnelle Gierbewegung hingegen der Effekt, dass die Fahrzeuglängsgeschwindigkeit zum Teil auch in  ${}_E y$ -Richtung wirkt, weshalb sich das kaum gebremste Fahrzeug schneller als zuvor modelliert in  ${}_E y$ -Richtung bewegt. Das Ausmaß der Fehler durch die Verwendung von  ${}_E a_y$  statt  ${}_V a_y$  sowie die implizite Annahme  $\kappa_{\max} = \infty$  ist für das Beispielszenario aus Abbildung 5-4 in Abbildung 5-6 dargestellt. Der Fehler beträgt am höchsten Punkt etwa 0,33 m, was den entsprechenden Wert von  $d_{y,eva}$  aus Abbildung 5-4 um ca. 30% reduziert.

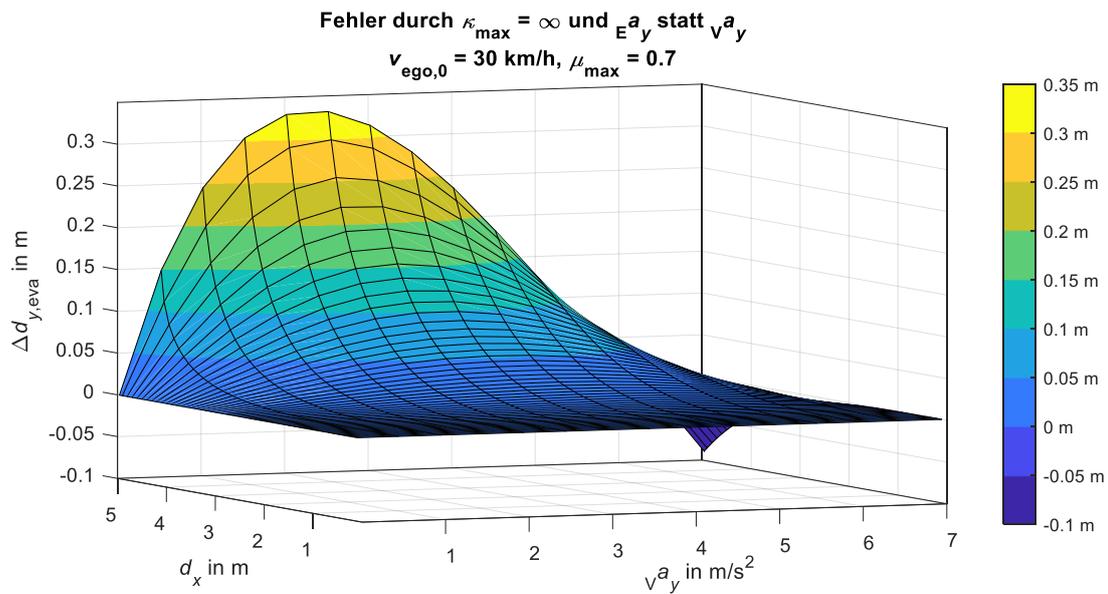


Abbildung 5-6: Abweichung in umsetzbarem  $d_{y,\text{eva}}$  durch  $a_y$  im fahrzeugfesten Koordinatensystem sowie Beachtung von  $\kappa_{\max}$ .

Wenn das kollisionskritische Hindernis schon wenige Meter vor  $d_{B,D\mu_{\max}}$  liegt, sind diese Modellierungsfehler weniger relevant. Dann ist das Fahrzeug einerseits noch nicht so langsam, dass  $v a_y$  durch  $\kappa_{\max}$  limitiert wird, andererseits hat sich die Fahrzeugorientierung noch nicht so stark geändert, dass das falsche Koordinatensystem einen großen Einfluss haben würde. Abhängig von  $v_{\text{ego},0}$  und  $\mu_{\max}$  ändert sich die Höhe des maximalen Fehlers in  $d_{y,\text{eva}}$ . Wie Abbildung 5-7 zeigt, steigt dieser Fehler mit steigendem  $v_{\text{ego},0}$  und fallendem  $D_{\mu_{\max}}$ . Zum einfacheren Verständnis des Zusammenhangs zwischen dieser und der vorherigen Abbildung ist das Maximum aus Abbildung 5-6 als Datenpunkt hervorgehoben. Die Ursache der leichten Erhebung im  $v_{\text{ego},0}$ -Bereich 10-20 km/h liegt in der Vernachlässigung des kinematischen Limits  $\kappa_{\max}$ . In Anhang B.1 ist dieser Fehler separiert zu sehen.

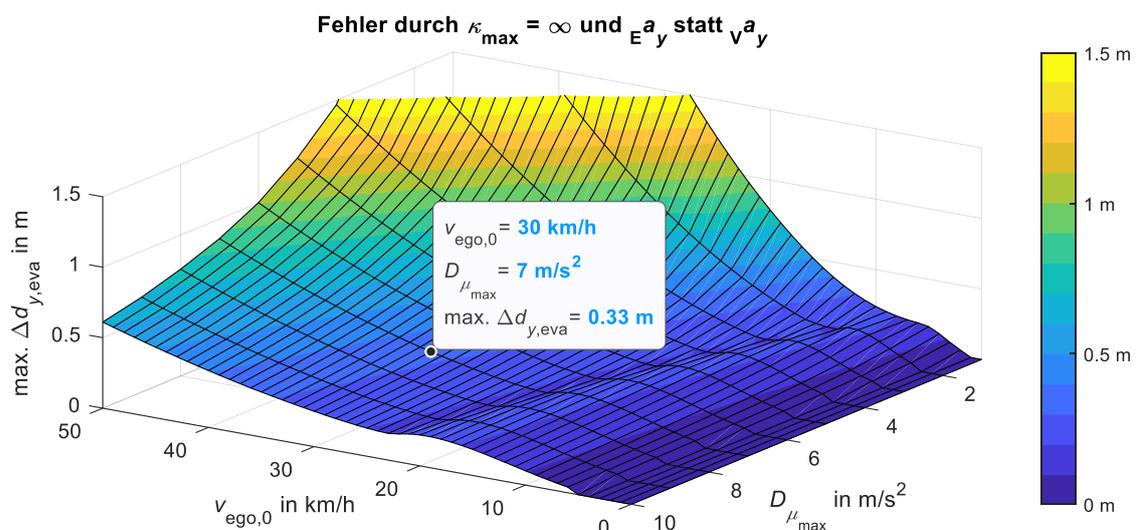


Abbildung 5-7: Maximale Abweichung in umsetzbarem  $d_{y,\text{eva}}$  durch  $a_y$  im fahrzeugfesten Koordinatensystem sowie Beachtung von  $\kappa_{\max}$  für verschiedene fahrdynamische Rahmenbedingungen.

Eine Implementierung von Ausweichmanövern zur Verifikation der beschriebenen theoretischen Erkenntnisse ist im Rahmen dieser Dissertation nicht erfolgt. Aufgrund der Größe der Fehler wird die Verwendung des vereinfachten Modells nach Gleichung (5.6) zur Analyse der Ausweichmöglichkeiten nicht empfohlen. Die um die genannten Fehler bereinigten Modelle sind zwar einfach zu simulieren, die analytische Berechnung einer optimalen Ausweichtrajektorie während des Fahrzeugbetriebs ist aufgrund der Abhängigkeiten der Parameter untereinander allerdings schwierig. Hierfür wird empfohlen, multidimensionale Lookup-Tables zur schnellen Identifizierung erreichbarer Ausweichdistanzen abhängig von verschiedenen Parametern wie  $v_{ego,0}$ ,  $\mu_{max}$  oder  $a_y$  zu verwenden. Bei der Nutzung von Lookup-Tables ist aufgrund der Vorabberechnung irrelevant, wie komplex die Modelle zur Ermittlung der Tabellenwerte sind. Daher ist auch die Verwendung realitätsnaher Simulationen unter Berücksichtigung weiterer fahrdynamischer Aspekte wie dynamischer Achslastverteilung oder Reifenschräglauf möglich. So werden zusätzlich zu der obigen Diskussion weitere Fehlerquellen ausgeschlossen, die insbesondere bei solch hochdynamischen Manövern z. T. nicht vernachlässigbar sind.

#### 5.4.2.2 Verzögert beginnende Lateralbewegung

Der Anwendungsfall von Ausweichmanövern ist das plötzliche Eindringen von Kollisionsobjekten in den Fahrschlauch. Je weiter vom Pfad der in Kapitel 5.4.1 definierten Nottrajektorie abgewichen wird, desto größer ist das Kollisionsrisiko mit anderen Objekten, die entlang des ursprünglichen Notpfades nicht kritisch waren. Im Folgenden werden daher nur Ausweichmanöver mit  $d_{y,eva} < 1$  m betrachtet. Wie in Abbildung 5-8 zu sehen ist, sind physikalisch mitunter deutlich größere Ausweichdistanzen bis zum frühestmöglichen Stillstandspunkt  $d_x = d_B$  erreichbar. Die rote Ebene kennzeichnet hier  $d_{y,eva,max} = 1$  m und verdeutlicht durch den Schnitt mit dem 3D-Plot, unter welchen dynamischen Umständen dieser Wert überschritten wird.

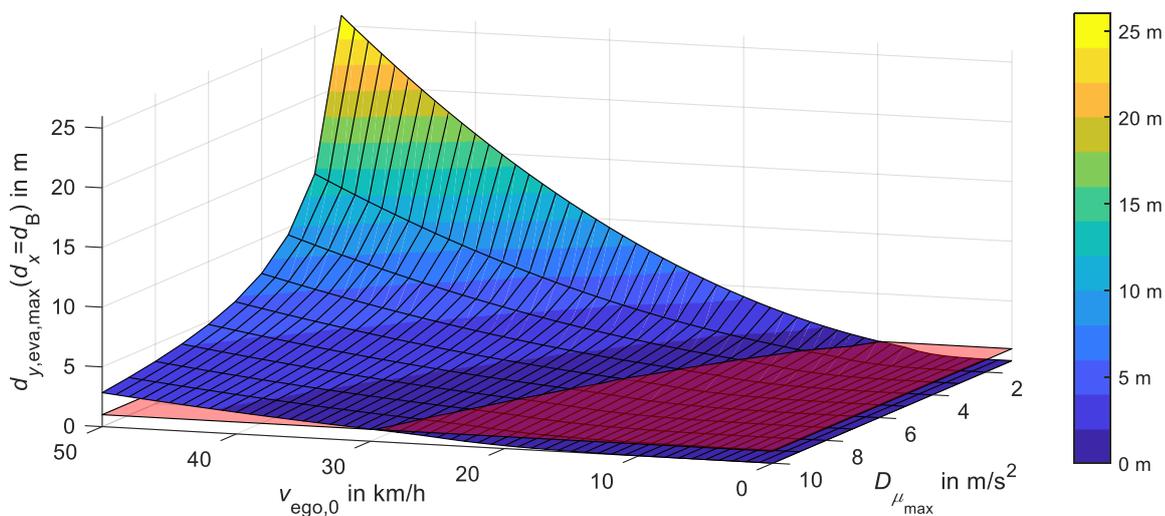


Abbildung 5-8: Maximal erreichbare  $d_{y,eva}$  bei  $d_x = d_B$  abhängig von  $v_{ego,0}$  und  $D_{\mu_{max}}$ .

Wird nur  $d_{y,eva,req} < d_{y,eva,max}$  benötigt, muss nicht ab Beginn des Notmanövers gelenkt werden, um  $d_{y,eva,req}$  zu erreichen. Das ermöglicht, beim Notmanöver zunächst das gesamte Reifenkraftschlusspotenzial in die Verzögerung des Egofahrzeugs zu investieren, um in der vorliegenden Notsituation schnell möglichst viel kinetische Energie abzubauen. Da die kinetische Energie quadratisch von der Geschwindigkeit abhängt, ist das Energiereduktionspotenzial pro Zeit am Anfang des Notmanövers ohnehin am größten. Mit schneller abgebauter Geschwindigkeit bleibt am Ende des NM außerdem mehr Zeit zum Ausweichen. Allerdings sind durch  $\kappa_{max}$  bei kleinen  $v_{ego}$  am Ende des NM die noch erreichbaren  $d_{y,eva}$  stark limitiert (vgl. Kapitel 5.4.2.1), wodurch der positive Effekt des Zeitgewinns nur begrenzt zum Tragen kommt. Ein weiterer Vorteil einer nicht sofort einsetzenden Lenkbewegung ist ein besser an die Situation angepasster Notpfad aufgrund von reduzierten Prädiktionsungenauigkeiten. Je zeitlich knapper sich das Egofahrzeug vor einem lateraldynamischen Kollisionsobjekt befindet, desto genauer kann die Objektbewegung bis zu dem Zeitpunkt abgeschätzt werden, an dem das Egofahrzeug das Objekt in longitudinaler Richtung erreicht. So wird das Risiko einer unangemessenen Ausweichdistanz oder einer unpassenden Ausweichrichtung reduziert. Auf der anderen Seite ist bei späterem Lenkeingriff auch die bis zum Kollisionsobjekt erreichbare Ausweichdistanz kleiner. Das Egofahrzeug kann also so lange geradeaus fahren, bis  $d_{y,eva,req}$  mit dem dann vorliegenden dynamischen Zustand die maximal mögliche Ausweichdistanz  $d_{y,eva,max}$  erreicht (vgl. Kapitel 5.4.2.1). Dann besteht jedoch ein höheres Risiko, dass bei unerwarteter Bewegung des Kollisionsobjekts ein plötzlich erhöhtes  $d_{y,eva,req}$  nicht mehr erreichbar ist.

Im Folgenden werden Notmanöver betrachtet, bei denen das Egofahrzeug zunächst geradeaus fährt und mit  $D_{\mu_{max}}$  verzögert, bevor es ab einem bestimmten Punkt nicht mehr verzögert und stattdessen mit  $v a_{y,\mu_{max}}$  ausweicht, sofern kinematisch möglich. Es gilt die Annahme

$$v a_{y,\mu_{max}} = D_{\mu_{max}} . \quad (5.7)$$

Der Startpunkt der Lateralbewegung wird durch den mit  $D_{\mu_{max}}$  bei Geradeausfahrt verbleibenden Bremsweg  $d_{B,\mu_{max}}$ , also die Distanz zum Stillstandspunkt  $EP_{S,D_{\mu_{max}},x}$  beschrieben. Der Zusammenhang zwischen  $d_{B,\mu_{max}}$  und der bis  $EP_{S,D_{\mu_{max}},x}$  erreichbaren Ausweichdistanz  $d_{y,eva,max}$  ist mit dem Satz des Pythagoras beschreibbar (vgl. Gleichung (A.5), S. 139):

$$d_{B,\mu_{max}} = \sqrt{\left(\frac{1}{\kappa}\right)^2 - \left(\frac{1}{\kappa} - d_{y,eva,max}\right)^2} . \quad (5.8)$$

Daraus folgt für  $d_{y,eva,max}$  an der  $E^x$ -Position  $EP_{S,D_{\mu_{max}},x}$ , wenn fortan ausschließlich Quer- und keine Längskräfte mehr übertragen werden

$$d_{y,eva,max} = \frac{1 - \sqrt{1 - \kappa^2 d_{B,\mu_{max}}^2}}{\kappa} \quad \text{mit} \quad \kappa = \min\left(\frac{v a_{y,\mu_{max}}}{v_{ego}^2}, \kappa_{max}\right) . \quad (5.9)$$

Wird in der Berechnung des Bremswegs  $d_{B,\mu_{\max}}$  die quadrierte Geschwindigkeit durch den Quotienten aus  $v a_{y,\mu_{\max}}$  und  $\kappa$  ausgedrückt, ergibt sich mit Gleichung (5.7) ein einfacher reziproker Zusammenhang zwischen  $d_B$  und  $\kappa$ .

$$d_{B,\mu_{\max}} = \frac{v_{\text{ego}}^2}{2D_{\mu_{\max}}} \quad \text{mit} \quad v_{\text{ego}}^2 = \frac{v a_{y,\mu_{\max}}}{\kappa} \quad (5.10)$$

$$d_{B,\mu_{\max}} = \frac{1}{2\kappa} \quad (5.11)$$

Damit lässt sich Gleichung (5.9) auch unabhängig von  $v a_{y,\mu_{\max}}$  und  $v_{\text{ego}}$  ausdrücken und für  $\kappa < \kappa_{\max}$  vereinfachen.

$$d_{y,\text{eva},\max} = \begin{cases} (2 - \sqrt{3})d_{B,\mu_{\max}} & , \text{ wenn } d_{B,\mu_{\max}} \geq \frac{1}{2\kappa_{\max}} \\ \frac{1 - \sqrt{1 - \kappa_{\max}^2 d_{B,\mu_{\max}}^2}}{\kappa_{\max}} & , \text{ wenn } d_{B,\mu_{\max}} < \frac{1}{2\kappa_{\max}} \end{cases} \quad (5.12)$$

Mit  $\kappa_{\max} = 0,2 \frac{1}{\text{m}}$  liegt der  $d_{B,\mu_{\max}}$ -Grenzwert zur Fallunterscheidung in (5.12) bei 2,5 m. Das bedeutet, mit dem genannten  $\kappa_{\max}$  ist der kleinstmögliche Kurvenradius frühestens 2,5 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  fahrbar, wenn fortan ausschließlich Quer- und keine Längskräfte mehr übertragen werden. Liegt  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  noch weiter als 2,5 m vor der aktuellen Position des Ego-fahrzeugs, so ist das Ausweichpotenzial linear abhängig von  $d_{B,\mu_{\max}}$ . Der Grenzwert von 2,5 m ist unabhängig vom verfügbaren Reibwert  $\mu_{\max}$ , weil z. B. bei größerem  $\mu_{\max}$  2,5 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  zwar  $v_{\text{ego}}$  noch größer ist als bei kleinerem  $\mu_{\max}$ , einem Pfad mit  $\kappa_{\max}$  wegen größerem  $v a_{y,\mu_{\max}}$  aber auch schon mit entsprechend größerer Geschwindigkeit gefolgt werden kann. Abbildung 5-9 veranschaulicht Gleichung (5.12), wobei die Fallunterscheidung zu dem Knick in der Kurve bei  $d_B = 2,5 \text{ m}$  führt.

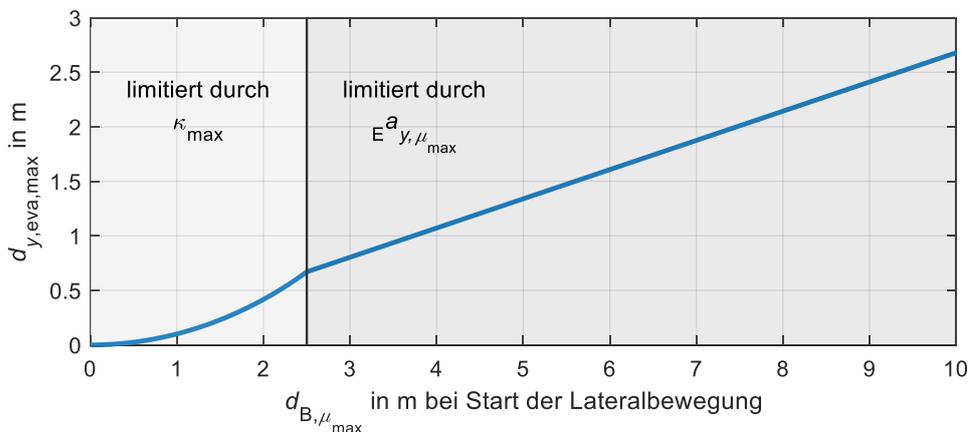


Abbildung 5-9: Mit  $v a_{y,\mu_{\max}}$  bzw.  $\kappa_{\max}$  erreichbare Ausweichdistanz über dem Startpunkt der Lateralbewegung.

Der Einfluss des Startpunktes der Lateralbewegung auf die verbleibende Geschwindigkeit bei longitudinalem Erreichen des Kollisionsobjekts wird an einem beispielhaften Szenario betrachtet. Das Egofahrzeug soll einem Hindernis ausweichen, mit dem es bei Geradeausfahrt 1 m vor dem frühestmöglichen Stillstandspunkt kollidieren würde. Abbildung 5-10 zeigt abhängig vom bei Beginn der Lateralbewegung verbleibenden Bremsweg  $d_{B,\mu_{\max}}$  bis  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  die erreichbare Ausweichdistanz 1 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$ . Die verschiedenen Kurven stellen verschiedene  $\nu a_y$ -Werte abhängig von  $D_{\mu_{\max}}$  dar. Während sich die blaue fette Kurve für  $\nu a_y = D_{\mu_{\max}}$  analytisch berechnen lässt, wie oben vorgestellt wurde, entspringen die anderen Kurven simulierten Ausweichmanövern. Wie im vorherigen Kapitel ist auch hier zu sehen, dass mit  $\nu a_y = D_{\mu_{\max}}$  nicht immer das größtmögliche  $d_{y,eva}$  erreichbar ist.

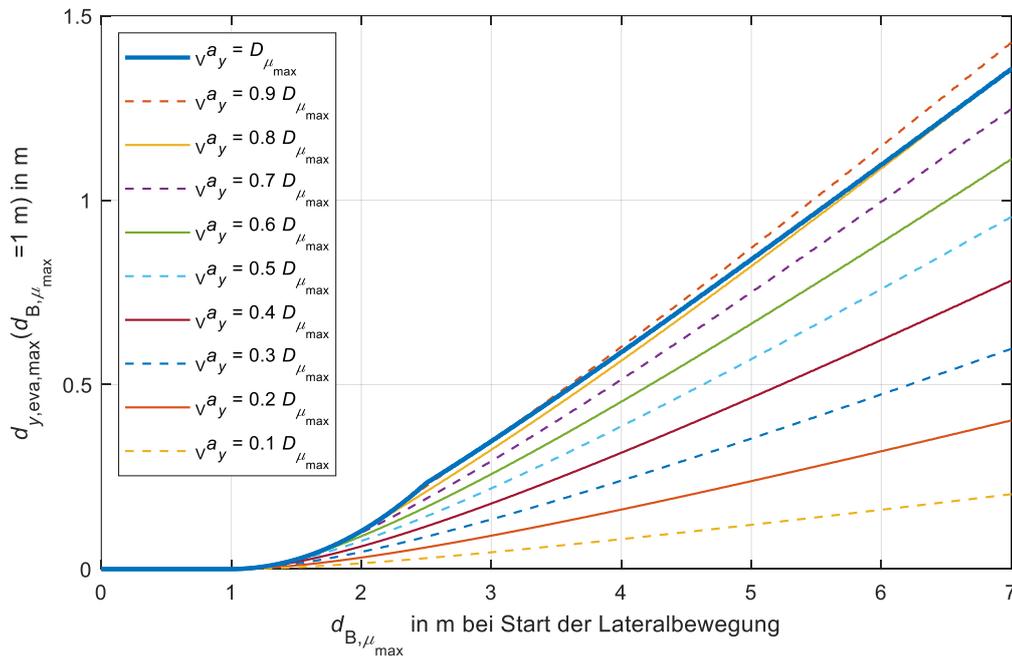


Abbildung 5-10: Erreichbare Ausweichdistanz über dem Startpunkt der Lateralbewegung für verschiedene  $\nu a_y$ .

Ist für die Kollisionsvermeidung z. B.  $d_{y,eva,req} = 0,5$  m erforderlich, kann die Lateralbewegung bspw. mit  $\nu a_y = 0,3 D_{\mu_{\max}}$  6,2 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  gestartet werden (Fall 1) oder mit  $\nu a_y = D_{\mu_{\max}}$  erst 3,65 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  (Fall 2). Auf die Kurven in Abbildung 5-10 hat  $\mu_{\max}$  keinen Einfluss, auf die Betrachtung der verbleibenden Geschwindigkeit hingegen schon. Im Beispielszenario wird ein Reibwert von  $\mu_{\max} = 0,7$  angenommen. Abbildung 5-11 zeigt dafür die Geschwindigkeit des Egofahrzeugs, mit der es abhängig von Startpunkt und Höhe der applizierten Querbewegung an dem Kollisionsobjekt 1 m vor  $\mathbf{p}_{S,D_{\mu_{\max}}}$  vorbeifährt bzw. mit dem Objekt kollidiert. In Fall 1 folgt ein verbleibendes  $v_{ego} = 14,8$  km/h, in Fall 2 verbleibt  $v_{ego} = 25,7$  km/h. Die verbleibende kinetische Energie ist in Fall 2 folglich dreimal so hoch wie in Fall 1. Bei früherem Lenkeingriff ist zum Erreichen der gleichen Ausweichdistanz durch das größere verbleibende Bremspotenzial also eine größere Geschwindigkeitsreduktion bis zum Hindernis möglich.

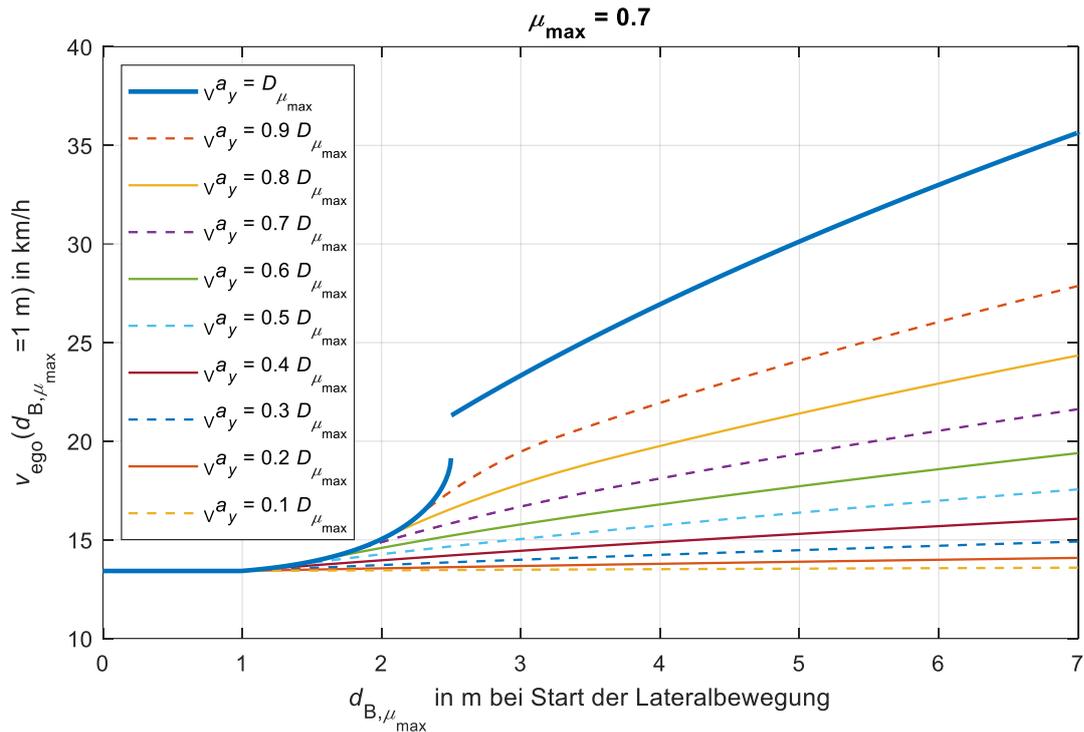


Abbildung 5-11: Geschwindigkeit des Egofahrzeugs 1 m vor  $p_{S,D,\mu_{\max}}$  über dem Startpunkt der Lateralbewegung für verschiedene  $v a_y$ .

Die Unstetigkeit bei  $v a_y = D \mu_{\max}$  resultiert daraus, dass bei einem Lenkeingriff bei  $d_{B,\mu_{\max}} > 2,5$  m noch  $\kappa < \kappa_{\max}$  gilt. Das bedeutet, dass keine kinematische Einschränkung für  $v a_y$  vorliegt, fortan das gesamte Kraftschlusspotenzial in  $v a_y$  fließt und  $v_{\text{ego}}$  folglich konstant bleibt. Erfolgt der Lenkeingriff hingegen bei  $d_{B,\mu_{\max}} < 2,5$  m, ist mit  $\kappa = \kappa_{\max}$  das kinematische Limit der Lateralbewegung bereits erreicht, wodurch  $v a_y = D \mu_{\max}$  nicht mehr umsetzbar ist. Damit verbleibt ein Teil des Kraftschlusspotenzials für die Längsverzögerung, wodurch  $v_{\text{ego}}$  reduziert wird, in der Folge noch kleinere  $v a_y$  erreichbar sind und entsprechend noch stärkere Längsverzögerungen erreicht werden.

## 6 Architektur

In diesem Kapitel wird zur Beantwortung von *FF3* eine beispielhafte Gesamtarchitektur des SC-Moduls hergeleitet. Dies erfolgt auf Basis der in Kapitel 4 abgeleiteten erforderlichen Submodule sowie unter Berücksichtigung der in Kapitel 5.4 definierten NM-Strategie. Anschließend wird anhand einer generischen Architektur zur Verhaltensabsicherung verifiziert, dass alle erforderlichen Funktionalitäten in der SC-Architektur enthalten sind.

### 6.1 Gesamtarchitektur des SC-Moduls

Neben den sieben in Kapitel 4.2.4 zusammengefassten Submodulen zur Prüfung der Zuverlässigkeit des ADS und der Solltrajektoriensicherheit sind für die Verarbeitung der Ergebnisse daraus noch weitere Submodule erforderlich. Für die vom SC-Modul an den Trajektorienregler ausgesendete Trajektorie gibt es grundsätzlich zwei Möglichkeiten. Wird das ADS und die Solltrajektorie des Trajektorienplaners von keinem Submodul als unsicher bewertet, wird ebendiese Solltrajektorie weitergeleitet. Andernfalls wird entsprechend Anforderung 3 aus Kapitel 4 eine alternative Trajektorie ausgehend vom aktuellen dynamischen Zustand des Egofahrzeugs bis zum Erreichen eines risikominimalen Zustands an den Trajektorienregler gesendet. Dafür werden Submodule zur Trajektorienauswahl und zur Nottrajektorien-generierung in der SC-Architektur vorgesehen. Welche Nottrajektorie abhängig von der Art der erkannten Unsicherheit generiert wird, wurde in Kapitel 5.4 diskutiert.

Somit ergeben sich neun Submodule für die SC-Architektur:

1. Prüfung des Systemgesundheitszustands
2. Plausibilisierung der Sensordaten (inertiale Sensoren, Radar und Lidar)
3. Plausibilisierung der Objektliste
4. Kritikalitätsprüfung aller Objekten im absicherungsrelevanten Bereich
5. Prüfung der Verhaltensraumkonformität
6. Prüfung der Trajektorienstabilität
7. Prüfung der physikalischen Durchführbarkeit der Trajektorie
8. Nottrajektorien-generierung
9. Trajektorienauswahl

Es wird ausdrücklich darauf hingewiesen, dass die Gliederung in genau diese neun Submodule einer gewissen Willkür unterliegt und auch die folgenden Ausführungen in diesem Kapitel keineswegs die einzig valide Architektur darstellen. So könnten bspw. die Submodule 8 und 9 auch zu einem zusammengefasst werden, sind hier zur klareren funktionalen Trennung aber separiert. Die Sensordatenplausibilisierung hingegen könnte auch auf mehrere Submodule aufgeteilt werden, die dann jeweils nur einen bestimmten Sensortyp behandeln, sind hier aufgrund der funktionalen Ähnlichkeit und zur besseren Übersichtlichkeit der Gesamtarchitektur aber zusammengefasst.

In Abbildung 6-1 ist eine beispielhafte Architektur des SC-Moduls mit allen Submodulen und Signalflüssen abgebildet. Auf der linken Seite finden sich die Submodule 1 bis 7 entsprechend obiger Auflistung. Mit Ausnahme der Objektlistenplausibilisierung, deren Ergebnis direkt an die Objektkritikalitätsprüfung gesendet wird, haben alle Submodule zur Sicherheitsprüfung jeweils drei Signalausgänge: ein boolesches Sicherheits-Flag  $\varsigma$  mit den Werten

$$\varsigma = \begin{cases} 1, & \text{wenn sicher} \\ 0, & \text{wenn unsicher} \end{cases} \quad (6.1)$$

eine zur Kollisionsvermeidung erforderliche Verzögerung  $D_{req}$ , welche die Kritikalität der aktuellen Situation quantifiziert und die Art der vorliegenden Unsicherheit  $K$ , welche in Form einer Aufzählungsvariablen („enum“) Auskunft über das Submodul gibt, das die Unsicherheit detektiert hat. Wird ein kollisionskritisches Objekt identifiziert, werden von Submodul 4 zusätzlich Informationen zu Pose und Dynamik dieses Objekts an die Nottrajektorien-generierung gesendet. Die Nottrajektorien-generierung erhält durch weitere Signaleingänge außerdem die aktuelle und vorherige Solltrajektorie  $\mathcal{T}_j$  und  $\mathcal{T}_{j-1}$ ,  $K$ ,  $D_{req}$ , den momentanen dynamischen Zustand des Egofahrzeugs sowie die plausibilisierte Objektliste  $\mathcal{L}_{obj,pl}$  zur abschließenden Kollisionsprüfung der Nottrajektorie  $\mathcal{T}_{em}$ .

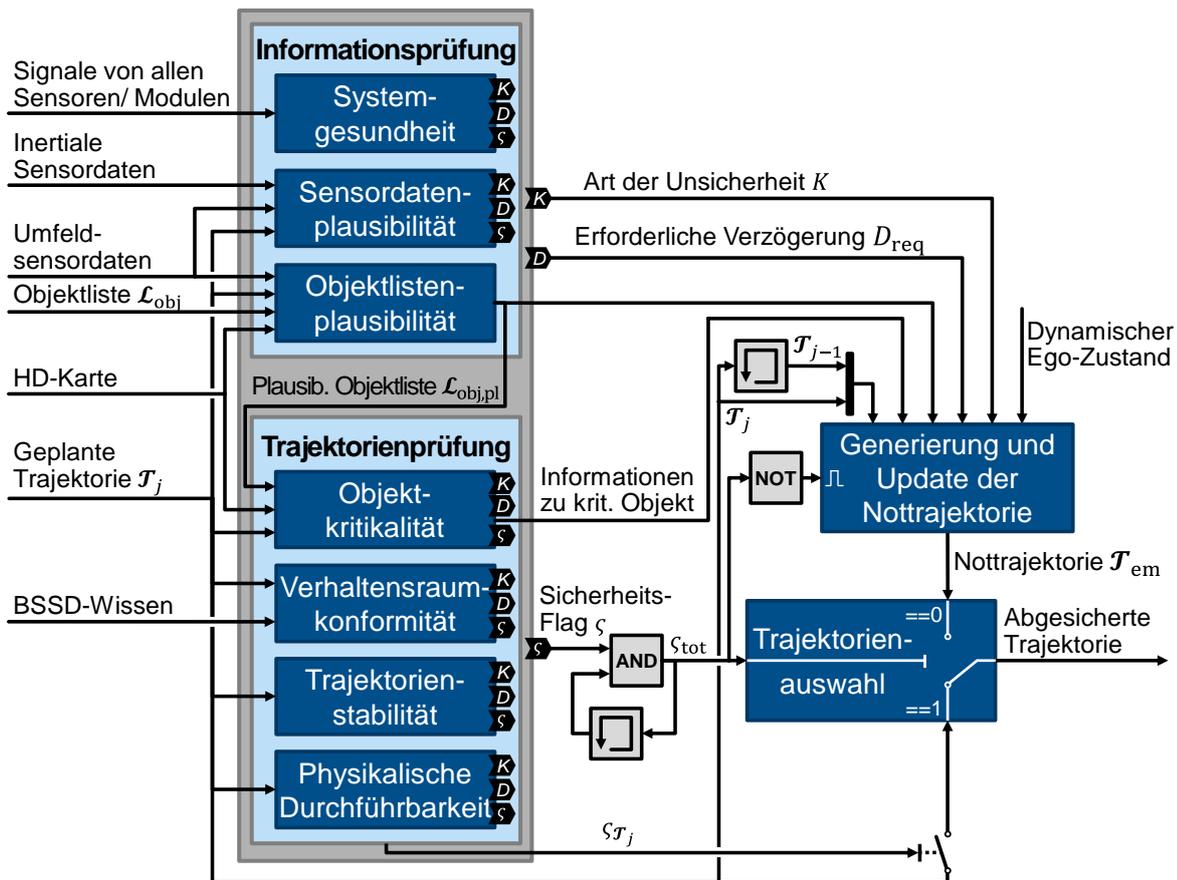


Abbildung 6-1: Architektur des SC-Moduls. Sobald ein beliebiges Submodul einen unsicheren Zustand detektiert und das Sicherheits-Flag  $\varsigma$  auf 0 setzt, wird die Nottrajektorien-generierung aktiviert und von der Trajektorienauswahl die Nottrajektorie statt der vom Trajektorienplaner geplanten Trajektorie an den Trajektorienregler gesendet.

Das Sicherheits-Flag  $\zeta_{\text{tot}}$  zur Beschreibung des Sicherheitszustands des gesamten ADS ergibt sich aus der logischen UND-Verknüpfung des bisherigen  $\zeta_{\text{tot}}$  mit dem von einem beliebigen Submodul ausgesendeten  $\zeta$ . Damit gilt  $\zeta_{\text{tot}} = 0$ , sobald eines der Submodule 1 bis 7 einen unsicheren Zustand detektiert hat. Eine Rückkehr zum Wert 1 ist unabhängig von  $\zeta$  nicht möglich. Die Bedeutung des Wertes von  $\zeta_{\text{tot}}$  ist analog zur Definition von  $\zeta$  in Gleichung (6.1). Das Submodul zur Nottrajektoriengenerierung bzw. zum Update von  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  wird durch die logische Negation bei  $\zeta_{\text{tot}} = 0$  ausgeführt. Die Nottrajektorie wird demnach immer erst bei Bedarf erstellt, um angemessen auf eine Unsicherheit wie kritische Objekte reagieren zu können. Für Unsicherheiten aus der Prüfung der Systemgesundheit oder der Sensordatenplausibilität, bei denen situationsunabhängig immer die gleiche NM-Strategie mit gleicher Verzögerung vorgesehen ist, lässt sich  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  theoretisch auch schon vorab berechnen. Die Rechenzeit zur Generierung einer Notstopptrajektorie auf Basis von  $\mathcal{T}_{j-1}$  liegt mit der im Testfahrzeug während des ADS-Betriebs vorhandenen Rechenleistung jedoch in der Größenordnung  $< 1$  ms und wird daher als vernachlässigbar angesehen. Beim erstmaligen Aufruf wird  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  ausgehend vom aktuellen dynamischen Zustand des Egofahrzeugs sowie  $\mathcal{S}_{\text{em}}$  und  $D_{\text{req}}$  neu generiert. Sind keine zuverlässigen Umfeldinformationen mehr vorhanden, wird  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  in den nachfolgenden Zeitschritten jeweils aktualisiert, indem die bereits abgefahrenen Punkte der Nottrajektorien entfernt werden. Das Egofahrzeug wird dann also im Open-Loop-Modus in den Stillstand bewegt. Sind während der Ausführung von  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  weiterhin zuverlässige Umfeldinformationen verfügbar, wird vor jedem ausgesendeten Update von  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  geprüft, ob diese Trajektorie noch ausreichend sicher ist oder ob durch ein unerwartet verändertes dynamisches Umfeld eine Abweichung von der ursprünglichen  $\mathcal{T}_{\text{em}}$ -Planung notwendig ist.

Das Submodul zur Trajektorienauswahl hat drei Eingänge:  $\zeta_{\text{tot}}$ , die aktuelle Solltrajektorie des Trajektorienplaners  $\mathcal{T}_j$  und die Nottrajektorie  $\mathcal{T}_{\text{em}}$ . Solange  $\zeta_{\text{tot}} = 1$  ist und der momentane ADS-Zustand sowie  $\mathcal{T}_j$  somit als sicher gelten, wird  $\mathcal{T}_j$  als abgesicherte Trajektorie an den Trajektorienregler weitergeleitet. Damit  $\mathcal{T}_j$  erst nach erfolgter Trajektorienprüfung an den Regler gesendet wird, läuft das  $\mathcal{T}_j$ -Signal durch einen Schalter, der vom Sicherheits-Flag  $\zeta_{\mathcal{T}_j}$  der gesamten Trajektorienprüfung geschlossen wird, wenn  $\zeta_{\mathcal{T}_j} = 1$  gilt. Diesen Wert nimmt  $\zeta_{\mathcal{T}_j}$  immer dann an, wenn alle vier Submodule in der Trajektorienprüfung die Sicherheit von  $\mathcal{T}_j$  bestätigt haben. Anschließend springt  $\zeta_{\mathcal{T}_j}$  sofort zurück auf 0 und der Schalter öffnet sich wieder. Bei  $\zeta_{\text{tot}} = 0$  wird der Schalter innerhalb der Trajektorienauswahl auf den Eingang der Nottrajektorie umgelegt, um  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  an den Trajektorienregler zu senden. Die Trajektorienauswahl wird bei  $\zeta_{\text{tot}} = 0$  also durch jede eingehende Nottrajektorie getriggert und bei  $\zeta_{\text{tot}} = 1$  durch jede Trajektorie, deren Sicherheit durch Submodule 4 bis 7 bestätigt wurde. Durch welche Eingänge die anderen Submodule getriggert werden, wird bei der jeweiligen Implementierungsbeschreibung in Kapitel 7 vorgestellt.

Erst wenn das Fahrzeug bei Ausführung der Nottrajektorie den Stillstand erreicht hat, ist es möglich,  $\zeta_{\text{tot}}$  durch den manuellen Neustart des ADS auf den Wert 1 zurückzusetzen. Ohne den bewussten Befehl einer ADS-aktivierungsberechtigten Person ist eine weitere Nutzung

der automatisierten Fahrfunktion somit nicht möglich. Wird  $\zeta_{\text{tot}}$  auf 1 zurückgesetzt, obwohl nach wie vor funktionale Unzulänglichkeiten im ADS vorliegen, fällt  $\zeta_{\text{tot}}$  umgehend wieder zurück auf 0. Das Egofahrzeug kann bei einem vorliegenden unsicheren Zustand folglich nicht automatisiert losfahren, was so auch explizit vom Bundesministerium für Digitales und Verkehr gefordert ist<sup>176</sup>.

## 6.2 Abgleich mit generischer Architektur zur Verhaltensabsicherung

In einer vorherigen Veröffentlichung<sup>177</sup> des Autors wurde die funktionale Architektur eines Moduls zur Überwachung der Verhaltenssicherheit bereits in generischer Form vorgestellt. Die notwendigen funktionalen Submodule sind in folgender Abbildung dargestellt.

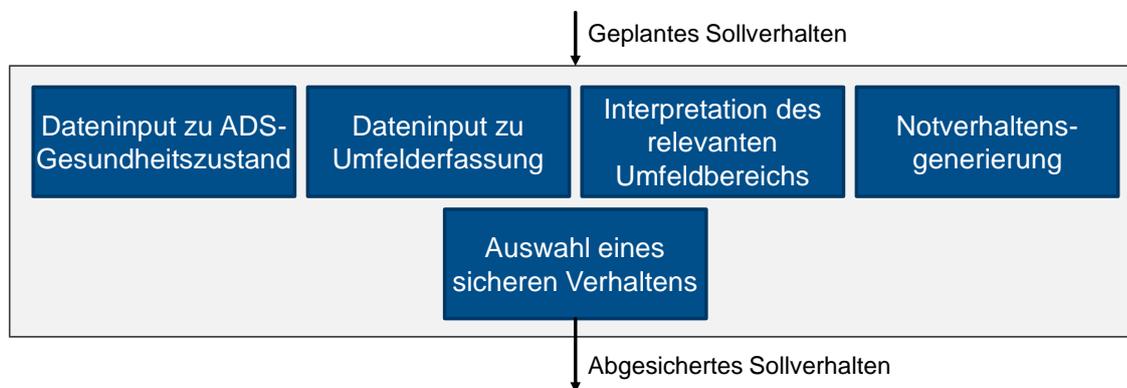


Abbildung 6-2: Generische funktionale Architektur eines Moduls zur Verhaltensabsicherung automatisierter Fahrzeuge<sup>177</sup>.

Durch das Submodul „Dateninput zu ADS-Gesundheitszustand“ in Abbildung 6-2 werden Informationen über die Fähigkeiten und den Gesundheitszustand aller ADS-Module empfangen. Im SC-Modul ist diese Funktion durch Submodul 1 abgedeckt, wo zwar kein direkter Dateninput zum ADS-Gesundheitszustand vorhanden ist, die Systemgesundheit aber durch Signale von allen Sensoren und Modulen bewertet wird. „Dateninput zu Umfelderkennung“ ist im SC-Modul durch die Signaleingänge aus der Umfeldsensorik gegeben. Zusammen mit der „Interpretation des relevanten Umfeldbereichs“ wird die Voraussetzung zur Überprüfung erfüllt, ob das geplante Sollverhalten sicher und kollisionsfrei ist. Dies ist im SC-Modul durch die Submodule der Objektlistenplausibilisierung und der Objektkritikalitätsprüfung umgesetzt. Die Submodule zur „Notverhaltensgenerierung“ sowie zur „Auswahl eines sicheren Verhaltens“ sind im SC-Modul ebenfalls in nahezu identischer Form vorhanden.

<sup>176</sup> BMDV: Regelung des Betriebs von automatisierten Kfz (2022), S. 27.

<sup>177</sup> Popp, C. et al.: Maintain a Safe State in AV (2022), S. 40.

Die generischen Mindestanforderungen aus Abbildung 6-2 an die funktionalen Submodule der SC-Architektur sind somit allesamt erfüllt. Darüber hinaus sind durch die Sensordatenplausibilisierung und die mehrschichtige Trajektorienprüfung noch weitere Absicherungsfunktionen im SC-Modul enthalten, die in der generischen Architektur nicht vorhanden sind.

## 7 Konkretisierung und Implementierung der Submodule

In diesem Kapitel wird zur Beantwortung von *FF4* beispielhaft vorgestellt, wie die zur Sicherheitsprüfung verwendeten Submodule implementiert werden. Auf die Trajektorienprüfung bzgl. Verhaltensraumkonformität wird hier nicht eingegangen, da diese Funktionalität mit einem extern definierten Verhaltensraum sehr simpel ist. Dieses Submodul prüft lediglich, ob der in der jeweiligen Situation vorliegende Verhaltensraum durch die geplante Trajektorie hinsichtlich verschiedener konkreter Parameter wie z. B. der erlaubten Höchstgeschwindigkeit eingehalten wird oder nicht. Diese Parameter sind auch von der genauen Spezifikation des Verhaltensraums abhängig, die im Rahmen dieser Dissertation nicht im Detail diskutiert wird.

### 7.1 Prüfung des Gesundheitszustands des ADS

Um für alle Elemente des ADS zu prüfen, ob sie noch lauffähig sind, greift das SC-Modul auf mindestens ein ausgesendetes Topic, also ein Ausgangssignal von jedem Modul und Sensor zu. Bei jeder empfangenen Nachricht wird zum entsprechenden Topic der Empfangszeitpunkt gespeichert. Anhand dessen wird alle 100 ms für jedes Topic geprüft, wie alt die letzte empfangene Nachricht ist. Übersteigt das Alter die doppelte Zeitdauer des üblichen zeitlichen Abstands zweier Nachrichten, wird durch diesen Timeout das Sicherheits-Flag  $\zeta$  auf 0 gesetzt und das Fahrzeug mit der Notverzögerung  $D_{eb}$  in einen risikominimalen Zustand überführt. Ein Modul- oder Sensorabsturz führt somit spätestens nach der Zeitdauer

$$\tau_{\max, \text{timeout}} = \frac{2}{f_{\text{send}}} + 100 \text{ ms} \quad (7.1)$$

zum Einleiten des Notmanövers, wobei  $f_{\text{send}}$  der üblichen Sendefrequenz eines Topics entspricht. Die Inhalte der Nachrichten werden hier nicht plausibilisiert. Lediglich anhand eines vor dem Senden aktiv gesetzten Zeitstempels der Nachrichten wird sichergestellt, dass zu einem Topic nicht wiederholt ein und dieselbe Nachricht gesendet wird.

Ein Ausfall des SC-Moduls wird vom Trajektorienregler erkannt, wenn er keine neuen Trajektorien mehr empfängt. In diesem Fall leitet er selbständig eine Verzögerung in den Stillstand entlang des Pfades der letzten empfangenen Trajektorie ein. Ein alternatives Konzept für die SC-Modul-Überwachung, das keine Notfunktion des Trajektorienreglers erfordert, ist bspw. ein zusätzliches Überwachungsmodul wie bei Hörwick<sup>178</sup> (vgl. Abbildung 2-9, S. 17).

---

<sup>178</sup> Hörwick, M.: Diss., Sicherheitskonzept für Fahrerassistenzsysteme (2011), S. 56.

## 7.2 Sensordatenplausibilisierung

Das Submodul zur Plausibilisierung von Sensordaten wird immer dann ausgeführt, wenn neue Sensordaten bei diesem Submodul ankommen. Die Ausführungen zu diesem Submodul sind im Folgenden unterteilt in die Betrachtung von inertialen Sensoren und Umfeldsensoren. Bei Letzteren wird die Plausibilität der Daten aus Lidar- und Radarsensoren überprüft. Verfügen Sensoren über eine Selbstwahrnehmung zur eigenständigen Erkennung eingeschränkter Funktionsfähigkeit, sind diese Informationen ebenfalls für die Bewertung der Vertrauenswürdigkeit der Sensordaten nutzbar. In diesem Kapitel werden Möglichkeiten zur Sensordatenplausibilisierung ohne Verwendung von Selbstwahrnehmungsinformationen diskutiert.

### 7.2.1 Inertiale Sensoren

Zu den inertialen Fahrzeugsensoren zählen Raddrehzahlsensoren, Lenkwinkelsensoren, translatorische Beschleunigungs- und rotatorische Geschwindigkeitssensoren in jeweils drei Raumrichtungen sowie eine GNSS-Antenne. Zur rein signalbasierten Plausibilisierung einzelner Sensoren beschreibt Isermann<sup>179</sup> verschiedene Ansätze. Darüber hinaus stellen Vermold und Saeger<sup>180</sup> redundanz- sowie modellbasierte Optionen zur Plausibilitätsprüfung vor. Modellbasiert arbeitet auch das System von Fennel und Ding<sup>181</sup> zur Überwachung von ESP-Sensoren. Für die Bestimmung des dynamischen Zustands des Egofahrzeugs sind die Informationen einzelner Sensoren auch bei korrekter Funktionsweise unzulänglich, daher werden sie fusioniert. Durch die Verwendung eines Kalman-Filters lässt sich neben der Schätzung nicht messbarer Zustandsgrößen des Fahrzeugs<sup>182,183</sup> auch die Stimmigkeit verschiedener Sensordaten anhand eines dynamischen Fahrzeugmodells prüfen. Yavvari et al.<sup>184</sup> nutzen darüber hinaus einen statistikbasierten Ansatz zur Plausibilisierung des dynamischen Zustands des Egofahrzeugs.

Die mit dem Stand der Technik erreichbare Zuverlässigkeit der daraus resultierenden fahrdynamischen Informationen wird als ausreichend für die automatisierte Fahraufgabe angesehen. Da in diesem Themenfeld keine neuen wissenschaftlichen Erkenntnisse erwartet werden, wird im Rahmen dieser Dissertation nicht weiter auf die Plausibilisierung inertialer Sensordaten eingegangen.

---

<sup>179</sup> Isermann, R.: Fault-Diagnosis Applications (2011), S. 24–30.

<sup>180</sup> Vermold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006).

<sup>181</sup> Fennel, H.; Ding, E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000).

<sup>182</sup> Venhovens, P.J.TH.; Naab, K.: Vehicle Dynamics Estimation Using Kalman Filters (1999).

<sup>183</sup> Best, M.C. et al.: Kalman Filter for Vehicle State Estimation (2000).

<sup>184</sup> Yavvari, C. et al.: Vehicular Dynamics Based Plausibility Checking (2017).

## 7.2.2 Umfeldsensoren

Goelles et al.<sup>185</sup> präsentieren einen Literaturüberblick zur Erkennung funktionaler Unzulänglichkeiten bei Umfeldsensoren. Das umfasst u. a. Ansätze zur Überwachung der ausgesendeten Sensordaten (z. B. durch Abgleich mit einem Sensormodell), zum Abgleich der Sensordaten mit Ground-Truth-Informationen oder zum Vergleich der Daten verschiedener Sensoren gleichen oder unterschiedlichen Funktionsprinzips.

Bei ausschließlicher Betrachtung der Daten eines Einzelsensors ist zunächst die Identifizierung von robust beschreibbaren Plausibilitätsmerkmalen erforderlich, deren Ausprägung sich bei voll funktionsfähigem Sensor situationsunabhängig stets in einem bestimmten Wertebereich befindet. Weicht die Ausprägung eines dieser Merkmale von seinem üblichen Wertebereich ab, liegen unplausible Sensordaten vor. Treten trotz voller Funktionsfähigkeit in bestimmten Situationen Abweichungen vom Regelverhalten auf, ist die Verwendung des Plausibilitätsmerkmals dennoch möglich, sofern diese Ausnahmesituationen erkennbar sind. Ein Beispiel dazu wird im Folgenden beschrieben.

In den vom Autor betreuten Masterthesen von Stähler<sup>186</sup> und Dedic<sup>187a</sup> wurden verschiedene Methoden zur Plausibilisierung von Umfeldsensordaten diskutiert und zum Teil implementiert und getestet. Der vielversprechendste Ansatz daraus dient der Erkennung von Teilblindheiten bei Lidarsensoren. Dafür werden alle Detektionen der Punktwolke eines Messzeitschritts jeweils einer Zelle eines zweidimensionalen Belegungsgitters mit den Dimensionen Azimut und Elevation zugeordnet (siehe Abbildung 7-1 a)). Die in Richtung Boden ausgesendeten Lidarstrahlen werden von der Fahrbahn oder Objekten reflektiert und führen so stets zu Detektionen im niedrigen Elevationsbereich. Demnach sind die entsprechenden Zellen im Belegungsgitter stets mit der etwa gleichen Anzahl an Detektionen befüllt. Enthalten manche dieser Zellen keine Detektionen, liegt eine Teilblindheit in diesem räumlichen Winkelbereich vor, die bspw. durch eine partielle Verschmutzung durch Fremdkörper auf dem Sensor verursacht ist. Überschreitet die Zeitdauer einer Teilblindheit im selben Winkelbereich einen kritischen Grenzwert, gilt der Sensor als nicht mehr zuverlässig, was ein NM gemäß Kapitel 5.4 zur Folge hat.

Das Beispiel in Abbildung 7-1 a) zeigt eine Messung mit dem linken Velodyne-Lidar in einer Wohngebietszene mit krümmungsfreier Straße. In Fahrtrichtung, also bei Azimut = 0, liegen bei positiven, überhorizontalen Elevationswinkeln erwartungsgemäß kaum Detektionen über der Fahrbahn vor. In den anderen Azimut-Bereichen sind durch umliegende Gebäude auch bei höherer Elevation Detektionen vorhanden. Der detektionslose Bereich unten rechts in Abbildung 7-1 a) entspricht dem Dach des Egofahrzeugs im FoV des Lidars, wo in den untersten Layern keine Signale zum Sensor reflektiert werden. Dieser Effekt tritt in diesem

---

<sup>185</sup> Goelles, T. et al.: FDIIR Methods for Perception Sensors (2020).

<sup>186</sup> Stähler, C.: Plausibilisierung von Umfeldsensordaten (2021).

<sup>187</sup> Dedic, J.: Sensordatenplausibilisierung durch Detektionscharakteristika (2021). a: -; b: S. 46 f.; c: S. 57-65.

Bereich permanent auf, daher wird der Bereich für die Teilblindheitserkennung ignoriert. Die detektionsarmen Zellen im Azimutbereich  $60^\circ$ - $140^\circ$  bei negativer Elevation entstehen durch Fensterscheiben von geparkten Fahrzeugen und resultieren folglich ebenfalls nicht aus funktionalen Unzulänglichkeiten des Sensors. Im Ausschnitt der zugehörigen Punktwolke in Abbildung 7-1 b) sind die lückenhaften Detektionen im Fensterbereich des Fahrzeugs bei  $d_x = 0$ - $2$  m zu erkennen. Weiter links in der Abbildung befinden sich nebeneinander zwei in  $v_y$ -Richtung geparkte Fahrzeuge, deren Heckscheiben im Belegungsgitter im Elevationsbereich um  $-2^\circ$  und im Azimutbereich um  $120^\circ$  zu sehen sind. Diese vermeintlich blinden Sensorbereiche werden von Dedic herausgefiltert, indem Bounding-Boxen zu Objekten erstellt werden, in deren räumlichem Winkelbereich erkannte Teilblindheiten folglich ignoriert werden<sup>187b</sup>.

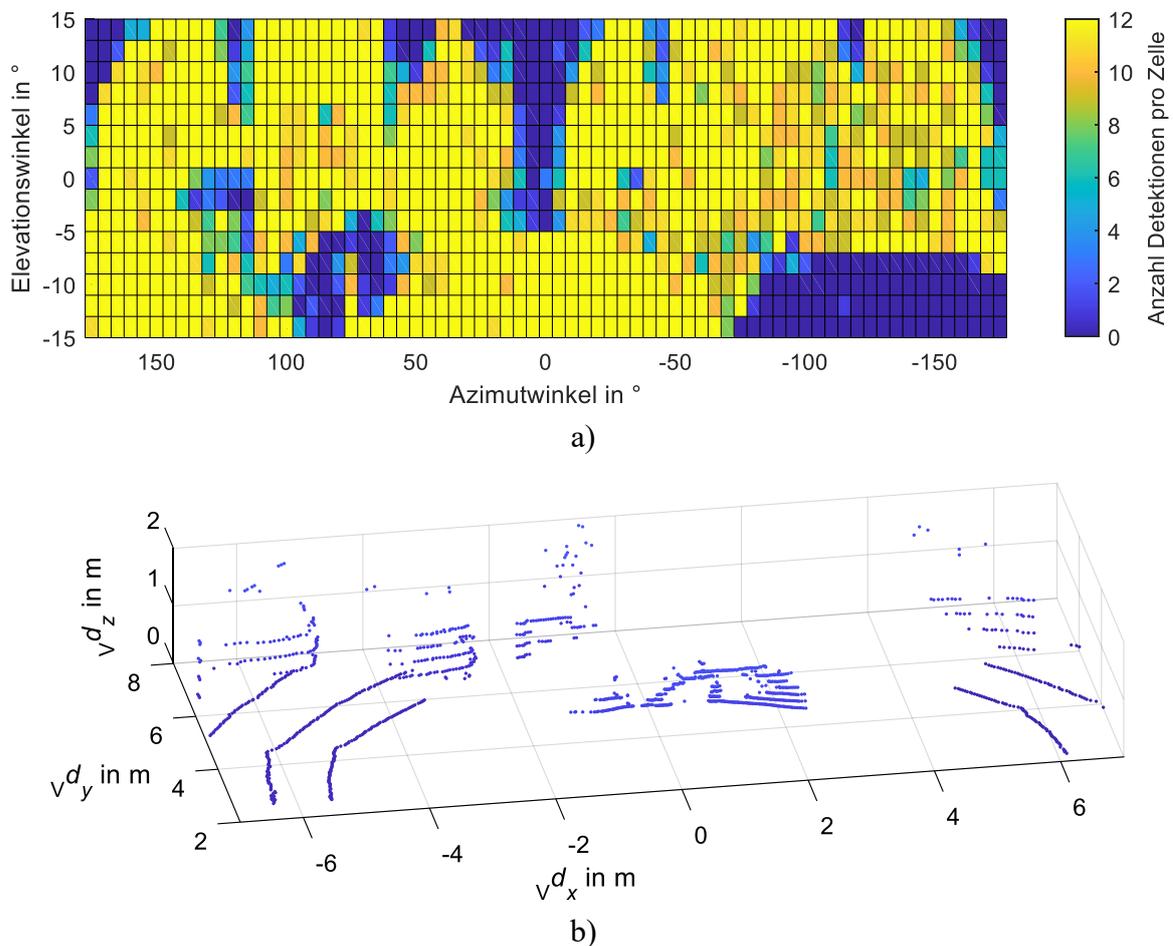


Abbildung 7-1: a) Belegungsgitter mit Anzahl Detektionen pro Raumwinkelzelle (Darstellung nach Dedic<sup>187b</sup>); b) Ausschnitt der zugehörigen Punktwolke mit Fahrzeugen, deren Scheiben zu detektionslosen Zellen im Azimutbereich  $60^\circ$ - $140^\circ$  führen.

Auch durch Pfützen auf der Fahrbahn besteht die Möglichkeit, dass Lidarstrahlen nicht zum Sensor reflektiert, sondern weggespiegelt werden, was ebenfalls zu unbelegten Gitterzellen im entsprechenden Winkelbereich führt. Durch die Bewegung des Egofahrzeugs bleiben diese detektionslosen Bereiche aber im Allgemeinen zeitlich nicht im selben Winkelbereich und sind damit von Sensorverschmutzungen unterscheidbar. Für Elevationsbereiche, die aus Sensorperspektive über dem Horizont liegen, ist die vorgestellte Teilblindheitserkennung

nicht zuverlässig anwendbar. Unter der Annahme, dass kollisionskritische Objekte auf dem Boden stehen, ist eine nicht erkannte Sichteinschränkung des Sensors in überhorizontalen Elevationsbereichen aber auch weniger kritisch als im unterhorizontalen Bereich. Für tiefergehende Diskussion sowie Test und Evaluation der vorgestellten Methode zur Teilblindheitserkennung wird auf die Arbeit von Dedic<sup>187a</sup> verwiesen.

Dedic stellt außerdem eine Methode zur Erkennung von Dekalibrierung im Sinne einer translatorischen oder rotatorischen Verschiebung des Sensors vor. Hier bedient er sich allerdings der speziellen Gegebenheit, dass von Teilen des von ihm verwendeten Forschungsfahrzeugs permanent Detektionspunkte im FoV des Sensors vorliegen, welche als Ground-Truth-Information verwendet werden. Verändert sich die Position dieser Detektionen im Koordinatensystem des Sensors, liegt eine Dekalibrierung vor.<sup>187c</sup>

Liegen keine solchen Ground-Truth-Informationen vor, besteht die Möglichkeit der Verwendung von Bodendetektionen, deren Position sich im fahrzeug- oder sensorfesten Koordinatensystem bei ebener Fahrbahn ausschließlich durch Wank-, Nick- oder Vertikalbewegungen des Fahrzeugs verändert. Informationen zu den genannten Bewegungen liegen durch die inertielle Messeinheit vor. Alternativ ist denkbar, stationäre Objekte aus der Punktwolke zu erkennen und deren Relativbewegung zu beobachten. Bspw. bewegen sich stationäre Objekte bei Geradeausfahrt und in Fahrtrichtung ausgerichtetem Sensor mit konstantem relativen Lateralabstand durch das FoV, was bei verdrehtem Sensor nicht der Fall ist.

Weitere Methoden zur Plausibilitätsprüfung von Umfeldsensoren werden von Stähler diskutiert. Dort werden unter anderem Ansätze für Lidar und Radar erörtert, die mit Kreuzkorrelation zeitlich aufeinanderfolgender Punktwolken<sup>188a</sup> oder dem zeitlichen Verlauf von maximalen Detektionsreichweiten<sup>188b</sup> arbeiten. Die in Kapitel 4.2.2.4 geforderte Erkennung der Über-/Unterfahrbarkeit von Detektionspunkten erfolgt implizit mit der Objektlistenplausibilisierung im folgenden Kapitel und wird im Kontext der Sensordatenplausibilisierung daher nicht behandelt.

### 7.3 Objektlistenplausibilisierung

Das Ziel der Objektlistenplausibilisierung ist einerseits die Falsifizierung von dynamischen Objekteigenschaften, andererseits die Identifizierung von FN-Objekten, die für das Egofahrzeug potenziell kollisionskritisch sind. Für die Falsifizierung der Objektdynamik werden aufgrund ihrer zuverlässigen und direkten Messung der relativen Radialgeschwindigkeit Radar-Informationen verwendet. Wenn bei einem Objekt die Abweichung zwischen den Geschwindigkeitsinformationen aus der Perzeptions-Objektliste  $\mathcal{L}_{obj}$  und der Radar-Objektliste  $\mathcal{L}_{obj,ra}$  bzw. einzelnen Objektdetektionspunkten einen Grenzwert überschreitet, wird der Ob-

---

<sup>188</sup> Stähler, C.: Plausibilisierung von Umfeldsensordaten (2021). a: S. 31-33; b: S. 40-43.

jektlisteneintrag um eine entsprechende Information ergänzt. Diese wird in der Objektkritikalitätsprüfung dann in Form von vergrößerten Pufferbereichen in der prädierten Objektbewegung berücksichtigt.

Der Fokus liegt in diesem Kapitel auf der Identifizierung von FN-Objekten. Das im Folgenden detaillierter beschriebene Vorgehen sieht vor, zunächst alle Detektionspunkte zu entfernen, die nicht zu FN-Objekten gehören. Die verbleibenden Detektionspunkte werden anschließend zu Objekten geclustert, welche in die plausibilisierte Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj},\text{pl}}$  aufgenommen werden. Um Latenzen im SC-Modul zu minimieren, wird die Objektlistenplausibilisierung durch den Empfang einer Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  getriggert und anhand der Umfeldsensordaten aus Lidar und Radar durchgeführt, die zur Erstellung von  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  verwendet wurden. Je nach Rechenzeit in der Generierung von  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  sind dies ggf. nicht die aktuellsten Sensordaten, dafür sind sie zeitlich konsistent mit der zu plausibilisierenden Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$ . Unter der Annahme, dass die Rechenzeit für die Sensordatenplausibilisierung kürzer als für die  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$ -Generierung ist, ist die Plausibilität der verwendeten Sensordaten aber bereits überprüft und die Voraussetzung der Vertrauenswürdigkeit dieser Sensordaten somit erfüllt.

### 7.3.1 Detektion von FN-Objekten durch Lidarpunkte

Lidar-Detektionen ermöglichen im Allgemeinen ein besser aufgelöstes geometrisches Modell von Objekten als Radar-Detektionen. Das gilt zumindest für die aktuellen marktüblichen und auch die im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Sensoren, für hochauflösende Radare der nächsten Generation mag diese Aussage korrekturbedürftig sein. Der Fokus in der Objektlistenplausibilisierung liegt daher zunächst auf den Lidar-Informationen.

Im ersten Schritt werden bei allen Lidar-Sensoren aus der jeweiligen Punktwolke die Bodpunkte entfernt, welche durch Reflexionen der Fahrbahnoberfläche entstehen. Ist eine entsprechende Klassifikation der Punkte durch den Sensor nicht verfügbar, wird die Fahrbahnebene mittels RANSAC-Algorithmus approximiert. Je mehr der dafür verwendeten Punkte tatsächlich zur Fahrbahnoberfläche gehören, desto bessere Ergebnisse werden aus dieser Approximation erwartet. Punkte werden daher nur dann zur Schätzung der Fahrbahnebene verwendet, wenn ihr maximaler Abstand zum geplanten Pfad  $\mathcal{S}_j$  2 m beträgt, da unter Annahme eines funktionsfähigen Trajektorienplaners im geplanten Fahrschlauch unmittelbar vor dem Egofahrzeug kaum Objekte und somit viele Bodendetektionen erwartet werden. Sollte diese Annahme nicht zutreffen und daraus eine schlechte Approximation der Bodenebene resultieren, besteht lediglich die Gefahr, Bodpunkte nicht als solche zu erkennen und daraus fälschlicherweise Objekte zu bilden, welche ggf. kollisionskritisch sind und einen Noteingriff durch das SC-Modul zur Folge haben. Zusätzlich werden die Punkte nach ihrer  $z$ -Position vorgefiltert und nicht zur Bestimmung der Bodenebenen verwendet, wenn  $z > 0,5$  m gilt. Alle Lidarpunkte, deren Abstand zur RANSAC-Fahrbahnebene die Bodfreiheit des Egofahrzeugs unterschreitet, werden zu den Bodpunkten gezählt und für die weiteren Verarbeitungsschritte ausgeschlossen. Punkte, deren Abstand zur Fahrbahnebene

die Höhe des Egofahrzeugs übersteigt, sind ebenfalls nicht kollisionskritisch und somit irrelevant. Nach der sensorindividuellen Entfernung von über- und unterfahrbaren Punkten werden die verbleibenden Punkte aller Sensoren in eine Punktemenge zusammengeführt und fortan zusammen betrachtet.

Weitere Punkte, die zur Identifizierung kollisionskritischer FN-Objekte nicht benötigt und durch einfache geometrische Bedingungen herausgefiltert werden, sind Reflexionen vom Egofahrzeug selbst und Punkte außerhalb des absicherungsrelevanten Bereichs. Erstere sind vorhanden, wenn ein Sensor z. B. auf dem Fahrzeugdach montiert ist und weitere Sensoraufbauten im dreidimensionalen FoV liegen. Beim absicherungsrelevanten Bereich, der u. a. durch den Pfad der Solltrajektorie definiert wird (vgl. Kapitel 4.3, S. 55), besteht folgender Konflikt in der zeitlichen Datenverfügbarkeit: die Objektlistenplausibilisierung und die Definition des absicherungsrelevanten Bereichs werden schon durchgeführt, bevor diejenige Trajektorie verfügbar ist, für deren Objektkritikalitätsprüfung die  $\mathcal{L}_{obj}$  plausibilisiert wird. Unter der Annahme, dass der Trajektorienplaner ein konsistentes Ziel verfolgt, ergibt sich aber kein nennenswerter Nachteil aus der Definition des absicherungsrelevanten Bereichs anhand der aktuellsten verfügbaren Trajektorie.

Bei den verbleibenden Lidarpunkten wird geprüft, ob sie innerhalb der Bounding-Box eines Objekts aus  $\mathcal{L}_{obj}$  liegen. Ist das der Fall, ist der Lidarpunkt bereits in  $\mathcal{L}_{obj}$  repräsentiert, für die Suche nach FN-Objekten folglich irrelevant und der Punkt wird ebenfalls entfernt. Die verbleibenden Lidarpunkte werden mittels DBSCAN-Algorithmus geclustert. Die Mindestgröße eines Clusters ist auf fünf Punkte, die Nachbarschaftslänge auf 0,5 m ausgelegt. Der bis hierhin beschriebene Prozess ist in Abbildung 7-2 als Programmablaufplan dargestellt.

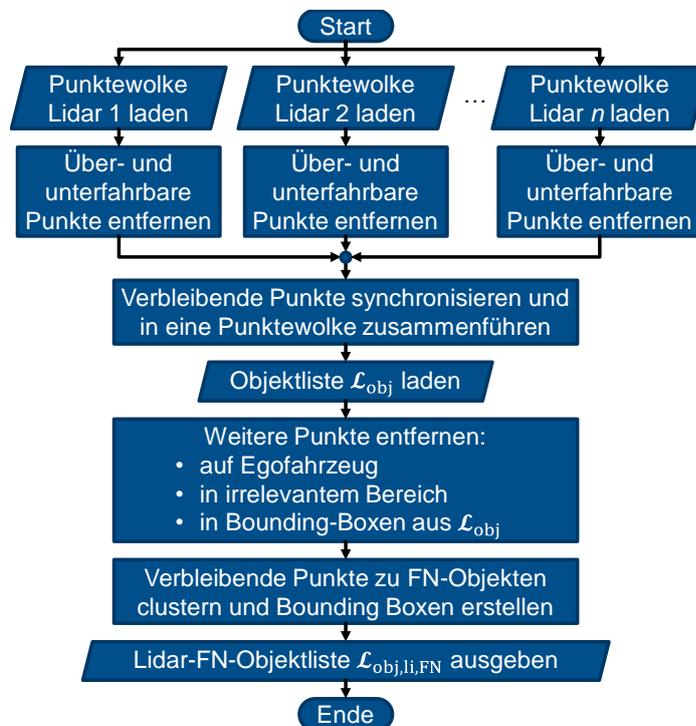


Abbildung 7-2: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 1: Detektion von FN-Objekten durch Lidarpunkte.

Abbildung 7-2 zeigt auch, dass nach der Bodenpunktentfernung beim Zusammenführen der Punkte aus den verschiedenen Sensoren eine Synchronisierung stattfindet. Da die Messzeitpunkte der verschiedenen Lidarsensoren nicht immer identisch sind, entstehen durch die Relativbewegung des Umfelds Diskrepanzen in der Position von Detektionspunkten, die vom selben Objekt stammen. Bei einem zeitlichen Abstand  $\Delta t$  der Messzeitpunkte zweier Sensoren beträgt in einem rein längsdynamischen Szenario der räumliche Abstand der von den Sensoren wahrgenommenen Objektpositionen

$$\Delta d_x = v_{\text{rel},x} \Delta t \quad (7.2)$$

mit

$$v_{\text{rel},x} = v_{\text{obj},x} - v_{\text{ego},x} \quad (7.3)$$

Das in diesem Kontext verwendete Koordinatensystem ist entsprechend des fahrzeugfesten Koordinatensystems orientiert. Zur Verbesserung der Lesbarkeit wird auf den vorangestellten Koordinatenindex verzichtet. Bewegen sich das Egofahrzeug und ein entgegenkommendes Objekt jeweils mit 30 km/h, beträgt  $\Delta d_x$  bei beispielhaftem  $\Delta t = 0,05$  s bereits 0,83 m. Das führt dazu, dass die Detektionspunkte, die zwei Sensoren vom selben Objekt erfassen, aufgrund von zu großem  $\Delta d_x$  ggf. nicht zu einem Cluster zusammengefasst werden. Das ist vor allem dann nachteilig, wenn die Anzahl der Detektionspunkte, die ein einzelner Sensor von diesem Objekt erfasst, nicht zur Bildung eines Clusters ausreicht. Dieser Fall ist beispielhaft in Abbildung 7-3 beim rechten Fahrzeug dargestellt, wo die Detektionspunkte zweier Sensoren in verschiedenen Farben dargestellt sind. Hier sind die violetten Detektionspunkte älter als die blauen.

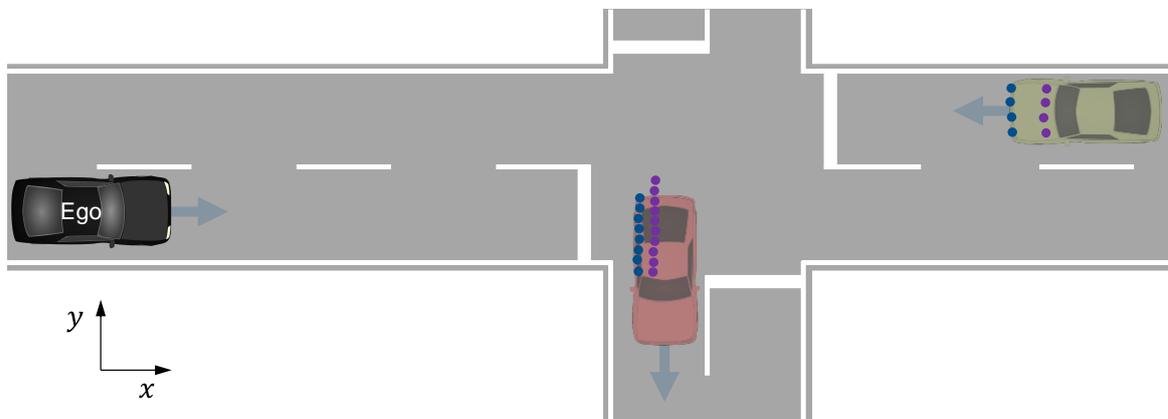


Abbildung 7-3: Nicht synchronisierte Detektionspunkte von zwei Lidarsensoren. Die violetten Detektionspunkte sind älter als die blauen.

Um diesem Problem zu begegnen, werden die Daten der verschiedenen Lidarsensoren zeitlich synchronisiert. Da zu einzelnen Lidar-Detektionspunkte keine dynamischen Informationen vorhanden sind und sich die Detektionspunkte aus zwei aufeinanderfolgenden Zeitschritten für eine Bewegungsschätzung einander nicht klar zuordnen lassen, wird die Geschwindigkeit des Egofahrzeugs verwendet. Die um  $\Delta t$  älteren Detektionspunkte werden in  $x$ -Richtung verschoben, wodurch

$$x_{\text{det,sync}} = x_{\text{det}} - v_{\text{ego},x}\Delta t \quad (7.4)$$

gilt. Gleichung (7.2) ändert sich dann zu

$$\Delta d_x = (v_{\text{rel},x} + v_{\text{ego},x})\Delta t. \quad (7.5)$$

Bei Vorwärtsfahrt ( $v_{\text{ego},x} > 0$ ) verkleinert sich damit  $|\Delta d_x|$  für Detektionspunkte von sich annähernden Objekten mit  $v_{\text{rel},x} < -\frac{v_{\text{ego},x}}{2}$ , während es sich für Objekte mit  $v_{\text{rel},x} > -\frac{v_{\text{ego},x}}{2}$  betragsmäßig vergrößert. Für stationäre Detektionspunkte, die in der Regel zahlreicher vorhanden sind als dynamische, wird  $\Delta d_x$  zu null reduziert. In Abbildung 7-3 lägen damit beim roten Fahrzeug die blauen und violetten Detektionspunkte in  $x$ -Richtung übereinander, beim grünen Fahrzeug würde sich der Abstand zwischen blauen und violetten Detektionspunkten halbieren, wenn sich grünes und Egofahrzeug gleich schnell bewegen. Da entgegenkommende Objekte mit großer  $v_{\text{rel},x}$  im Vergleich zu Objekten mit kleinerer oder gar negativer  $v_{\text{rel},x}$  als kritischer betrachtet werden, ist die durch die Synchronisierung bewirkte Verschiebung von  $\Delta d_x$  zugunsten entgegenkommender Objekte vorteilhaft. Zusätzlich werden die Detektionspunkte im Zuge der Synchronisierung entsprechend der Lateral- und Gierbewegung des Egofahrzeugs verschoben. Die aktuellsten der zur Objektlistenplausibilisierung betrachteten Sensordaten bleiben stets unverändert und bilden die zeitliche Referenz, während die minimal älteren verwendeten Punkte der anderen Lidarsensoren mit entsprechendem  $\Delta t$  verschoben werden. Für die zweidimensionale Betrachtung folgt

$$\begin{bmatrix} x_{\text{det,sync}} \\ y_{\text{det,sync}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(-\psi\Delta t) & -\sin(-\psi\Delta t) \\ \sin(-\psi\Delta t) & \cos(-\psi\Delta t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{\text{det}} \\ y_{\text{det}} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} v_{\text{ego},x}\Delta t \\ v_{\text{ego},y}\Delta t \end{bmatrix}. \quad (7.6)$$

Bei der Entfernung von Lidarpunkten aus Bounding-Boxen von  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  erfolgt zudem eine Synchronisierung zwischen den Positionen von Lidarpunkten und Bounding-Boxen. Dabei wird die aus  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  bekannte relative Objektgeschwindigkeit in  $x$ - sowie  $y$ -Richtung berücksichtigt.

Abbildung 7-4 zeigt das Ergebnis von Punktefilter und Clustering an einer beispielhaften Szene, die im oberen Kamerabild dargestellt ist. Im unteren Teil der Abbildung sind die Punkte aller Lidar-Sensoren in der Draufsicht visualisiert. Die kleinen schwarzen Punkte sind entsprechend der Beschreibung aus den vorherigen Absätzen irrelevant für die Identifizierung von FN-Objekten. Die Bounding-Boxen zweier auf der Fahrbahn parkenden Fahrzeuge sind schwarz eingezeichnet. Die verbleibenden Punkte sind entsprechend der farblichen Darstellung geclustert, wobei die schwarz eingekreisten Punkte keinem Cluster zugeordnet sind und als Clutterpunkte ebenfalls nicht berücksichtigt werden. Der Fußgänger mit Rollator und Regenschirm ist in  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  nicht enthalten und wird als FN-Objekt erkannt, sh. dunkelblaues Punktecluster an der  $xy$ -Position (1,5|2) m. Das pinke Cluster an der Position (-3,3|3,6) m stammt von einer Straßenlaterne, das gelbe Cluster bei ca. (13|2,5) m von einem der im Kamerabild sichtbaren Pfosten am linken Straßenrand. Die anderen Punktecluster werden durch Zäune, Vorgartenbewuchs, Hausfassaden oder in Einfahrten geparkten Fahrzeugen verursacht. Es werden also nicht nur Verkehrsteilnehmer als FN-Objekte

identifiziert, sondern alle noch nicht in  $\mathcal{L}_{\text{Obj}}$  repräsentierten Objekte im absicherungsrelevanten Bereich, mit denen das Egofahrzeug potenziell kollidieren könnte.

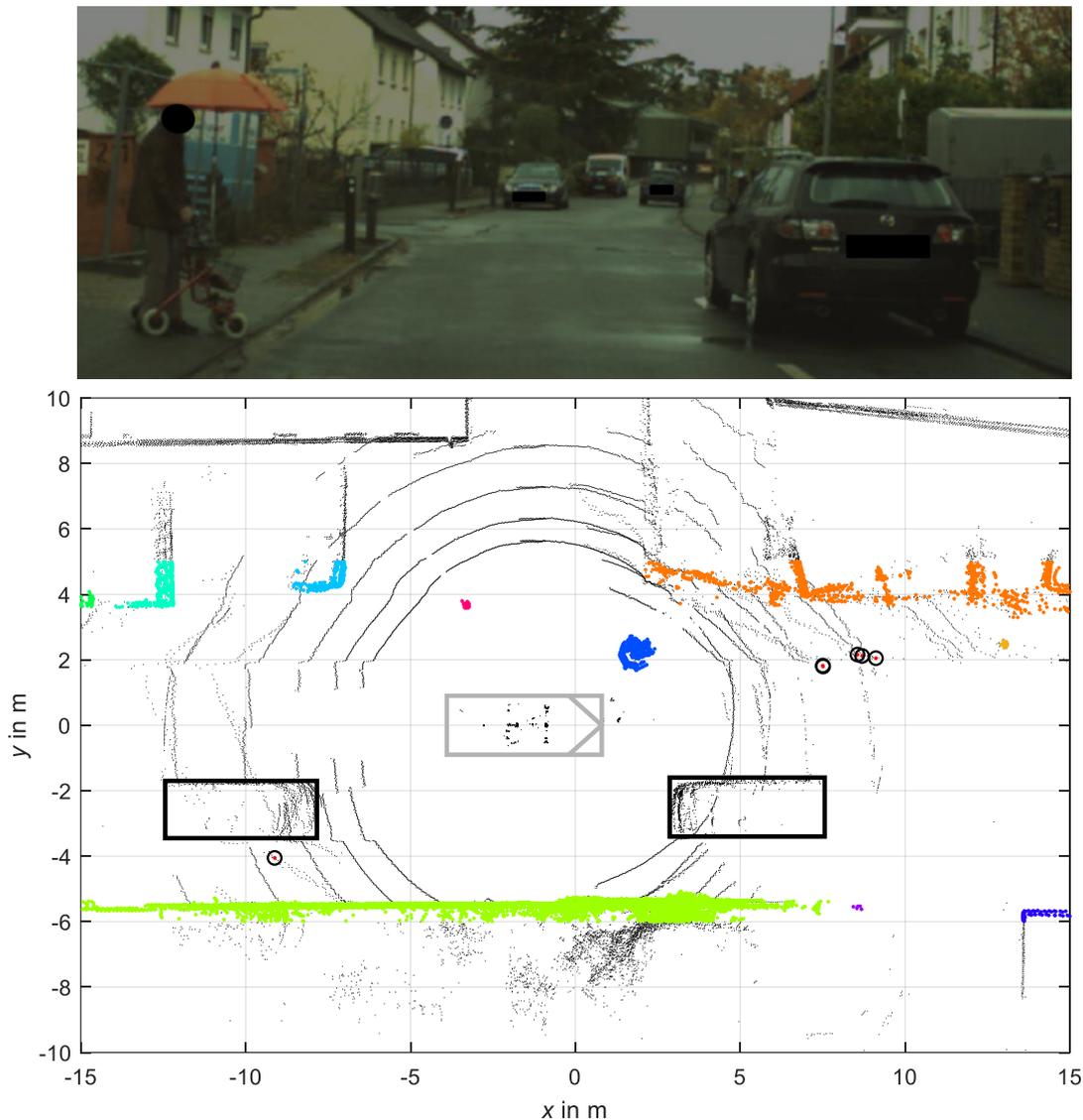


Abbildung 7-4: Unten: Lidarpunktwolke, bei der die kleinen schwarzen Punkte für die Identifizierung von FN-Objekten irrelevant sind und die bunten geclusterten Punkte als FN-Objekte im absicherungsrelevanten Bereich identifiziert wurden. Oben: Kamerabild zur Veranschaulichung der Szene.

Da in der in dieser Arbeit verwendeten Objektliste jedes Objekt als rechteckige Bounding-Box repräsentiert ist, wird auch für jedes FN-Objekt eine solche Bounding-Box erstellt. Eine alternative Umfeldrepräsentation stellt ein Belegungsgitter dar, allerdings ist damit die Dynamik von Objekten schlecht abbildbar. In Anlehnung an das „Closeness“-Kriterium von Zhang et al.<sup>189</sup> wird die Bounding-Box so um das Punktecluster gelegt, dass alle Punkte innerhalb der Bounding-Box liegen und die Summe der quadratischen Abstände aller Punkte zur jeweils nächsten Bounding-Box-Kante minimiert wird. Eine detailliertere Beschreibung

<sup>189</sup> Zhang, X. et al.: Efficient L-Shape Fitting for Vehicle Detection (2017), S. 56–58.

dazu findet sich in Anhang A.3. Dieser Ansatz führt bei für Fahrzeuge typischen L-förmigen Punkteclustern zwar zu guten Ergebnissen<sup>189</sup>, andersförmige Punktecluster lassen sich jedoch z. T. schlecht mit einer rechteckigen Bounding-Box annähern. Die Folge sind zu große Bounding-Boxen, die über die Geometrie des eigentlichen Objekts hinausragen und somit partiell einem FP-Objekt gleichen. So ist es möglich, dass eigentlich kollisionsunkritische Objekte einen SC-Eingriff mit Notstopp verursachen, weil die schlecht approximierten Bounding-Box in den Fahrschlauch ragt. Um das zu vermeiden, werden in der Lidar-FN-Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj,li, FN}}$  als zusätzliche Objektinformation die Clusterpunkte übergeben und somit für die Objektkritikalitätsprüfung bereitgestellt. Ist die Objektausdehnung quer zum Fahrschlauch kleiner als die Fahrschlauchbreite, werden die Clusterpunkte dafür mittels Graham Scan<sup>190</sup> auf die konvex einhüllenden Punkte reduziert.

### 7.3.2 Bestätigung von FN-Objekten

Um die Wahrscheinlichkeit des Auftretens fälschlicherweise identifizierter FN-Objekte zu reduzieren, wird deren Existenz in den nächsten Prozessschritten mit Informationen aus anderen Sensoren verifiziert. Zur besseren Nachvollziehbarkeit ist der gesamte Prozess in Abbildung 7-5 als Programmablaufplan dargestellt. Für jedes Objekt aus  $\mathcal{L}_{\text{obj,li, FN}}$  wird die zeitlich mit den Lidardaten synchronisierte Radar-Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj,ra}}$  nach einem Objekt mit ausreichend hoher Existenzwahrscheinlichkeit durchsucht, welches das FN-Objekt repräsentiert. Das wird als gegeben angenommen, wenn der Mittelpunkt des FN-Objekts innerhalb der Bounding-Box des Radar-Objekts liegt oder der Mittelpunkt des Radar-Objekts innerhalb der Bounding-Box des FN-Objekts liegt. Wird ein solches Radar-Objekt gefunden, das zudem stationär ist, wird das FN-Objekt mit  $v_{\text{obj}} = a_{\text{obj}} = 0$  in die plausibilisierte Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  aufgenommen. Ist das passende Radar-Objekt hingegen nicht stationär, wird das Radar-Objekt samt dynamischer Informationen zu  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  hinzugefügt. Die dynamischen Informationen des Radar-Objekts werden wegen der direkten Messung der radialen Relativgeschwindigkeit und des sensorinternen Trackings als qualitativ hochwertig bewertet. Die Informationsqualität des FN-Objekts wird bei einem dynamischen Objekt geringer eingestuft, daher wird es nicht weiterverwendet. Außerdem ist für die Kritikalitätsbewertung (siehe Kapitel 7.4) durch die Puffergröße, die wegen der Ungewissheiten in der Bewegungsprädiktion erforderlich ist, die aus Lidar-Informationen höherwertige detaillierte Objektgeometrie weniger relevant als bei stationären Objekten.

Ist kein passendes Radar-Objekt vorhanden und auch aus dem vorherigen Zeitschritt kein zuordenbares (FN-)Objekt bekannt, wird das FN-Objekt zunächst in einem Zwischenspeicher für den nächsten Zeitschritt vorgemerkt und vorerst nicht in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  aufgenommen. Wenn das FN-Objekt hingegen schon aus dem vorherigen Zeitschritt bekannt ist, wird dessen Relativbewegung aus dem letzten und dem aktuellen Aufenthaltsort geschätzt und das FN-

---

<sup>190</sup> Graham, R.L.: Graham Scan Algorithm (1972).

Objekt in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  aufgenommen. Zu den aus dem vorherigen Zeitschritt bekannten Objekten zählen sowohl diejenigen aus dem Zwischenspeicher für neu identifizierte FN-Objekte als auch alle Objekte, die im letzten Zeitschritt in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  enthalten waren. Bei einem bekannten Objekt aus  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  werden dessen dynamische Eigenschaften, sofern diese vorhanden sind, auch für die Bewegungsschätzung verwendet.

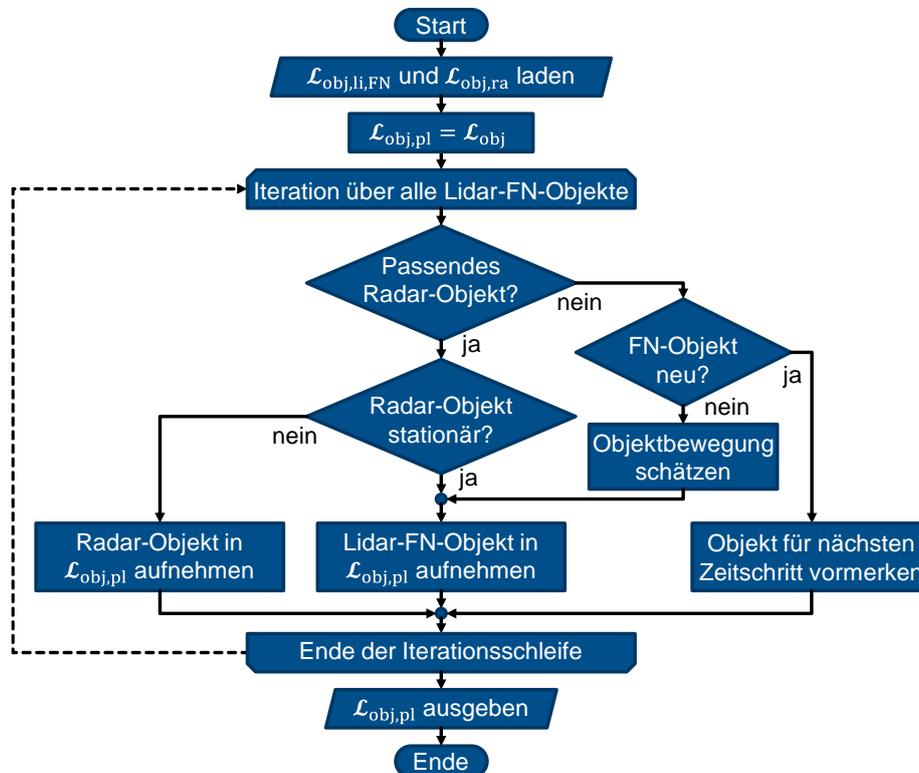


Abbildung 7-5: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 2: Existenzbestätigung der aus Lidarpunkten geclusterten FN-Objekte.

### 7.3.3 Detektion von FN-Objekten durch Radar

Witterungsbedingt können bei Lidar Sichtweite und Perzeptionsgüte durch atmosphärische Dämpfung stark eingeschränkt sein. Das ist insbesondere dann der Fall, wenn die Größe der Wassertröpfchen in der Luft in der Größenordnung der Sensor-Wellenlänge liegt, bei Lidar also v. a. durch Nebel oder feine Gischt<sup>191,192</sup>. Um bei solchen Umgebungsbedingungen weniger FN-Objekte in der Objektlistenplausibilisierung zu übersehen, wird  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  zusätzlich mit Radarinformationen abgeglichen. Bei Radar treten witterungsbedingte Einschränkungen lediglich durch Starkregen mit großen Tropfen auf<sup>191</sup>. Da zur Objekterkennung aus den Radar-Detektionspunkten verglichen mit Lidarpunkten komplexere Objekthypothesen und Tra-

<sup>191</sup> Winner, H.: Handbuch FAS: Radarsensorik (2015), S. 262.

<sup>192</sup> Fox, C.S. Hrsg: Active electro-optical systems (1993), S. 158 ff.

cking erforderlich sind, was vom Sensor ohnehin schon ausgeführt wird, wird auf die Betrachtung einzelner Radar-Detektionspunkte verzichtet und direkt auf die vom Radar ausgegebene Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj,ra}}$  zurückgegriffen. Wie in Abbildung 7-6 dargestellt ist, wird für jedes einzelne Radar-Objekt geprüft, ob es sich im relevanten Bereich befindet und ob seine Existenzwahrscheinlichkeit größer als ein definierter Grenzwert ist. Ist beides wahr, wird das Radar-Objekt in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  aufgenommen, sofern es dort noch nicht durch ein bereits vorhandenes Objekt repräsentiert ist.

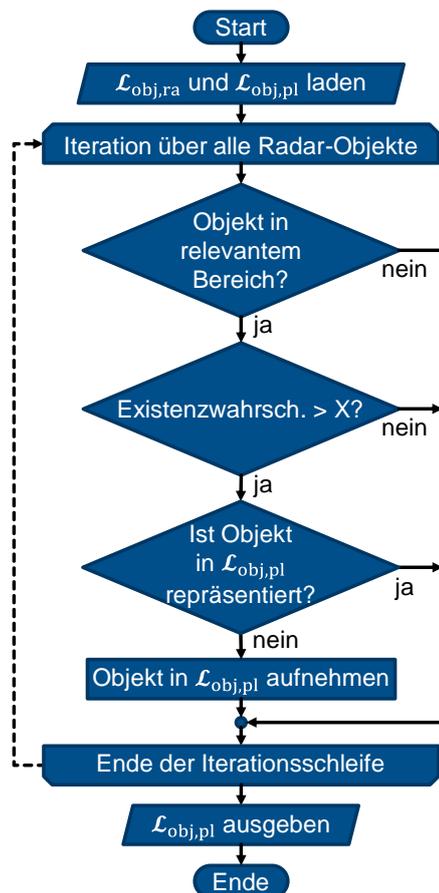


Abbildung 7-6: Logischer Prozessablauf der Objektlistenplausibilisierung. Teil 3: Abgleich mit Radar-Objekten.

## 7.4 Prüfung der Objektkritikalität

Die Aufgabe des SC ist die Gewährleistung der Sicherheit des ADS bzw. des Egofahrzeugs samt Insassen. Da die Vermeidung der Beschädigung anderer Objekte oder Verkehrsteilnehmer durch das Egofahrzeug höchste Priorität hat, ist die wichtigste Aufgabe des SC die Kollisionsvermeidung. Eine Kollision kann sich nur dann ereignen, wenn sich die Aufenthaltsbereiche des Egofahrzeugs und des Objekts zum gleichen Zeitpunkt überschneiden. Um die Kritikalität eines Objekts zu bewerten, werden im folgenden Abschnitt zunächst Kritikalitätsmetriken diskutiert und eine geeignete Metrik für das SC-Modul definiert.

### 7.4.1 Kritikalitätsmetrik

In der Literatur gibt es eine große Bandbreite an verschiedenartigen Kritikalitätsmetriken. Wie in der Veröffentlichung von Wang et al.<sup>193a</sup> beschrieben wird, lassen sich die Ansätze aus dem Stand der Technik in verschiedene Kategorien untergliedern: zeitbasierte, distanzbasierte, geschwindigkeitsbasierte und intensitäts- bzw. beschleunigungsbasierte Metriken. Für detaillierte Ausführungen zu konkreten Metriken wird auf Wang et al.<sup>193a</sup> sowie die Survey-Paper von Dahl et al.<sup>194</sup> und Westhofen et al.<sup>195</sup> verwiesen.

Da im SC-Modul als Notmanöver zur Kollisionsvermeidung als primäre Strategie eine Längsverzögerung entlang eines bereits bekannten Pfades  $\mathcal{S}_{j-1}$  oder  $\mathcal{S}_j$  gewählt wird (vgl. Kapitel 5.4.2, S. 74), sind Metriken irrelevant, die Optionen für Ausweichmanöver betrachten. Im Anwendungsfall des SC-Moduls muss die Kritikalitätsmetrik lediglich die Information liefern, wann ein kollisionsvermeidender Bremseneingriff erfolgen muss. Was die Handlungsmöglichkeiten beim Bremsen limitiert, ist lediglich die maximal umsetzbare oder erlaubte Verzögerung. Daher wird geprüft, wie stark zur Kollisionsvermeidung verzögert werden müsste und ob diese erforderliche Verzögerung  $D_{\text{req}}$  umsetzbar ist. Die Kritikalität eines Objektes steigt mit dem zugehörigen  $D_{\text{req}}$ .

In der bereits genannten Veröffentlichung<sup>193b</sup> wird  $D_{\text{req}}$  im Rahmen der dort vorgestellten Kritikalitätsmetrik als

$$D_{\text{req}} = D_{\text{obj}} - \frac{v_{\text{rel},x,0} |v_{\text{rel},x,0}|}{2d_{x,0}} \quad (7.7)$$

definiert, wobei angenommen wird, dass  $D_{\text{obj}}$  konstant bleibt und die momentane Relativgeschwindigkeit wie in Gleichung (7.3) definiert ist.  $d_{x,0}$  ist dabei der longitudinale Abstand zwischen den Konturen von Egofahrzeug und Objekt zum gegenwärtigen Zeitpunkt. Das in diesem Kapitel verwendete Koordinatensystem ist entsprechend des fahrzeugfesten Koordinatensystems orientiert. Zur Verbesserung der Lesbarkeit wird auf den vorangestellten Koordinatenindex verzichtet.

Durch Rechenzeit und Latenzen in der Aktorik wird zusätzlich die Zeitdauer  $\tau_{\text{r,ego}}$  berücksichtigt, bis das Egofahrzeug  $D_{\text{req}}$  erreicht. Unter der Annahme, dass sich das Egofahrzeug innerhalb dieser Zeitdauer mit konstanter Verzögerung  $D_{\text{ego},0}$  weiterbewegt und somit auch die relative Verzögerung

$$D_{\text{rel},0} = D_{\text{obj},0} - D_{\text{ego},0} \quad (7.8)$$

konstant ist, gilt

---

<sup>193</sup> Wang, C. et al.: Acceleration-Based Collision Criticality Metric (2022). a: S. 70663-70665; b: S. 70666.

<sup>194</sup> Dahl, J. et al.: Threat-Assessment Techniques (2019).

<sup>195</sup> Westhofen, L. et al.: Criticality Metrics for Automated Driving (2021).

$$D_{\text{req}} = D_{\text{obj},0} - \frac{(v_{\text{rel},x,0} - D_{\text{rel},0}\tau_{\text{r,ego}})|v_{\text{rel},x,0} - D_{\text{rel},0}\tau_{\text{r,ego}}|}{2(d_{x,0} + v_{\text{rel},x,0}\tau_{\text{r,ego}} - 0,5D_{\text{rel},0}\tau_{\text{r,ego}}^2)}. \quad (7.9)$$

Diese Definition allein als Kritikalitätsmetrik zu verwenden, ist allerdings insofern problematisch, als dass bei kleinen  $v_{\text{rel},x,0}$  und gleichzeitig großen  $d_{x,0}$  der Subtrahend in (7.9) klein wird und  $D_{\text{req}}$  gegen  $D_{\text{obj}}$  strebt. D. h. auch wenn bei  $v_{\text{ego},x,0} = 1$  m/s und  $D_{\text{ego},0} = 0$  ein ebenso langsames Objekt in 100 m Entfernung plötzlich mit  $D_{\text{obj}} > D_{\text{eb}}$  verzögert, würde dieses Objekt als kollisionskritisch gelten. Diese Metrik geht außerdem davon aus, dass der aktuelle dynamische Zustand beibehalten wird. So ist  $D_{\text{req}}$  bei betragsmäßig sehr kleinen negativen  $v_{\text{rel},x,0}$  und  $D_{\text{obj},0} = D_{\text{rel},0} = 0$  auch bei kleinen  $d_{x,0}$  noch unkritisch, wie folgendes Zahlenbeispiel zeigt: mit  $v_{\text{rel},x,0} = -0,1$  m/s,  $d_{x,0} = 1$  m und  $\tau_{\text{r,ego}} = 0,5$  s folgt  $D_{\text{req}} \approx 0,005$  m/s<sup>2</sup>. Das gilt unabhängig von  $v_{\text{ego},0}$ , d. h. auch bei beliebig hoher Geschwindigkeit.

Diese Nachteile existieren beim RSS-Ansatz<sup>196a</sup> nicht, wo durch Worst-Case-Annahmen zu den Anhaltewegen  $d_{\text{S,ego}}$  und  $d_{\text{S,obj}}$  von Egofahrzeug und Objekt der erforderliche Sicherheitsabstand definiert wird. Zur Kollisionsvermeidung gilt die folgende Bedingung.

$$d_{\text{S,ego}} \leq d_{x,0} + d_{\text{S,obj}} \quad (7.10)$$

Unter der Annahme, dass das Objekt ausgehend von der momentanen Geschwindigkeit  $v_{\text{obj},x,0}$  mit konstanter Verzögerung  $D_{\text{obj},0}$  bis zum Stillstand bremst und das Egofahrzeug ausgehend von der momentanen Geschwindigkeit  $v_{\text{ego},x,0}$  innerhalb der Zeitdauer  $\tau_{\text{r,ego}}$  die momentane Verzögerung  $D_{\text{ego},0}$  konstant hält, bis die Stillstandsbremmung mit  $D_{\text{req}}$  beginnt, folgt

$$v_{\text{ego},x,0}\tau_{\text{r,ego}} - \frac{1}{2}D_{\text{ego},0}\tau_{\text{r,ego}}^2 + \frac{(v_{\text{ego},x,0} - D_{\text{ego},0}\tau_{\text{r,ego}})^2}{2D_{\text{req}}} \leq d_{x,0} + \frac{v_{\text{obj},x,0}^2}{2D_{\text{obj},0}} \quad (7.11)$$

(vgl. Shalev-Shwartz<sup>196b</sup>). Daraus ergibt sich die mindestens erforderliche Verzögerung zu

$$D_{\text{req}} = \frac{(v_{\text{ego},x,0} - D_{\text{ego},0}\tau_{\text{r,ego}})^2}{2(d_{x,0} + d_{\text{S,obj}} - v_{\text{ego},x,0}\tau_{\text{r,ego}} + \frac{1}{2}D_{\text{ego},0}\tau_{\text{r,ego}}^2)} \quad (7.12)$$

$$\text{mit } d_{\text{S,obj}} = \frac{v_{\text{obj},x,0}^2}{2D_{\text{obj},0}} \quad (7.13)$$

$$\text{für } d_{x,0} + d_{\text{S,obj}} > v_{\text{rel},x,0}\tau_{\text{r,ego}} - \frac{1}{2}D_{\text{rel}}\tau_{\text{r,ego}}^2. \quad (7.14)$$

Die Bedingung (7.14) drückt aus, dass sich das Egofahrzeug nicht schon während des Zeitraums  $\tau_{\text{r,ego}}$  bis zur Stillstandsposition des Objekts bewegt. Wird (7.14) nicht erfüllt, wird

<sup>196</sup> Shalev-Shwartz, S. et al.: RSS for Self-Driving Cars (2018). a: -; b: S. 7; c: S. 10.

$D_{\text{req}}$  nach Formel (7.12) unendlich oder negativ und die Formel ist nicht mehr anwendbar. Eine ungebremste Kollision ist dann ohnehin nicht mehr vermeidbar. Um auch für plötzlich verzögernde Objekte stets ausreichend Sicherheitsabstand einzuhalten, wird  $D_{\text{obj}}$  mit  $\max(D_{\mu_{\text{max}}}, D_{\text{obj}})$  überschrieben und auch  $D_{\text{rel}}$  entsprechend adaptiert.

Für ein entgegenkommendes kollisionskritisches Objekt mit  $v_{\text{obj},x,0} < 0$  wird angenommen, dass es nach einer Reaktionszeit  $\tau_{r,\text{obj}}$ , während der es sich mit  $D_{\text{obj},0} = \text{const.}$  bewegt, mit  $D_{\text{eb}}$  in den Stillstand bremst. Für die Verzögerung nach  $\tau_{r,\text{obj}}$  gilt aufgrund der negativen Geschwindigkeit  $D_{\text{obj}} = -D_{\text{eb}}$ . Zur Berechnung von  $D_{\text{req}}$  wird unverändert Formel (7.12) mit Bedingung (7.14) verwendet, wobei für  $d_{s,\text{obj}}$  nun in Anlehnung an Shalev-Shwartz<sup>196c</sup>

$$d_{s,\text{obj}}(v_{\text{obj},x,0} < 0) = v_{\text{obj},x,0}\tau_{r,\text{obj}} - \frac{1}{2}D_{\text{obj},0}\tau_{r,\text{obj}}^2 - \frac{(v_{\text{obj},x,0} - D_{\text{obj},0}\tau_{r,\text{obj}})^2}{2D_{\text{eb}}} \quad (7.15)$$

gilt. Mit Formel (7.12) werden nur die Stillstandspositionen von Egofahrzeug und Objekt berücksichtigt, d. h. Egofahrzeug und Objekt berühren sich im Stillstand ( $d_x = 0$ ). Wie auch Koopman et al.<sup>197</sup> feststellen, ist bei vorausfahrendem Objekt mit  $v_{\text{obj},x,0} > 0$  dennoch möglich, dass der Abstand zwischen Egofahrzeug und Objekt während des Bremsvorgangs vorübergehend negativ wird, was einer Kollision entspricht. Das ist dann der Fall, wenn das Egofahrzeug mit  $D_{\text{req}}$  aus Formel (7.12) früher zum Stillstand kommt als das vorausfahrende Objekt, also wenn

$$t_{s,\text{ego}} < t_{s,\text{obj}} \quad (7.16)$$

bzw.

$$\tau_{r,\text{ego}} + \frac{v_{\text{ego},x,0} - D_{\text{ego},0}\tau_{r,\text{ego}}}{D_{\text{req}}} < \frac{v_{\text{obj},x,0}}{D_{\text{obj}}} \quad (7.17)$$

gilt. Um diesen Fall auszuschließen, wird  $D_{\text{req}}$  bei  $v_{\text{obj},x,0} > 0$  und Erfüllung von Ungleichung (7.17) durch die Bedingung definiert, dass  $v_{\text{rel},x}(t) = 0$  ist, wenn  $d_x(t) = 0$ . Da dieser Berührungspunkt zwischen Egofahrzeug und Objekt mit (7.16) vor dem Stillstand beider Objekte liegt, bedeutet das bei konstantem  $D_{\text{rel}}$  einen steigenden Verlauf von  $v_{\text{rel},x}(t)$ , womit auch  $D_{\text{req}} > D_{\text{obj}}$  gilt. Der Abstand  $d_x$  wird nach dem Berührungspunkt demnach wieder positiv und auch im Stillstand gilt folglich  $d_x > 0$ . Mit der Herleitung in Anhang A.4 ergibt sich folgende Definition für die erforderliche Verzögerung.

$$D_{\text{req}} = D_{\text{ego},0} + \frac{v_{\text{rel},x,0}^2 + 2d_{x,0}D_{\text{rel},0}}{2\left(d_{x,0} + v_{\text{rel},x,0}\tau_{r,\text{ego}} - \frac{1}{2}D_{\text{rel},0}\tau_{r,\text{ego}}^2\right)}, \quad (7.18)$$

$$\text{für } d_{x,0} > v_{\text{rel},x,0}\tau_{r,\text{ego}} - \frac{1}{2}D_{\text{rel}}\tau_{r,\text{ego}}^2 \quad (7.19)$$

---

<sup>197</sup> Koopman, P. et al.: Autonomous Vehicles Meet the Physical World (2019), S. 247–249.

Die Bedingung (7.19) drückt aus, dass das Egofahrzeug nicht schon während  $\tau_{r,ego}$  mit dem Objekt kollidiert. Wie bei Bedingung (7.14) zu Formel (7.12) wird  $D_{req}$  nach Gleichung (7.18) andernfalls unendlich oder negativ und ist nicht mehr anwendbar. Eine ungebremste Kollision ist dann nicht mehr vermeidbar. Zu beachten ist auch, dass sich das Objekt in der Modellierung für Gleichung (7.18) nach Erreichen des Stillstands rückwärts bewegt. Da der betrachtete Zeitraum aber nach der Zeit  $\max(t_{s,ego}, t_{s,obj})$  endet, ist dieser Fall bei wahrer Bedingung (7.16) nicht relevant. Zusammengefasst wird  $D_{req}$  nach der in Abbildung 7-8 dargestellten Logik bestimmt.

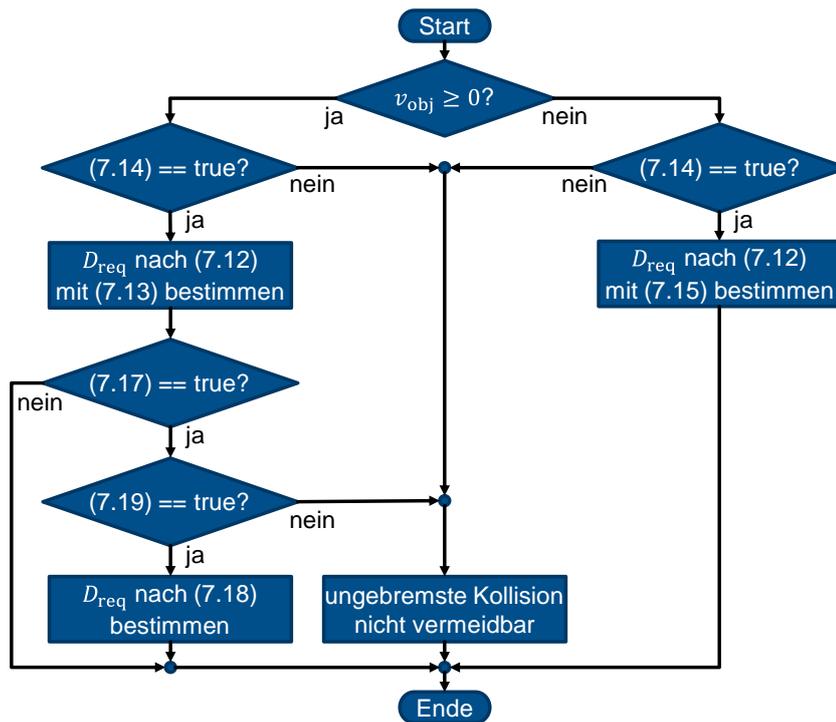


Abbildung 7-7: Bestimmung der erforderlichen Verzögerung  $D_{req}$ .

Erreicht  $D_{req}$  den kritischen Grenzwert der Notverzögerung  $D_{eb}$ , greift das SC-Modul ein und initiiert ein Notmanöver mit der Verzögerung  $D_{req}$ . Ein Vorteil dieser Kritikalitätsbewertung ist, dass aus dem Kritikalitätswert direkt hervorgeht, welche Reaktion bei Überschreiten des Grenzwerts erforderlich ist. Außerdem ist der Rechenaufwand durch die analytische Berechnung insbesondere im Vergleich zu optimierungsbasierten Metriken wie z. B. dem „Trajectory Criticality Index“ nach Junietz<sup>198</sup> gering.

Welche Kräfte und somit Beschleunigungen vom Reifen übertragen werden können, hängt vom maximalen Reibwert  $\mu_{max}$  zwischen Reifen und Fahrbahn ab. Die Kritikalität von Objekten im Fahrschlauch des Egofahrzeugs wird somit maßgeblich vom verfügbaren Reibwert entlang des Fahrschlauchs beeinflusst. Methoden zur Reibwertschätzung werden im folgenden Abschnitt vorgestellt.

<sup>198</sup> Junietz, P.: Diss., Microscopic and Macroscopic Risk Metrics (2019).

## 7.4.2 Reibwertschätzung

Acosta et al.<sup>199a</sup> präsentieren einen Literaturüberblick über Möglichkeiten zur Abschätzung des Reibwertpotenzials und legen den Fokus dabei auf wirkungsbasierte Ansätze. Diese sehen vor, den momentanen Reifenschlupf zu bestimmen und daraus den verfügbaren Reibwert abzuleiten oder vibrationsbasierte Methoden zu nutzen<sup>199b</sup>. Bei Letzteren werden mit entsprechender Sensorik bspw. reibungsbeeinflusste rotatorische Reifenvibrationen gemessen oder akustische Analysen am Reifen durchgeführt<sup>199c</sup>. Fach<sup>200</sup> beobachtet darüber hinaus Profilelementverformungen mittels Sensorik im Reifen und zieht daraus Schlüsse zum Reibwert. Die genannten Methoden erlauben allerdings lediglich eine Schätzung des momentan vorherrschenden Reibwertpotenzials und keine Reibwertprädiktion. Mit ursachenbasierten Verfahren zur Reibwertschätzung werden z. B. die Rauigkeit der Fahrbahnoberfläche oder Eigenschaften des Zwischenmediums zwischen Reifen und Fahrbahn bspw. mittels optischer Sensorik bestimmt<sup>201</sup>. Eine zuverlässige Reibwertprädiktion für unmittelbar bevorstehende Streckenabschnitte ist auch damit nicht gegeben. D. h. Reibwerte können damit in der Objektkritikalitätsprüfung nur unter Annahmen wie „Reibwert bleibt auf den kommenden Metern näherungsweise konstant“ berücksichtigt werden. Diese Annahme wird jedoch schon durch eine Pfütze oder vereiste Stelle auf der Straße zunichtegemacht.

Hermansdorfer et al.<sup>202</sup> verfolgen für ihr autonomes Rennfahrzeug den Ansatz einer Reibwertkarte. Das Fahrzeug fährt viele Runden auf der immer gleichen Rennstrecke, misst in den ersten Runden auf der gesamten Strecke die lokalen Reibwerte mit wirkungsbasierten Ansätzen und ordnet sie einer Karte zu. Für die folgenden Runden sind die lokalen Reibwerte unter der Annahme zeitlicher Konstanz auch für unmittelbar bevorstehende Streckenabschnitte bekannt. Für eine Ortsfahrt von einem Start- zu einem beliebigen Zielort ist dieser Ansatz nicht nutzbar, da der bevorstehende Streckenabschnitt zuvor noch nicht überfahren und bzgl. Reibwert vermessen wurde. Denkbar ist die Nutzung dieses Ansatzes im normalen Straßenverkehr durch eine Vernetzung einer Reibwertkarte mit vielen auf der Straße befindlichen Fahrzeugen, die jeweils lokale Reibwerte erfassen und in der Reibwertkarte speichern.

Müller et al.<sup>203</sup> grenzen den zu erwartenden Reibwert ein, indem sie u. a. externe Informationen aus Glättemeldeanlagen und Wetterstationen, vom Fahrzeug erfasste Daten wie Außentemperatur und Scheibenwischeraktivität sowie in einer Karte hinterlegte Fahrbahnoberflächentypen berücksichtigen. Lokal begrenzte Reibwertausreißer sind damit jedoch auch nicht zu identifizieren.

---

<sup>199</sup> Acosta, M. et al.: Road Friction Virtual Sensing (2017). a: -; b: S. 3-31; c: S. 31-37.

<sup>200</sup> Fach, M.: Diss., Lokale Effekte der Reibung (2000), S. 80–105.

<sup>201</sup> Müller, S. et al.: Estimation of the Maximum Friction Coefficient (2003), S. 607 f.

<sup>202</sup> Hermansdorfer, L. et al.: Prediction of the Friction Potential (2019).

<sup>203</sup> Müller, G. et al.: Unfallvermeidung durch Reibwertprognosen (2017), S. 130–146.

Lex et al.<sup>204</sup> schlagen vor, die Reibwertannahme abhängig von der Automatisierungsstufe des Fahrzeugs zu wählen. Bei Fahrerassistenzsystemen bis SAE Level 2 ist der Fahrer in der Verantwortung, daher sollte das System zur Steigerung der Nutzerakzeptanz besser zu spät als unnötig eingreifen. Für den Reibwert gilt somit eine eher optimistische, überschätzende Annahme. Ab SAE Level 3 ist das ADS verantwortlich für die kollisionsfreie Fahrt, weshalb der Reibwert eher pessimistisch angenommen, also unterschätzt werden sollte.

Ein überzeugendes Konzept zur zuverlässigen Reibwertprädiktion auf bevorstehenden Streckenabschnitten ohne zusätzliche Sensorik ist dem Autor dieser Dissertation nicht bekannt. Daher wird der Ansatz eines Reibwertschätzers gewählt, der ähnlich wie Müller et al.<sup>203</sup> Informationen wie Temperatur, Scheibenwischeraktivität, ggf. in einer Karte hinterlegten Fahrbahnoberflächen oder Wetterinformationen verarbeitet. Dieser Schätzer wird ausreichend konservativ ausgelegt, sodass die Wahrscheinlichkeit („Probability of Exposure“), eine Trajektorie mit einem höheren als dem tatsächlich verfügbaren Reibwert zu planen, in der Risikobewertung nach ISO 26262<sup>205</sup> maximal mit E1 („very low probability“) bewertet wird. Mit der Einstufung der Schadensschwere („Severity“) auf S2 („Severe and life-threatening injuries (survival probable)“) folgt dann trotz schlechter Kontrollierbarkeit die Einstufung als ASIL QM.

### 7.4.3 Prozessablauf im SC-Modul

Mit dem Ziel, die Latenzen im SC-Modul möglichst kleinzuhalten, wird das Submodul zur Objektkritikalitätsprüfung genauso wie die anderen drei Submodule zur Trajektorienprüfung stets durch den Empfang einer neuen Solltrajektorie getriggert. Dazu wird die aktuellste plausibilisierte Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  verwendet. Wenn die Rechenzeit der Objektlistenplausibilisierung kleiner als die der Trajektorienplanung ist, verfügt die Kritikalitätsprüfung damit über aktuellere Objektinformationen als die Trajektorienplanung bei der Planung der aktuellen Trajektorie  $\mathcal{T}_j$ . Der Nachteil ist dabei, dass dem Trajektorienplaner so durch einen sofortigen SC-Eingriff bei einem plötzlich erscheinenden kollisionskritischen Objekt u. U. die Möglichkeit genommen wird, selbst darauf zu reagieren und den Betrieb des ADS damit aufrechtzuerhalten. Dem steht der Vorteil gegenüber, dass in Notfällen die Latenz bis zum Start eines kollisionsvermeidenden Manövers reduziert wird. Dies gilt insbesondere auch für kollisionskritische FN-Objekte in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$ , deren Existenz dem Trajektorienplaner gar nicht bekannt ist und auf die er ohnehin nicht reagieren könnte.

In der Objektkritikalitätsprüfung wird für alle in  $\mathcal{L}_{\text{obj,pl}}$  enthaltenen Objekte ermittelt, ob eine raumzeitliche Aufenthaltsüberschneidung mit den geplanten Ego-Positionen vorliegt und ggf. die Kollisionskritikalität bestimmt. Ein vorzeitiger Abbruch der Kritikalitätsprüfung nach Identifizierung eines kritischen Objekts erfolgt nicht, da sich unter den noch nicht

---

<sup>204</sup> Lex, C. et al.: Road condition estimation for AD (2017).

<sup>205</sup> ISO: ISO 26262 (2018) Part 3: Concept phase.

geprüften Objekten auch eines mit noch höherer Kritikalität befinden könnte, das einen stärkeren Eingriff erfordern würde. Der Prozessablauf der Kritikalitätsprüfung ist nach der folgenden Beschreibung in Abbildung 7-8 in Form eines Programmablaufplans dargestellt.

Befindet sich ein Objekt außerhalb des absicherungsrelevanten Bereichs, gilt es als unkritisch und wird nicht weiter betrachtet. Andernfalls werden die künftigen Aufenthaltsbereiche des Objekts geschätzt, indem die momentane Objektbewegung mit konstanter Beschleunigung extrapoliert wird. Befindet sich ein entgegenkommendes Objekt im Nachbarfahrstreifen und bewegt sich entlang dieses Fahrstreifens, wird angenommen, dass das Objekt seinen Fahrstreifen nicht verlässt. In Frenet-Koordinaten entlang der Straße, deren Verlauf aus der HD-Karte bekannt ist, erfolgt die Bewegungsprädiktion also geradlinig. Bei kartesischer geradliniger Bewegungsprädiktion würde sich Gegenverkehr in Linkskurven stets in den Fahrstreifen des Egofahrzeugs bewegen und das SC-Modul würde wegen des vermeintlich kritischen Objekts eingreifen. Mit dem beschriebenen Ansatz in Frenet-Koordinaten wird nicht korrekt prädiziert, wenn ein momentan seinem Fahrstreifen folgendes Objekt künftig z. B. einem in seinem Fahrstreifen liegenden Hindernis ausweichen wird. Auch in Kreuzungsszenarien kommt dieser Prädiktionsansatz an seine Grenzen. Diese Beispiele zeigen, dass Verhaltenshypothesen einerseits notwendig sind, um zu viele FP-Eingriffe des SC-Moduls zu vermeiden. Andererseits trägt jede verwendete Verhaltenshypothese auch dazu bei, die Zuverlässigkeit der Kritikalitätsprüfung in bestimmten Ausnahmesituationen zu reduzieren.

Ist das Objekt gegenwärtig nicht im Fahrschlauch und wird es auch künftig nicht in den Fahrschlauch eindringen, ist das Objekt unkritisch. Wird das Objekt zu einem Zeitpunkt in den Fahrschlauch eintreten, bevor das Egofahrzeug den Eintrittsbereich vollständig passiert hat, besteht die Gefahr einer Kollision mit diesem Objekt. Um dieses Risiko zu quantifizieren, wird die zur Kollisionsvermeidung mit diesem Objekt erforderliche Verzögerung  $D_{\text{req,obj}_i}$  bestimmt. Hat das Egofahrzeug den Eintrittsbereich zum Zeitpunkt des Objekteintritts bereits vollständig passiert, ist das Objekt unkritisch, sofern es sich nicht auf das Objekt zubewegt. Im beispielhaften Szenario eines geplanten Ego-Fahrstreifenwechsels mit auf dem Nachbarfahrstreifen von hinten schnell herannahendem Objekt kann jedoch auch Kollisionsgefahr bestehen, obwohl das Egofahrzeug den Eintrittsbereich bereits passiert hat. Kann das Objekt eine Kollision mit dem Egofahrzeug mit einer zumutbaren Verzögerung nicht mehr vermeiden, wird  $D_{\text{req,obj}_i}$  für das Erreichen des Stillstands bis vor dem Eintrittsbereich des Objekts bestimmt. Als zumutbare Verzögerung wird hier  $D_{\text{obj}} \leq 1 \text{ m/s}^2$  definiert, zusätzlich wird die bereits in Kapitel 4.3 verwendete Worst-Case-Reaktionszeit von 2 s bis zum Bremsengriff des Objekts berücksichtigt.

Befindet sich das Objekt gegenwärtig im Fahrschlauch und wird es ihn auch künftig nicht verlassen, wird unter Berücksichtigung des dynamischen Zustands des Objekts ebenfalls  $D_{\text{req,obj}_i}$  berechnet. Das gilt auch, wenn das Objekt den Fahrschlauch erst verlassen wird, nachdem das Egofahrzeug den Austrittsbereich erreicht. Erreicht das Egofahrzeug den Austrittsbereich erst nach dem vollständigen Objektaustritt, ist das Objekt unkritisch. Wie ermittelt wird, ob sich ein Objekt im Fahrschlauch befindet, wird in Anhang A.5 erläutert.

Die zum aktuellen Zeitpunkt erforderliche Verzögerung  $D_{req}$  für kollisionsfreie Fahrt entlang der Solltrajektorie entspricht dem Maximum aus allen berechneten  $D_{req,obj_i}$ . Ist  $D_{req}$  kleiner als die Notverzögerung  $D_{eb}$ , liegt kein kollisionskritisches Objekt vor und das Sicherheits-Flag  $\zeta$  wird auf 1 gesetzt. Andernfalls werden  $\zeta = 0$  und  $D_{req}$  ausgesendet, darüber hinaus für die Prüfung der Option eines Ausweichmanövers auch weitere Informationen zu Geometrie und Dynamik des kritischen Objekts.

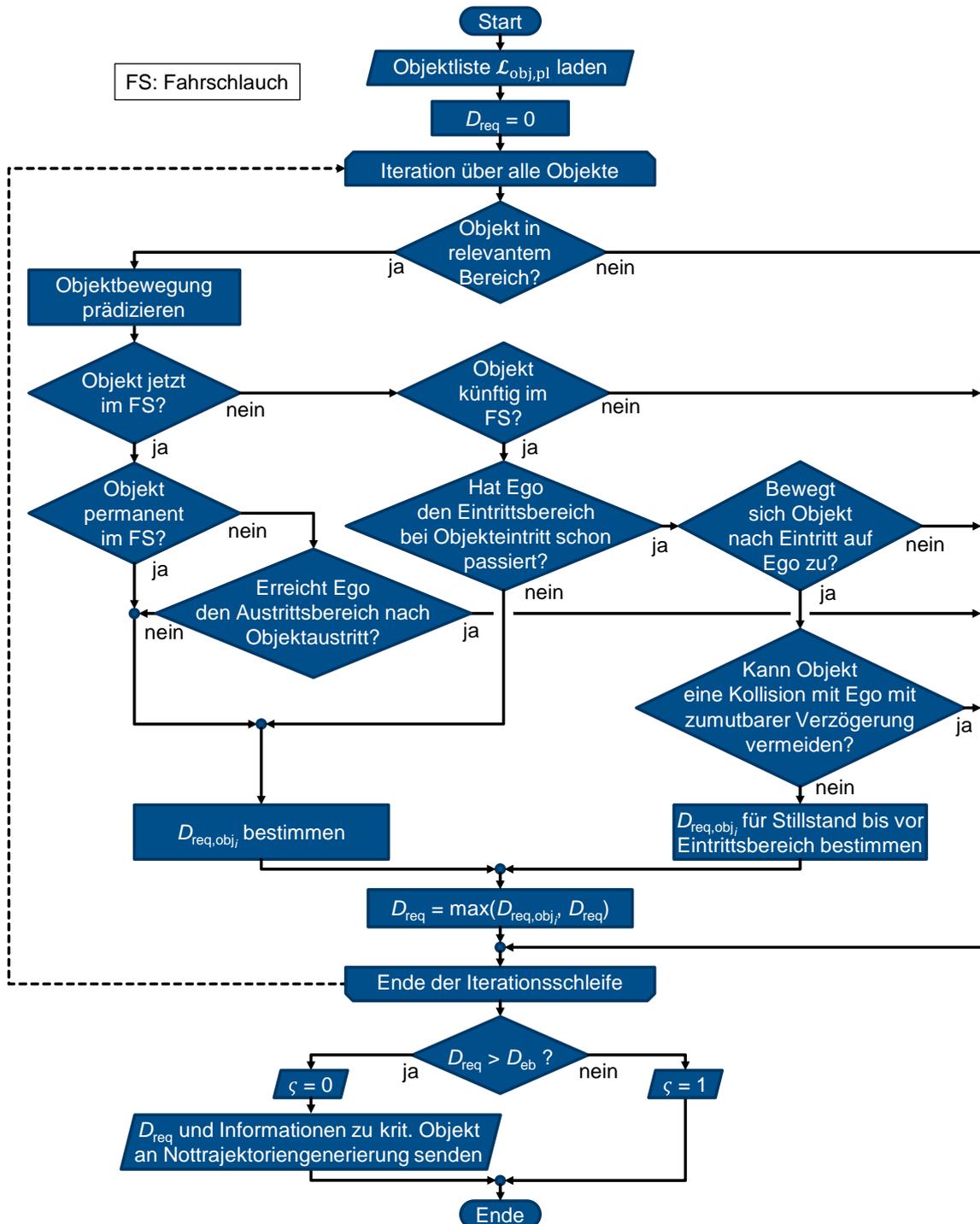


Abbildung 7-8: Logischer Prozessablauf der Objektkritikalitätsprüfung.

## 7.5 Prüfung der zeitlichen Trajektorienkonsistenz

Sämtliche Inhalte dieses Unterkapitels entstammen der vom Autor der Dissertation betreuten Abschlussarbeit von Lindner<sup>206a</sup>. Im Rahmen dieser Arbeit wurde bereits eine Methode zur Erkennung von instabilem Verhalten der Trajektorienplanung entwickelt. Instabiles Verhalten spiegelt sich in der Inkonsistenz von zeitlich aufeinanderfolgend geplanten Trajektorien wider. Dafür werden die Posen-Abweichungen hinsichtlich  ${}_E p_x$ ,  ${}_E p_y$  sowie  ${}_E \psi$  von einander entsprechenden Trajektorienpunkten in  $\mathcal{T}_j$  und  $\mathcal{T}_{j-1}$  ermittelt. Mit der Annahme

$$t_j - t_{j-1} = t_{j,i} - t_{j,i-1} \quad (7.20)$$

werden die Abweichungen zwischen den Trajektorienpunkten  $\mathcal{T}_{j,i}$  und  $\mathcal{T}_{j-1,i+1}$  bestimmt und somit die Konsistenz der beiden Trajektorien bewertet. Dabei werden sowohl Abweichungen einzelner Trajektorienpunkte als auch der gesamten Trajektorien betrachtet. Auch der Vergleich von  $\mathcal{T}_j$  mit noch weiter zurückliegenden Trajektorien ist in dem Konzept von Lindner vorgesehen. Abbildung 7-9 zeigt am Beispiel von drei betrachteten Trajektorien, zwischen welchen Trajektorienpunkten aus den älteren Trajektorien und der aktuellsten Trajektorie die Abweichungen für den Vergleich von Einzelpunkten berechnet werden.

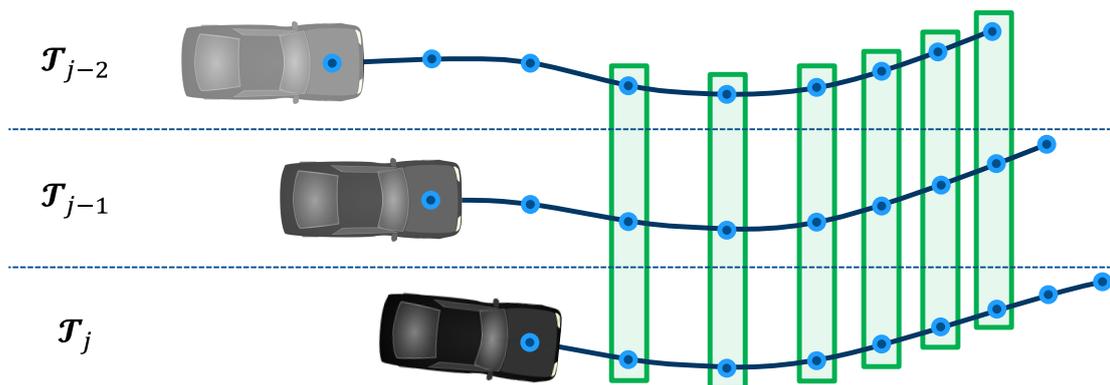


Abbildung 7-9: Prüfung der Trajektorienstabilität anhand dreier Trajektorien. Für die im selben grünen Rechteck befindlichen Trajektorienpunkte werden die Abweichungen zwischen den jeweiligen Posen bestimmt. Abbildung in Anlehnung an Lindner<sup>206b</sup>.

Überschreiten die Abweichungen bestimmte Schwellwerte, wird der Stabilitätswert herabgesetzt, andernfalls wird er erhöht, sofern er nicht bereits dem maximalen Wert der Stabilitätsskala entspricht. Sobald der Stabilitätswert durch mehrfach hintereinander auftretende zu große Abweichungen einen kritischen Grenzwert unterschreitet, gilt die Trajektorienplanung als instabil und ein Eingriff des SC-Moduls erfolgt. Für detailliertere Ausführungen zu dieser Methode sowie deren Test wird auf die Arbeit von Lindner<sup>206c</sup> verwiesen.

<sup>206</sup> Lindner, P.D.: Erkennung instabiler Trajektorienplanung (2022). a: -; b: S. 29; c: S. 28-85.

## 7.6 Prüfung der physikalischen Durchführbarkeit

Wie in Kapitel 4.2.1.2 motiviert, wird die physikalische Durchführbarkeit der geplanten Trajektorie anhand der Trajektorien- bzw. Pfadkrümmung  $\kappa$  sowie der Querbeschleunigung  ${}^v a_y$  geprüft. Ist  $\kappa_{j,i}$  zu den einzelnen Pfadpunkten nicht explizit gegeben, wird es bei einem Pfad mit  $n$  Punkten für jeden Pfadpunkt  $\mathcal{S}_{j,i=1\dots n-1}$  durch

$$\kappa_{j,i} = \frac{\psi_{j,i+1} - \psi_{j,i}}{s_{j,i+1} - s_{j,i}}, \text{ mit } s_{j,i} \neq s_{j,i+1} \quad (7.21)$$

berechnet. Dabei wird  $s_{j,i+1} - s_{j,i}$  in guter Näherung als innerhalb eines Zeitschritts überfahrener Kreisbogen angenommen, obwohl der Ausdruck tatsächlich dem euklidischen Abstand zwischen  ${}^E \mathbf{p}_{j,i}$  und  ${}^E \mathbf{p}_{j,i+1}$  gleicht (Fehlerbetrachtung in Anhang A.1). Übersteigen mehrere Krümmungswerte dieser Trajektorie den kinematisch maximal umsetzbaren Wert  $\kappa_{\max}$ , wird vom SC-Modul ein Notstopp initiiert.

${}^v a_{y,j,i}$  wird für jeden Trajektorienpunkt durch die Krümmung  $\kappa_{j,i}$  und die Geschwindigkeit  $v_{j,i}$  bestimmt, wobei  $v_{j,i}$  aus Positions- und Zeitinformationen zu  $\mathcal{T}_{j,i}$  und  $\mathcal{T}_{j,i+1}$  resultiert.

$${}^v a_{y,j,i} = \kappa_{j,i} v_{j,i}^2 = \kappa_{j,i} \left( \frac{|{}^E \mathbf{p}_{j,i+1} - {}^E \mathbf{p}_{j,i}|}{t_{j,i+1} - t_{j,i}} \right)^2 \quad (7.22)$$

Wird in der Trajektorie eine nicht umsetzbare Querbeschleunigung  ${}^v a_{y,j,i} > \sqrt{D_{\mu_{\max}}^2 - D_{j,i}^2}$  angefordert, greift das SC-Modul ebenfalls ein.

## 8 Test und Evaluation

Der modulare Aufbau des SC-Moduls ermöglicht das separate Testen einzelner Submodule. Tests der Submodule zur Prüfung des ADS-Gesundheitszustands sowie der physikalischen Durchführbarkeit der Solltrajektorie werden aufgrund ihrer simplen Funktionalität in dieser Dissertation nicht thematisiert. Für die Tests zu Methoden der Sensordatenplausibilisierung wird auf Dedic<sup>207</sup> und Stähler<sup>208</sup> verwiesen, zur zeitlichen Trajektorienkonsistenz auf Lindner<sup>209</sup>. In diesem Kapitel liegt der Fokus auf dem Testen der Objektlistenplausibilisierung sowie der Objektkritikalitätsprüfung. Zunächst werden Ergebnisse aus verschiedenen Versuchen auf einem nicht öffentlich zugänglichen Testgelände, dem August-Euler-Flugplatz in Griesheim, vorgestellt. Anschließend wird das Verhalten der getesteten Module auch mit Aufzeichnungen von Ortsdurchfahrten im öffentlichen Verkehr qualitativ ausgewertet. Es wird ausdrücklich darauf hingewiesen, dass in diesem Kapitel zur Adressierung von *FF5* lediglich erste funktionale Tests durchgeführt werden und keine vollumfängliche Validierung der Funktionalität und Sicherheit des entwickelten Absicherungssystems erfolgt.

### 8.1 Versuche auf dem Testgelände

Mit den Versuchen in den ersten beiden Abschnitten 8.1.1 und 8.1.2 wird die Leistungsfähigkeit der Objektlistenplausibilisierung getestet. Die Versuche werden auf dem Testgelände durchgeführt, um verschiedene Objekte isoliert betrachten zu können und in definierten Szenarien über Ground-Truth-Informationen zu verfügen. In Abschnitt 8.1.3 wird geprüft, wie schnell und genau die vom SC-Modul ausgesendeten Nottrajektorien zum Erreichen des Stillstands vom Testfahrzeug unter dem Einfluss von Bremslatenzen umgesetzt werden.

#### 8.1.1 Detektion stationärer Objekte mittels Objektlistenplausibilisierung

Das erste Testziel ist, die erzielbaren Reichweiten zur Erkennung von in der Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  nicht vorhandenen FN-Objekten zu identifizieren und daraus die Erkenntnis zu ziehen, ob diese Reichweiten für die maximalen Entfernungen im absicherungsrelevanten Bereich ausreichend sind. Um FN-Objekte für die Tests zu erzeugen, werden sämtliche Objekte aus  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  entfernt, bevor der in Kapitel 7.3 beschriebene Algorithmus angewendet wird. Jedes rele-

---

<sup>207</sup> Dedic, J.: Sensordatenplausibilisierung durch Detektionscharakteristika (2021).

<sup>208</sup> Stähler, C.: Plausibilisierung von Umfeldsensordaten (2021).

<sup>209</sup> Lindner, P.D.: Erkennung instabiler Trajektorienplanung (2022).

vante Objekt in der Umgebung des Egofahrzeugs muss somit von der Objektlistenplausibilisierung selbst detektiert werden. Damit die Ground Truth der zu detektierenden Objekte eindeutig bekannt ist, werden in der kontrollierten Umgebung auf dem Testgelände die nachfolgend genannten Objekte mit verschiedenen Ausrichtungen stationär nebeneinander auf der Fahrbahn platziert. Versuche mit dynamischen Objekten folgen in Abschnitt 8.1.2. Abbildung 8-1 zeigt die Objekte in der Aufnahme der Frontkamera des Testfahrzeugs.

- Fußgänger (in Frontal-, Rück- und Seitenansicht)
- Radfahrer (in Frontal-, Rück- und Seitenansicht)
- Fahrzeug BMW i3 (in Frontal-, Rück- und Seitenansicht)
- Aufblasbarer Fahrzeugdummy, der ein Fahrzeugheck darstellt
- Kunststoff-Box als Kleinkind-Dummy (70 cm hoch, 20 cm breit, nicht im Bild)



Abbildung 8-1: Annäherung an stationäre Objekte: BMW i3, Fußgänger, Fahrzeug-Dummy und Radfahrer.

Das Egofahrzeug wird mit verschiedenen jeweils konstanten Geschwindigkeiten von 10, 20, 30, 40 und 50 km/h auf die Objekte zubewegt. Um die verschiedenen Objektausrichtungen mit jedem  $v_{\text{ego}}$  zu messen, wird jedes  $v_{\text{ego}}$  dreimal gefahren, woraus insgesamt 75 Objektannäherungen resultieren (Fahrzeugdummy und Kunststoff-Box werden je  $v_{\text{ego}}$  dreimal in derselben Ausrichtung gemessen). Dabei wird untersucht, ab welcher Entfernung  $d_{\text{det,max}}$  die Objekte von der Objektlistenplausibilisierung fortan in jedem folgenden Zeitschritt der Annäherungsfahrt erkannt werden. Um auch die Detektion von weit entfernten Objekten zu ermöglichen und die zugehörigen Lidarpunkte nicht wegzufiltern, wird der absicherungsrelevante Bereich hier als unendlich groß angenommen. Zunächst wird ausschließlich die Objekterkennung durch das Clustern von Lidarpunkten ohne Radar-Informationen betrachtet (vgl. Abbildung 7-2, S. 96).

Zur Analyse des Einflusses von  $v_{\text{ego}}$  auf  $d_{\text{det,max}}$  wird bestimmt, wie groß für ein Objekt in einer bestimmten Ausrichtung die Abweichung von  $d_{\text{det,max}}$  bei  $v_{\text{ego}} = 20\text{-}50$  km/h im Vergleich zu  $v_{\text{ego}} = 10$  km/h ist. Die Abweichungen werden auf  $d_{\text{det,max},10}$  km/h normiert und in Abbildung 8-2 für alle Objekte zusammen als Boxplots dargestellt. Die roten Kreuze stellen zusätzlich das arithmetische Mittel der Abweichungen dar. In dieser Auswertung ist kein eindeutiger Einfluss von  $v_{\text{ego}}$  auf  $d_{\text{det,max}}$  erkennbar. Die leichte Tendenz zu kleineren

$d_{\text{det,max}}$  bei höheren Geschwindigkeiten hat aufgrund der breiten Streuung der Abweichungen kaum eine Aussagekraft. Da die Synchronisierung der Lidardaten auf stationäre Objekte optimiert ist, ist dieses Ergebnis plausibel. Die nachfolgenden Auswertungen erfolgen daher unabhängig von der Geschwindigkeit.

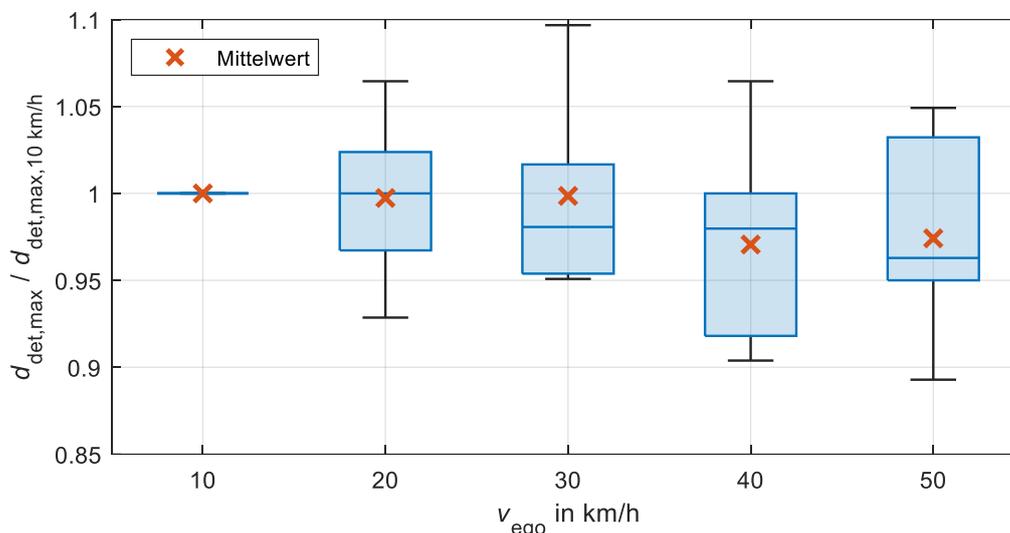


Abbildung 8-2: Einfluss der Geschwindigkeit auf Detektionsreichweiten mittels Lidarpunkt-Clustering.

In Abbildung 8-3 sind die Verteilungen von  $d_{\text{det,max}}$  je Objekt und Ausrichtung als Boxplot dargestellt. Auffällig ist, dass  $d_{\text{det,max}}$  für ein Objekt abhängig von der Orientierung z. T. stark variiert. Der Fußgänger wird in Front- und Rückansicht schon in größerer Entfernung detektiert als in Seitenansicht. Dies ist plausibel, da die in  $v_x$ -Richtung projizierte Reflexionsfläche des Fußgängers in Seitenansicht kleiner ist als in Front- bzw. Rückansicht und deswegen weniger Lidarpunkte auf dem Fußgänger liegen. So wird die zum Clustering erforderliche Mindestanzahl an Lidarpunkten erst bei kleineren Distanzen zum Objekt erreicht. Beim Radfahrer lassen sich die Unterschiede in den verschiedenen Ausrichtungen analog erklären, ebenso die große Detektionsdistanz für die Seitenansicht des BMW i3. Dass  $d_{\text{det,max}}$  für die Frontansicht des BMW i3 deutlich unter dem Wert für die Rückansicht liegt, wird auf die Größe der Windschutzscheibe zurückgeführt. Wie bereits in Kapitel 7.2.2 beschrieben wurde, treten bei Fahrzeugscheiben Detektionslücken in Lidarpunktwolken auf. Dass der BMW i3 im Versuchsaufbau nach Abbildung 8-1 um einige Meter lateral zum Egofahrzeug versetzt ist, hat keinen Einfluss auf  $d_{\text{det,max}}$ , wie in weiteren Messungen ohne Lateralversatz bestätigt wird. Verglichen mit den anderen Objekten wird der Fahrzeugdummy in der größten Entfernung zuverlässig erkannt, die in den Versuchen mindestens  $d_{\text{det,max}} = 65$  m beträgt. Für die Kunststoff-Box, deren Größe konservativ auf die eines laufenden Kleinkindes ausgelegt ist, liegt  $d_{\text{det,max}}$  hingegen im Bereich 15-30 m.

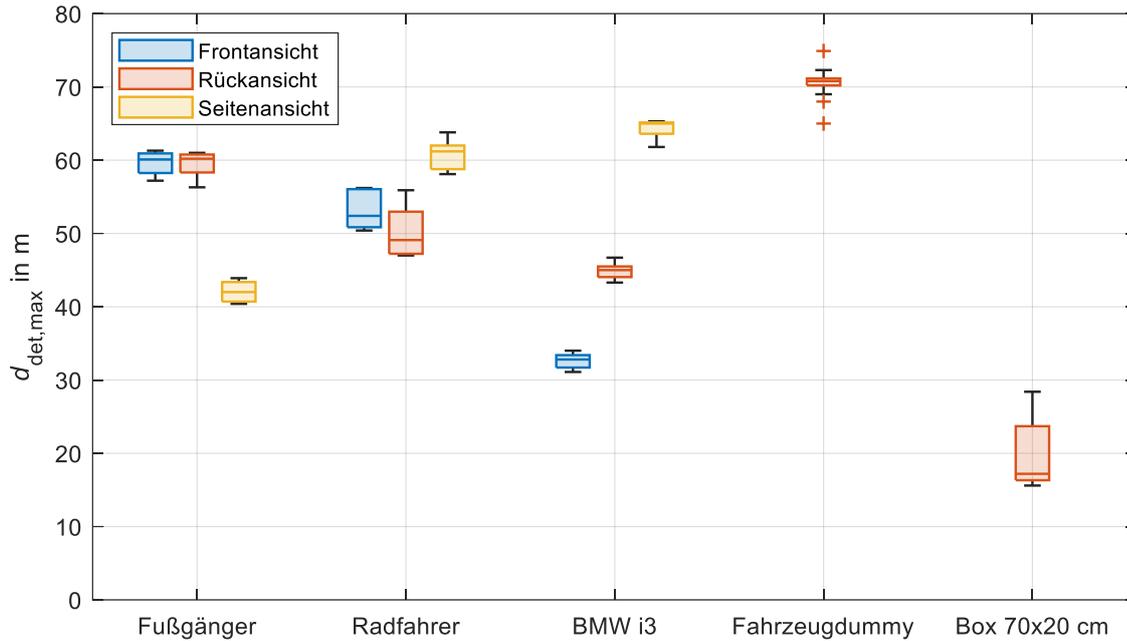


Abbildung 8-3: Maximale Detektionsentfernungen  $d_{det,max}$ , ab denen die stationären Objekte in jedem weiteren Zeitschritt der Annäherungsfahrt durch Lidarpunkt-Clustering erkannt werden.

Fährt das Egofahrzeug auf ein stationäres Objekt zu, verkleinert sich der absicherungsrelevante Bereich aus Kapitel 4.3, sodass zur Kollisionsvermeidung mit diesem Objekt die folgende Anforderung an  $d_{det,max}$  gilt.

$$d_{S,ego} = v_{ego} \tau_{r,ego} + \frac{v_{ego}^2}{2D_{eb}} \stackrel{!}{<} d_{det,max} \quad (8.1)$$

Mit  $D_{eb} = 4 \text{ m/s}^2$  und  $\tau_{r,ego} = 0,5 \text{ s}$  beträgt  $d_{S,ego}$  für  $v_{ego} = 50 \text{ km/h}$  etwa 31 m. Damit sind bis auf die Kunststoff-Box alle  $d_{det,max}$  aus Abbildung 8-3 ausreichend groß. Für dieses kleine Objekt sind damit die Radardaten als Zusatzinformation erforderlich. In der Radar-Objektliste  $\mathcal{L}_{obj,ra}$  ist das Objekt bereits in Entfernungen  $> 100 \text{ m}$  enthalten.

Liegen dynamische Objekte vor, ist zur Bewertung von  $d_{det,max}$  die Bewegungsrichtung und somit auch die Orientierung des Objekts von Bedeutung. Bewegt sich das Objekt vor dem Egofahrzeug genau in  $v_y$ -Richtung, ist es in  $v_x$ -Richtung stationär, d.h. für diesen Fall ist Bedingung (8.1) auch für die gelben Boxplots aussagekräftig, die in Abbildung 8-3  $d_{det,max}$  für die Seitenansicht eines Objekts repräsentieren.

Bewegt sich das Objekt in positive  $v_x$ -Richtung, wird Bedingung (8.1) entschärft, da das Egofahrzeug nicht bis zur aktuellen Objektposition, sondern erst bis zur frühestmöglichen Stillstandsposition des Objekts den Stillstand erreichen können muss. Je schneller das Objekt vorausfährt, desto kleiner wird das erforderliche  $d_{det,max}$ . Unter der Annahme, dass sich Objekte in die Richtung ihrer Orientierung bewegen, ist hierfür die Rückansicht von Objekten relevant. Neben vorausfahrenden werden auch entgegenkommende Objekte im folgenden Abschnitt näher beleuchtet.

## 8.1.2 Detektion dynamischer Objekte mittels Objektlistenplausibilisierung

Die Sensordatensynchronisierung zur Objektlistenplausibilisierung ist auf stationäre Objekte optimiert (vgl. Kapitel 7.3.1, ab S. 95), weshalb bei längsdynamischen Objekten eine schlechtere Detektionsperformance erwartet wird. Das Ziel des nächsten Versuchs ist daher,  $d_{\text{det,max}}$  für Fahrzeuge oder Radfahrer zu ermitteln, die sich mit verschiedenen Geschwindigkeiten in  $v_x$ -Richtung auf das Egofahrzeug zu- oder von ihm wegbewegen. Anschließend werden die Ergebnisse erneut im Kontext des absicherungsrelevanten Bereichs bewertet. Da im vorherigen Kapitel kein Einfluss von  $v_{\text{ego}}$  auf  $d_{\text{det,max}}$  erkennbar war, verbleibt das Egofahrzeug in diesem Versuch im Stillstand. Die dynamischen Objekte bewegen sich stets vorwärts, d. h. bei Rückansicht des Objekts entfernt sich das Objekt vom Egofahrzeug und es gilt  $v_{\text{rel}} > 0$ . In der Versuchsauswertung wird  $v_{\text{obj}}$  aus den Radar-Daten entnommen.

Die Ergebnisse in Abbildung 8-4 zeigen für den Radfahrer, dass  $d_{\text{det,max}}$  zwischen 34 und 48 m liegt, wobei Werte in der oberen Hälfte dieser Spanne hauptsächlich im Geschwindigkeitsbereich bis 20 km/h auftreten. Beim BMW i3 liegen mit Ausnahme eines Ausreißers bei ca. 10 km/h alle ermittelten  $d_{\text{det,max}}$  im Bereich 25-39 m. Hier ist eine klare Tendenz zu kleineren  $d_{\text{det,max}}$  bei größeren  $|v_{\text{obj}}|$  erkennbar, wobei das Heck stets besser detektiert wird als die Fahrzeugfront bei vergleichbarer Geschwindigkeit.

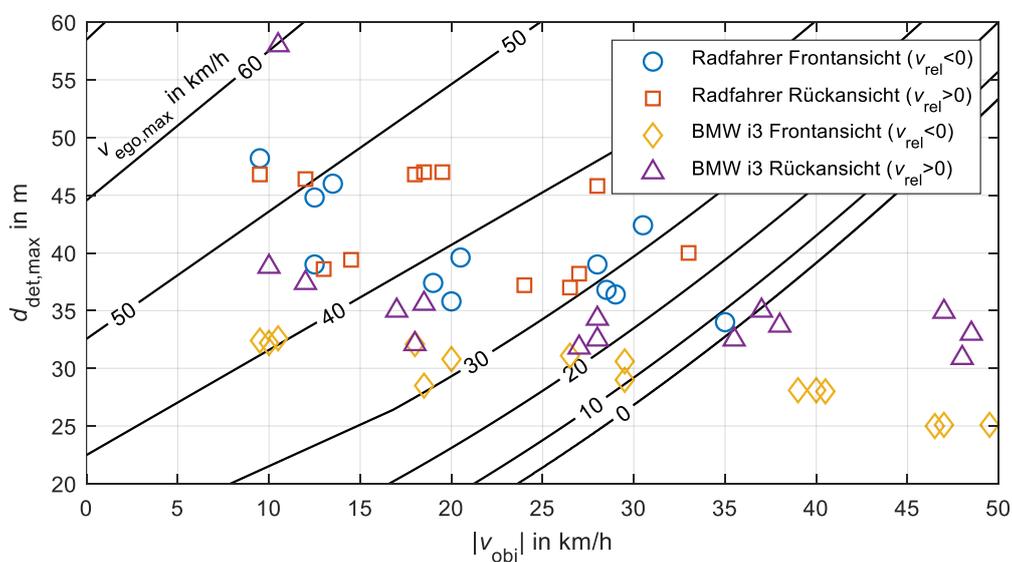


Abbildung 8-4:  $d_{\text{det,max}}$  mittels Lidarpunkt-Clustering für dynamische Objekte. Die schwarzen Linien kennzeichnen für gegebene  $d_{\text{det,max}}$  bei entgegenkommenden Objekten die maximal zulässige Ego-Geschwindigkeit.

Das Heck des BMW i3 gleicht einer näherungsweise vertikalen Reflexionsfläche, wodurch die Detektionspunkte einer einzelnen Lidarmessung in  $v_x$ -Richtung stark gebündelt sind. Sind die Messdaten der einzelnen Sensoren schlecht synchronisiert, ergibt sich bei schnelleren Objektbewegungen ein größerer räumlicher Abstand zwischen den Detektionspunkten der verschiedenen Sensoren. Überschreitet dieser Abstand die Nachbarschaftslänge des

DBSCAN-Algorithmus, werden die Detektionspunkte verschiedener Sensoren nicht mehr zusammen geclustert. Damit wird das Objekt erst erkannt, wenn von einer einzelnen Lidarmessung ausreichend viele Detektionspunkte zur Bildung eines Clusters auf dem Objekt vorhanden sind. Beim dynamischen Radfahrer sind die Detektionspunkte einer einzelnen Lidarmessung in  $v_x$ -Richtung weiter gestreut, wodurch sich auch mit schlechter Sensordatensynchronisierung die Detektionen der einzelnen Sensoren häufig noch überlappen und zusammen geclustert werden.

Zur Bewertung der erreichten Detektionsweiten bei entgegenkommenden Objekten werden die erforderlichen Sichtweiten herangezogen, die bei der Definition des absicherungsrelevanten Bereichs hergeleitet wurden (vgl. Abbildung 4-12, S. 58). Die schwarzen Diagonalen in Abbildung 8-4 kennzeichnen, wie schnell sich das Egofahrzeug abhängig von zuverlässiger Sichtweite und (maximal erlaubter) Objektgeschwindigkeit höchstens bewegen darf. So ist bspw. bei  $|v_{\text{obj}}| = 30$  km/h das erreichte  $d_{\text{det,max}}$  für den entgegenkommenden BMW i3 nur dann ausreichend, wenn  $v_{\text{ego}} < 10$  km/h ist. Fährt das Egofahrzeug ebenfalls mit 30 km/h, müsste  $d_{\text{det,max}}$  mindestens 40 m betragen, was jedoch in mehreren Versuchsdurchführungen nicht der Fall ist. Für  $v_{\text{ego}} = 50$  km/h sind von den Messungen entgegenkommender Objekte mit einer Ausnahme alle  $d_{\text{det,max}}$  kleiner als die erforderlichen Sichtweiten. Somit sind die Detektionsweiten, die mit der Lidar-Clustering-Methode in der getesteten Implementierung erzielt werden, für dynamischen urbanen Verkehr im Allgemeinen nicht hinreichend.

In  $\mathcal{L}_{\text{obj,ra}}$  hingegen sind dynamische Objekte durchwegs zuverlässig vorhanden. Das gilt für die getesteten Objekte unabhängig von deren Geschwindigkeit für Entfernungen bis über 100 m, teils bis 200 m. Da die größte durch den absicherungsrelevanten Bereich geforderte Sichtweite knapp 90 m beträgt, ist diese Anforderung durch den Radarsensor mit  $\mathcal{L}_{\text{obj,ra}}$  erfüllt, was die Schwäche der Lidar-Clustering-Methode kompensiert. Bei dynamischen Objekten sind die durch Radar verfügbaren Bewegungsinformationen ohnehin relevanter als die detaillierteren Lidar-Informationen zur Objektgeometrie, denen angesichts der Prädiktionsunsicherheiten der Objektbewegung eine geringere Bedeutung in der Objektkritikalitätsbewertung zukommt.

### 8.1.3 Nottrajektorien

Wird eine Nottrajektorie  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  aufgrund eines kollisionskritischen Objekts ausgelöst, ist entscheidend, dass das Egofahrzeug auch spätestens am Endpunkt von  $\mathcal{T}_{\text{em}}$  zum Stillstand kommt. Bei Beginn des Bremsvorgangs führen jedoch u. a. die hydraulische Systemdynamik, das Lüftspiel und die Kompression der Bremsbeläge zu Latenzen beim Verzögerungsaufbau. Das Ziel dieses Kapitels ist die Untersuchung des Einflusses dieser Latenz auf die Umsetzung der Nottrajektorie und darauf aufbauend die Latenzreduktion. Zunächst fordert das SC-Modul bei Geradeausfahrt mit konstanter Geschwindigkeit plötzlich eine Nottrajektorie an, die sofort in voller Länge bis zum gewünschten Stillstandspunkt an den Trajekto-

rienregler gesendet wird. Im Testfahrzeug wird zur Ansteuerung der Bremse die ACC-Schnittstelle ohne Verzögerungslimit genutzt.

Bei der Anforderung einer Notverzögerung von  $D_{\text{req}} = 4 \text{ m/s}^2$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  folgt der in Abbildung 8-5 rot dargestellte Verlauf der gemessenen Verzögerung  $D_{\text{ego}}$ . In den ersten 0,2-0,3 s nach der Verzögerungsanforderung ist keine Reaktion des Fahrzeugs sichtbar. Nach 0,65 s wird  $D_{\text{req}}$  erreicht, dann folgt eine Verzögerung am physikalischen Limit, um die durch die anfängliche Latenz verursachte Abweichung von der Solltrajektorie zu kompensieren und noch rechtzeitig zum Stillstand zu kommen. Dies gelingt allerdings nicht, da das Fahrzeug den Stillstand etwa 1,1 m später als angefordert erreicht.

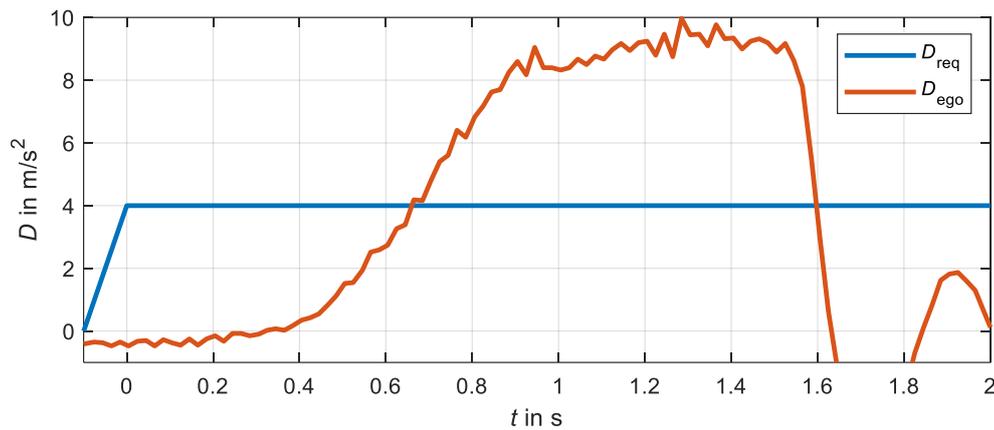


Abbildung 8-5: Sollverzögerung  $D_{\text{req}}$  (blau) und Istverzögerung  $D_{\text{ego}}$  (rot) des Egofahrzeugs bei plötzlicher Verzögerungsanforderung.

Da der Bewegungsregler bereits wenige Millisekunden nach der Verzögerungsanforderung ein entsprechendes Stellsignal an die Bremse sendet, wird die große Latenz auf die eingangs erwähnten Ursachen wie hydraulischen Bremsdruckaufbau und Lüftspiel zurückgeführt. Um dennoch rechtzeitig zum Stillstand zu kommen, ist eine frühere Bremsanforderung bzw. ein vorab aufgebauter Bremsdruck oder vorab reduzierter Luftspalt zwischen Bremscheibe und Bremsbelägen erforderlich. Dafür genügt bereits ein minimaler Bremsengriff vor der tatsächlichen Notverzögerung. Dieser wird mit einer kleinen Vorverzögerung  $D_{\text{soft}}$  ausgelöst, die unmittelbar vor der gewünschten Notverzögerung für die Dauer  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  angefordert wird.

Das Ziel der folgenden Versuche ist, den Einfluss von  $D_{\text{soft}}$  und  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  auf die Umsetzung von  $\mathcal{J}_{\text{em}}$  zu untersuchen und somit eine geeignete Parametrierung dieser beiden Größen festzulegen. Mit der ersten Anforderung von  $D_{\text{soft}}$  wird auch hier sofort die gesamte Nottrajektorie inklusive Vorverzögerung in voller Länge bis zum Erreichen des Stillstands ausgesendet. Dies geschieht erneut bei Geradeausfahrt mit  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  und  $D_{\text{req}} = 4 \text{ m/s}^2$ . Im folgenden Diagramm ist die Auswirkung auf die Latenz  $\tau_{\text{del}}$  dargestellt. Da  $D_{\text{ego}}$  im zeitlichen Verlauf kurz vor Erreichen von  $D_{\text{req}}$  häufig abflacht, wird  $\tau_{\text{del}}$  als Zeitdauer zwischen der Erstanforderung von  $D_{\text{req}}$  und dem Erreichen von  $0,95D_{\text{req}}$  definiert.

$$\tau_{\text{del}} = t(D_{\text{ego}} \geq 0,95D_{\text{req}}) - t_{\text{min}}(D_{\text{req,send}}) \quad (8.2)$$

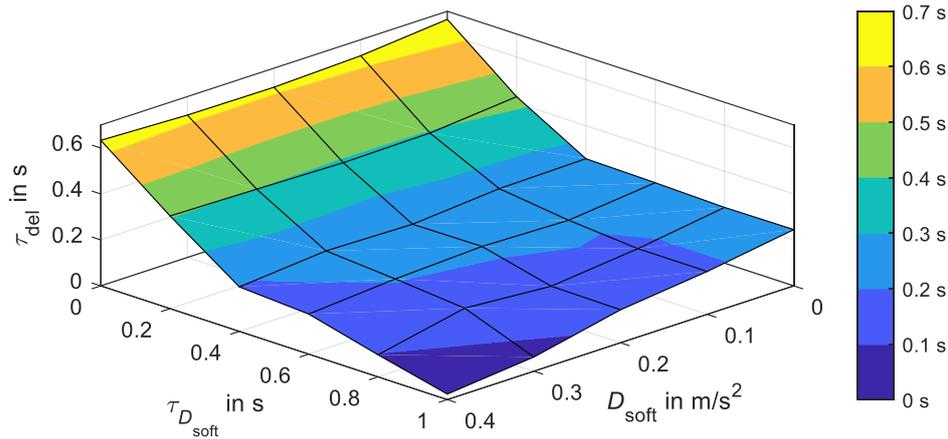


Abbildung 8-6: Einfluss einer Vorverzögerung  $D_{\text{soft}}$  auf  $\tau_{\text{del}}$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  und  $D_{\text{req}} = 4 \text{ m/s}^2$  (Versuchsbedingungen:  $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn).

Bei  $\tau_{D_{\text{soft}}} = 0,4 \text{ s}$  liegt  $\tau_{\text{del}}$  bereits unter  $0,3 \text{ s}$  und reduziert sich damit im Vergleich zur ursprünglichen Latenz ohne Vorverzögerung um mehr als die Hälfte. Auch mit  $D_{\text{soft}} = 0$  ist bereits eine deutliche Verbesserung zu sehen. Daraus wird abgeleitet, dass der verwendete Bewegungsregler im Testfahrzeug über eine Vorsteuerung verfügt und für die Berechnung der Aktorstellsignale auch Informationen zu künftigen Trajektorienpunkten verwendet. Somit tritt die  $D_{\text{req}}$ -Anforderung für den Bewegungsregler nicht mehr plötzlich auf, sondern ist schon  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  früher bekannt. Mit der Kenntnis der Bremslatenzen steuert der Regler die Bremse schon vor dem Zeitpunkt der  $D_{\text{req}}$ -Anforderung an, wodurch dem angeforderten Verzögerungsverlauf besser gefolgt wird als bei der plötzlichen  $D_{\text{req}}$ -Anforderung wie in Abbildung 8-5. Mit größerem  $D_{\text{soft}}$  fällt  $\tau_{\text{del}}$  weiter leicht ab und erreicht Werte unter  $0,1 \text{ s}$ .

Die Abweichung  $\Delta p_S$  zwischen gewünschter und erreichter Stillstandsposition sinkt ebenfalls und erreicht bereits bei  $\tau_{D_{\text{soft}}} = 0,2 \text{ s}$  negative Werte, wie in Abbildung 8-7 zu sehen ist. Das Fahrzeug erreicht den Stillstand dann schon früher als angefordert. Für  $\tau_{D_{\text{soft}}} > 0,4 \text{ s}$  zeigt sich keine weitere Verbesserung und auch  $D_{\text{soft}}$  hat hier keinen sichtbaren Einfluss.

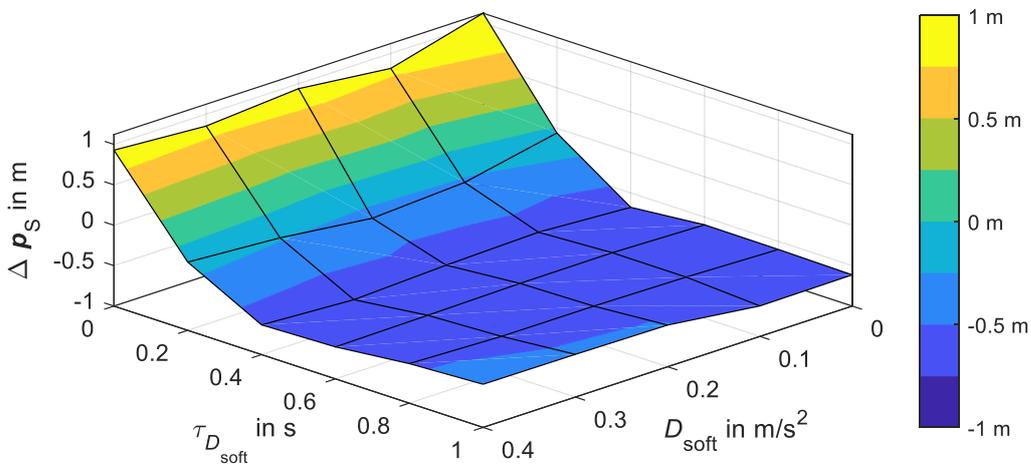


Abbildung 8-7: Einfluss einer Vorverzögerung  $D_{\text{soft}}$  auf  $\Delta p_S$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  und  $D_{\text{req}} = 4 \text{ m/s}^2$  (Versuchsbedingungen:  $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn).

$D_{\text{ego}}$  übersteigt  $D_{\text{req}}$  während des Bremsvorgangs auch bei Anwendung der Vorverzögerung, um die (reduzierte) Latenz zu Beginn des Bremsmanövers zu kompensieren. Mit  $\tau_{D_{\text{soft}}} = 0,4 \text{ s}$  und  $D_{\text{soft}} = 0$  liegt  $D_{\text{ego,max}}$  bspw. bei  $6,5 \text{ m/s}^2$ . Um andere Verkehrsteilnehmer bereits zu warnen, bevor sich solch eine starke Verzögerung aufbaut, wird das bevorstehende Bremsmanöver durch sofortiges Aktivieren des Warnblinklichts angekündigt. Ist das verfügbare  $\mu_{\text{max}}$  so klein, dass die genannten  $6,5 \text{ m/s}^2$  nicht erreichbar sind, wird in der Kritikalitätsprüfung die Eingriffsschwelle entsprechend reduziert. Ist  $D_{\text{req}}$  noch größer als die bislang betrachteten  $4 \text{ m/s}^2$ , steigt auch  $\Delta p_s$  weiter an, da der zur Latenzkompensation nutzbare Verzögerungspuffer  $D_{\mu_{\text{max}}} - D_{\text{req}}$  kleiner wird. Analog zu Abbildung 8-6 und Abbildung 8-7 finden sich Ergebnisse zu Versuchen mit  $D_{\text{req}} = 8 \text{ m/s}^2$  in Anhang B.2.

Da auch in der Berechnung von  $D_{\text{req}}$  (vgl. Kapitel 7.4.1, S. 103) die Reaktionszeit  $\tau_{r,\text{ego}}$  enthalten ist, wird diese in der Nottrajektorie  $\mathcal{J}_{\text{em}}$  zur Verkleinerung von  $\Delta p_s$  in Form von  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  ebenfalls berücksichtigt. Entsprechend der Annahme in der Berechnung von  $D_{\text{req}}$  wird während  $\tau_{r,\text{ego}}$  die aktuelle Verzögerung  $D_{\text{ego},0}$  angefordert, wobei diese zur Vermeidung einer weiteren Kritikalitätserhöhung in der vorliegenden Situation mindestens auf 0 gesetzt wird (vgl. Gleichung (8.3), erster Fall). Eine Ausnahme bildet der Fall einer voraussichtlich unvermeidbaren Kollision. Dann ist eine möglichst schnelle und starke Bremsung wichtiger als eine möglichst genaue Umsetzung von  $\mathcal{J}_{\text{em}}$ .

$$D_{\text{soft}} = \begin{cases} \max(D_{\text{ego},0}, 0), & \text{wenn } D_{\text{req,real}} < D_{\mu_{\text{max}}} \\ D_{\text{req}}, & \text{wenn } D_{\text{req,real}} > D_{\mu_{\text{max}}} \end{cases} \quad (8.3)$$

Für die Fallunterscheidung ist nicht  $D_{\text{req}}$  relevant, sondern die voraussichtlich tatsächlich erreichte Verzögerung  $D_{\text{req,real}}$ , welche experimentell zu bestimmen ist. Unter konservativer Berücksichtigung weiterer Latenzen von der Objektlistenplausibilisierung über die Objektkritikalitätsprüfung bis zum Aussenden von  $\mathcal{J}_{\text{em}}$  wird  $\tau_{D_{\text{soft}}} = \tau_{r,\text{ego}} = 0,5 \text{ s}$  gesetzt. Wie in Abbildung 8-8 zu sehen ist, reduziert sich damit auch das weite Überschwingen von  $D_{\text{ego}}$  über  $D_{\text{req}}$  zumindest im Bereich  $D_{\text{req}} < 6 \text{ m/s}^2$ . Die Größe auf der Hochachse im folgenden Diagramm ist definiert als

$$\Delta D_{\text{max}} = D_{\text{max}}(\tau_{D_{\text{soft}}} = 0) - D_{\text{max}}(\tau_{D_{\text{soft}}} = 0,5 \text{ s}). \quad (8.4)$$

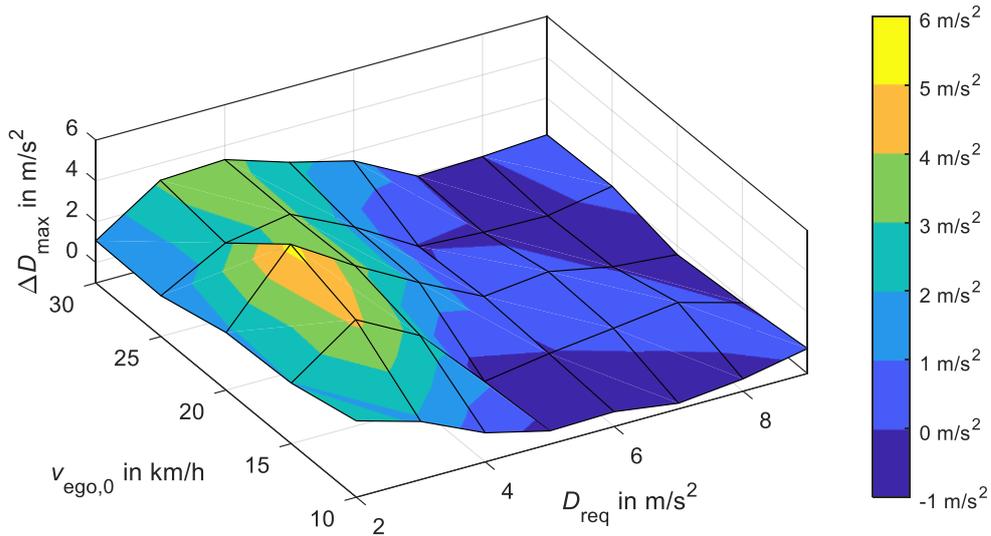


Abbildung 8-8: Differenz der während des Bremsmanövers maximal erreichten Verzögerungen mit und ohne  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  (Versuchsbedingungen: 30 °C, trockene Fahrbahn).

Mit der genannten Auslegung ergeben sich abhängig von  $v_{\text{ego},0}$  und  $D_{\text{req}}$  die in Abbildung 8-9 dargestellten Abweichungen  $\Delta p_S$ . Für  $D_{\text{req}} \leq 6 \text{ m/s}^2$  ist  $\Delta p_S < 0,3 \text{ m}$  und das Fahrzeug tendiert bei größeren Geschwindigkeiten verstärkt dazu, schon vor  $p_{S,\text{req}}$  anzuhalten. Für größere  $D_{\text{req}}$  steigt  $\Delta p_S$  auch bis auf knapp 2 m an. Darauf basierend wird bei der Kritikalitätsbewertung von potenziellen Kollisionsobjekten eine geschwindigkeitsabhängige Pufferdistanz berücksichtigt. Für ein anderes Testfahrzeug oder einen anderen Bewegungsregler ist dieser Puffer abhängig von der jeweiligen Bremsperformance separat zu identifizieren. Der Verlauf in Abbildung 8-9 legt die Vermutung nahe, dass bei größeren Geschwindigkeiten noch größere Pufferdistanzen notwendig sind. Versuche mit  $v_{\text{ego},0} > 30 \text{ km/h}$  wurden nicht durchgeführt, da die Sicherheitsfreigabe für den Closed-Loop-Betrieb des Testfahrzeugs dies nicht erlaubt.

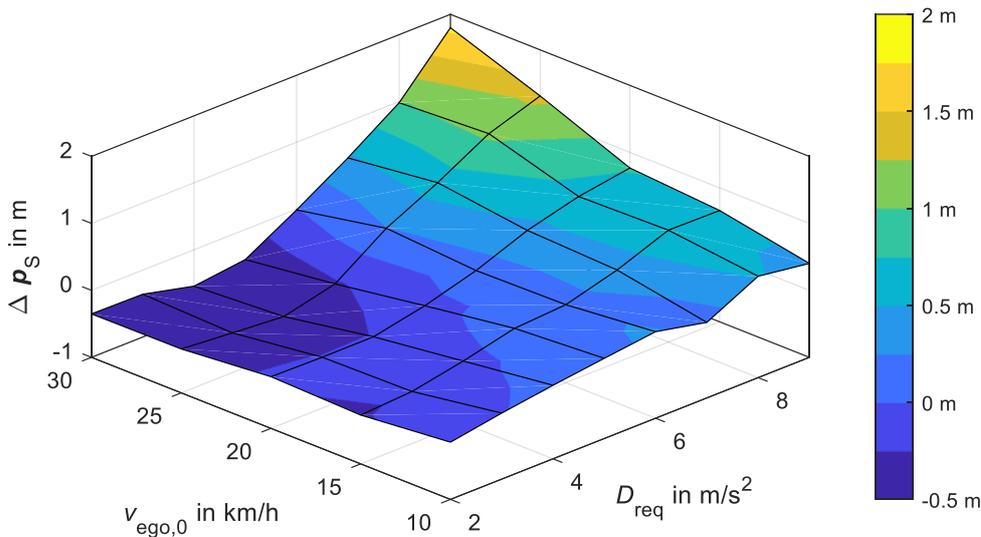


Abbildung 8-9: Einfluss von  $D_{\text{req}}$  und  $v_{\text{ego},0}$  auf  $\Delta p_S$  (Versuchsbedingungen: 30 °C, trockene Fahrbahn).

Zusammenfassend bleibt die Erkenntnis, dass die Strategie der leichten Vorverzögerung bei Verwendung eines vorausschauenden Bewegungsreglers eine deutliche Reduktion der Bremslatenz und der Abweichung zwischen Ist- und Sollverhalten beim Notstopppmanöver bewirkt. Mit der Vorverzögerung wird die Eingriffsschwelle in der Objektkritikalitätsprüfung zwar herabgesetzt, wodurch auch vermehrt FP-Eingriffe durch das SC-Modul erwartet werden. Da die Vorverzögerung bis zur Anforderung der Notverzögerung allerdings zu kaum verändertem Fahrverhalten des Egofahrzeugs führt, ist innerhalb der Zeitdauer  $\tau_{D_{\text{soft}}}$  auch ein Abbruch der Nottrajektorie und ein erneutes Umschalten zum Normalbetrieb mit den Trajektorien des Trajektorienplaners denkbar, was die Häufigkeit von unnötigen Notbremsmanövern durch das SC-Modul wiederum verringert. Das ist allerdings nur dann vertretbar, wenn mit hoher Zuverlässigkeit bestätigt werden kann, dass das zuvor detektierte Objekt eine FP-Detektion war. Eine solche Reversibilität ist in der Architektur aus Kapitel 6.1 nicht vorgesehen und stellt eine mögliche Konzeptvariation bzw. -erweiterung dar.

Dass die Auslösung der Nottrajektorie durch kollisionskritische Objekte hinreichend funktioniert, wird auf dem Testgelände mit stationären Objekten verifiziert. Die Versuchsbeschreibung hierzu findet sich in Anhang A.6. Erkenntnisse zu dynamischen Objekten folgen im nächsten Kapitel bei der Analyse des Verhaltens der Objektkritikalitätsprüfung im öffentlichen Verkehr.

## 8.2 Fahrt im öffentlichen Verkehr

Um die Funktionalität der entwickelten Module nicht nur unter den vereinfachten Bedingungen des Testgeländes, sondern auch in komplexerer urbaner Umgebung zu testen, werden Versuche im öffentlichen Verkehr durchgeführt. Das Ziel ist hierbei, Ursachen für mögliches Fehlverhalten der implementierten Module zur Objektlistenplausibilisierung sowie zur Objektkritikalitätsprüfung in zufälligen realen Szenarien zu identifizieren. Außerdem wird die Echtzeitfähigkeit der gewählten Implementierung unter Realbedingungen geprüft. Mangels Sicherheitsfreigabe für Closed-Loop-Fahrten im öffentlichen Verkehr werden Open-Loop-Messfahrten mit menschlichem Fahrer durchgeführt. Die genannten Module werden anschließend mit den erfassten Messdaten und ohne geschlossenen Regelkreis getestet. Die Messfahrten führen durch Wohngebiet mit einer erlaubten Höchstgeschwindigkeit von 30 km/h sowie verkehrsberuhigten Bereich. Geparkte Fahrzeuge stehen auf der Straße und verengen diese vielerorts auf einen Fahrstreifen, teilweise bilden unmittelbar am Fahrbahnrand befindliche Zäune, Bäume oder Gebüsch die Fahrbahnbegrenzung. Beispielhafte Bilder dazu finden sich in Anhang B.3. Die Gesamtlänge der befahrenen Straßen, die in ca. 33 Minuten mehrfach und in beide Richtungen befahren werden, beträgt ca. 2,5 km.

Um zum Testen der Funktionalität der Objektlistenplausibilisierung unabhängig von der Qualität der Perzeption zu sein, werden wie bei den Versuchen auf dem Testgelände stets sämtliche Objekte aus  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  gelöscht. Somit wird eine hundertprozentige Fehlerquote der Perzeption simuliert und das Modul zur Objektlistenplausibilisierung muss alle potenziell

kollisionskritischen Objekte eigenständig detektieren. Die für das zu testende Modul erforderliche geplante Trajektorie wird nach abgeschlossener Messfahrt für jeden Zeitschritt aus den künftigen Fahrzeuposen definiert. Das Testfahrzeug folgt der so simulierten Trajektorie in den aufgezeichneten Messdaten also ohne jegliche Abweichung.

Nach der Evaluation zu FP-Eingriffen des SC-Moduls im ersten Unterkapitel wird in Abschnitt 8.2.2 mit randomisiert manipulierten Trajektorien getestet, wie die Objektkritikalitätsprüfung auf tatsächlich kollisionskritische Objekte im öffentlichen Verkehr reagiert. In Abschnitt 8.2.3 wird schließlich die benötigte Rechenzeit für Objektkritikalitätsprüfung und Objektlistenplausibilisierung analysiert, um die Echtzeitfähigkeit zu bewerten.

## 8.2.1 FP-Eingriffe des SC-Moduls

In den Versuchen aus 8.1.1 und 8.1.2 wurde getestet, ob und wann die Objektlistenplausibilisierung Objekte zuverlässig erkennt. Um unnötige Bremseneingriffe des SC-Moduls zu vermeiden, ist auch entscheidend, dass möglichst wenige FP-Objektdetektionen durch die Objektlistenplausibilisierung verursacht werden. Das gilt insbesondere für den Bereich des geplanten Fahrschlauchs des Egofahrzeugs. Das Testziel dieses Abschnitts ist, die FP-Eingriffsrate des SC-Moduls abzuschätzen und Ursachen für FP-Eingriffe zu identifizieren. Da während der Messfahrten nach subjektiver Einschätzung des Fahrers keine kritischen Situationen vorlagen, sollte das SC-Modul bei den aufgezeichneten Messungen im Realverkehr im Idealfall gar nicht eingreifen. Im Folgenden werden drei verschiedene Ursachen vorgestellt, die im aktuellen Entwicklungsstand dennoch zu einem SC-Eingriff wegen vermeintlich kollisionskritischer Objekte führen.

### 8.2.1.1 Objekte aus Bodendetektionen

Auf dem Testgelände herrschen auf der Start- und Landebahn einfache Bedingungen mit großen und näherungsweise ebenen Flächen im unmittelbaren Umfeld des Egofahrzeugs. Daher funktioniert hier das Filtern der Lidar-Bodendetektionen im relevanten Bereich sehr zuverlässig und es entstehen mit der Lidar-Clustering-Methode keine FP-Objekte, die zu einem Notstopp führen würden. Im Realverkehr sind die Bedingungen mit teils engen Straßen, vielen stationären oder dynamischen Objekten sowie Bürgersteigen oder Fahrbahnschwellen vielfältiger und für die Bodendetektionsfilter schwieriger zu handhaben.

Abhängig von dem maximalen Abstand  $d_{z,max,gr}$  zur sensorindividuell ermittelten Bodenebene, bis zu dem ein Lidarpunkt noch als Bodenpunkt zählt, variiert die Performance der Objektlistenplausibilisierung. Mit  $d_{z,max,gr} = 0,1$  m ist das Modul nicht nutzbar, da in der ca. 33-minütigen Testfahrt mit gut 20000 Ausführungen des SC-Moduls durchschnittlich alle 5,3 s ein aus Bodenpunkten geclustertes Objekt zum Notstopp führt. Bei  $d_{z,max,gr} = 0,15$  m passiert dies noch alle 77 s, während mit  $d_{z,max,gr} = 0,2$  m über die gesamte Messdauer noch fünf SC-Eingriffe durch Bodenobjekte vorliegen. Davon dreimal an der gleichen Stelle mit

veränderlichem Fahrbahngefälle und zweimal an einer Fahrbahnschwelle bzw. Aufpflasterung. Mit  $d_{z,max,gr} \geq 0,25$  m werden in den Messfahrten sämtliche Bodendetektionen zuverlässig gefiltert. Je größer  $d_{z,max,gr}$  jedoch gewählt wird, desto größer ist auch die Gefahr, ein flaches, aber nicht kollisionsfrei überfahrbares Objekt auf der Fahrbahn zu übersehen. Weitere Parametervariationen zur Erreichung einer noch zuverlässigeren Bodenpunktentfernung stehen aus.

### 8.2.1.2 Bewuchs am Fahrbahnrand

Wenn das Egofahrzeug z. B. bei Gegenverkehr auf einer engen zweistreifigen Straße nah am rechten Fahrbahnrand fährt und dieser mit Gebüsch oder hohem Gras begrünt ist, treten teilweise Notstopp-Anforderungen des SC-Moduls auf. Menschliche Fahrer nehmen gerade bei kleinen Geschwindigkeiten i. d. R. durch bewusst reduzierten lateralen Sicherheitsabstand in Kauf, mit dem Fahrzeug Gräser, Blätter oder dünne Zweige zu streifen, da diese dem Fahrzeug keinen Schaden zufügen. Wenn einzelne Lidarpunkte nicht zuverlässig durch den Sensor als unkritisch klassifiziert werden, ist die Objektlistenplausibilisierung des SC-Moduls nicht in der Lage, solchen Bewuchs von tatsächlich kollisionskritischen Objekten zu unterscheiden und reagiert mit einem Notstoppmanöver.

Ob ein solcher Eingriff als FP-Eingriff zu werten ist, hängt jedoch auch von den Fähigkeiten des verwendeten ADS ab. Die getesteten Trajektorien basieren auf der Intelligenz des menschlichen Testfahrers. Ist auch das ADS in der Lage, kollisionsunkritischen Bewuchs als solchen zu erkennen und folglich Berührungen damit zu tolerieren, wäre ein SC-Eingriff in solchen Situationen unnötig und komfortmindernd. Ist das ADS dazu nicht fähig, werden Berührungen mit Bewuchs vom ADS bei korrekter Funktionalität ohnehin vermieden und es ergeben sich auch durch das konservative SC-Verhalten keine Nachteile.

### 8.2.1.3 Prädiktion der Bewegung anderer Verkehrsteilnehmer

Menschliche Fahrer sind fähig, sich aus dem momentanen Bewegungszustand eines Verkehrsteilnehmers ein Bewegungsmodell abzuleiten und zu extrapolieren. Indikatoren wie kleinste Änderungen in der Längs- oder Querdynamik, aktivierter Fahrtrichtungsanzeiger oder die Blickrichtung des Verkehrsteilnehmers fließen durch die menschliche Kognition zuverlässig in die Prädiktion des Objektverhaltens ein. Die einfache lineare Prädiktion in der Objektkritikalitätsprüfung ist dem unterlegen, was eine konservativere Auslegung von Sicherheitsabständen zu anderen Verkehrsteilnehmern erfordert. Diese Sicherheitsabstände wurden vom menschlichen Fahrer in den Messfahrten z. T. nicht eingehalten, wodurch das SC-Modul in diesen Situationen eingreift. Bei Geradeausfahrt werden dadurch keine SC-Eingriffe provoziert, in Kreuzungsszenarien mit anderen Verkehrsteilnehmern meldet das SC-Modul hingegen mehrfach kollisionskritische Objekte. Auch diese Beobachtung ist entsprechend der Diskussion im vorherigen Abschnitt abhängig von den verfügbaren ADS-Fähigkeiten einzuordnen.

## 8.2.2 FN-Eingriffe des SC-Moduls

Das Testziel dieses Kapitels ist, die FN-Eingriffsrate des SC-Moduls abzuschätzen bzw. Ursachen für FN-Eingriffe zu identifizieren. Mit FN-Eingriffen sind Situationen gemeint, in denen das SC-Modul trotz offensichtlich kollisionskritischer geplanter Trajektorie nicht eingreift. Zur randomisierten Herbeiführung kollisionskritischer Situationen wird die aus den Fahrzeugpositionen abgeleitete Trajektorie mit veränderlichen Offsets manipuliert. Die Position  ${}_{E}p_{j,i}$  jedes Trajektorienpunkts wird um einen zu  $s_{j,i}$  proportionalen Offset senkrecht zu  ${}_{E}\psi_{j,i}$  verschoben,  ${}_{E}p_{j,1}$  bleibt demnach stets unverändert. Dieser streckenbezogene laterale Offset ist mit einer Amplitude von 0,05 m pro Meter entlang des Pfades und einer Periodendauer von 10 s sinusförmig alternierend, wodurch die resultierende Trajektorie im zeitlichen Verlauf abwechselnd nach rechts und links schwingt. Durch Sichtprüfung wird untersucht, ob es offensichtlich kollisionskritische Trajektorien gibt, bei denen das SC-Modul nicht mit einem Notstopp eingreift. Dabei fallen keine Situationen auf, in denen die konservativ ausgelegte Objektkritikalitätsprüfung trotz offensichtlich kollisionskritischer Trajektorie nicht eingreift. Allerdings wird beobachtet, dass in Kreuzungsszenarien manche querenden Objekte nicht von der Objektlistenplausibilisierung erkannt werden.

In einem solchen Szenario steht das Egofahrzeug still, um dem von rechts kommenden Fahrzeug Vorfahrt zu gewähren. In dieser Situation liegt das Fahrzeug außerhalb des Radar-FoV, wodurch die Objekterkennung in der Objektlistenplausibilisierung ausschließlich durch Lidar möglich ist. An der Position des Fahrzeugs ist zwar ein aus Lidarpunkten geclustertes Objekt vorhanden, allerdings gelingt die Bestätigung der Existenz dieses Objekts nicht. Der Grund dafür ist, dass das Objekt durch die zu hohe Fahrzeuggeschwindigkeit in mehreren aufeinanderfolgenden Zeitschritten als neu detektiertes Objekt betrachtet wird, an dessen Position im vorherigen Zeitschritt noch kein Objekt zu sehen war. Um dieses Problem zu beheben, ist ein vergrößerter Suchradius nach bekannten Objekten aus dem vorherigen Zeitschritt erforderlich, wobei dadurch auch das Risiko von falsch zugeordneten Objekten steigt und die Anzahl an FP-Objektdetektionen erhöht wird. Liegen zu einem Objekt aus dem vorherigen Zeitschritt dynamische Informationen vor, wird dessen Bewegung für die Suche nach bekannten Objekten in den aktuellen Zeitschritt extrapoliert. Da aus den Lidardetektionen keine dynamischen Informationen hervorgehen, ist dies außerhalb des Radar-FoV aber nicht möglich.

(Lateral-)Dynamische Objekte und deren Bewegungszustand werden außerhalb des Radar-FoV mit dem aktuellen Entwicklungsstand der Objektlistenplausibilisierung also nicht zuverlässig erkannt. Zusätzliche seitlich ausgerichtete Radarsensoren würden dieses Problem lösen, allerdings verstößt das gegen die Grundidee des SC-Ansatzes, ausschließlich mit den im ADS vorhandenen Sensoren zu arbeiten.

### 8.2.3 Echtzeitfähigkeit

Neben der zuverlässigen Funktionalität des SC-Moduls ist für den simultanen Einsatz während des ADS-Betriebs auch entscheidend, dass das SC-Modul echtzeitfähig ist. Um das zu bewerten, wird die Rechenzeit der implementierten Module bei der Anwendung auf die aufgezeichneten Messdaten analysiert. Die Spezifikation des verwendeten Simulationsrechners findet sich in Anhang A.7.

Abbildung 8-10 a) zeigt die kumulative Verteilungsfunktion zur Rechenzeit der Objektkritikalitätsprüfung  $\tau_{\text{calc,occ}}$ , deren Median bei ca. 3 ms liegt, das 99. Perzentil bei knapp 10 ms. Bei einer Geschwindigkeit von 50 km/h bewegt sich das Fahrzeug in dieser Zeitdauer lediglich um 14 cm weiter. Da neue Trajektorien im verwendeten ADS außerdem mit einer Frequenz von 10 Hz gesendet werden, ist die Performance hier bei weitem ausreichend. Die Rechenzeit für die Objektlistenplausibilisierung  $\tau_{\text{calc,olp}}$  liegt im aktuellen Entwicklungsstand hingegen noch etwa um den Faktor 100 höher (siehe Abbildung 8-10 b)), was der Verarbeitung von z. T. mehr als 30000 Lidarpunkten pro Durchlauf geschuldet ist.

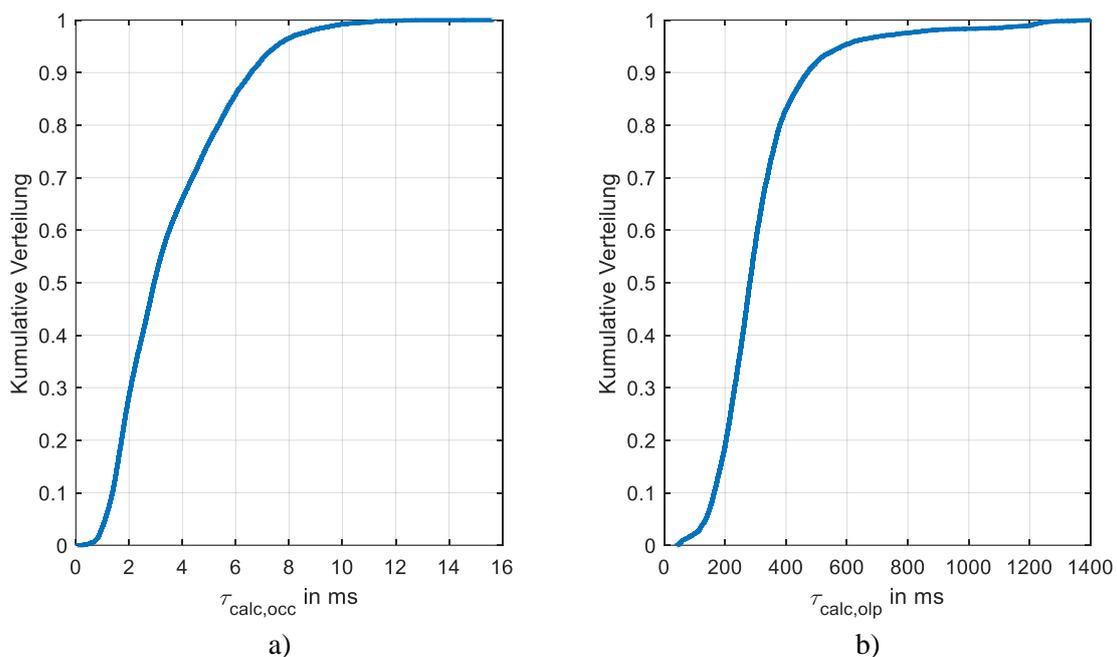


Abbildung 8-10: Kumulative Verteilung der Rechenzeiten für a) Objektkritikalitätsprüfung und b) Objektlistenplausibilisierung im aktuellen Entwicklungsstand.

Zur Bestimmung der Zielgröße von  $\tau_{\text{calc,olp}}$  ist einerseits maßgebend, dass der Zeitraum zwischen zwei empfangenen Objektlisten aus dem Perzeptionsmodul nicht überschritten wird. Damit in der Kritikalitätsprüfung Trajektorie und plausibilisierte Objektliste zusammenpassen, muss  $\tau_{\text{calc,olp}}$  andererseits auch kleiner sein als der Zeitraum zwischen gesendeter Perzeptions-Objektliste und dem Sendezeitpunkt derjenigen Trajektorie, die vom Trajektorienplaner auf Basis dieser Objektliste geplante wurde. Im ADS aus dem Projekt

PRORETA 5 liegt die Zielgröße von  $\tau_{\text{calc,olp}}$  somit bei 100 ms. Dieser Wert wird momentan in 98% der Fälle überschritten, weshalb hier noch erheblicher Optimierungsbedarf besteht.

In Abbildung 8-11 ist die Zusammensetzung von  $\tau_{\text{calc,olp}}$  aus den vier zeitintensivsten Prozessschritten für kleine und große  $\tau_{\text{calc,olp}}$  dargestellt. Wenn  $\tau_{\text{calc,olp}}$  unterhalb des ersten Perzentils von  $\tau_{\text{calc,olp},0.01} = 63,5$  ms liegt, hat das Filtern auf den absicherungsrelevanten Bereich den größten Anteil an der Gesamtrechenzeit, während Clustering und Bounding-Box-Erstellung einen deutlich kleineren Anteil haben. Dies ist in Situationen der Fall, in denen nur wenige relevante Lidarpunkte vorliegen, die in den Prozessschritten nach den Punktefiltern noch zu verarbeiten sind. Liegt  $\tau_{\text{calc,olp}}$  hingegen oberhalb des 99. Perzentils von  $\tau_{\text{calc,olp},0.99} = 1204$  ms, nimmt die Zeit für das Clustering mit Abstand den größten Anteil an  $\tau_{\text{calc,olp}}$  ein.

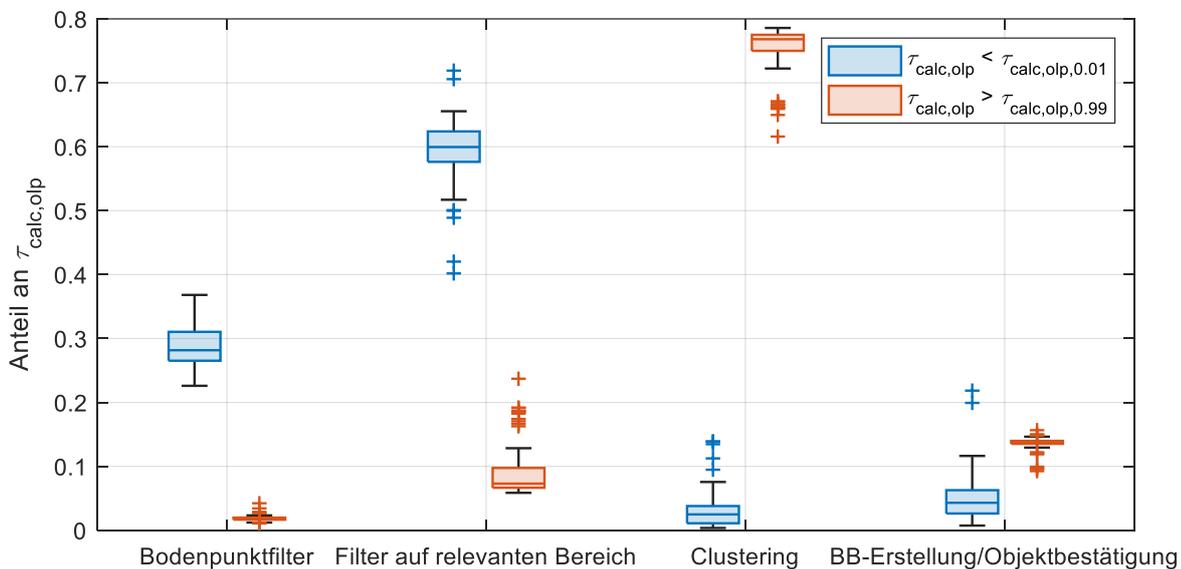


Abbildung 8-11: Anteile an der Rechenzeit der Objektlistenplausibilisierung  $\tau_{\text{calc,olp}}$  bei großen und kleinen  $\tau_{\text{calc,olp}}$ .

Aus den Messdaten ist ersichtlich, dass die Peaks in der Gesamt- sowie Clustering-Rechenzeit in Situationen entstehen, in denen das Testfahrzeug nah an großflächigen und hohen Objekten wie z. B. einem Wohnmobil vorbeifährt. Dann liegen im entsprechend großen Azimutbereich die Lidarpunkte des gesamten Elevationsbereichs auf diesem Objekt und im absicherungsrelevanten Bereich auf engem Raum. Mit der hohen Zahl relevanter Lidarpunkte steigt auch die zum Clustering benötigte Rechenzeit. Dieses Problem ist auch dem Umstand geschuldet, dass mit leerer Objektliste  $\mathcal{L}_{\text{obj}}$  getestet wurde. Ist eine brauchbare Objektliste vorhanden, liegen im beschriebenen Beispiel die Lidarpunkte auf dem Wohnmobil innerhalb dessen Bounding-Box und werden folglich im Clustering nicht betrachtet. Damit reduziert sich auch die Rechenzeit für die Erstellung der Bounding-Boxen sowie die Bestätigung der neu detektierten Objekte.

Bei hohen  $\tau_{\text{calc,olp}}$  ist aber auch der Filter auf den absicherungsrelevanten Bereich noch nicht ausreichend performant. Bei Rechenzeiten von z. T. über  $0,1\tau_{\text{calc,olp},0,99}$  ist die Zielgröße für  $\tau_{\text{calc,olp}}$  bereits durch diese Teilfunktion überschritten. Besonders rechenintensiv ist hier das Filtern der Lidarpunkte auf Basis ihres Abstands zur Fahrbahn. Das liegt u. a. darin begründet, dass in der verwendeten HD-Karte die Fahrbahn teils in sehr kleinen und somit vielen zu prüfenden Abschnitten repräsentiert ist. Mit Methoden zur effizienzsteigernden Vorsortierung der Lidarpunkte beim Clustering und mit der Reduktion der Punktedichte z. B. durch Voxel Grids wird künftig versucht,  $\tau_{\text{calc,olp}}$  zu reduzieren. Dabei ist allerdings darauf zu achten, dass keine relevanten Informationen verloren gehen, wenn Objekte nur durch wenige Lidarpunkte detektiert werden.

## 8.3 Verifikation der Anforderungen und Leistungsgrenzen der Implementierung

Auf Basis der entwickelten SC-Architektur und mit den Erkenntnissen aus den durchgeführten Versuchen wird im Folgenden evaluiert, ob die Anforderungen aus Kapitel 4 erfüllt werden.

*Anforderung 1: Die Erkennung eines unsicheren Zustands des Egofahrzeugs und ein risikominimierender Eingriff muss durch das SC-Modul schnell genug erfolgen, um das Risiko auf ein akzeptables Niveau zu reduzieren.*

Das Erkennen eines unsicheren Zustands des Egofahrzeugs wird durch die Submodule zur Sicherheitsprüfung umgesetzt. Eine identifizierte Schwachstelle in der aktuellen Implementierung ist die Detektion von Objekten, die sich schnell in  $\nu_y$ -Richtung bewegen und außerhalb des Radar-FoV liegen, was z. B. in Kreuzungsszenarien der Fall ist. Davon abgesehen werden kollisionskritische Situationen in den ausgewerteten Messfahrten zuverlässig erkannt.

Die zeitliche Performance der Objektlistenplausibilisierung ist im derzeitigen Entwicklungsstand in den meisten Situationen noch nicht hinreichend, für die Objektkritikalitätsprüfung werden hingegen nur wenige Millisekunden benötigt. Da die Sensordatenplausibilisierung im Rahmen dieser Dissertation nicht implementiert wurde, liegen dazu keine Informationen vor. Die verbleibenden Submodule des SC-Moduls sind in ihrer Funktion verglichen mit den zuvor genannten Submodulen weniger komplex und verarbeiten keine großen Datenmengen wie z. B. Lidarpunktwolken. Daher werden hier keine Rechenzeiten erwartet, die die Echtzeitfähigkeit des SC-Moduls einschränken könnten.

*Anforderung 2: Dem SC-Modul muss bewusst sein, ob die momentanen Fähigkeiten des ADS für einen sicheren Betrieb ausreichend sind.*

Die zweite Anforderung wird erfüllt durch die Timeout-Prüfung aller Module und Sensoren, die Überprüfung der für die Trajektorienplanung grundlegenden Informationen sowie die

Submodule zur Verifikation der Sicherheit der Trajektorie selbst. Die in Kapitel 4.2.4 zusammengefassten erforderlichen Submodule sind allesamt in der SC-Architektur vorhanden.

*Anforderung 3: Das SC-Modul muss im Fall eines unsicheren Zustands eine risikominimierende Trajektorie bereitstellen.*

*Anforderung 4: Das SC-Modul muss direkten oder indirekten Zugang zur Ansteuerung der für die Fahrzeugführung relevanten Aktorik haben.*

Die dritte Anforderung ist durch die Nottrajektorien-generierung und -aussendung an den Bewegungsregler abgedeckt. Dies wird unmittelbar durch das Erkennen eines unsicheren Zustands getriggert. Damit eng verknüpft ist der Zugang zur Fahrzeugaktorik aus der vierten Anforderung. Dieser erfolgt indirekt über den Trajektorienregler, der Zugriff auf Fahrzeugantrieb, Bremse und Lenkung hat.

*Anforderung 5: Die Rate an Falscheingriffen des SC-Moduls muss unterhalb einer akzeptablen Grenze liegen.*

In den mit menschlichem Fahrer durchgeführten Open-Loop-Messfahrten im öffentlichen Verkehr wurden mehrfach unnötige Eingriffe des SC-Moduls bei hohem Bewuchs unmittelbar am Fahrbahnrand festgestellt. Ob das als FP-Eingriff zu werten ist, ist abhängig von den Fähigkeiten des verwendeten ADS, solche Vegetation als unkritisch zu erkennen und zu durchfahren oder nicht. Auch die simple Objektprädiktion führt vereinzelt zu FP-Eingriffen, ebenso wie vermeintliche FN-Objekte aus mangelhaft gefilterten Bodendetektionen bei unebenen Fahrbahn-bereichen. Während unter vereinfachten Rahmenbedingungen auf dem Testgelände keine FP-Eingriffe auftreten, wird die fünfte Anforderung bei Fahrten im öffentlichen Verkehr mit der gewählten Implementierung im aktuellen Entwicklungsstand nicht als erfüllt angesehen. Das grundsätzliche SC-Konzept gilt dadurch jedoch nicht als falsifiziert.

Wo der akzeptable Grenzwert an FP-Eingriffen liegt, hängt auch von der Qualität des absichernden ADS ab. Wenn bei einem nicht ausgereiften System viele Eingriffe durch das SC-Modul erforderlich sind und auch viele TP-Eingriffe erfolgen, sind vereinzelte FP-Eingriffe verschmerzbar, da die Systemsicherheit bei verhältnismäßig kleinen Komforteinbußen insgesamt dennoch erhöht wird. Hat ein ADS hingegen kaum Eingriffsbedarf, muss die Anzahl der FP-Eingriffe reduziert werden, da das SC-Modul ansonsten mehr hinderlich als hilfreich ist.

*Anforderung 6: Die Sicherheit und Funktionalität des SC-Moduls muss testbar und verifizierbar sein.*

Die sechste Anforderung ist erfüllt, da einerseits durch den modularen Aufbau alle Submodule einzeln testbar sind. Da außerdem keine KI verwendet wird, ist die Funktionalität stets nachvollziehbar und somit auch zuverlässig verifizierbar.

*Anforderung 7: Das SC-Modul muss im Rahmen dieser ADS-Architektur die Absicherungsfunktion erfüllen, ohne auf Informationen aus zusätzlicher Sensorik zuzugreifen, die nicht ohnehin Teil des ADS ist.*

Im SC-Modul werden ausschließlich Sensoren und Informationen aus dem ADS genutzt und mit zum Hauptsystem diversitären Methoden verarbeitet. In der gewählten Implementierung wird die Absicherungsfunktion im derzeitigen Entwicklungsstand allerdings noch nicht als erfüllt angesehen. Mit der siebten Anforderung hängt die Leistungsfähigkeit des SC-Moduls auch maßgeblich von der sensorischen Ausstattung des abzusichernden ADS ab. Im ADS aus PRORETA 5 würden bspw. zusätzliche seitlich ausgerichtete Radarsensoren zur Erfassung querender Objekte in Kreuzungsszenarien die Zuverlässigkeit der Objektlistenplausibilisierung deutlich verbessern.

Die von der Objektlistenplausibilisierung erreichbaren Detektionsweiten wurden in den Abschnitten 8.1.1 und 8.1.2 evaluiert. Abgesehen vom kleinsten getesteten Objekt werden die durch den absicherungsrelevanten Bereich definierten Anforderungen bei stationären Objekten bereits allein durch das Lidarpunkt-Clustering erfüllt, die Radar-Objektliste enthält alle getesteten Objekte in ausreichender Entfernung. Bei dynamischen Objekten liegt mit dem Radarsensor ebenfalls eine ausreichende Sichtweite vor, dessen FoV im verwendeten ADS allerdings ausschließlich in  $v_x$ -Richtung gerichtet ist.

## 9 Fazit und Ausblick

Beim automatisierten Fahren stellt der Sicherheitsnachweis zur Freigabe eines Level 4+-ADS derzeit noch eine große Herausforderung dar. Besonders schwierig ist dies beim Einsatz von KI-basierten Fahrfunktionen, deren tatsächliche Entscheidungslogik dem Entwickler nicht bekannt ist und folglich kaum verifizierbar ist. Aus dieser Motivation wurde im Rahmen der vorliegenden Dissertation das SC-Konzept zur logikbasierten Absicherung der KI-Planungsergebnisse und somit des Fahrzeugverhaltens vorgestellt. Neuartig ist, die gleichen Informationen wie das Hauptsystem auf einer anderen Verarbeitungsebene mit diversitären Ansätzen zu nutzen. Damit wird auch die Nutzung von KI-basierten Funktionen im ADS ermöglicht, obwohl deren Sicherheit nicht vollständig nachgewiesen ist. Das grundsätzliche Problem der Sicherheitsfreigabe beim automatisierten Fahren ist damit dennoch nicht vollständig gelöst, weil auch bei einem solchen logikbasierten System nicht ausgeschlossen werden kann, dass es Situationen gibt, die das System „ausspielen“. In jeder beliebigen (bekannten) Situation ist die Systemreaktion jedoch prädizierbar und erklärbar.

Das SC-Modul trägt dazu bei, dass die Sicherheit des ADS erhöht wird, indem bestimmte Unsicherheitsklassen und -ursachen durch entsprechende Submodule adressiert werden. Es kann jedoch nicht garantiert werden, dass alle möglichen Unsicherheiten berücksichtigt und erkannt werden. Wie eingangs erwähnt, ist vollständige Sicherheit beim automatisierten Fahren kaum erreichbar, so kann diese auch durch den Einsatz des SC-Moduls nicht gewährleistet werden. Die Erkenntnisse aus der Bearbeitung der Forschungsfragen sind im Folgenden zusammengefasst.

### 9.1 Gewonnene Erkenntnisse

Aus der FTA im Zuge der Anforderungsdefinition in Kapitel 4 folgt die Erkenntnis, dass zur ADS-Absicherung eine bloße Überprüfung der geplanten Trajektorie selbst nicht ausreicht. Zusätzlich ist sowohl die Prüfung des ADS-Gesundheitszustands als auch die Plausibilisierung der Informationen notwendig, auf Basis derer die Trajektorie vom Trajektorienplaner geplant und vom SC-Modul verifiziert wird. Eine Informations- oder Funktionsprüfung durch das SC-Modul ist jedoch nur dann sinnvoll, wenn bei erkannter Unsicherheit auch eine der Situation angemessene Eingriffsmöglichkeit durch risikominimierende Notmanöver vorhanden ist.

In Kapitel 5 wurde der Lösungsraum für Möglichkeiten solcher Notmanöver aufgespannt und für jede der zehn identifizierten Optionen unterschiedlicher Komplexität und Qualität die erforderlichen Voraussetzungen an Informationen und Fähigkeiten im ADS abgeleitet. Diese klaren Anforderungen ermöglichen für ein beliebiges Level 4+-ADS, in unsicheren Situationen ein angemessenes Notmanöver zu wählen, ohne gleich zwingend eine vollver-

zögernde Notbremsung durchzuführen. Für das SC-Modul mit der vorliegenden Implementierung folgt daraus, dass abhängig von der Art der vorliegenden Unsicherheit eine Verzögerung entlang des aktuell oder zuletzt geplanten Pfades erfolgt. Ist eine Kollision damit nicht mehr vermeidbar, wird die Option eines Ausweichmanövers gewählt, wobei die Ermittlung einer optimalen Trajektorie zum Erreichen bestimmter Ausweichdistanzen mit analytischen Methoden als schwierig umsetzbar angesehen wird. Während Ausweichmanöver in der betrachteten urbanen ODD aufgrund kleiner Geschwindigkeiten und kurzer Bremswege nur selten einem Bremsmanöver vorzuziehen sind, kommt ihnen bei höheren Geschwindigkeiten wie z. B. auf der Autobahn eine größere Bedeutung zu. Daher ist die gewählte Notstrategie für eine andere ODD ggf. anzupassen.

Aus den Anforderungen an das SC-Modul wurden erforderliche Funktionalitäten abgeleitet, die so auch für andere ADS-Spezifikationen gültig sind, jedoch z. T. auch in andere ADS-Module ausgelagert werden könnten. Diese Funktionalitäten wurden in Form verschiedener Submodule in einer beispielhaften Architektur miteinander verknüpft. In den durchgeführten Tests der implementierten Submodule funktioniert die Nottrajektoriengenerierung wie gewünscht, für die Umsetzung der Nottrajektorien bewährt sich zur Bremslatenzreduktion eine vorgeschaltete leichte Verzögerung. So lassen sich unter Verwendung eines vorausschauenden Bewegungsreglers die latenzbedingten Abweichungen zwischen Ist- und Sollverhalten deutlich reduzieren. Die Objektkritikalitätsprüfung entlang der geplanten Trajektorie funktioniert mit der neu entwickelten Kritikalitätsmetrik mit einer Ausnahme bereits zuverlässig und die entwickelte Logik ist grundsätzlich auch für andere ADS oder Sensorkonfigurationen verwendbar. Lediglich die Prädiktion von Objektbewegungen ist in manchen Situationen zu konservativ ausgelegt. Zur Vermeidung einer inakzeptablen Anzahl an FP-Eingriffen des SC-Moduls sind außerdem Prädiktionshypothesen wie z. B. „Fahrstreifen folgen“ unabdinglich, auch wenn durch solche Verhaltensannahmen in entsprechenden Ausnahmesituationen die Zuverlässigkeit und Sicherheit der Kritikalitätsprüfung reduziert wird.

Die Funktionalität der Objektlistenplausibilisierung hingegen ist bislang nur auf dem Testgelände hinreichend. Da sich hier weitläufige ebene Flächen und nur wenige spezifische Objekte in der Fahrzeugumgebung befinden, spiegelt dies die Realbedingungen einer Ortsdurchfahrt im öffentlichen Verkehr jedoch nicht hinreichend wider. Durch hohe Objekte wie z. B. an die Fahrbahn angrenzende Mauern, Gebüsch oder großflächige Fahrzeugseiten wie bei Lkw erhöht sich die Anzahl der Lidarpunkte im absicherungsrelevanten Bereich verglichen mit dem Testgelände um ein Vielfaches und der Verarbeitungsaufwand in der Objektlistenplausibilisierung steigt entsprechend an. Dafür ist insbesondere das Clustern der Lidarpunkte im aktuellen Entwicklungsstand noch nicht hinreichend performant. Die Testbedingungen waren jedoch insofern erschwert, als dass die zu plausibilisierende Objektliste keine Objekte enthielt. Wären daraus schon Objekte bekannt, müssten die Lidarpunkte dieser Objekte in der Objektlistenplausibilisierung nicht weiter betrachtet werden und die Rechenzeiten würden sich in der Folge reduzieren. Davon abgesehen ist die Erfassung der Objektdynamik mit den gewählten Ansätzen nur dann hinreichend gut, wenn sich das Objekt im Radar-FoV befindet.

Während im verwendeten Versuchsfahrzeug das Umfeld durch Lidar zu 360° abgedeckt ist, ist lediglich ein nach vorne gerichteter Radarsensor vorhanden. Da die Erfassung der Objektbewegung in der beispielhaften Implementierung hauptsächlich durch Radarinformationen erfolgt, wird in Kreuzungsszenarien die Dynamik von querenden Objekten außerhalb des Radar-FoV mit unzureichender Qualität geschätzt. Für das vorliegende ADS ist daher eine weitere Optimierung der Bewegungsschätzung durch Lidar erforderlich. Sollte das nicht zielführend sein, ist das SC-Modul im urbanen Umfeld nur in ADS mit zusätzlichen Seitenradaren applizierbar. Da allerdings auch fraglich ist, wie zuverlässig ein KI-basiertes ADS ohne Seitenradare urbane Kreuzungsszenarien bewältigen kann, wird diese Schwäche eher der Sensorkonfiguration als dem SC-Konzept zugeschrieben. Seitlich ausgerichtete Radarsensoren werden für urbanes automatisiertes Fahren demnach als notwendig angesehen. Es folgt auch die Erkenntnis, dass die Implementierung eines solchen SC-Moduls stets von der sensorischen Ausstattung des ADS abhängt. Eine allgemeingültige Aussage zur Umsetzbarkeit eines solchen Absicherungsmoduls, das ausschließlich auf die bereits vorhandene ADS-Sensorik zurückgreift, kann nach der beispielhaften Implementierung im Rahmen dieser Dissertation nicht getroffen werden.

Das SC-Modul hat durch das Clustering von Lidarpunkten kein Problem damit, auch neuartige Objekte zu erkennen, die für einen KI-basierten Perzeptionsalgorithmus vielleicht nicht klassifizierbar oder erkennbar sind, was sicherheitstechnisch vorteilhaft ist. Da das SC-Modul keine Objektklassifizierung vornimmt, ist den Fahrkomfort betreffend jedoch nachteilhaft, dass es auch auf eigentlich kollisionsunkritische Objekte wie z. B. eine vorbeifliegende Papiertüte oder in den Fahrschlauch ragendes Gebüsch reagiert, auch wenn diese von einer KI-Perzeption eventuell korrekterweise ignoriert werden. In solchen Fällen wird die ADS-Performance durch das SC-Modul aktiv verschlechtert.

## 9.2 Ausblick

Die vorgestellte Architektur des SC-Moduls stellt lediglich eine beispielhafte Umsetzungsmöglichkeit dar. Weitere Architekturvarianten sehen auch einen Informationsrückfluss an andere ADS-Module vor. So besteht bspw. die Möglichkeit, bei vereinzelt auftretenden unsicheren Solltrajektorien das Problem an den Trajektorienplaner rückzumelden und eine alternative Trajektorie anzufordern. Auch ist denkbar, den Trajektorienplaner auf andere Unsicherheiten im ADS hinzuweisen, um von ihm eine sichere Haltetrajektorie planen zu lassen. Das ermöglicht auch die einfachere Umsetzung hochwertigerer Notmanöveroptionen. Die Umsetzung eines solchen Informationsrückflusses setzt voraus, dass der Trajektorienplaner in der Lage ist, die vom SC-Modul erhaltenen Informationen zu verarbeiten.

Zur Verbesserung der Funktionalität der bislang implementierten Module ist in erster Linie die Effizienzoptimierung der Objektlistenplausibilisierung notwendig. Parallelisierung von Teilprozessen und Reduzierung der Lidarpunkte durch Methoden wie Voxel Grids sind zwei mögliche Optimierungsansätze. Darüber hinaus besteht durch weitere Parameteroptimierung

in den verwendeten Algorithmen zu Bodendetektion und Clustering oder auch durch Implementierung anderer Methoden für diese Teilfunktionen das Potenzial, neben der zeitlichen Effizienz auch das Verhältnis aus TP- und FP-Objektdetektionen zu verbessern. Eine Möglichkeit zur Vermeidung unnötiger Notstopps ist auch, ein Notmanöver umgehend wieder abubrechen, wenn eine vermeintliche Unsicherheit wenige Zeitschritte später doch nicht mehr erkannt wird. Insbesondere mit der in Kapitel 8.1.3 beschriebenen Strategie der leichten Vorverzögerung vor der Notbremsung ist eine solche Reversibilität während der Zeitdauer der Vorverzögerung ohne Komfortverlust umsetzbar. Das ist jedoch nur dann zulässig, wenn die Kritikalitätsprüfung des SC-Moduls zu einem eindeutig unkritischen Ergebnis kommt und ausschließen kann, dass die zuvor detektierte Unsicherheit kurze Zeit später erneut auftritt.

Ein umfangreicheres offenes Forschungsthema stellt die Prädiktion von Objektbewegungen dar. Mit einfachen Prädiktionsmethoden wie linearer Extrapolation des momentanen Bewegungszustands sind Unsicherheiten verbunden, die entsprechende Pufferzonen um das Objekt erfordern. Dies schränkt den Bewegungsraum für das Egofahrzeug ein und führt im SC-Modul zu häufigeren (unnötigen) Eingriffen. In der aktuellen Forschung werden dafür hauptsächlich KI-Methoden genutzt, was dem Grundprinzip des SC-Konzepts jedoch widerspricht.

Im Rahmen dieser Dissertation wurde als Notmanöver die Verzögerung entlang des aktuellen oder letzten sicheren Pfades implementiert. Dabei wird nicht berücksichtigt, ob das Fahrzeug evtl. in einem unsicheren Bereich wie z. B. auf einem Bahnübergang zum Stillstand kommt. Kartendaten sind eine Möglichkeit, dem SC-Modul Informationen zu unsicheren Haltbereichen verfügbar zu machen. Wenn sich ein kollisionskritisches Objekt in oder unmittelbar hinter einem solchen Bereich befindet, ist eine so starke Verzögerung erforderlich, dass das Egofahrzeug noch vor dem unsicheren Haltebereich den Stillstand erreicht.

Für Ausweichmanöver wurde lediglich theoretisch diskutiert, welches Ausweichpotenzial in welchen dynamischen Situationen besteht. Hier ist zu beachten, dass die erreichbaren Ausweichdistanzen stets auf einen krümmungsfreien Pfad bezogen sind. Ist schon der geplante Referenzpfad gekrümmt, ist das Ausweichpotenzial nach kurveninnen kleiner und nach kurvenaußen entsprechend größer. Durch realitätsnahe fahrdynamische Simulationen sowie Tests mit Realfahrzeug ist künftig zu ermitteln, wie weit die theoretischen Betrachtungen unter Vernachlässigung von dynamischen Radlasten oder Schräglaufwinkeln von den real erreichbaren Ausweichdistanzen abweichen.

Auch die Bestimmung von  $D_{req}$  erfolgt in der vorgestellten Kritikalitätsmetrik bislang mit rein längsdynamischer Betrachtung. Zur weiteren Optimierung dieser Metrik ist auch die Pfadkrümmung und die daraus resultierende Querschleunigung zu berücksichtigen, um den tatsächlichen Reibwertbedarf zur Kollisionsvermeidung zu ermitteln.

Die Reibwertprädiktion ist ein bislang ungelöstes Problem. Zwar lässt sich der momentane Reibwert mit verschiedenen Methoden gut abschätzen, für die Bestimmung angemessener

Sicherheitsabstände und der Kritikalität von Objekten ist jedoch die Kenntnis der erreichbaren Längs- und Querschleunigungen und somit des Reibwertverlaufs auf dem vorausliegenden Fahrbahnabschnitt hilfreich. Dies gilt zumindest für die Länge des minimalen Anhaltewegs des Egofahrzeugs, wobei dieser wiederum vom verfügbaren Reibwert abhängt. Entscheidend ist eine niedrige Wahrscheinlichkeit, dass im idealerweise seltenen Fall eines erforderlichen SC-Eingriffs der Reibwert überschätzt wird.

# A Herleitungen und Erläuterungen

## A.1 Fehlerbetrachtung in $\Delta s$

$\Delta s = s_{j,i+1} - s_{j,i}$  beschreibt die Weglänge, die das Egofahrzeug zwischen zwei Trajektorienpunkten  $\mathcal{T}_{j,i}$  und  $\mathcal{T}_{j,i+1}$  zurücklegt. Bei einer mit  $\kappa$  gekrümmten Trajektorie entspricht  $\Delta s$  genau genommen einer Kreisbogenlänge  $\Delta s_{al}$ , die den Differenzwinkel aus den Orientierungen  $\Delta\psi = \psi_{j,i+1} - \psi_{j,i}$  in den beiden Trajektorienpunkten überstreicht. Vereinfacht wird  $\Delta s$  aber als euklidische Distanz  $\Delta s_{eu}$  zwischen  $\mathbf{p}_{j,i}$  und  $\mathbf{p}_{j,i+1}$  berechnet.

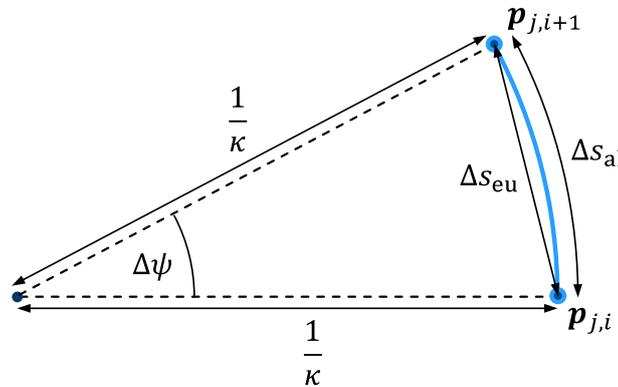


Abbildung A-1: Herleitung der Abweichung zwischen  $\Delta s_{al}$  und  $\Delta s_{eu}$ .

Die Differenz  $\Delta s_{diff} = \Delta s_{al} - \Delta s_{eu}$  steigt mit größer werdendem  $\kappa$  und  $\Delta s_{al}$ , wobei  $\Delta s_{al}$  durch die Geschwindigkeit  $v_{max}$  limitiert ist, welche bei definiertem  $\kappa$  wiederum von der maximal erreichbaren Querbeschleunigung  $a_{y,max}$  abhängt.

$$\Delta s_{al,max} = v_{max} \Delta t = \sqrt{\frac{a_{y,max}}{\kappa}} \Delta t, \quad \text{mit } \Delta t = t_{j,i+1} - t_{j,i} \quad (\text{A.1})$$

Für die euklidische Distanz  $\Delta s_{eu}$  gilt für  $|\kappa| > 0$

$$\Delta s_{eu} = \sqrt{\left(\frac{1}{\kappa} (\cos(\Delta\psi) - 1)\right)^2 + \left(\frac{1}{\kappa} \sin(\Delta\psi)\right)^2} = \sqrt{\frac{2}{\kappa^2} (1 - \cos(\Delta\psi))}, \quad (\text{A.2})$$

wobei sich der überstrichene Winkel für  $v_{max}$  als

$$\Delta\psi(v_{max}) = \kappa \Delta s_{al} = \sqrt{\kappa a_{y,max}} \Delta t \quad (\text{A.3})$$

ausdrücken lässt. Die Abweichung  $\Delta s_{diff}$  bei  $v_{max}$  folgt für  $|\kappa| > 0$  zu

$$\Delta s_{\text{diff,max}} = \sqrt{\frac{a_{y,\text{max}}}{\kappa}} \Delta t - \sqrt{\frac{2}{\kappa^2} (1 - \cos(\sqrt{\kappa} a_{y,\text{max}} \Delta t))} . \quad (\text{A.4})$$

Mit  $a_{y,\text{max}} = 10 \text{ m/s}^2$  und  $\Delta t = 0,1 \text{ s}$  resultieren abhängig von  $\kappa$  die in folgendem Diagramm dargestellten Abweichungen. Die blaue Kurve entspricht dem Absolutwert von  $\Delta s_{\text{diff,max}}$ , die auf der rechten Ordinate aufgetragene rote Kurve zeigt die auf  $\Delta s_{\text{al,max}}$  normierte Abweichung. Mit maximalen Abweichungen  $< 1\%$  wird der Fehler durch die euklidische Berechnung von  $\Delta s$  als vernachlässigbar eingestuft.

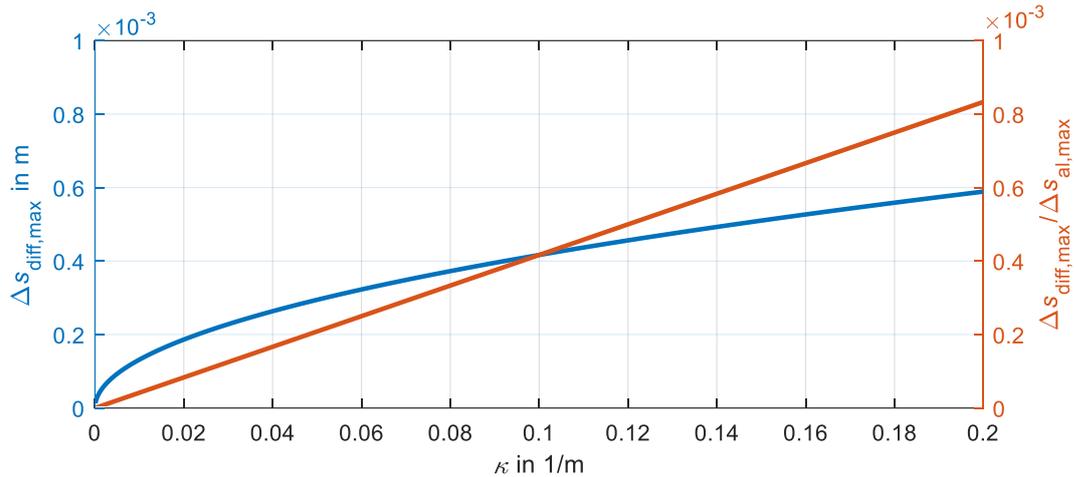


Abbildung A-2: Absolute und normierte Abweichung zwischen  $\Delta s_{\text{al}}$  und  $\Delta s_{\text{eu}}$  für  $a_{y,\text{max}} = 10 \text{ m/s}^2$  und  $\Delta t = 0,1 \text{ s}$ .

## A.2 Kinematisch mögliches $d_{y,eva}$ für $a_{y,eva,max}$

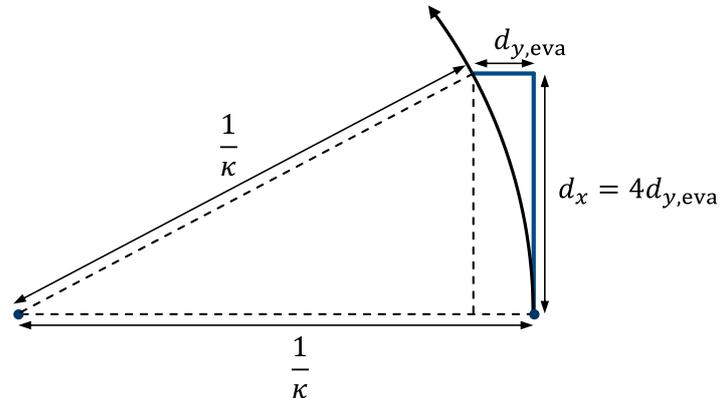


Abbildung A-3: Herleitung des Zusammenhangs zwischen  $\kappa$  und  $d_{y,eva}$  für  $a_{y,eva,max}$ .

Zur Bestimmung der kleinsten kinematisch möglichen lateralen Ausweichdistanz  $d_{y,eva}$  wird über den Satz des Pythagoras der geometrische Zusammenhang zwischen  $d_{y,eva}$  und der Krümmung  $\kappa$  hergeleitet.

$$\left(\frac{1}{\kappa}\right)^2 = d_x^2 + \left(\frac{1}{\kappa} - d_{y,eva}\right)^2 \quad (\text{A.5})$$

$$\left(\frac{1}{\kappa}\right)^2 = 16d_{y,eva}^2 + \left(\frac{1}{\kappa}\right)^2 - 2\frac{1}{\kappa}d_{y,eva} + d_{y,eva}^2 \quad (\text{A.6})$$

$$17d_{y,eva}^2 = 2\frac{1}{\kappa}d_{y,eva} \quad (\text{A.7})$$

$$d_{y,eva} = \frac{2}{17\kappa} \quad (\text{A.8})$$

Für  $\kappa_{max} = 0,2 \frac{1}{m}$  gilt somit  $d_{y,eva} \approx 0,59 \text{ m}$ .

### A.3 Bounding-Box-Erstellung aus Punktecluster

Aus einem Cluster von  $xy$ -Punkten  $\mathcal{V}p_1 \dots \mathcal{V}p_n$  wird eine rechteckige Bounding-Box mit dem in Abbildung A-4 dargestellten Vorgehen bestimmt, das an das „Closeness“-Kriterium von Zhang et al.<sup>210</sup> angelehnt ist. Die am Ende ausgegebene Bounding-Box wird durch die zweidimensionale Mittelpunkt-Position  $\mathcal{V}p_{BB}$ , die Länge  $d_{lon, BB}$ , die Breite  $d_{lat, BB}$  sowie die Orientierung bzw. den Gierwinkel  $\mathcal{V}\psi_{BB}$  beschrieben.  $d_{lon, BB}$  entspricht der längeren Rechteckseite und ist in Richtung  $\mathcal{V}\psi_{BB}$  ausgerichtet.

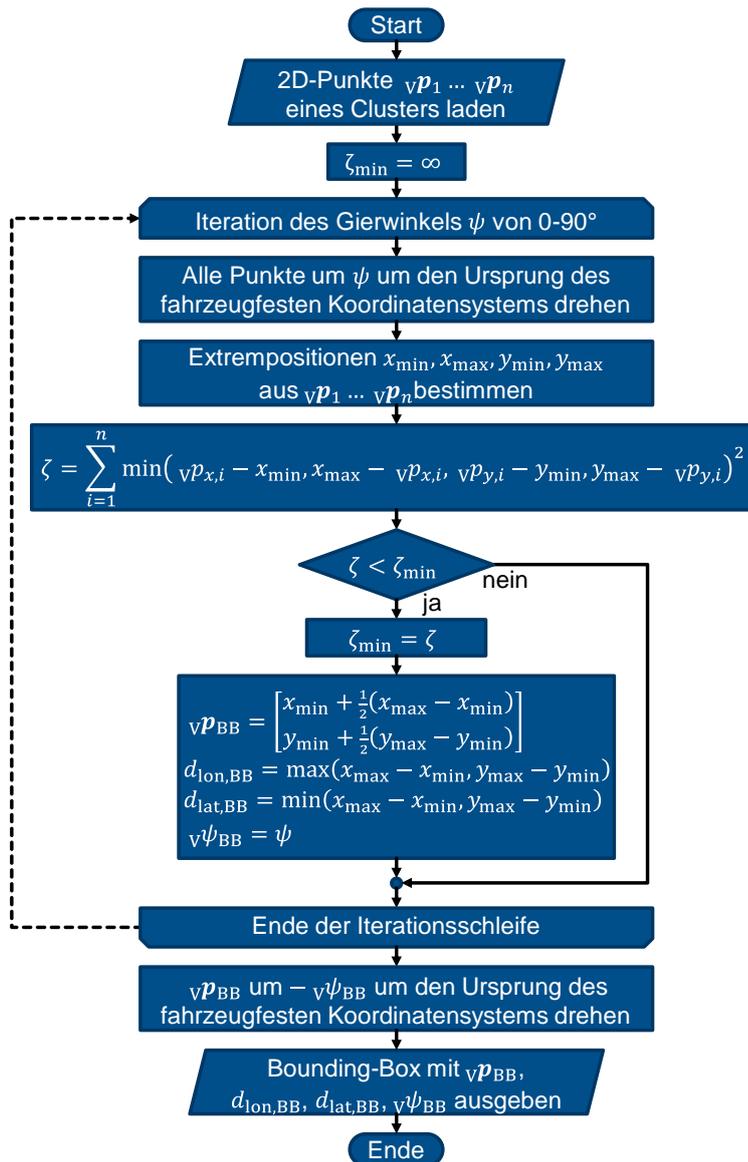


Abbildung A-4: Flussdiagramm zum Erstellen einer Bounding-Box aus einem Punktecluster in Anlehnung an Zhang et al.<sup>210</sup>.

<sup>210</sup> Zhang, X. et al.: Efficient L-Shape Fitting for Vehicle Detection (2017), S. 56 f.

## A.4 Herleitung von $D_{req}$

Zur Herleitung von  $D_{req}$  wird der Zeitraum nach  $\tau_{r,ego}$  betrachtet, wenn das Egofahrzeug bereits mit  $D_{req}$  verzögert. Mit den zeitabhängigen Positionen von Egofahrzeug und Objekt

$$x_{ego}(t) = v_{ego,x,0}\tau_{r,ego} - \frac{1}{2}D_{ego,0}\tau_{r,ego}^2 + (v_{ego,x,0} - D_{ego,0}\tau_{r,ego}) \cdot (t - \tau_{r,ego}) - \frac{1}{2}D_{req} \cdot (t - \tau_{r,ego})^2 \quad (A.9)$$

$$x_{obj}(t) = d_{x,0} + v_{obj,x,0}t - \frac{1}{2}D_{obj,0}t^2 \quad (A.10)$$

gilt für den Abstand  $d_x(t) = x_{obj}(t) - x_{ego}(t)$  zwischen Egofahrzeug und Objekt

$$d_x(t) = d_{x,0} + \frac{1}{2}(D_{req} - D_{ego,0})\tau_{r,ego}^2 - (v_{ego,x,0} - v_{obj,x,0} + (D_{req} - D_{ego,0})\tau_{r,ego})t + \frac{1}{2}(D_{req} - D_{obj,0})t^2. \quad (A.11)$$

Der Zeitpunkt, an dem  $v_{rel,x} = 0$  gilt, ergibt sich wie folgt.

$$v_{obj,x}(t) - v_{ego,x}(t) = 0 \quad (A.12)$$

$$v_{obj,x,0} - D_{obj,0}t - (v_{ego,x,0} - D_{ego,0}\tau_{r,ego} - D_{req} \cdot (t - \tau_{r,ego})) = 0 \quad (A.13)$$

$$t_{v_{rel,x}=0} = \frac{v_{ego,x,0} - v_{obj,x,0} + (D_{req} - D_{ego,0})\tau_{r,ego}}{D_{req} - D_{obj,0}} \quad (A.14)$$

Einsetzen von (A.14) in (A.11) führt zu folgendem Ausdruck, der anschließend nach  $D_{req}$  aufgelöst wird.

$$d_{x,0} + \frac{1}{2} \left( (D_{req} - D_{ego,0})\tau_{r,ego}^2 - \frac{(v_{ego,x,0} - v_{obj,x,0} + (D_{req} - D_{ego,0})\tau_{r,ego})^2}{D_{req} - D_{obj,0}} \right) = 0 \quad (A.15)$$

$$\begin{aligned} D_{req} \cdot (D_{ego,0}\tau_{r,ego}^2 - D_{obj,0}\tau_{r,ego}^2 - 2v_{ego,x,0}\tau_{r,ego} + 2v_{obj,x,0}\tau_{r,ego} + 2d_{x,0}) \\ = 2d_{x,0}D_{obj,0} - D_{obj,0}D_{ego,0}\tau_{r,ego}^2 + v_{ego,x,0}^2 - 2v_{ego,x,0}v_{obj,x,0} \\ - 2v_{ego,x,0}D_{ego,0}\tau_{r,ego} + v_{obj,x,0}^2 + 2v_{obj,x,0}D_{ego,0}\tau_{r,ego} + D_{ego,0}^2\tau_{r,ego}^2 \end{aligned} \quad (A.16)$$

$$D_{req} = \frac{D_{ego,0}\tau_{r,ego} \cdot ((D_{ego,0} - D_{obj,0})\tau_{r,ego} + 2(v_{obj,x,0} - v_{ego,x,0})) + (v_{ego,x,0} - v_{obj,x,0})^2 + 2d_{x,0}D_{obj,0}}{2d_{x,0} + \tau_{r,ego} \cdot ((D_{ego,0} - D_{obj,0})\tau_{r,ego} + 2(v_{obj,x,0} - v_{ego,x,0}))} \quad (A.17)$$

Mit  $v_{rel,x}$  und  $D_{rel}$  nach den Definitionen aus (7.3) und (7.8) wird dieser Ausdruck weiter vereinfacht.

$$D_{req} = D_{ego,0} + \frac{v_{rel,x,0}^2 + 2d_{x,0}D_{rel,0}}{2 \left( d_{x,0} + v_{rel,x,0}\tau_{r,ego} - \frac{1}{2}D_{rel,0}\tau_{r,ego}^2 \right)} \quad (A.18)$$

## A.5 Objektposition in oder neben dem Fahr- schlauch

Der Fahrschlauch wird mit einer Breite von 2,62 m lateral gleichverteilt um den geplanten Pfad angenommen. Das entspricht dem im Rahmen der Referenzpunktdiskussion hergeleiteten lateralen Platzbedarf des Egofahrzeugs ( $r_{nlw} = 1,31$  m um die Vorderachse, siehe Kapitel 2.1.6). Um zu ermitteln, ob sich ein Objekt innerhalb des Fahrschlauchs befindet, wird der Abstand  $d_{\mathcal{T},obj}$  zwischen Trajektorienpunkten und Bounding-Box-Eck- und -Kantenmittelpunkten des Objekts bestimmt. Der kritische Abstand ist hier aufgrund der diskreten Trajektorienpunkte im Allgemeinen nicht  $r_{nlw}$ , sondern für einen Trajektorienpunkt  $\mathcal{T}_{j,i}$  der Kollisionsradius

$$r_{col} = \sqrt{r_{nlw}^2 + \left( \frac{\max(s_{j,i} - s_{j,i-1}, s_{j,i+1} - s_{j,i})}{2} \right)^2} \quad (\text{A.19})$$

In folgender erläuternder Abbildung gilt  $s_{j,i+1} - s_{j,i} > s_{j,i} - s_{j,i-1}$ , daher wird  $r_{col}$  aus  $s_{j,i}$  und  $s_{j,i+1}$  hergeleitet.

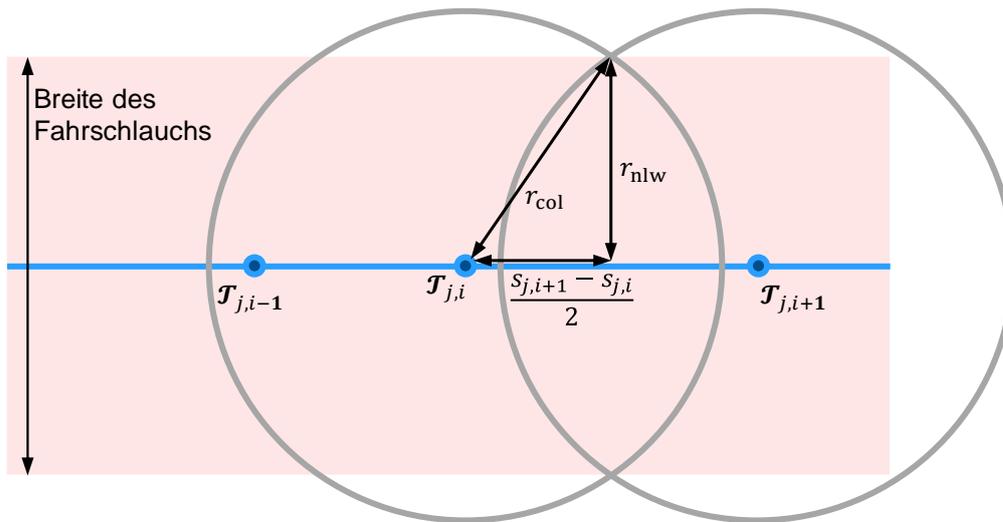


Abbildung A-5: Herleitung des Kollisionsradius  $r_{col}$ .

Gilt  $d_{\mathcal{T},obj} < r_{col}$ , wird der tatsächliche Abstand des Objekts zu den Geraden durch  $\mathcal{T}_{j,i-1}$  und  $\mathcal{T}_{j,i}$  sowie durch  $\mathcal{T}_{j,i}$  und  $\mathcal{T}_{j,i+1}$  bestimmt. Ist dieser Abstand  $< r_{nlw}$ , wird über die Krümmung  $\kappa$  der vorherigen und nachfolgenden Trajektorienpunkte bzw. der vergangenen Istpositionen des Egofahrzeugs ermittelt, wie groß der tatsächliche Fahrbahnbreitenbedarf des Egofahrzeugs ist und ob  $r_{nlw}$  reduziert werden kann. Ist dies nicht der Fall oder schneidet das Objekt auch den breitenreduzierten Fahrschlauch, werden für stationäre Objekte, die in der Objektlistenplausibilisierung mittels Lidarpunkt-Clustering detektiert wurden, die Abstände der konvex einhüllenden Clusterpunkte zur Trajektorie bestimmt. Liegt davon mindestens einer innerhalb des ggf. bereits verschmälerten Fahrschlauchs, liegt das Objekt tatsächlich im Fahrschlauch.

## A.6 Verifizierung der Objektkritikalitätsprüfung mit stationären Objekten

Mit dem im folgenden beschriebenen Versuch wird sowohl die Genauigkeit der Objektlistenplausibilisierung als auch die korrekte Kritikalitätsbewertung durch die Objektkritikalitätsprüfung getestet. Dafür werden Trajektorien vordefiniert, die einen Fahrstreifenwechsel zum Ausweichen eines Hindernisses vorgeben. An der longitudinalen Position des Ausweichmanövers wird der aufblasbare Fahrzeug-Dummy (zu sehen in Abbildung 8-1) als Hindernis im Ego-Fahrstreifen platziert. Das Egofahrzeug folgt der Trajektorie im Closed-Loop-Modus ohne aktive Objektkritikalitätsprüfung und fährt in mehreren Versuchsdurchläufen jeweils mit verschiedenen lateralen Abständen knapp an dem Objekt vorbei. Der tatsächliche laterale Abstand zum Objekt  $d_{y,obj}$  wird auf 2 cm genau gemessen, indem neben dem Objekt eine Rasierschaumspur quer über die Fahrbahn gesprüht wird, in der die Reifenabdrücke des Egofahrzeugs sichtbar sind, nachdem es das Objekt passiert hat.

Der Radius  $r_{nlw}$  um die Vorderachse des Egofahrzeugs gibt bei der Objektkritikalitätsprüfung den lateralen Platzbedarf bzw. die Fahrstreifenbreite vor. Sobald sich ein Objekt zumindest teilweise innerhalb  $r_{nlw}$  um einen Trajektorienpunkt befindet, gilt es bei  $D_{req} > D_{eb}$  als kollisionskritisch. Anhand der aufgezeichneten Trajektorien- und Sensordaten wird das größtmögliche  $r_{nlw}$  ermittelt, bei dem das SC-Modul keinen Notstopp initiiert. Mit der Fahrzeugbreite  $w_{ego}$  muss zur sicheren Kollisionsfreiheit gelten

$$r_{nlw,max} < d_{y,obj} + \frac{w_{ego}}{2} \quad (A.20)$$

Die Objekterkennung erfolgt bei leerer Perzeptions-Objektliste  $\mathcal{L}_{obj}$  ausschließlich durch die Objektlistenplausibilisierung. Das Objekt, dessen Kritikalität geprüft wird, ist also ein Lidarpunkte-Cluster entsprechend der Implementierung aus Kapitel 7.3.

Die Auswertung ergibt, dass  $r_{nlw,max}$  in mehreren Versuchsdurchläufen stets 3-6 cm kleiner ist als der rechte Term aus Ungleichung (A.20). Daraus wird geschlossen, dass die Objektkritikalitätsprüfung zusammen mit der Objektlistenplausibilisierung in der Lage ist, die Kritikalität des lateralen Abstands zwischen stationären Objekten und geplanter Trajektorie hinreichend gut zu bewerten.

## A.7 Spezifikation des Simulationsrechners

Tabelle 9-1: Spezifikation des Simulationsrechners (Ergänzung zu Kapitel 8.2.3, S. 127).

<b>Komponente</b>	<b>Spezifikation</b>
CPU	Intel Xeon   LGA3647   Gold   6230   2.1GHz   20-Core, 125W
Mainboard	Supermicro   Intel Single   socket 3647   X11SPA-TF
Arbeitsspeicher	4x MEMS DDR4 2933 ECC Reg. 16GB   Samsung
Grafikkarte	Nvidia RTX 2080Ti   Asus Dual   11 GB aktiv
SSD	SSD Standard 2.5" SATA MLC   Samsung 860 Pro   1TB
HDD	HDD 3.5" SATA-3   Toshiba MG04ACA400E 4TB   7.2K   512e

## B Ergänzende Plots und Abbildungen

### B.1 Ausweichmanöver

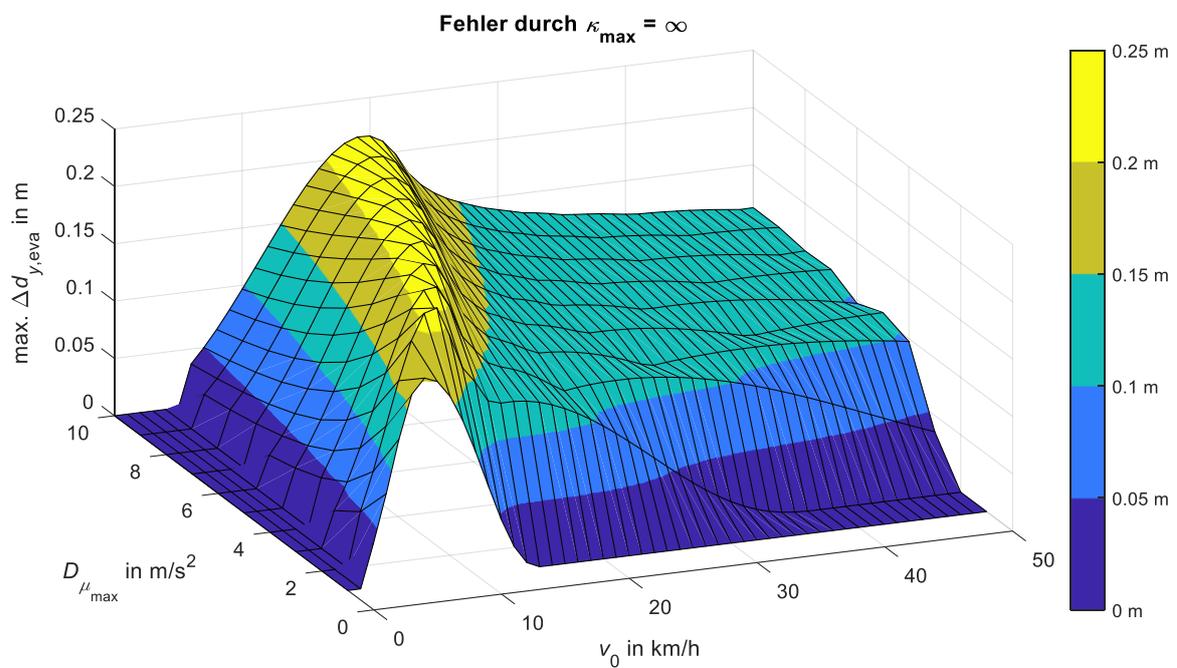


Abbildung B-1: Maximale Abweichung in umsetzbarem  $d_{y,eva}$  durch Beachtung von  $\kappa_{\max}$  für verschiedene fahrdynamische Rahmenbedingungen (Ergänzung zu Abbildung 5-7, S. 79).

## B.2 Nottrajektorien

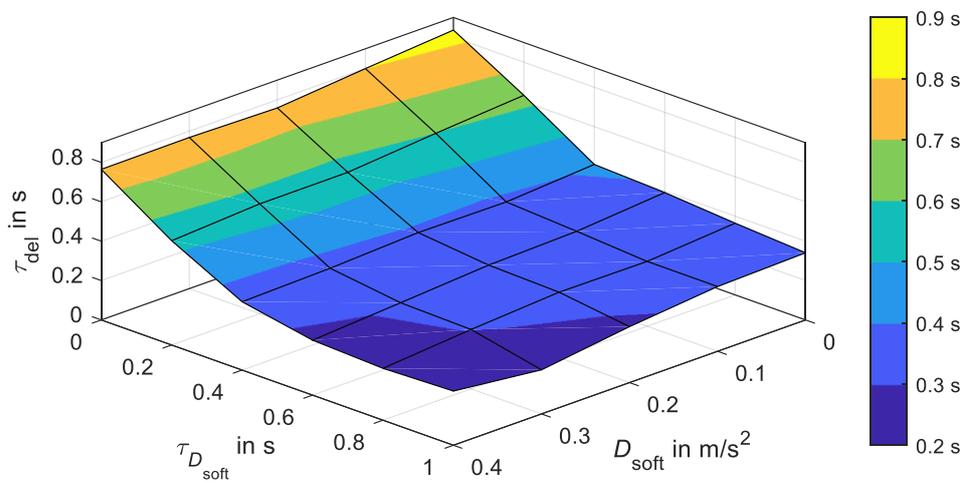


Abbildung B-2: Einfluss einer Vorverzögerung  $D_{\text{soft}}$  auf  $\tau_{\text{del}}$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  und  $D_{\text{req}} = 8 \text{ m/s}^2$  (Versuchsbedingungen:  $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn; Ergänzung zu Kapitel 8.1.3, S. 121).

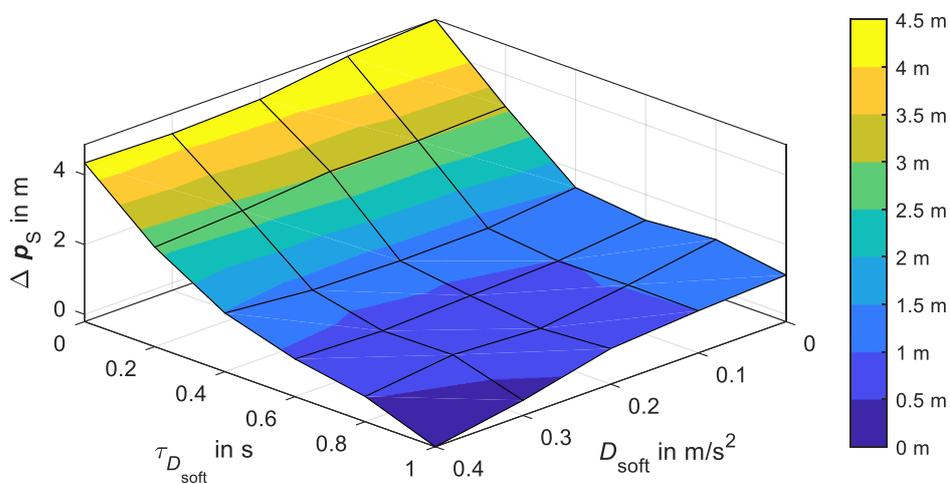


Abbildung B-3: Einfluss einer Vorverzögerung  $D_{\text{soft}}$  auf die Abweichung in der Stillstandsposition  $\Delta p_S$  bei  $v_{\text{ego},0} = 30 \text{ km/h}$  und  $D_{\text{req}} = 8 \text{ m/s}^2$  (Versuchsbedingungen:  $10 \text{ }^\circ\text{C}$ , trockene Fahrbahn; Ergänzung zu Kapitel 8.1.3, S. 121).

## B.3 Beispielbilder zur Ortsdurchfahrt



Abbildung B-4: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: enger verkehrsberuhigter Bereich mit Zaun am Fahrbahnrand und in den Fahrschlauch ragendem Bewuchs (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123).

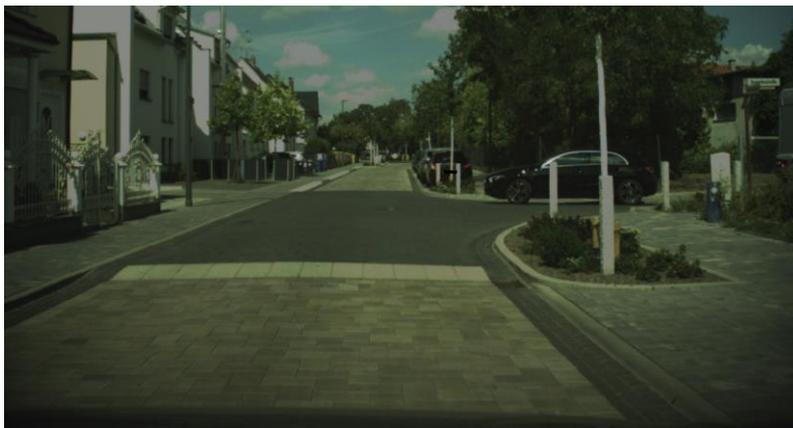


Abbildung B-5: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: Aufpflasterung an einer T-Kreuzung (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123).



Abbildung B-6: Beispielhafte Szenerie der Ortsdurchfahrt: geparkte Fahrzeuge auf der Straße und Begrünung am Straßenrand (Ergänzung zu Kapitel 8.2, S. 123).

## Literaturverzeichnis

**Ackermann, S.; Winner, H.: Sicheres Anhalten automatisierter Fahrzeuge (2020)**

Ackermann, Stefan; Winner, Hermann: Systemarchitektur und Fahrmanöver zum sicheren Anhalten modularer automatisierter Fahrzeuge., in: 13. Workshop Fahrerassistenzsysteme und automatisiertes Fahren, Walting, 2020

**Acosta, M. et al.: Road Friction Virtual Sensing (2017)**

Acosta, Manuel; Kanarachos, Stratis; Blundell, Mike: Road Friction Virtual Sensing: A Review of Estimation Techniques with Emphasis on Low Excitation Approaches, in: Applied Sciences (12), Jahrgang 7, 2017

**Adamy, J.: Nichtlineare Systeme und Regelungen (2014)**

Adamy, Jürgen: Nichtlineare Systeme und Regelungen, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2014

**Althoff, M.; Dolan, J.M.: Online Verification Using Reachability Analysis (2014)**

Althoff, Matthias; Dolan, John M.: Online Verification of Automated Road Vehicles Using Reachability Analysis, in: IEEE Transactions on Robotics (4), Jahrgang 30, S. 903–918, 2014

**Amin, A.A.; Hasan, K.M.: Review of Fault Tolerant Control Systems (2019)**

Amin, Arslan Ahmed; Hasan, Khalid Mahmood: A review of Fault Tolerant Control Systems: Advancements and applications, in: Measurement, Jahrgang 143, S. 58–68, 2019

**Anderson, J.M. et al.: Autonomous Vehicle Technology (2014)**

Anderson, James M.; Kalra, Nidhi; Stanley, Karlyn D.; Sorensen, Paul; Samaras, Constantine; Oluwatola, Oluwatobi A.: Autonomous vehicle technology: a guide for policymakers, Rand Corporation, Santa Monica, CA, 2014

**Apachite, C. et al.: KI für das automatisierte Fahren (2021)**

Apachite, Corina; Lauxmann, Ralph; Thiel, Robert; Ratte-Front, Annika: KI für das automatisierte Fahren, in: ATZ Elektron (9), Jahrgang 16, S. 48–51, 2021

**Auerbach, B.: Nexteer Quiet Wheel Steering (2017)**

Auerbach, Benjamin: Nexteer entwickelt Lenkungstechnik für automatisiertes Fahren; <https://www.springerprofessional.de/automatisiertes-fahren/fahrwerk/lenkungstechnologien-fuer-das-automatisierte-fahren/11997736>, 2017, Zugriff 10.03.2022

**Beer, L.; Wünsche, H.-J.: General Panoptics (2022)**

Beer, Lukas; Wünsche, Hans-Joachim: General Panoptics: Combining Semantic Segmentation and Classical Methods for a Fast LiDAR Panoptic Segmentation, in: 14. Uni-DAS e.V. Workshop Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren, Berkheim, 2022

**Bengler, K. et al.: Fahrerassistenzsysteme und Automatisiertes Fahren (2021)**

Bengler, Klaus; Dietmayer, Klaus; Eckstein, Lutz; Stiller, Christoph; Winner, Hermann:

Fahrerassistenzsysteme und Automatisiertes Fahren, in: Pischinger; S. und Seiffert; U. (Hrsg.): Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik, Springer Vieweg, Wiesbaden, 2021

**Best, M.C. et al.: Kalman Filter for Vehicle State Estimation (2000)**

Best, M.C.; Gordon, T.J.; Dixon, P.J.: An Extended Adaptive Kalman Filter for Real-time State Estimation of Vehicle Handling Dynamics, in: Vehicle System Dynamics (1), Jahrgang 34, S. 57–75, 2000

**Beyerer, J. et al.: Fail-Safe Emergency Stopping (2019)**

Beyerer, J; Doll, J; Duerr, F; Flad, M; Frey, M; Gauterin, F; Hohmann, S; et al.: General Fail-Safe Emergency Stopping for Highly Automated Vehicles, in: 9. Tagung Automatisiertes Fahren, München, 2019

**Binder, A. et al.: Relevance Propagation for DNN (2016)**

Binder, Alexander; Bach, Sebastian; Montavon, Gregoire; Müller, Klaus-Robert; Samek, Wojciech: Layer-Wise Relevance Propagation for Deep Neural Network Architectures, in: Kim; K.J. und Joukov; N. (Hrsg.): Information Science and Applications (ICISA) 2016, Lecture Notes in Electrical Engineering, Springer, Singapore, 2016

**Blokland, P.; Reniers, G.: Measuring (Un)Safety (2019)**

Blokland, Peter; Reniers, Genserik: Measuring (un)safety. A broad understanding and definition of safety, allowing for instant measuring of unsafety, in: Chemical Engineering Transactions, Jahrgang 77, S. 253–258, 2019

**BMDV: Regelung des Betriebs von automatisierten Kfz (2022)**

BMDV: Verordnung zur Regelung des Betriebs von Kraftfahrzeugen mit automatisierter und autonomer Fahrfunktion und zur Änderung straßenverkehrsrechtlicher Vorschriften, Bundesministerium für Digitales und Verkehr, Berlin, 2022

**BMVI: Bericht der Ethik-Kommission (2017)**

BMVI: Automatisiertes und Vernetztes Fahren: Bericht der Ethik-Kommission, Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, Berlin, 2017

**Brüdigam, T. et al.: Stochastic MPC for AD (2021)**

Brüdigam, Tim; Olbrich, Michael; Wollherr, Dirk; Leibold, Marion: Stochastic Model Predictive Control with a Safety Guarantee for Automated Driving: Extended Version, in: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2021

**Brüggemann, D. et al.: Ansätze zur Verbesserung KI-basierter Systeme (2021)**

Brüggemann, Dominik; Bracke, Stefan; Gottschalk, Hanno; Rottmann, Matthias; Maag, Kira; Chan, Robin; Schubert, Marius: Ansätze zur Verbesserung KI-basierter Systeme für das autonome Fahren, in: Leyendecker; B. (Hrsg.): Qualitätsmanagement in den 20er Jahren - Trends und Perspektiven, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2021

**Buchholz, M. et al.: Automation of the UNICARagil Vehicles (2020)**

Buchholz, Michael; Gies, Fabian; Danzer, Andreas; Henning, Matti; Hermann, Charlotte; Herzog, Manuel; Horn, Markus; et al.: Automation of the UNICARagil vehicles, in: 29th Aachen Colloquium Sustainable Mobility, Universität Ulm, , 2020

**Burkert, A.: Mit künstlicher Intelligenz zur Reifeprüfung (2017)**

Burkert, Andreas: Mit künstlicher Intelligenz zur Reifeprüfung, in: ATZ Extra (3), Jahrgang 22, S. 12–17, 2017

**Burton, S. et al.: Safety of ML in AD (2017)**

Burton, Simon; Gauerhof, Lydia; Heinzemann, Christian: Making the Case for Safety of Machine Learning in Highly Automated Driving, in: Tonetta, S. et al. (Hrsg.): Computer Safety, Reliability, and Security, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2017

**Chen, L. et al.: Parallel Motion Planning Framework for AD (2019)**

Chen, Long; Hu, Xuemin; Tian, Wei; Wang, Hong; Cao, Dongpu; Wang, Fei-Yue: Parallel planning: a new motion planning framework for autonomous driving, in: IEEE/CAA J. Autom. Sinica (1), Jahrgang 6, S. 236–246, 2019

**Chen, M.: Diss., Identifying Functional Deficiencies of ADS (2021)**

Chen, Meng: Causal modeling and reasoning for identifying functional deficiencies of automated driving systems, Dissertation Universität Ulm, 2021

**Chen, X.: Speed-Overriding Emergency Trajectories (2021)**

Chen, Xudong: Analysis of Possible Applications of Speed-overriding Emergency Trajectory Planning, Masterthesis Nr. 815/21 am Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2021

**Dahl, J. et al.: Threat-Assessment Techniques (2019)**

Dahl, John; Campos, Gabriel Rodrigues de; Olsson, Claes; Fredriksson, Jonas: Collision Avoidance: A Literature Review on Threat-Assessment Techniques, in: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles (1), Jahrgang 4, S. 101–113, 2019

**Daimler: Level 3 DRIVE PILOT (2021)**

Daimler: Erste internationale gültige Systemgenehmigung für hochautomatisiertes Fahren; <https://www.daimler.com/innovation/produktinnovation/autonomes-fahren/systemgenehmigung-fuer-hochautomatisiertes-fahren.html>, 2021, Zugriff 27.01.2022

**De Iaco, R. et al.: Safe Swerve Maneuvers for AD (2021)**

De Iaco, Ryan; Smith, Stephen L.; Czarnecki, Krzysztof: Universally Safe Swerve Maneuvers for Autonomous Driving, in: IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, Jahrgang 2, S. 482–494, 2021

**Dedic, J.: Sensordatenplausibilisierung durch Detektionscharakteristika (2021)**

Dedic, Josip: Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen anhand von Detektionscharakteristika, Masterthesis Nr. 820/21 am Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2021

**DiClemente, J. et al.: Autonomous Car Policy Report (2014)**

DiClemente, Jonathan; Mogos, Serban; Wang, Ruby: Autonomous Car Policy Report, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, 2014

**DIN: DIN EN 61025 (2007)**

DIN: DIN EN 61025: Fehlzustandsbaumanalyse; 2007, Zugriff 08.03.2022

**Definition von Sicherheit (2022)**

Duden: „Sicherheit“ auf Duden online, 2022

**Duerr, F. et al.: Emergency Stop for Electrical Failures (2020)**

Duerr, F.; Ziehn, J.; Kohlhaas, R.; Roschani, M.; Ruf, M.; Beyerer, J.: Realtime Global optimization of a Fail-Safe Emergency Stop Maneuver for Arbitrary Electrical/ Electronical Failures in Automated Driving, in: 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, Rhodes, Greece, 2020

**EasyMile: EasyMile Safety Report (2020)**

EasyMile: EasyMile Safety Report, EasyMile, , 2020

**Eilbrecht, J. et al.: Sichere Trajektorienplanung mit erreichbaren Mengen (2019)**

Eilbrecht, Jan; Heß, Daniel; Köster, Frank; Stursberg, Olaf: Sichere Trajektorienplanung für autonome Fahrzeuge unter Verwendung steuerbarer und erreichbarer Mengen, in: AAET – Automatisiertes und vernetztes Fahren, Braunschweig, 2019

**Eiras, F. et al.: Two-Stage Optimization-based Motion Planner (2021)**

Eiras, Francisco; Hawasly, Majd; V. Albrecht, Stefano; Ramamoorthy, Subramanian: A Two-Stage Optimization-Based Motion Planner for Safe Urban Driving, in: IEEE Transactions on Robotics, S. 1–13, 2021

**Emzivat, Y. et al.: Dynamic Driving Task Fallback (2017)**

Emzivat, Yrvann; Ibanez-Guzman, Javier; Martinet, Philippe; Roux, Olivier H.: Dynamic driving task fallback for an automated driving system whose ability to monitor the driving environment has been compromised, in: 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, Los Angeles, CA, USA, 2017

**Fach, M.: Diss., Lokale Effekte der Reibung (2000)**

Fach, Markus: Lokale Effekte der Reibung zwischen Pkw-Reifen und Fahrbahn, Dissertation Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2000

**Fennel, H.; Ding, E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000)**

Fennel, H.; Ding, E. L.: A Model-Based Failsafe System for the Continental TEVES Electronic-Stability-Program (ESP), in: SAE Transactions, Jahrgang 109, S. 2116–2124, 2000

**Feth, P. et al.: Conceptual Safety Supervisor Definition (2017)**

Feth, Patrik; Schneider, Daniel; Adler, Rasmus: A Conceptual Safety Supervisor Definition and Evaluation Framework for Autonomous Systems, in: Tonetta; S. et al. (Hrsg.): SAFECOMP 2017: Computer Safety, Reliability, and Security, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2017

**Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen: RASt 06 (2006)**

Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen: Richtlinien für die Anlage von Stadtstraßen; 2006, Zugriff

**Fox, C.S. Hrsg: Active electro-optical systems (1993)**

Active electro-optical systems, The Infrared and Electro-Optical Systems Handbook, SPIE Optcial Engineering Press, Bellingham, Washington, USA, 1993

**Fuchs, H. et al.: Car-2-X (2015)**

Fuchs, Hendrik; Hofmann, Frank; Löhr, Hans; Schaaf, Gunther: Car-2-X, in: Winner; H. et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

**Funke, J. et al.: Collision Avoidance in Emergency Scenarios (2017)**

Funke, Joseph; Brown, Matthew; Erlien, Stephen M.; Gerdes, J. Christian: Collision Avoidance and Stabilization for Autonomous Vehicles in Emergency Scenarios, in: IEEE Transactions on Control Systems Technology (4), Jahrgang 25, S. 1204–1216, 2017

**Gao, S. et al.:  $\delta$ -Complete Analysis for Bounded Reachability (2014)**

Gao, Sicun; Kong, Soonho; Chen, Wei; Clarke, Edmund M.:  $\delta$ -Complete Analysis for Bounded Reachability of Hybrid Systems, in: arXiv preprint arXiv:1404.7171, 2014

**Glatzki, F. et al.: Behavioral Attributes for a BSSD (2021)**

Glatzki, Felix; Lippert, Moritz; Winner, Hermann: Behavioral Attributes for a Behavior-Semantic Scenery Description (BSSD) for the Development of Automated Driving Functions, in: 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), Indianapolis, IN, USA, 2021

**Goelles, T. et al.: FDIIR Methods for Perception Sensors (2020)**

Goelles, Thomas; Schlager, Birgit; Muckenhuber, Stefan: Fault Detection, Isolation, Identification and Recovery (FDIIR) Methods for Automotive Perception Sensors Including a Detailed Literature Survey for Lidar, in: Sensors (13), Jahrgang 20, 2020

**Graab, B. et al.: Analyse von Verkehrsunfällen (2008)**

Graab, Birgit; Donner, Eckart; Chiellino, Ulrich; Hoppe, Maria: Analyse von Verkehrsunfällen hinsichtlich unterschiedlicher Fahrerpopulationen und daraus ableitbarer Ergebnisse für die Entwicklung adaptiver Fahrerassistenzsysteme, in: TU München und TÜV Süd Akademie (Hrsg.): 3. Tagung Aktive Sicherheit durch Fahrerassistenz, München, 2008

**Graham, R.L.: Graham Scan Algorithm (1972)**

Graham, R. L.: An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set, in: Information Processing Letters (4), Jahrgang 1, S. 132–133, 1972

**Haselhoff, A. et al.: Black-Box Explainability (2021)**

Haselhoff, Anselm; Kronenberger, Jan; Kupperts, Fabian; Schneider, Jonas: Towards Black-Box Explainability with Gaussian Discriminant Knowledge Distillation, in: 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), IEEE, Nashville, TN, USA, 2021

**Helmer, T. et al.: Analysis of Active Safety Systems (2012)**

Helmer, Thomas; Neubauer, Michael; Rauscher, Stefan; Gruber, Christian; Kompaß, Klaus; Kates, Ronald: Requirements and Methods to Ensure a Representative Analysis of Active Safety Systems, in: 11th International Symposium and Exhibition on Sophisticated Car Occupant Safety Systems, Pfingsttal, 2012

**Hermansdorfer, L. et al.: Prediction of the Friction Potential (2019)**

Hermansdorfer, Leonhard; Betz, Johannes; Lienkamp, Markus: A Concept for Estimation and Prediction of the Tire-Road Friction Potential for an Autonomous Racecar, in: 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), 2019

**Hilgert, J. et al.: Emergency Path Planning Using Elastic Bands (2003)**

Hilgert, J.; Hirsch, K.; Bertram, T.; Hiller, M.: Emergency path planning for autonomous vehicles using elastic band theory, in: Proceedings 2003 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM 2003), IEEE, Kobe, Japan, 2003

**Holder, M. et al.: Radar Sensor Artifacts (2019)**

Holder, Martin; Linnhoff, Clemens; Rosenberger, Philipp; Popp, Christoph; Winner, Hermann: Modeling and Simulation of Radar Sensor Artifacts for Virtual Testing of Autonomous Driving, in: 9. Tagung Automatisiertes Fahren, München, 2019

**Homma, R. et al.: Emergency Maneuvers and Following Vehicle (2020)**

Homma, Ryohei; Wakasugi, Takashi; Kodaka, Kenji: Influence of Difference of Minimum Risk Maneuver of an Automated Vehicle on the Following Vehicle, in: Transactions of Society of Automotive Engineers of Japan (1), Jahrgang 51, S. 149–154, 2020

**Hörwick, M.: Diss., Sicherheitskonzept für Fahrerassistenzsysteme (2011)**

Hörwick, Markus: Sicherheitskonzept für hochautomatisierte Fahrerassistenzsysteme, Dissertation Technische Universität München, München, 2011

**Houben, S. et al.: Practical Methods of AI Safety (2021)**

Houben, Sebastian; Abrecht, Stephanie; Akila, Maram; Bär, Andreas; Brockherde, Felix; Feifel, Patrick; Fingscheidt, Tim; et al.: Inspect, Understand, Overcome: A Survey of Practical Methods for AI Safety, in: arXiv:2104.14235 [cs], 2021

**Huang, X. et al.: Safety Verification of DNN (2017)**

Huang, Xiaowei; Kwiatkowska, Marta; Wang, Sen; Wu, Min: Safety Verification of Deep Neural Networks, in: Majumdar, R. und Kunčak, V. (Hrsg.): Computer Aided Verification, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2017

**Hussain, M. et al.: Framework for Safeguarding ADS (2021)**

Hussain, Manzoor; Ali, Nazakat; Hong, Jang-Eui: DeepGuard: a framework for safeguarding autonomous driving systems from inconsistent behaviour, in: Autom Softw Eng (1), Jahrgang 29, 2021

**Isermann, R.: Fault-Diagnosis Applications (2011)**

Isermann, Rolf: Fault-Diagnosis Applications: Model-Based Condition Monitoring: Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-tolerant Systems, Springer Science & Business Media, , 2011

**Isermann, R.: Fault-Diagnosis Systems (2006)**

Isermann, Rolf: Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance, Springer, Berlin ; New York, 2006

**ISO: ISO 26262 (2018)**

ISO: ISO 26262:2018 - Road vehicles — Functional Safety; 2018, Zugriff

**ISO: ISO/PAS 21448 (2019)**

ISO: ISO/PAS 21448 -Road vehicles - Safety of the intended functionality; 2019, Zugriff

**ISO: ISO/SAE 21434 (2021)**

ISO: ISO/SAE 21434 - Road vehicles - Cybersecurity engineering; 2021, Zugriff

**ISO: ISO/TR 4804 (2020)**

ISO: ISO/TR 4804:2020 - Road vehicles — Safety and cybersecurity for automated driving systems — Design, verification and validation; 2020, Zugriff

**Jain, V. et al.: Multi-Obstacle Emergency Scenarios (2019)**

Jain, Vasundhara; Kolbe, Uli; Breuel, Gabi; Stiller, Christoph: Reacting to Multi-Obstacle Emergency Scenarios Using Linear Time Varying Model Predictive Control, in: 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2019

**Johansson, G.; Rumar, K.: Drivers' Brake Reaction Times (1971)**

Johansson, Gunnar; Rumar, Kåre: Drivers' Brake Reaction Times, in: Hum Factors (1), Jahrgang 13, S. 23–27, 1971

**Junietz, P.: Diss., Microscopic and Macroscopic Risk Metrics (2019)**

Junietz, Philipp: Microscopic and Macroscopic Risk Metrics for the Safety Validation of Automated Driving, Dissertation Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2019

**Kalra, N.; Paddock, S.M.: Driving to Safety (2016)**

Kalra, Nidhi; Paddock, Susan M.: Driving to safety: How many miles of driving would it take to demonstrate autonomous vehicle reliability?, in: Transportation Research Part A: Policy and Practice, Jahrgang 94, S. 182–193, 2016

**Kane, A. et al.: Runtime Monitoring of AV (2015)**

Kane, Aaron; Chowdhury, Omar; Datta, Anupam; Koopman, Philip: A Case Study on Runtime Monitoring of an Autonomous Research Vehicle (ARV) System, in: Bartocci; E. und Majumdar; R. (Hrsg.): Runtime Verification, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2015

**Kappel, M. et al.: Rolle der KI beim Automatisierten Fahren (2019)**

Kappel, Marcel; Krune, Edgar; Waldburger, Martin; Wilsch, Benjamin: Die Rolle der KI beim Automatisierten Fahren, in: Wittpahl; V. (Hrsg.): Künstliche Intelligenz: Technologie | Anwendung | Gesellschaft, Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg, 2019

**Katz, G. et al.: Reluplex (2017)**

Katz, Guy; Barrett, Clark; Dill, David L.; Julian, Kyle; Kochenderfer, Mykel J.: Reluplex: An Efficient SMT Solver for Verifying Deep Neural Networks, in: Majumdar; R. und Kunčak; V. (Hrsg.): Computer Aided Verification, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2017

**Kelleher, J.D.: Deep Learning (2019)**

Kelleher, John D.: Deep learning, The MIT press essential knowledge series, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2019

**Kessel, T.: KI Absicherung (2022)**

Kessel, Tanja: KI Absicherung; <https://www.ki-absicherung-projekt.de/>, 2022, Zugriff 25.02.2022

**Kettwich, C. et al.: Teleoperation of Highly Automated Vehicles (2021)**

Kettwich, Carmen; Schrank, Andreas; Oehl, Michael: Teleoperation of Highly Automated Vehicles in Public Transport: User-Centered Design of a Human-Machine Interface for Remote-Operation and Its Expert Usability Evaluation, in: Multimodal Technologies and Interaction (5), Jahrgang 5, 2021

**Kim, H. et al.: Real-World Use of ADS (2022)**

Kim, Hyungil; Song, Miao; Doerzaph, Zachary: Is Driving Automation Used as Intended? Real-World Use of Partially Automated Driving Systems and their Safety Consequences, in: Transportation Research Record (1), Jahrgang 2676, S. 30–37, 2022

**Kiran, B.R. et al.: Anomaly Detection in Videos (2018)**

Kiran, B. Ravi; Thomas, Dilip Mathew; Parakkal, Ranjith: An Overview of Deep Learning Based Methods for Unsupervised and Semi-Supervised Anomaly Detection in Videos, in: Journal of Imaging (2), Jahrgang 4, 2018

**Klesing, J. et al.: Steering on Demand (2019)**

Klesing, Joe; Zuraski, Jeff; Rezaeian, Ayyoub: Steering on demand for dual-mode vehicles, in: Pfeffer, P. (Hrsg.): 9th International Munich Chassis Symposium 2018, Proceedings, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2019

**Kloock, M. et al.: Trajectory Verification for Networked Vehicles (2021)**

Kloock, Maximilian; He, Qingyun; Kowalewski, Stefan; Alrifae, Bassam: Trajectory Verification for Networked and Autonomous Vehicles using Temporal Logic and Model Checking, in: 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), IEEE, Indianapolis, IN, USA, 2021

**Kompaß, K. et al.: Sicherheitsveränderung durch FAS / HAF (2015)**

Kompaß, Klaus; Helmer, Thomas; Wang, Lei; Kates, Ronald: Gesamthafte Bewertung der Sicherheitsveränderung durch FAS / HAF im Verkehrssystem: der Beitrag von Simulation, in: Haus der Technik, Essen, 2015

**Kong, S. et al.: DReach (2015)**

Kong, Soonho; Gao, Sicun; Chen, Wei; Clarke, Edmund: dReach:  $\delta$ -Reachability Analysis for Hybrid Systems, in: Baier, C. und Tinelli, C. (Hrsg.): Tools and Algorithms for the Construction and Analysis of Systems, Lecture Notes in Computer Science, Springer, Berlin, Heidelberg, 2015

**Koopman, P. et al.: Autonomous Vehicles Meet the Physical World (2019)**

Koopman, Philip; Osyk, Beth; West, Jack: Autonomous Vehicles Meet the Physical World: RSS, Variability, Uncertainty, and Proving Safety, in: Romanovsky, A. et al. (Hrsg.): Computer Safety, Reliability, and Security, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2019

**Koopman, P.; Wagner, M.: Autonomous Vehicle Safety (2017)**

Koopman, Philip; Wagner, Michael: Autonomous Vehicle Safety: An Interdisciplinary Challenge, in: IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine (1), Jahrgang 9, S. 90–96, 2017

**Kraska, T. et al.: Learned Index Structures (2018)**

Kraska, Tim; Beutel, Alex; Chi, Ed H.; Dean, Jeffrey; Polyzotis, Neoklis: The Case for Learned Index Structures, in: Proceedings of the 2018 International Conference on Management of Data, ACM, Houston TX USA, 2018

**Krook, J. et al.: Safe Stop Supervisor for AD (2019)**

Krook, Jonas; Svensson, Lars; Li, Yuchao; Feng, Lei; Fabian, Martin: Design and Formal Verification of a Safe Stop Supervisor for an Automated Vehicle, in: 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2019

**Kuper, L. et al.: Verification for Safety-Critical Deep Networks (2018)**

Kuper, Lindsey; Katz, Guy; Gottschlich, Justin; Julian, Kyle; Barrett, Clark; Kochenderfer, Mykel: Toward Scalable Verification for Safety-Critical Deep Networks, in: arXiv:1801.05950 [cs], 2018

**Kuwata, Y. et al.: Real-Time Motion Planning (2009)**

Kuwata, Yoshiaki; Teo, Justin; Fiore, Gaston; Karaman, Sertac; Frazzoli, Emilio; How, Jonathan P.: Real-Time Motion Planning With Applications to Autonomous Urban Driving, in: IEEE Transactions on Control Systems Technology (5), Jahrgang 17, S. 1105–1118, 2009

**Le Cornec, O.: Determining an Emergency Stopping Trajectory (2020)**

Le Cornec, Olivier: Electronic Device for Determining an Emergency Stopping Trajectory of an Autonomous Vehicle, Related Vehicle and Method, Patent US 2020/0086837 A1, Patent Anmeldenummer: 16/570562, 2020

**Lena Sattler: Unfallverhinderung durch Assistenzsysteme (2021)**

Lena Sattler: So viele Autounfälle verhindern Assistenzsysteme schon heute; <https://www.next-mobility.de/so-viele-autounfaelle-verhindern-assistenzsysteme-schon-heute-a-1075104/>, 2021, Zugriff 02.12.2021

**Lex, C. et al.: Road condition estimation for AD (2017)**

Lex, Cornelia; Eichberger, Arno; Koglbauer, Ioana Victoria: Road condition estimation for automated driving considering drivers' acceptance, in: 2nd IAVSD Workshop on Dynamics of Road Vehicles, Berlin, 2017

**Lindner, P.D.: Erkennung instabiler Trajektorienplanung (2022)**

Lindner, Paul Daniel: Entwicklung einer Methode zur Erkennung von instabiler Trajektorienplanung beim automatisierten Fahren, Bachelorthesis Nr. 1395/21 am Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2022

**Linnhoff, C. et al.: A Collaborative Method to Specify Sensor Models (2021)**

Linnhoff, Clemens; Rosenberger, Philipp; Schmidt, Simon; Elster, Lukas; Stark, Rainer; Winner, Hermann: Towards Serious Perception Sensor Simulation for Safety Validation of

Automated Driving - A Collaborative Method to Specify Sensor Models, in: 2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), IEEE, Indianapolis, IN, USA, 2021

**Linnhoff, C.; Rosenberger, P.: PerCOLLECT (2021)**

Linnhoff, Clemens; Rosenberger, Philipp: PerCOLLECT; <https://github.com/PerCOLLECT>, 2021, Zugriff 15.02.2022

**Lippert, M. et al.: Behavior-Semantic Scenery Description (2022)**

Lippert, Moritz; Glatzki, Felix; Winner, Hermann: Behavior-Semantic Scenery Description (BSSD) of Road Networks for Automated Driving, in: submitted for publication, 2022

**Lippert, M.; Klamann, B.: Modulare Absicherung (2020)**

Lippert, Moritz; Klamann, Björn: Modulare Absicherung, in: UNICARagil Newsletter: Sonderausgabe Halbzeitevent, S. 50–51, 2020

**Macario Barros, A. et al.: SLAM Algorithms (2022)**

Macario Barros, Andréa; Michel, Maugan; Moline, Yoann; Corre, Gwenolé; Carrel, Frédérick: A Comprehensive Survey of Visual SLAM Algorithms, in: Robotics (1), Jahrgang 11, 2022

**Martens, M.H.; Beukel, A.P. van den: Dual mode vehicles (2013)**

Martens, M.H.; Beukel, A.P. van den: The road to automated driving: Dual mode and human factors considerations, in: 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013), Den Haag, 2013

**Maurer, M.: Diss., Automatisierung von Straßenfahrzeugen mit Rechnersehen (2000)**

Maurer, Markus: Flexible Automatisierung von Straßenfahrzeugen mit Rechnersehen, Dissertation Universität der Bundeswehr München, Neubiberg, 2000

**Molina, C.B.S.T. et al.: Assuring Fully AV Safety by Design (2017)**

Molina, C. B. S. T.; Almeida, J. R. d.; Vismari, L. F.; González, R. I. R.; Naufal, J. K.; Camargo, J.: Assuring Fully Autonomous Vehicles Safety by Design: The Autonomous Vehicle Control (AVC) Module Strategy, in: 2017 47th Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks Workshops (DSN-W), 2017

**Müller, G. et al.: Unfallvermeidung durch Reibwertprognosen (2017)**

Müller, Gerd; Bräsemann, Claudia; Joao, Noel; Soudoudi, Sahar; Müller, Steffen: Unfallvermeidung durch Reibwertprognosen, in: FAT-Schriftenreihe (299), 2017

**Müller, S. et al.: Estimation of the Maximum Friction Coefficient (2003)**

Müller, Steffen; Uchanski, Michael; Hedrick, Karl: Estimation of the Maximum Tire-Road Friction Coefficient, in: Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control (4), Jahrgang 125, S. 607–617, 2003

**Murphy, R.R.: Introduction to AI Robotics (2019)**

Murphy, Robin R.: Introduction to AI Robotics, 2, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2019

**Narang, G. et al.: Trajectory Selection by Uncertainty Estimation (2021)**

Narang, Gautam; Kumavat, Apeksha; Narang, Arjun; Tieu, Kinh; Smart, Michael; Ilievski, Marko: Method and System for Deterministic Trajectory Selection Based on Uncertainty Estimation for an Autonomous Agent, Patent US 11157010 B1, Patent Anmeldenummer: 17/127599, 2021

**Nascimento, A.M. et al.: Impact of AI on AV Safety (2020)**

Nascimento, Alexandre Moreira; Vismari, Lucio Flavio; Molina, Caroline Bianca Santos Tancredi; Cugnasca, Paulo Sergio; Camargo, Joao Batista; Almeida, Jorge Rady de; Inam, Rafia; et al.: A Systematic Literature Review About the Impact of Artificial Intelligence on Autonomous Vehicle Safety, in: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (12), Jahrgang 21, S. 4928–4946, 2020

**Nascimento, A.M. et al.: AI vs. System Safety (2018)**

Nascimento, A. M.; Vismari, L. F.; Cugnasca, P. S.; Camargo, J. B.; Almeida, J. R. de; Inam, R.; Fersman, E.; et al.: Concerns on the Differences Between AI and System Safety Mindsets Impacting Autonomous Vehicles Safety, in: Gallina; B. et al. (Hrsg.): Computer Safety, Reliability, and Security, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2018

**National Transportation Safety Board: Uber Crash Report (2019)**

National Transportation Safety Board: Collision Between Vehicle Controlled by Developmental Automated Driving System and Pedestrian, Tempe, Arizona, March 18, 2018, National Transportation Safety Board, , 2019

**Neumeier, S. et al.: Latencies in Teleoperation (2019)**

Neumeier, Stefan; Wintersberger, Philipp; Frison, Anna-Katharina; Becher, Armin; Facchi, Christian; Riener, Andreas: Teleoperation: The Holy Grail to Solve Problems of Automated Driving? Sure, but Latency Matters, in: Proceedings of the 11th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications, ACM, Utrecht Netherlands, 2019

**NHTSA: MMUCC Guideline (2017)**

NHTSA: MMUCC Guideline: Model Minimum Uniform Crash Criteria, Fifth Edition; <https://crashstats.nhtsa.dot.gov/Api/Public/Publication/812433>, 2017, Zugriff 22.04.2022

**Nistér, D. et al.: The Safety Force Field (2019)**

Nistér, David; Lee, Hon-Leung; Ng, Julia; Wang, Yizhou: The Safety Force Field, Nvidia, , 2019

**Obst, M. et al.: Challenges for Automated Cooperative Driving (2017)**

Obst, Marcus; Marjovi, Ali; Vasic, Milos; Navarro, Iñaki; Martinoli, Alcherio; Amditis, Angelos; Pantazopoulos, Panagiotis; et al.: Challenges for Automated Cooperative Driving: The AutoNet2030 Approach, in: Watzenig; D. und Horn; M. (Hrsg.): Automated Driving, Springer International Publishing, Cham, 2017

**O’Kelly, M.E. et al.: APEX (2016)**

O’Kelly, Matthew E.; Abbas, Houssam; Gao, Sicun; Kato, Shinpei; Shiraishi, Shinichi; Mangharam, Rahul: APEX: Autonomous Vehicle Plan Verification and Execution, in: SAE 2016 World Congress and Exhibition, 2016

**Paden, B. et al.: Survey Motion Planning and Control (2016)**

Paden, Brian; Cap, Michal; Yong, Sze Zheng; Yershov, Dmitry; Frazzoli, Emilio: A Survey of Motion Planning and Control Techniques for Self-Driving Urban Vehicles, in: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles (1), Jahrgang 1, S. 33–55, 2016

**Pal, A. et al.: Guided Semantic-Gaze for AD (2020)**

Pal, Anwesan; Mondal, Sayan; Christensen, Henrik I.: “Looking at the Right Stuff” – Guided Semantic-Gaze for Autonomous Driving, in: 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020

**Pei, K. et al.: DeepXplore (2017)**

Pei, Kexin; Cao, Yinzi; Yang, Junfeng; Jana, Suman: DeepXplore: Automated Whitebox Testing of Deep Learning Systems, in: Proceedings of the 26th Symposium on Operating Systems Principles, ACM, Shanghai China, 2017

**Pek, C. et al.: Online Verification for AV (2020)**

Pek, Christian; Manzinger, Stefanie; Koschi, Markus; Althoff, Matthias: Using online verification to prevent autonomous vehicles from causing accidents, in: Nat Mach Intell (9), Jahrgang 2, S. 518–528, 2020

**Pek, C.; Althoff, M.: Efficient Fail-Safe Trajectory Planning (2018)**

Pek, Christian; Althoff, Matthias: Computationally Efficient Fail-safe Trajectory Planning for Self-driving Vehicles Using Convex Optimization, in: 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, Maui, HI, 2018

**Pfeffer, P.; Harrer, M.: Lenkkinematik (2011)**

Pfeffer, Peter; Harrer, Manfred: Lenkkinematik, in: Pfeffer; P. und Harrer; M. (Hrsg.): Lenkungshandbuch, Vieweg+Teubner, Wiesbaden, 2011

**Pimentel, J.; Bastiaan, J.: Characterizing the Safety of AV (2018)**

Pimentel, Juan; Bastiaan, Jennifer: Characterizing the Safety of Self-Driving Vehicles: A Fault Containment Protocol for Functionality Involving Vehicle Detection, in: 2018 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES), IEEE, Madrid, 2018

**Popp, C. et al.: Maintain a Safe State in AV (2022)**

Popp, Christoph; Ackermann, Stefan; Winner, Hermann: Approach to Maintain a Safe State of an Automated Vehicle in Case of Unsafe Desired Behavior, in: 14. Uni-DAS e.V. Workshop Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren, Berkheim, 2022

**Popp, C. et al.: Ideal Reference Point (2022)**

Popp, Christoph; Ziegler, Christoph; Sippel, Marco; Winner, Hermann: Ideal Reference Point in Planning and Control for Automated Car-Like Vehicles, in: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022

**Popp, C.; Winner, H.: Emergency Strategies for Unsafe Situations (2022)**

Popp, Christoph; Winner, Hermann: Emergency Strategies for Unsafe Situations in Automated Driving, in: 15th International Symposium on Advanced Vehicle Control, Kanagawa, Japan, 2022

**Quinlan, S.; Khatib, O.: Elastic bands (1993)**

Quinlan, Sean; Khatib, Oussama: Elastic bands: connecting path planning and control, in: [1993] Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, Atlanta, 1993

**Rasmussen, J.: Human Errors (1982)**

Rasmussen, Jens: Human errors. A taxonomy for describing human malfunction in industrial installations, in: Journal of Occupational Accidents (2), Jahrgang 4, S. 311–333, 1982

**Rebala, G. et al.: An Introduction to Machine Learning (2019)**

Rebala, Gopinath; Ravi, Ajay; Churiwala, Sanjay: An Introduction to Machine Learning, Springer International Publishing, Cham, 2019

**Ren, H. et al.: Development of Effective Bicycle Model (2014)**

Ren, Hongbin; Shim, Taehyun; Ryu, Jemyoung; Chen, Sizhong: Development of Effective Bicycle Model for Wide Ranges of Vehicle Operations, SAE International, , 2014

**Reschka, A.: Diss., Fertigkeiten- und Fähigkeitengraphen von automatisierten Fahrzeugen (2017)**

Reschka, Andreas: Fertigkeiten- und Fähigkeitengraphen als Grundlage des sicheren Betriebs von automatisierten Fahrzeugen im öffentlichen Straßenverkehr in städtischer Umgebung, Dissertation Technische Universität Braunschweig, Braunschweig, 2017

**Rosenzweig, J. et al.: Patch Shortcuts (2021)**

Rosenzweig, Julia; Sicking, Joachim; Houben, Sebastian; Mock, Michael; Akila, Maram: Patch Shortcuts: Interpretable Proxy Models Efficiently Find Black-Box Vulnerabilities, in: 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), IEEE, Nashville, TN, USA, 2021

**Ruhr-Universität Bochum: Aufbau des Gehirns (2022)**

Ruhr-Universität Bochum: Neuropsychologischer Ratgeber - Aufbau des Gehirns; <https://www.ratgeber-neuropsychologie.de/gehirn/gehirn.html>, 2022, Zugriff 18.07.2022

**Rupp, J.D.; King, A.G.: Autonomous Driving - A Practical Roadmap (2010)**

Rupp, Jeffrey D.; King, Anthony G.: Autonomous Driving - A Practical Roadmap, SAE International, , 2010

**Sämann, T. et al.: Increasing Safety of DNN-Based Perception (2020)**

Sämann, Timo; Schlicht, Peter; Hüger, Fabian: Strategy to Increase the Safety of a DNN-based Perception for HAD Systems, in: arXiv:2002.08935v1, 2020

**Schick, U.: Definition KI (2018)**

Schick, Uwe: Was ist künstliche Intelligenz?; <https://news.sap.com/germany/2018/03/was-ist-kuenstliche-intelligenz/>, 2018, Zugriff 02.02.2022

**Schmidt, C. et al.: Untersuchungen zu letztmöglichen Ausweichmanövern (2005)**

Schmidt, Christian; Oechsle, Fred; Branz, Wolfgang: Untersuchungen zu letztmöglichen Ausweichmanövern für stehende und bewegte Hindernisse, in: 3. Workshop Fahrerassistenzsysteme, Walting, 2005

**Schönemann, V.: Diss., Automated Valet Parking (2019)**

Schönemann, Valerij: Safety Requirements and Distribution of Functions for Automated Valet Parking, Dissertation Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2019

**Schreier, M.: Diss., Prediction and Criticality Assessment (2015)**

Schreier, Matthias: Bayesian Environment Representation, Prediction, and Criticality Assessment for Driver Assistance Systems, Dissertation Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2015

**Schwenzer, M. et al.: Review on Model Predictive Control (2021)**

Schwenzer, Max; Ay, Muzaffer; Bergs, Thomas; Abel, Dirk: Review on model predictive control: an engineering perspective, in: The International Journal of Advanced Manufacturing Technology (5), Jahrgang 117, S. 1327–1349, 2021

**Shalev-Shwartz, S. et al.: RSS for Self-Driving Cars (2018)**

Shalev-Shwartz, Shai; Shammah, Shaked; Shashua, Amnon: On a Formal Model of Safe and Scalable Self-driving Cars, 2018

**Shashua, A. et al.: RSS in Real Pre-Crash Scenarios (2018)**

Shashua, Amnon; Shalev-Shwartz, Shai; Shammah, Shaked: Implementing the RSS Model on NHTSA Pre-Crash Scenarios, 2018

**Shashua, A.; Shalev-Shwartz, S.: Develop Safe Autonomous Vehicles (2017)**

Shashua, Amnon; Shalev-Shwartz, Shai: A Plan to Develop Safe Autonomous Vehicles. And Prove It., in: Intel Newsroom, 2017

**Shepardson, D.: Passenger Injury in EasyMile Shuttle (2020)**

Shepardson, David: U.S. agency slams brakes on self-driving EasyMile shuttles after passenger injury; <https://www.reuters.com/article/us-autos-selfdriving-idUSKBN20J2N6>, 2020, Zugriff 19.02.2022

**Society of Automotive Engineers: SAE J3016 (2021)**

Society of Automotive Engineers: SAE J3016: Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems; 2021, Zugriff

**Society of Automotive Engineers: SAE J3061 (2016)**

Society of Automotive Engineers: SAE J3061: Cybersecurity Guidebook for Cyber-Physical Vehicle Systems; 2016, Zugriff

**Society of Automotive Engineers: SAE J3131 (2022)**

Society of Automotive Engineers: SAE J3131: Definitions for Terms Related to Automated Driving Systems Reference Architecture; 2022, Zugriff

**Society of Automotive Engineers: SAE J3187 (2022)**

Society of Automotive Engineers: SAE J3187: System Theoretic Process Analysis (STPA) Recommended Practices for Evaluations of Automotive Related Safety-Critical Systems; 2022, Zugriff

**Sperber, D.; Wilson, D.: Relevance (1995)**

Sperber, Dan; Wilson, Deirdre: *Relevance: communication and cognition*, 2nd ed, Blackwell Publishers, Oxford ; Cambridge, MA, 1995

**Stahl, T. et al.: Online Verification of Trajectory Planning (2020)**

Stahl, Tim; Eicher, Matthis; Betz, Johannes; Diermeyer, Frank: Online Verification Concept for Autonomous Vehicles – Illustrative Study for a Trajectory Planning Module, in: 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, Rhodes, Greece, 2020

**Stähler, C.: Plausibilisierung von Umfeldsensordaten (2021)**

Stähler, Christof: Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen, Masterthesis Nr. 804/20 am Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2021

**Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2018 (2019)**

Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2018 - Fachserie 8 Reihe 7, 2019

**Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2019 (2020)**

Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2019 - Fachserie 8 Reihe 7, 2020

**Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2020 (2021)**

Statistisches Bundesamt: Verkehrsunfälle 2020 - Fachserie 8 Reihe 7, 2021

**Stolte, T. et al.: Safety goals for actuation systems of AV (2016)**

Stolte, Torben; Bagschik, Gerrit; Maurer, Markus: Safety goals and functional safety requirements for actuation systems of automated vehicles, in: 2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), Rio de Janeiro, Brazil, 2016

**Stolte, T. et al.: Automated Unmanned Protective Vehicle (2015)**

Stolte, Torben; Reschka, Andreas; Bagschik, Gerrit; Maurer, Markus: Towards Automated Driving: Unmanned Protective Vehicle for Highway Hard Shoulder Road Works, in: 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, IEEE, Gran Canaria, Spain, 2015

**Süße, H.; Rodner, E.: Bildverarbeitung und Objekterkennung (2014)**

Süße, Herbert; Rodner, Erik: *Bildverarbeitung und Objekterkennung*, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2014

**Svensson, L. et al.: Safe Stop Trajectory Planning (2018)**

Svensson, Lars; Masson, Lola; Mohan, Naveen; Ward, Erik; Brenden, Anna Pernestal; Feng, Lei; Torngren, Martin: Safe Stop Trajectory Planning for Highly Automated Vehicles: An Optimal Control Problem Formulation, in: 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, Changshu, 2018

**Tesla: Tesla Vehicle Safety Report (2019)**

Tesla: Tesla Vehicle Safety Report; <https://www.tesla.com/VehicleSafetyReport>, 2019, Zugriff 19.02.2022

**Tian, Y. et al.: DeepTest (2018)**

Tian, Yuchi; Pei, Kexin; Jana, Suman; Ray, Baishakhi: DeepTest: automated testing of

deep-neural-network-driven autonomous cars, in: 2018 IEEE/ACM 40th International Conference on Software Engineering (ICSE), ACM, Gothenburg Sweden, 2018

**TU Darmstadt: MAAS (2022)**

TU Darmstadt: MAAS; [https://www.fzd.tu-darmstadt.de/forschung/research\\_projects\\_fzd/maas\\_fzd/index.de.jsp](https://www.fzd.tu-darmstadt.de/forschung/research_projects_fzd/maas_fzd/index.de.jsp), 2022, Zugriff 05.02.2022

**TU Darmstadt: PRORETA 5 (2021)**

TU Darmstadt: PRORETA 5; <https://www.proreta.tu-darmstadt.de/proreta/index.en.jsp>, 2021, Zugriff 10.09.2021

**Ulbrich, S. et al.: Szene, Situation, Szenario (2015)**

Ulbrich, Simon; Menzel, Till; Reschka, Andreas; Schuldt, Fabian; Maurer, Markus: Definition der Begriffe Szene, Situation und Szenario für das automatisierte Fahren, in: 10. Uni-DAS e.V. Workshop Fahrerassistenz, Walting, 2015

**UNECE: Bedingungen für automatisches Spurhalteassistenzsystem (2021)**

UNECE: UN-Regelung Nr. 157 — Einheitliche Bedingungen für die Genehmigung von Fahrzeugen hinsichtlich des automatischen Spurhalteassistenzsystems (ALKS) [2021/389]; [https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=uriserv:OJ.L\\_.2021.082.01.0075.01.DEU](https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/?uri=uriserv:OJ.L_.2021.082.01.0075.01.DEU), 2021, Zugriff 13.02.2022

**Venhovens, P.J.TH.; Naab, K.: Vehicle Dynamics Estimation Using Kalman Filters (1999)**

Venhovens, Paul J.TH.; Naab, Karl: Vehicle Dynamics Estimation Using Kalman Filters, in: Vehicle System Dynamics (2–3), Jahrgang 32, S. 171–184, 1999

**Versmold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006)**

Versmold, Heiner; Saeger, Martin: Plausibility Checking of Sensor Signals for Vehicle Dynamics Control Systems, in: 8th International Symposium on Advanced Vehicle Control, Taiwan, 2006

**Volkswagen: Datenblatt Passat GTE (2018)**

Volkswagen: Der Passat GTE. Der Passat GTE Variant.; <https://www.motor-talk.de/forum/aktion/Attachment.html?attachmentId=767402>, 2018, Zugriff 28.01.2022

**Wachenfeld, W.; Winner, H.: The Release of Autonomous Vehicles (2016)**

Wachenfeld, Walther; Winner, Hermann: The Release of Autonomous Vehicles, in: Maurer; M. et al. (Hrsg.): Autonomous Driving, Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2016

**Wang, C. et al.: Acceleration-Based Collision Criticality Metric (2022)**

Wang, Cheng; Popp, Christoph; Winner, Hermann: Acceleration-Based Collision Criticality Metric for Holistic Online Safety Assessment in Automated Driving, in: IEEE Access, Jahrgang 10, S. 70662–70674, 2022

**Wang, C. et al.: Safety Assessment Using Silent Testing (2021)**

Wang, Cheng; Storms, Kai; Winner, Hermann: Online Safety Assessment of Automated Vehicles Using Silent Testing, in: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021

**Wang, C.: Diss., Silent Testing for Safety Validation (2021)**

Wang, Cheng: Silent Testing for Safety Validation of Automated Driving in Field Operation, Dissertation Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2021

**Wang, L. et al.: Safe Stop Trajectory Planning (2020)**

Wang, Lingguang; Wu, Zhenkang; Li, Jiakang; Stiller, Christoph: Real-Time Safe Stop Trajectory Planning via Multidimensional Hybrid A\*-Algorithm, in: 2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, Rhodes, Greece, 2020

**Webb, N. et al.: Waymo Safety Methodologies (2020)**

Webb, Nick; Smith, Daniel; Ludwick, Christopher; Victor, Trent; Hommes, Qi; Favaro, Francesca; Ivanov, George; et al.: Waymo's Safety Methodologies and Safety Readiness Determinations, Waymo, , 2020

**Werling, M.: Diss., Trajektoriengenerierung und -stabilisierung (2011)**

Werling, Moritz: Ein neues Konzept für die Trajektoriengenerierung und -stabilisierung in zeitkritischen Verkehrsszenarien, Dissertation Karlsruher Institut für Technologie, Karlsruhe, 2011

**Westhofen, L. et al.: Criticality Metrics for Automated Driving (2021)**

Westhofen, Lukas; Neurohr, Christian; Koopmann, Tjark; Butz, Martin; Schütt, Barbara; Utesch, Fabian; Kramer, Birte; et al.: Criticality Metrics for Automated Driving: A Review and Suitability Analysis of the State of the Art, in: arXiv:2108.02403 [cs], 2021

**Willers, O. et al.: Safety Concerns in Deep Learning (2020)**

Willers, Oliver; Sudholt, Sebastian; Raafatnia, Shervin; Abrecht, Stephanie: Safety Concerns and Mitigation Approaches Regarding the Use of Deep Learning in Safety-Critical Perception Tasks, in: Casimiro, A. et al. (Hrsg.): Computer Safety, Reliability, and Security. SAFECOMP 2020 Workshops, Lecture Notes in Computer Science, Springer International Publishing, Cham, 2020

**Winner, H.: Handbuch FAS: Frontkollisionsschutzsysteme (2015)**

Winner, Hermann: Grundlagen von Frontkollisionsschutzsystemen, in: Winner, H. et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

**Winner, H. et al.: Modul zur Absicherung von Solltrajektorien (2019)**

Winner, Hermann; Ackermann, Stefan; Buchholz, Michael: Modul und Verfahren zur Absicherung von Solltrajektorien für automatisiertes Fahren, Patent DE102019125401.9, 2019

**Winner, H.: Handbuch FAS: Radarsensorik (2015)**

Winner, Hermann: Radarsensorik, in: Winner, H. et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

**Wolff, C.: Grundlegendes zum Bremsvorgang (2017)**

Wolff, Claus: Grundlegendes zum Bremsvorgang, in: Breuer, B. und Bill, K.H. (Hrsg.): Bremsenhandbuch, 5, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2017

**Woopen, T. et al.: UNICARagil - Modular Architecture for AD (2018)**

Woopen, Timo; Buchholz, Michael; Dupuis, Marius; Ernst, Rolf; Becker, Matthias; Kampmann, Alexandru; Maurer, Markus; et al.: UNICARagil - Disruptive Modular Architectures for Agile, Automated Vehicle Concepts, Institute for Automotive Engineering, RWTH Aachen ; Aachen : Institute for Combustion Engines, RWTH Aachen, , 2018

**Xue, W. et al.: Fallback Approach for Sensor Failure (2018)**

Xue, Wei; Yang, Bo; Kaizuka, Tsutomu; Nakano, Kimihiko: A Fallback Approach for an Automated Vehicle Encountering Sensor Failure in Monitoring Environment, in: 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, Changshu, 2018

**Xue, W. et al.: Model Predictive Approach in Fallback Procedure (2019)**

Xue, Wei; Zheng, Rencheng; Yang, Bo; Wang, Zheng; Kaizuka, Tsutomu; Nakano, Kimihiko: An adaptive model predictive approach for automated vehicle control in fallback procedure based on virtual vehicle scheme, in: JICV (2), Jahrgang 2, S. 67–77, 2019

**Yavvari, C. et al.: Vehicular Dynamics Based Plausibility Checking (2017)**

Yavvari, Chaitanya; Duric, Zoran; Wijesekera, Duminda: Vehicular dynamics based plausibility checking, in: 2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), IEEE, Yokohama, 2017

**Yu, J.; Luo, F.: Fallback Strategy for Level 4+ ADS (2019)**

Yu, Jing; Luo, Feng: Fallback Strategy for Level 4+ Automated Driving System, in: 2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), IEEE, Auckland, New Zealand, 2019

**Zhang, T.: Automated Vehicle Teleoperation (2020)**

Zhang, Tao: Toward Automated Vehicle Teleoperation: Vision, Opportunities, and Challenges, in: IEEE Internet of Things Journal (12), Jahrgang 7, S. 11347–11354, 2020

**Zhang, T. et al.: Collision Avoidance by Safety Strip (2022)**

Zhang, Ting; Fu, Mengyin; Song, Wenjie; Yang, Yi; Wang, Meiling: Trajectory Planning Based on Spatio-Temporal Map With Collision Avoidance Guaranteed by Safety Strip, in: IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (2), Jahrgang 23, S. 1030–1043, 2022

**Zhang, X. et al.: Efficient L-Shape Fitting for Vehicle Detection (2017)**

Zhang, Xiao; Xu, Wenda; Dong, Chiyu; Dolan, John M.: Efficient L-shape fitting for vehicle detection using laser scanners, in: 2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), Redondo Beach, CA, USA, 2017

**Zimmer, A.: Wie intelligent darf/ muss ein Auto sein? (2001)**

Zimmer, Alf: Wie intelligent darf/muss ein Auto sein? Anmerkungen aus ingenieurpsychologischer Sicht, in: Jürgensohn; T. und Timpe; K.-P. (Hrsg.): Kraftfahrzeugführung, Springer, Berlin, Heidelberg, 2001

## **Eigene Veröffentlichungen**

Holder, Martin; Linnhoff, Clemens; Rosenberger, Philipp; **Popp, Christoph**; Winner, Hermann (2019): Modeling and Simulation of Radar Sensor Artifacts for Virtual Testing of Autonomous Driving, in: 9. Tagung Automatisiertes Fahren, München, 2019

**Popp, Christoph**; Ziegler, Christoph; Sippel, Marco; Winner, Hermann (2022): Ideal Reference Point in Planning and Control for Automated Car-Like Vehicles, in: IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022

**Popp, Christoph**; Ackermann, Stefan; Winner, Hermann (2022): Approach to Maintain a Safe State of an Automated Vehicle in Case of Unsafe Desired Behavior, in: 14. Uni-DAS e.V. Workshop Fahrerassistenz und automatisiertes Fahren, Berkheim, 2022.

Wang, Cheng; **Popp, Christoph**; Winner, Hermann (2022): Acceleration-based Collision Criticality Metric for Holistic Online Safety Assessment in Automated Driving, in: IEEE Access, 2022

**Popp, Christoph**; Winner, Hermann (2022): Emergency Strategies for Unsafe Situations in Automated Driving, in: 15th International Symposium on Advanced Vehicle Control, Kanagawa, 2022

## Betreute studentische Arbeiten

**Bonneschky, Marco:** Analyse der Nutzbarkeit von IPGMovie in einer CarMaker-Simulation für die Entwicklung von Perzeptionsalgorithmen für das automatisierte Fahren, Bachelorthesis Nr. 1358/20, 2021

**Chen, Xudong:** Analyse der Einsatzmöglichkeiten einer Geschwindigkeitsüberschreibenden Nottrajektorienplanung, Masterthesis Nr. 815/21, 2021

**Dedic, Josip:** Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen anhand von Detektionscharakteristika, Masterthesis Nr. 820/21, 2021

**Dong, Fan:** Plausibilisierung von internen Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen, Masterthesis Nr. 770/20, 2020

**Glatzki, Felix:** Szenarienbasierte Beschreibung von Anwendungsfällen für das urbane automatisierte Fahren, Masterthesis Nr. 741/19, 2019

**Lindner, Paul:** Entwicklung einer Methode zur Erkennung von instabiler Trajektorienplanung beim automatisierten Fahren, Bachelorthesis Nr. 1395/21, 2022

**Loy, Larissa:** Entwicklung einer Bewegungsregelung für einen Roboter mit Bremslenkung, Masterthesis Nr. 755/19, 2020

**Stähler, Christof:** Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen, Masterthesis Nr. 804/20, 2021

**Tsaava, Onise:** Entwicklung einer HiL-Plattform und Implementierung eines Algorithmus zur Pfadverfolgung für automatisiertes Fahren, Masterthesis Nr. 784/20, 2021