
Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen

Masterthesis Nr. 804/20

Bearbeiter: Christof Stähler

| 2062541

Betreuer: Christoph Popp, M. Sc.



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



FAHRZEUGTECHNIK
TU DARMSTADT

Christof Stähler

Matrikelnummer: 2062541

Studiengang: Master Maschinenbau

Masterthesis Nr. 804/20

Thema: Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen

Eingereicht: 18. Mai 2021

Technische Universität Darmstadt

Fachgebiet Fahrzeugtechnik

Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner

Otto-Berndt-Straße 2

64287 Darmstadt

Veröffentlicht unter CC-BY 4.0 International

<https://creativecommons.org/licenses>

Erklärung

Erklärung zur Abschlussarbeit gemäß § 22 Abs. 7 und § 23 Abs. 7 APB der TU Darmstadt

Hiermit versichere ich, Christof Stähler, die vorliegende Master-Thesis gemäß § 22 Abs. 7 APB TU Darmstadt ohne Hilfe Dritter und nur mit den angegebenen Quellen und Hilfsmitteln angefertigt zu haben. Alle Stellen, die Quellen entnommen wurden, sind als solche kenntlich gemacht worden. Diese Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Mir ist bekannt, dass im Falle eines Plagiats (§38 Abs.2 APB) ein Täuschungsversuch vorliegt, der dazu führt, dass die Arbeit mit 5,0 bewertet und damit ein Prüfungsversuch verbraucht wird. Abschlussarbeiten dürfen nur einmal wiederholt werden.

Bei der abgegebenen Thesis stimmen die schriftliche und die zur Archivierung eingereichte elektronische Fassung überein gemäß § 23 Abs. 7 APD TU Darmstadt überein.

English translation for information purposes only:

Thesis Statement pursuant to § 22 paragraph 7 and § 23 paragraph 7 of APB TU Darmstadt

I herewith formally declare that I, Christof Stähler, have written the submitted thesis independently pursuant to § 22 paragraph 7 of APB TU Darmstadt. I did not use any outside support except for the quoted literature and other sources mentioned in the paper. I clearly marked and separately listed all of the literature and all of the other sources, which I employed when producing this academic work, either literally or in content. This thesis has not been handed in or published before in the same or similar form.

I am aware, that in case of an attempt at deception based on plagiarism (§38 Abs. 2 APB), the thesis would be graded with 5,0 and counted as one failed examination attempt. The thesis may only be repeated once.

In the submitted thesis, the written copies and the electronic version for archiving are pursuant to § 23 paragraph 7 of APB TU Darmstadt identical in content.

Matrikelnummer: 2062541

Datum / Date: 18.05.2021

Unterschrift / Signature:





TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

Masterthesis Nr. 804/20 im Studiengang Mechanical and Process Engineering (30 CP)

von Christof Stähler

Beginn: 18.11.2020
Zwischenkolloquium: 12.01.2021
Ende: 18.05.2021

- **Thema:** Plausibilisierung von Umfeld-Sensordaten in automatisierten Fahrzeugen
Topic: *Plausibility Check of Environmental Sensor Data in Automated Vehicles*

Das Fachgebiet Fahrzeugtechnik (FZD) hat zusammen mit anderen Fachgebieten der TU Darmstadt das interdisziplinäre Projekt *aDDa 4 students* ins Leben gerufen. Ziel des Projekts ist, eine modulare Fahrzeugplattform fachbereichs- und fachbereichsübergreifend zur Verfügung zu stellen, auf der studierende Algorithmen für Fahrerassistenzfunktionen/ automatisierte Fahrfunktionen entwickeln und anwenden können.

Um die sichere Fahrbarkeit von geplanten Trajektorien zu garantieren, wird ein mehrschichtiges Sicherheitskonzept entwickelt. Mit dem Ziel, Fehler in der Sensordatenerfassung zu erkennen und die Vertrauenswürdigkeit der verfügbaren Daten zu bewerten, wird hierbei im ersten Schritt eine Plausibilitätsprüfung der Fahrzeugsensordaten angestrebt.

Im Rahmen dieser Arbeit soll erörtert und getestet werden, wie die Plausibilisierung von Umfeldsensordaten auf einer Nachverarbeitungsebene erfolgen kann.

Im Einzelnen werden folgende Ergebnisse erwartet:

-
1. Der Stand der Technik zu Plausibilitätsprüfung von Umfeldsensordaten ist umfassend recherchiert.
 2. Anforderungen an die zu entwickelnde Plausibilitätsprüfung sind festgelegt.
 3. Geeignete Merkmale sowie Szenarien für Test und Bewertung des zu entwickelnden Verfahrens sind erarbeitet.
 4. Eine Methodik zur Plausibilisierung von Daten aus Umfeldsensoren ist entwickelt.
 5. Das entwickelte Verfahren ist anhand geeigneter Sensordatensätze hinsichtlich Robustheit, Performance und Zuverlässigkeit analysiert und bewertet.
 6. Es ist dargelegt, inwiefern aus bereits fusionierten Sensordaten Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren möglich sind.

Fachgebiet Fahrzeugtechnik



Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner

Otto-Berndt-Straße 2
64287 Darmstadt

Bearbeiter:
Christoph Popp M. Sc.
Tel. +49 6151 16 - 24248
popp@fzd.tudarmstadt.de

Fax +49 6151 16 - 24205
www.fahrzeugtechnik-darmstadt.de

Datum
18.11.2020

Seite: 1/2

CP	Dauer Zwischenkolloq (Vortrag / gesamt)	Dauer Abschlusskolloq (Vortrag / gesamt)
< 18	5 - 7 / 15 min	15 / 45 min
> 18	10 / 20 min	20 / 60 min



7. Die Methodik des Vorgehens und die oben genannten Ergebnisse inklusive deren Diskussion sind ausführlich dokumentiert.

Schwerpunkte der Bewertung:

- Methodik des Vorgehens
- Vollständigkeit
- Belastbarkeit der Argumentation
- Nachvollziehbarkeit

Die Arbeit bleibt Eigentum des Fachgebiets. Auf das Merkblatt des Fachgebiets wird hingewiesen.

Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner

Betreuer: Christoph Popp

Zusammenfassung

Das Projekt „Automated Driving Darmstadt for Students“, kurz aDDa (for Students), der Technischen Universität Darmstadt bietet Studierenden eine Plattform, Fahrerassistenz- und automatisierte Fahrfunktionen zu entwickeln und anzuwenden. Das langfristige Ziel des Projekts ist der Einsatz eines automatisierten Fahrzeugs auf öffentlichen Straßen im Darmstädter Stadtgebiet. Zur sicheren Ausführung der Fahraufgabe ist eine fehlerfreie Funktion der Umgebungssensoren erforderlich. Fehler in der Datenerfassung der Umgebungssensoren müssen daher erkannt werden können. Zu diesem Zweck ist eine Plausibilitätsprüfung der Umgebungssensordaten notwendig¹.

Die Anforderungen an eine Plausibilitätsprüfung sind, fehlerhafte Sensorsignale zu erkennen, die fehlerhaften Sensoren zu identifizieren und die Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren zu bewerten. In der vorliegenden Arbeit wird ein Konzept für eine solche Plausibilitätsprüfung entwickelt und anhand zuvor erarbeiteter Merkmale und Szenarien getestet und bewertet.

Die vorgestellte Plausibilitätsprüfung besteht aus mehreren Teilprüfungen, die die drei Umgebungssensoren testen. Dem aDDa-Projekt steht eine Mercedes-Benz S-Klasse zur Verfügung, die im Rahmen von studentischen Arbeiten unter anderem mit zwei Lidar- und einem Radarsensor ausgerüstet wurde. Die Teilprüfungen zielen darauf ab verschiedene potentielle Fehler in der Sensordatenerfassung und unplausible Abweichungen von der bei fehlerfreier Funktion erwarteten Ausprägung der Sensordaten zu erkennen. Dazu werden sowohl die Informationen der einzelnen Sensoren betrachtet als auch redundante Informationen zwischen den Sensoren verglichen. Das Ergebnis jeder Teilprüfung ist ein Plausibilitätswert, der ein Maß für die Plausibilität der untersuchten Information ist. Die Plausibilitätswerte der Teilprüfungen werden in einer Evaluierungs- und Entscheidungsebene zusammengeführt. Hier wird eine Auswertung der Plausibilitätswerte der einzelnen Teilprüfungen vorgenommen, deren Ergebnis eine Bewertung der Vertrauenswürdigkeit der Umgebungssensoren ist.

Das Ergebnis dieser Masterthesis ist ein Grundgerüst für die Plausibilitätsprüfung von Umgebungssensordaten. Dieses besteht aus mehreren Teilprüfungen und einer abschließenden Ebene zur Bewertung der Vertrauenswürdigkeit der Sensoren. Es wird ein Ablauf zur Bestimmung von Plausibilitätswerten und der Vertrauenswürdigkeit der Sensoren, sowie das Vorgehen bei Entwicklung und Test der Teilprüfungen beschrieben. Die implementierten Teilprüfungen werden auf ihre Performance und Zuverlässigkeit getestet und bewertet. Um eine umfassende Bewertung der Vertrauenswürdigkeit der Sensoren vorzunehmen sind diese allerdings nicht ausreichend. Dazu sind weitere Teilprüfungen notwendig. Diese Arbeit bildet daher eine erweiterbare Grundlage für nachfolgende Forschungsarbeiten, in denen die Plausibilitätsprüfung mit zusätzlichen Teilprüfungen weiterentwickelt wird. Aus diesem Grund werden im Ausblick weitere Ansätze zur Verbesserung der vorliegenden Teilprüfungen, sowie für gänzlich neue Teilprüfungen beschrieben. Darüber hinaus wird diskutiert, inwiefern es möglich ist, aus bereits fusionierten Daten Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit der Sensoren zu ziehen.

¹ Winner, H. et al.: Handbuch Fahrerassistenzsysteme (2015), S. 1143, S. 1157.

Inhaltsverzeichnis

Erklärung.....	2
Zusammenfassung.....	I
Inhaltsverzeichnis.....	II
Formelzeichen und Indizes	IV
Abkürzungsverzeichnis.....	V
Abbildungsverzeichnis.....	VI
Tabellenverzeichnis	VIII
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Konkretisierung der Aufgabenstellung und Methodik des Vorgehens.....	1
2 Grundlagen.....	4
2.1 aDDa-Fahrzeug	4
2.2 Umgebungssensoren und Messtechnik	5
2.2.1 Ibeo LUX 4L Lidar	5
2.2.2 Velodyne VLP-32 C Lidar.....	5
2.2.3 Hochauflösender Radar.....	6
2.2.4 Kameras	6
2.2.5 GeneSys ADMA 3 PRO	6
2.3 Funktionsprinzipien der verwendeten Sensortypen	6
2.3.1 Radar.....	6
2.3.2 Lidar.....	7
2.4 Stand der Technik zu Plausibilitätsprüfungen von Sensordaten.....	8
3 Konzeptentwicklung	12
3.1 Ableiten eines Entwurfs der Plausibilitätsprüfung aus der Literatur	12
3.2 Erstellen von Anforderungen	15
3.3 Ableiten von Ansätzen für Teilprüfungen	15
3.3.1 Ansätze aus einer Fehlzustandsbaumanalyse.....	15
3.3.2 Weitere Ansätze für Teilprüfungen.....	18
3.4 Vorstellung des Konzepts	19
4 Entwicklung und Umsetzung der Methodik	21
4.1 Objekterkennung.....	21
4.2 Vergleich von Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung der Objekte	23
4.2.1 Einzelprüfungen	24
4.2.2 Kombinationsprüfungen.....	25

4.2.3	Ergebnis der Entwicklung	25
4.3	Ausnutzung des FOV überprüfen	29
4.4	Kreuzkorrelation	31
4.5	Layererkennung der Lidarsensoren.....	33
4.5.1	Velodyne VLP-32 C Lidar	34
4.5.2	Ibeo Lux 4L Lidar	37
4.6	Stempeln der Objekte.....	37
4.7	Betrachtung der Reichweite	40
4.8	Evaluierungs- und Entscheidungsebene.....	43
5	Auslegung, Test und Bewertung der Methodik	45
5.1	Beschreibung der Testszenarien.....	45
5.1.1	Aral-Tankstelle.....	45
5.1.2	Böllenfalltorweg.....	46
5.1.3	Rheinstraße.....	47
5.1.4	Landskronstraße	47
5.1.5	A5 Richtung Weiterstadt.....	48
5.1.6	Referenzszenario auf der Rheinstraße.....	49
5.2	Vorgehen bei der Berechnung des Plausibilitätswerts	49
5.3	Kreuzkorrelationsprüfungen	51
5.3.1	Auslegung der Parameter zur Berechnung des Plausibilitätswerts.....	51
5.3.2	Test und Bewertung der Teilprüfungen	63
5.4	Layererkennung	76
5.4.1	Ibeo Lux 4L Lidar	76
5.4.2	Velodyne VLP-32 C Lidar	77
6	Rückschlüsse auf Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren aus fusionierten Daten.....	82
7	Ausblick	84
7.1	Schritte, die vor dem Einsatz der Teilprüfungen zu beachten sind.....	84
7.2	Ansätze für weitere Teilprüfungen	84
8	Fazit.....	94
Anhang		97
Anhang A1	Tabellen der Auslegung der Grenzwerte der Kreuzkorrelationsprüfungen	97
Anhang A2	Tabellen der Auswertung des manipulierten Testszenarios in Kapitel 5.3.2.2.....	100
Anhang A3	Tabelle mit den Bezeichnungen der Szenarien in der aDDa-Messdatenbank	102
Anhang A4	Beschreibung und Übersicht der Matlab-Skripte.....	103
Literaturverzeichnis		105

Formelzeichen und Indizes

Lateinische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
f	.	„image“, die größere bei der Kreuzkorrelation betrachtete Matrix
t	.	„template“, die kleinere bei der Kreuzkorrelation betrachtete Matrix
(x,y)	.	Detektionen des „image“ die durch das „template“ in (u,v) überdeckt werden
(u,v)	.	Position des „template“
$\bar{f}_{u,v}$.	Mittelwert von $f(x,y)$ unter dem „template“
\bar{t}	.	Mittelwert des „templates“
x_i und x_j	m	x -Komponente des Ortsvektors der Detektion i bzw. j
y_i und y_j	m	y -Komponente des Ortsvektors der Detektion i bzw. j
z_i und z_j	m	z -Komponente des Ortsvektors der Detektion i bzw. j

Griechische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
γ	.	Korrelationskoeffizient
α_i	°	Öffnungswinkel der Layer i der Lidarsensoren
φ_i	°	Azimutwinkel der Detektion i in einer Punktwolke
Δ	.	Differenz

Indizes

Zeichen	Bezeichnung
i	Zählvariable
j	Zählvariable
ges	gesamt

Abkürzungsverzeichnis

FZD	Fahrzeugtechnik Darmstadt
TUDa	Technische Universität Darmstadt
aDDa	Automated Driving Darmstadt for Students
FOV	Field-of-View
FTA	Fehlzustandsbaumanalyse (engl. Fault Tree Analysis)

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1: Methodik des Vorgehens	2
Abbildung 2-1: S-Klasse des aDDa for Students Projekts.....	4
Abbildung 2-2: Ablauf Plausibilitätsprüfung nach Vermold und Saeger ^a	11
Abbildung 2-3: Ableitung der Integritätswerte nach Vermold und Saeger ^{10b}	11
Abbildung 3-1: Ablauf der Plausibilitätsprüfung.....	12
Abbildung 3-2: Beispiel eines Fehlzustandsbaums mit verschiedenartigen Gattern	17
Abbildung 4-1: Verlauf der aus den Objektschwerpunkten bestimmten Objektrelativgeschwindigkeiten der drei Umgebungssensoren	26
Abbildung 4-2: kleinerer Ausschnitt aus dem Verlauf der Objektrelativgeschwindigkeit des Ibeo Lidars.....	26
Abbildung 4-3: Verlauf der Detektionen eines Fahrzeugs; Ibeo Lidar oben, Velodyne Lidar Mitte, Radar unten	27
Abbildung 4-4: Verlauf der Detektionen des Ibeo Lidar eines Lkw.....	29
Abbildung 4-5: geglättete Relativbeschleunigung eines Objekts aus den Detektionen des Ibeo Lidar	29
Abbildung 4-6: FOV des Ibeo Lidar	30
Abbildung 4-7: Herleitung der Layererkennung.....	34
Abbildung 4-8: Ausschnitt aus der Punktwolke des Velodyne VLP-32 C	35
Abbildung 4-9: Berechnung des Azimutwinkels	36
Abbildung 4-10: Ausschnitte aus dem Kamerabild (oben) und der Punktwolke des Velodyne VLP- 32 C (unten) während einer Stadtfahrt	38
Abbildung 4-11: Ausschnitte aus Punktwolken des Radar (oben) und des Ibeo LUX 4L Lidar (unten) während einer Stadtfahrt	39
Abbildung 4-12: Durchschnittliche Reichweite der Umgebungssensoren	42
Abbildung 4-13: Veränderung der Reichweite der Umgebungssensoren.....	43
Abbildung 5-1: Testszenario Aral-Tankstelle.....	46
Abbildung 5-2: Testszenario Böllenfalltorweg.....	46
Abbildung 5-3: Testszenario Rheinstraße	47
Abbildung 5-4: Testszenario Landskronstraße	48
Abbildung 5-5: Testszenario A5 Richtung Weiterstadt.....	48
Abbildung 5-6: Referenzszenario auf der Rheinstraße	49
Abbildung 5-7: Verlauf der Korrelationskoeffizienten der Teilprüfung Ibeo und Velodyne.....	57
Abbildung 5-8: Radar-Reflexion durch Gebäude	66

Abbildung 5-9: Punktwolke des Radars bei Einfahrt in den Darmstädter Citytunnel	67
Abbildung 5-10: Punktwolke des Radars während der Fahrt durch den Darmstädter Citytunnel	68
Abbildung 5-11: Bild des Velodyne während eines Hagelschauers	69
Abbildung 5-12: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Kombinationsprüfungen mit Offset	72
Abbildung 5-13: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit Freeze	73
Abbildung 5-14: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit Verdrehung	74
Abbildung 5-15: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Kombinationsprüfungen mit Verdrehung	74
Abbildung 5-16: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit dauerhafter Teilblindheit	75
Abbildung 5-17: Verteilung der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Referenzszenario	80
Abbildung 5-18: Verteilung und Verlauf der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Rheinstraßen- Szenario	80
Abbildung 5-19: Verteilung und Verlauf der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Landskronstraßen-Szenario	81
Abbildung 7-1: Position der Detektionen der ersten Layer des Velodyne auf Motorhaube und Kofferraumdeckel	88
Abbildung 7-2: Berechnung des Abstands zwischen zwei Detektionen	88
Abbildung 7-3: Erläuterung der Schwächen der Sortierung in den Kreuzkorrelationsprüfungen	90

Tabellenverzeichnis

Tabelle 3-1: Übersicht der umgesetzten Teilprüfungen.....	20
Tabelle 5-1: Zusammenfassung des Vergleichs zwischen realen und manipulierten Testszenarien.	54
Tabelle 5-2: Grenzwerte der ersten Iteration der Kreuzkorrelationsprüfungen	55
Tabelle 5-3: Übersicht über die Güte der Grenzwerte nach der ersten Iterationsschleife	57
Tabelle 5-4: Zusammenfassung der Grenzwerte der zweiten Iterationsschleife	60
Tabelle 5-5: Übersicht über die Güte der Grenzwerte nach der zweiten Iterationsschleife	61
Tabelle 5-6: Zusammenfassung der Grenzwerte der dritten Iterationsschleife	62
Tabelle 5-7: Endgültige Grenzwerte der Teilprüfungen der Kreuzkorrelation.....	70
Tabelle A-1: Auslegung der Grenzwerte in den drei Iterationsstufen	97
Tabelle A-2: Auswertung des manipulierten Testszenarios	100
Tabelle A-3: Bezeichnungen der Szenarien in der aDDa-Messdatenbank	102
Tabelle A-4: Beschreibung und Übersicht der Matlab-Skripte	103

1 Einleitung

Das Einleitungskapitel umfasst die Erläuterung der Motivation hinter dieser Masterthesis, die Konkretisierung der Aufgabenstellung, sowie eine Beschreibung der Methodik des Vorgehens.

1.1 Motivation

In Kooperation mit neun weiteren Fachgebieten der Technischen Universität Darmstadt engagiert sich das Fachgebiet Fahrzeugtechnik im interdisziplinären und fachgebietsübergreifenden Projekt Automated Driving Darmstadt for Students. Die zehn an diesem Projekt beteiligten Fachgebiete gehören den Fachbereichen Maschinenbau, Informatik, Elektro- und Informationstechnik, sowie Bau- und Umweltingenieurwissenschaften an. Ziel des Projektes ist eine modulare Fahrzeugplattform zur Verfügung zu stellen, auf der Studierende der beteiligten Fachbereiche Fahrerassistenz- und automatisierte Fahrfunktionen entwickeln und anwenden können. Langfristig wird der Einsatz des automatisierten Fahrzeugs auf öffentlichen Straßen angestrebt.

Automatisierte Fahrzeuge müssen zu jedem Zeitpunkt der Fahrt eine genaue Kenntnis der eigenen Fähigkeiten und Fertigkeiten besitzen. Interne technische Fehler müssen durch das System selbst erkannt werden, um adäquat zu reagieren^{2a}. Dazu zählen unter anderem die Kenntnisse über den Zustand der Wahrnehmungskomponenten und der Aktorik. Für eine sichere und unfallfreie Fahrt ist es daher erforderlich, dass die Umgebungswahrnehmung absolut zuverlässig funktioniert^{2b}.

Zu diesem Zweck wird für das aDDa-Fahrzeug im Rahmen studentischer Arbeiten ein mehrschichtiges Sicherheitskonzept entwickelt. Die vorliegende Arbeit befasst sich mit dem ersten Schritt des Sicherheitskonzeptes. Dieser besteht aus der Plausibilitätsprüfung der Daten der am Fahrzeug angebrachten Umgebungssensoren. Das Ziel dieser Prüfung ist Fehler in der Sensordatenerfassung zu erkennen und die Vertrauenswürdigkeit der Daten zu bewerten.

Das für das aDDa-Projekt zur Verfügung stehende Fahrzeug ist eine Mercedes-Benz S-Klasse 450d. Im Rahmen studentischer Arbeiten wurde das Fahrzeug mit Umfellsensoren und weiterer Messtechnik ausgerüstet. Bei den Umgebungssensoren handelt es sich um Radar-, Lidar- und Kamerasensoren. Im Fahrzeug sind darüber hinaus Rechner zum Aufzeichnen von Messdaten, sowie zum Ausführen der zur Bewältigung der Fahraufgabe notwendigen Berechnungen verbaut. Eine genauere Beschreibung des Fahrzeugs, des Sensoraufbaus und der verbauten Sensoren folgt in Kapitel 2.1.

1.2 Konkretisierung der Aufgabenstellung und Methodik des Vorgehens

Im Rahmen dieser Masterarbeit soll erarbeitet werden, wie die Plausibilisierung von Umfellsensordaten auf einer Nachverarbeitungsebene erfolgen kann. Dazu soll eine Methodik zur Plausibilitätsprüfung und der Bewertung der Vertrauenswürdigkeit von Umgebungssensordaten entwickelt werden. Im Anschluss daran soll diese Methodik als Software in Matlab umgesetzt werden und mit Hilfe

² Winner, H. et al.: Handbuch Fahrerassistenzsysteme (2015), a: S. 1143; b: S. 1157.

von zuvor mit dem aDDa-Fahrzeug aufgezeichneten Sensordatensätzen getestet und bewertet werden. Zusätzlich soll in der Arbeit ermittelt werden, ob aus bereits fusionierten Sensordaten Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit der einzelnen Sensoren gezogen werden kann.

Das methodische Vorgehen dieser Arbeit folgt dem in Abbildung 1-1 dargestellten Ablauf, der sich am Wasserfallmodell orientiert und um eine Iterationsschleife ergänzt wird.

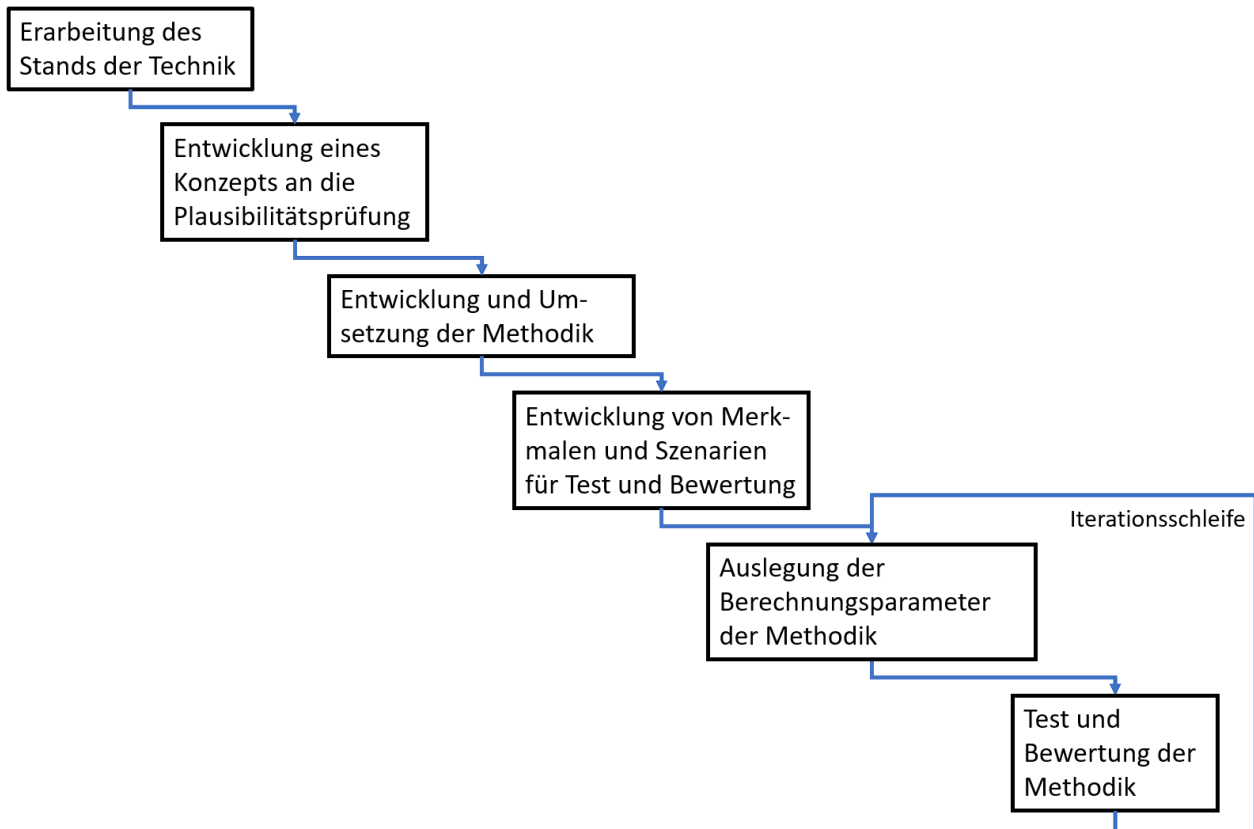


Abbildung 1-1: Methodik des Vorgehens

Im ersten Schritt wird der Stand der Technik in Hinblick auf die Plausibilitätsprüfung von Umfeldsensordaten erarbeitet. Im Fall der vorliegenden Arbeit sind für die Recherche vor allem Methodiken für die am aDDa-Fahrzeug verwendeten Sensortypen von Interesse. Wie zuvor beschrieben, handelt es sich dabei um Radar- und Lidarsensoren, sowie Kameras. Darüber hinaus werden Plausibilisierungsmethoden für Daten anderer Sensortypen recherchiert und auf ihre Übertragbarkeit auf die am aDDa-Fahrzeug verwendeten Sensortypen überprüft. Des Weiteren wird untersucht, welche Messdaten der Sensoren am aDDa-Fahrzeug aufgezeichnet werden und wie diese gespeichert und gegebenenfalls bereits weiterverarbeitet werden. Dabei werden die Möglichkeiten für eine Weiterverarbeitung der Daten im Rahmen der zu entwickelnden Methodik ermittelt.

Die Phase der Konzeptentwicklung beginnt mit einer Bewertung der Ansätze aus der Literaturrecherche hinsichtlich ihrer Umsetzbarkeit im Rahmen dieser Arbeit. Darauf aufbauend wird ein erster Ent-

wurf der Methodik zur Plausibilitätsprüfung entwickelt. Im nächsten Schritt werden die Anforderungen an die Plausibilitätsprüfung festgelegt. Da am aDDa-Fahrzeug mehrere Sensoren verbaut sind und pro Sensor nicht nur ein Parameter überprüft werden soll, werden für jeden Sensor mehrere Teilprüfungen entwickelt. Dadurch werden die Aussagekraft und Belastbarkeit der Plausibilitätsprüfung erhöht. Teilweise decken die Sensoren dieselben Bereiche der Umgebung ab, zum Teil nutzen die Sensoren unterschiedliche Messprinzipien bzw. -technologien. Auch dieser Umstand lässt sich zur Verbesserung der Aussagekraft und Belastbarkeit der Plausibilitätsprüfung ausnutzen. Vergleiche der Messdaten zwischen den verschiedenen Sensoren werden daher ebenfalls entwickelt. Die Anforderungen an eine Plausibilitätsprüfung sind fehlerhafte Sensorsignale zu erkennen, die fehlerhaften Sensoren zu identifizieren und die Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren zu bewerten. Die quantitativen Anforderungen an die einzelnen Teilprüfungen ergeben sich aus den betrachteten Parametern und deren Verlauf in verschiedenen Verkehrssituationen. Um Ansätze für die Teilprüfungen zu ermitteln, werden mögliche Sensorfehler mit einer Fehlzustandsbaumanalyse ermittelt. Neben dem Erkennen von Fehlern eignet sich auch der Nachweis einer fehlerfreien Sensorfunktion dazu, die Plausibilität von Sensordaten zu bewerten. Dafür wird ermittelt, welche Erwartungen sich an die Ausprägung der Parameter der Sensordaten im Fall einer korrekten Funktionsweise formulieren lassen. Aus den ermittelten Ansätzen wird ein Konzept für die Plausibilitätsprüfung erstellt.

Der nächste Schritt ist die Entwicklung und Umsetzung der Methodik zur Plausibilitätsprüfung. Hierfür wird auf das zuvor entwickelte Konzept zurückgegriffen und die darin beschriebenen Teilprüfungen in Matlab umgesetzt. Außerdem wird die Ebene der Plausibilitätsprüfung entwickelt, in der eine Bewertung der Plausibilität und Vertrauenswürdigkeit der Sensordaten ermittelt wird. Dazu wird aus den Einzelergebnissen der Teilprüfungen für jeden Sensor ein Gesamtplausibilitätswert bestimmt.

Nach der Entwicklung und Umsetzung der Teilprüfungen folgt die Auslegung der Berechnungsparameter der Teilprüfungen sowie die Test- und Bewertungsphase. Es werden Merkmale und Szenarien bestimmt, anhand derer die drei Schritte ausgeführt werden. Dazu werden aufgezeichnete Messfahrten des aDDa-Fahrzeugs als Testszenarien genutzt. In der Folge wird das Vorgehen zur Berechnung der Plausibilitätswerte in den Teilprüfungen entwickelt. Die Auslegung der Parameter der Berechnung der Plausibilitätswerte erfolgt mit einem Teil der zuvor bestimmten Testszenarien. Weitere werden in der Folge genutzt, um die Teilprüfungen zu testen und damit die Auslegung der Berechnungsparameter zu verifizieren. Neben realen werden Testszenarien mit manipulierten Sensordaten verwendet, in denen das Auftreten von Sensorfehlern simuliert wird. Das Ziel der Auslegung ist, dass die Teilprüfungen in den Testszenarien keine False Positives liefern und gleichzeitig die Fehler in den manipulierten Sensordaten erkennen. Während dieses Arbeitsschritts wird bei Bedarf eine Schleife mit der Auslegung der Berechnungsparameter durchlaufen. An die Tests schließt sich eine Bewertung der Teilprüfungen an.

2 Grundlagen

Das Grundlagenkapitel beinhaltet zum einen eine Vorstellung des aDDa-Testfahrzeugs, der verwendeten Umgebungssensoren und weiterer Messtechnik. Dabei werden auch die jeweiligen Funktionsprinzipien der Sensoren erklärt. Zum anderen gibt dieses Kapitel einen Überblick über den Stand der Technik hinsichtlich der Plausibilitätsprüfung und Verifikation von Messdaten, mit Fokus auf Umgebungssensordaten.

2.1 aDDa-Fahrzeug

Das im Rahmen des Projekts aDDa for Students verwendete Fahrzeug ist ein Mercedes-Benz S-450d der Baureihe 222. Die Umgebungssensoren sind in der Front- und Heckverkleidung sowie auf einem Gestell auf dem Dach des Fahrzeugs montiert. Im Kofferraum befinden sich zwei PCs zur Steuerung der Sensoren, sowie dem Aufzeichnen der Sensordaten und dem Ausführen der zur Fahrzeugführung notwendigen Berechnungen. Des Weiteren befindet sich die Spannungsverteilung für die verbaute Technik im Kofferraum. Im Bereich des Beifahrersitzes sind zwei Bildschirme montiert, über die die beiden Rechner bedient werden. So lässt sich die Funktion der Sensoren während der Fahrt überwachen sowie Einstellungen an der verbauten Messtechnik vornehmen und neue Software auf den Rechnern installieren. Die Messdaten der Sensoren werden über eine Netzwerkverbindung in die Messrechner eingespeist. Die dafür notwendigen Netzwerkkomponenten befinden sich ebenfalls im Kofferraum. Außerdem ist der Zugriff auf den Fahrzeug-CAN freigegeben, so dass auch die Daten der werksseitig im Fahrzeug verbauten Sensoren abgegriffen werden können. In Zukunft ist dieser Zugriff notwendig um das Fahrzeug automatisiert zu steuern.



Abbildung 2-1: S-Klasse des aDDa for Students Projekts

2.2 Umgebungssensoren und Messtechnik

Im folgenden Unterkapitel werden die am aDDa-Fahrzeug verbauten Sensoren und weitere Messtechnik näher beschrieben. Es wird dabei nur auf die im Rahmen von aDDa zusätzlich verbauten Sensoren eingegangen. Bereits ab Werk am Fahrzeug installierte Sensoren, wie Radar oder Kameras finden keine Erwähnung, weil sie nicht zur automatisierten Ausführung der Fahraufgabe genutzt werden und damit keine Relevanz für diese Arbeit besitzen.

2.2.1 Ibeo LUX 4L Lidar

Die beiden baugleichen Ibeo Lidar-Sensoren sind je in der Front und im Heck des Fahrzeugs verbaut. Dadurch decken sie den Bereich vor und hinter dem Fahrzeug ab. Im Rahmen dieser Masterthesis werden jedoch nur Daten des vorderen Sensors verwendet. Die Sensoren verfügen über vier Laserlayer, die insgesamt einen vertikalen Bereich von $3,2^\circ$ abdecken. Der vertikale Öffnungswinkel der oberen Layer beträgt $1,6^\circ$, der der zweiten $0,8^\circ$. Die Öffnungswinkel der unteren Layer sind $-0,8^\circ$ und $-1,6^\circ$. Der horizontale Öffnungswinkel beträgt in der Standardeinstellung 85° , 35° nach links und 50° nach rechts. Der Öffnungswinkel lässt sich bis auf 110° erhöhen, wobei in den Bereichen, die über die Standardeinstellung hinausgehen nur zwei statt vier Layer zur Verfügung stehen. Der maximale positive Öffnungswinkel beträgt 50° . Der größtmögliche negative Öffnungswinkel beträgt -60° . Bei den im Verlauf dieser Arbeit zu Tests und Bewertung der umgesetzten Plausibilitätsprüfung verwendeten Messfahrten wird der vordere Ibeo-Lidar mit dem maximalen Öffnungswinkel betrieben. Der Ibeo LUX 4L besitzt eine Mehrzielfähigkeit und kann pro Laserpuls bis zu drei Ziele detektieren. Die Messreichweite beträgt 0,3 m bis 200 m. Prinzipbedingt können Objekte jedoch direkt auf dem Sensor detektiert werden. Die Entfernungsauflösung beträgt 0,04 m. Die Scan-Frequenz des Sensors kann zwischen drei Werten eingestellt werden. Der Sensor verwendet Licht mit einer Wellenlänge von 905 nm.

2.2.2 Velodyne VLP-32 C Lidar

Der zweite Lidar-Sensor, der am aDDa-Fahrzeug verbaut ist, ist ein Velodyne VLP-32 C. Dieser hat ein horizontales FOV von 360° und ist daher auf einem Gestell auf dem Dach des Fahrzeugs montiert. Durch diese Verbauposition deckt der Sensor den gesamten Bereich rund um das Auto ab. Der vertikale Öffnungswinkel beträgt 40° und ist in 32 Layer aufgeteilt. Diese liegen in einem Bereich von -25° bis 15° . Die Abstände zwischen den einzelnen Layern sind nicht gleichmäßig, sodass die Layer im Bereich nahe vor dem Fahrzeug eine höhere Dichte haben als in weiterer Entfernung. Die vertikale Genauigkeit des Sensors beträgt $0,33^\circ$, die horizontale $0,1^\circ$ bis $0,4^\circ$. Die maximale Reichweite des Velodyne liegt bei 200 m mit einer Genauigkeit der Distanzmessung von ± 5 cm bis 50 m Entfernung und ± 10 cm in weiterer Entfernung. Die Scan-Frequenz, die durch die Drehrate des Sensors bestimmt wird, kann zwischen 5 Hz und 20 Hz eingestellt werden.

2.2.3 Hochauflösender Radar

Neben den beiden Lidarsensoren befindet sich auch ein hochauflösender Radarsensor am Fahrzeug. Dieser ist wie einer der beiden Ibeo Lidare in der Front des Fahrzeugs verbaut und deckt daher den Bereich vor dem Fahrzeug ab. Es handelt sich dabei um einen Prototyp, der für das aDDa-Projekt zur Verfügung gestellt wurde. Aufgrund dessen existiert eine Geheimhaltungsvereinbarung, weshalb zu diesem Sensor keine näheren technischen Details oder Informationen zum Hersteller veröffentlicht werden.

2.2.4 Kameras

Am Fahrzeug sind insgesamt sechs Kameras verbaut. Hinter der Frontscheibe befinden sich eine Weitwinkelkamera mit einem FOV von $81.54^\circ \times 65.76^\circ$ und eine Stereokamera mit einem FOV von $58.4^\circ \times 44.6^\circ$. Im Heck des Fahrzeugs befindet sich eine baugleiche Weitwinkelkamera. Darüber hinaus befinden sich auf jeder Seite des Gestells auf dem Dach des Fahrzeugs eine Fisheye-Kamera mit einem FOV von $180^\circ \times 180^\circ$. Die Kameras zeichnen den gesamten Nahbereich um das Fahrzeug auf. Somit ist jeder Bereich, der von einem der Lidar- und Radarsensoren abgedeckt wird, zusätzlich von mindestens einer Kamera abgedeckt.

2.2.5 GeneSys ADMA 3 PRO

Im Kofferraum des Fahrzeugs ist eine GeneSys ADMA 3 Pro installiert. Die ADMA ist ein hochpräzises Messsystem, das mit Inertialsensoren Fahrdynamikparameter misst. Darüber hinaus verwendet das System DGNSS-Daten zur Bestimmung der Fahrzeugposition. Im Fall von aDDa werden RTK-Korrekturdaten verwendet. Die ADMA erlaubt nicht nur Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung des Fahrzeugs in allen drei Raumachsen zu messen, sondern auch Nick-, Wank-, Kurs- und Gierwinkel sowie die Drehrate. Daraus bestimmt das System außerdem den Schwimmwinkel des Fahrzeugs.

2.3 Funktionsprinzipien der verwendeten Sensortypen

In diesem Unterkapitel werden die grundlegenden Funktionsprinzipien der in dieser Masterthesis betrachteten Umfellsensoren beschrieben. Zu diesen zählen die beiden Lidarsensoren (Ibeo LUX 4L und Velodyne VLP-32 C) und der Radar. Die verbauten Kameras werden in dieser Masterthesis nicht betrachtet. Die Beschreibung der Funktionsprinzipien beschränkt sich auf ein Maß, das es ermöglicht, die Hintergründe der erarbeiteten Plausibilitätsprüfung zu verstehen.

2.3.1 Radar

Radar steht für Radio Detection and Ranging und beschreibt Sensoren, die mit Hilfe elektromagnetischer Wellen im Mikrowellenbereich Objekte im Raum detektieren und lokalisieren. Dazu strahlt der Sensor elektromagnetische Wellen über eine Antenne in die Umgebung ab. Ein Teil der abgestrahlten Energie trifft auf Objekte im Raum, sogenannte Targets, und wird von diesen wiederum in den Raum

reflektiert. Ein Teil dieser Strahlung wird zum Sensor zurückreflektiert. Diese Strahlung wird auch als Echo bezeichnet^{3a}. Das reflektierte Spektrum wird in der Signalverarbeitung des Sensors auf besondere Merkmale hin untersucht. In der Regel wird dabei nach den Peaks des Spektrums gesucht. Diese können von einem reflektierenden Objekt verursacht werden, aber auch durch Rauschen oder Störsignale^{4a}. Die auf diese Weise gefundenen Punkte im Raum werden als Detektionen bezeichnet^{3b}.

Bei Radarsensoren in der automobilen Anwendung folgt auf den Schritt der Detektion das Matching. Hierbei werden die einzelnen Detektionen Objekten zugeordnet. Darauf folgen die Bestimmung des Azimutwinkels zwischen dem Sensor und den Detektionen, sowie eine als Clustering bezeichnete Bündelung der Detektionen, die zu einem Objekt gehören, um die Informationsmenge zu verringern. Der letzte Schritt der Radarsignalverarbeitung ist das Tracking. Dabei wird mit dem zeitlichen Zusammenhang einzelner Messereignisse eine „Spur“ des jeweiligen Objekts erstellt^{4a}. In dieser Masterthesis werden allerdings keine geclusterten oder getrackten Radardaten genutzt. Zur Verfügung stehen als Ausgangsdaten des Radarsensors die Position der Detektionen im Raum, sowie die Reflexionsintensität und die Dopplergeschwindigkeit der Detektion.

Der Abstand der Detektion zum Sensor lässt sich mit der Time-of-Flight-Methode über die Laufzeit des Signals vom Sensor über das Target und zurück zum Sensor oder durch die Nutzung von Frequenzrampen bestimmen. Mit den Informationen zu Abstand, dem Azimut- und dem Elevationswinkel der Detektion lässt sich deren Position im Raum bestimmen. Durch Bilden der Ableitung des Abstandswerts erhält man die Relativgeschwindigkeit des detektierten Punktes und durch eine weitere Ableitung die Relativbeschleunigung^{3b}.

Radarsensoren bieten darüber hinaus die Möglichkeit, die Relativgeschwindigkeit der Detektionen mit Hilfe des Dopplereffekts zu bestimmen. Der Dopplereffekt besagt, dass eine elektromagnetische Welle eine Frequenzverschiebung erfährt, wenn sich Sender und Empfänger relativ zueinander bewegen. Der Sender ist das den Radarstrahl reflektierende Target und der Empfänger der Radarsensor. Da die Frequenzverschiebung proportional zur Relativgeschwindigkeit ist, lässt sich diese so bestimmen^{4b}. Radarsensoren in der automobilen Anwendungen verfügen über eine Mehrzielfähigkeit. Das bedeutet, dass der Sensor mehrere Objekte in einem Messbereich detektieren kann. Dazu ist es notwendig, dass die Detektionen sich in mindestens einer der Dimensionen Abstand, Relativgeschwindigkeit und Azimutwinkel ausreichend stark unterscheiden^{4c}.

2.3.2 Lidar

Die Bezeichnung Lidar leitet sich von Light Detection and Ranging ab. Es ist ein optisches Messverfahren zur Ortung und Messung der Entfernung von Objekten im Raum. Anstelle der Mikrowellenstrahlung des Radar verwenden Lidarsensoren Ultraviolett-, Infrarot- oder Strahlen aus dem sichtbaren Bereich des Lichtspektrums. Die Strahlen werden in Form von Pulsen von einer Laserdiode an die Umgebung abgegeben. Wenn sie dort auf ein Objekt treffen, werden sie von diesem reflektiert.

³ Skolnik, M. I.: Radar Handbook (2008), a: Kapitel 1.1; b: Kapitel 1.3.

⁴ Winner, H. et al.: Handbuch Fahrerassistenzsysteme (2015), a: S. 291 ff; b: S. 264 f; c: S. 289 f.

Der Anteil der reflektierten Strahlung, der zum Sensor zurückreflektiert wird, wird von diesem mit einer Fotodiode detektiert und anschließend ausgewertet. Zur Abstandsmessung wird auch bei Lidar die Time-of-Flight-Methode verwendet. Lidarsensoren sind wie Radarsensoren mehrzielfähig, sofern der Abstand zwischen den Objekten ausreichend groß ist^{5a}. Die Bestimmung der Relativgeschwindigkeit von Objekten erfolgt bei Lidarsensoren durch Differentiation aufeinander folgender Abstandsmessungen. Eine weitere Differentiation liefert die Beschleunigung. Prinzipiell ist es möglich die Relativgeschwindigkeit über den Dopplereffekt zu bestimmen. Die Anforderungen an diese Umsetzung und damit die Kosten sind jedoch im Lichtspektrum höher als im Mikrowellenbereich, in dem Radarsensoren operieren. Daher ist eine wirtschaftliche Umsetzung nicht möglich^{5b}. Prinzipbedingt verfügen Lidarsensoren über einige Zusatzfunktionen. Es ist möglich, die Sichtweite zu bestimmen, Tag und Nacht zu erkennen oder im Sinne einer Selbstdiagnose eine Verschmutzung des Sensors zu erkennen. Außerdem ist es möglich, die Intensität des reflektierten Lichts zu messen^{5c,d}. Lidarsensoren sind im Gegensatz zu Radarsensoren anfällig für Blendung, beispielsweise durch tiefstehende Sonne. Auch können sogenannte „weiche Ziele“, wie Nebel, Regen oder Gischt, die Leistungsfähigkeit der Sensoren beeinflussen. Moderne Lidarsensoren verfügen jedoch über Mechanismen diese äußeren Einflüsse zu erkennen und deren Einfluss auf die Leistungsfähigkeit des Sensors abzuschwächen^{5e}.

2.4 Stand der Technik zu Plausibilitätsprüfungen von Sensordaten

Fennel und Ding⁶ präsentieren einen Ansatz zur Überwachung der Sensoren eines von Continental entwickelten ESP-Systems. In der Arbeit werden der Gierwinkel- und der Lenkradsensor, sowie der Sensor zur Bestimmung der lateralen Beschleunigung betrachtet. Die Überprüfung der Sensoren wird in drei Ebenen aufgeteilt. Auf der ersten Ebene, dem „electrical check“, wird überprüft, ob die Signale der Sensoren innerhalb des normalen Arbeitsbereichs liegen. Einige der verbauten Sensoren sind intelligente Sensoren, die über eine Eigendiagnose verfügen. Diese wird auf der zweiten Ebene der Überprüfung ausgewertet. Die dritte Ebene nutzt einen modellbasierten Ansatz, um die Fehler zu finden, die sich mit dem „electrical check“ nicht finden lassen, weil die Signale trotzdem im normalen Arbeitsbereich liegen. Der Fokus der Arbeit liegt auf dieser dritten Ebene. Die Schwierigkeit in der Umsetzung eines modellbasierten Ansatzes zur Fehlerdiagnose liegt nach Fennel und Ding in den Unsicherheiten des Modells. Diese werden durch das Ausnutzen zusätzlicher Informationen und Messdaten minimiert. Zum einen wird die Aussagekraft des Modells durch zusätzliche Berechnungen verbessert. Zum anderen werden redundante Informationen ausgenutzt. In der Umsetzung nutzen die Studienautoren aus, dass sich das Verhalten der Sensoren mit verschiedenen physikalischen Gesetzen modellieren lässt. Auf diese Weise werden für jeden der drei Sensoren vier Modelle entwickelt. Aus den Abweichungen von den Ergebnissen der Modelle und dem tatsächlichen Signal der Sensoren wird ein Residuum berechnet, das in der Folge mit einem adaptiven Grenzwert verglichen wird. Der Grenzwert wird je nach Fahrzustand angepasst. Dabei wird zwischen dem stabilen und dem instabilen

⁵ Winner, H. et al.: Handbuch Fahrerassistenzsysteme (2015), a: S. 318 ff; b: S. 324 f; c: S. 320; d: S. 329 f; e: S. 319 f.

⁶ Fennel, H.; Ding E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000), S. 2117-2122.

Fahrzustand, in dem der Einfluss der Modellunsicherheiten deutlich größer ist, unterschieden. Für diese Masterthesis sind die Idee der Ausnutzung redundanter Informationen und eines an den Fahrzustand des Fahrzeugs oder die Fahrsituation angepassten, adaptiven Grenzwertes interessant. Dies gilt ebenso für den Aufbau der Prüfung in mehreren Ebenen.

Geissler et al. stellen in ihrer Arbeit mehrere Plausibilitätschecks vor, die in einen Objektfusionsprozess integriert ist. Die Fusion der Sensordaten des aDDa-Fahrzeugs ist nicht Teil dieser Masterthesis. Die beschriebenen Ansätze lassen sich jedoch auf eine selbständige Plausibilitätsprüfung anwenden. Die vorgestellten Plausibilitätsprüfungen lassen sich in drei Kategorien einteilen^{7a}. Bei Einzelsensorprüfungen werden Attribute von Objektrepräsentationen eines Sensors untersucht und entweder mit einer zuvor festgelegten Grenze oder über bekannte Beziehungen mit anderen Attributen verglichen. Ersteres ist vergleichbar mit der Betrachtung auf Signalebene bei Fennel und Ding⁸, letzteres mit dem modellbasierten Ansatz, da die Beziehungen zwischen zwei Attributen eines Objekts über ein Modell berechnet werden. Bei redundanzbasierten Prüfungen werden die Objektrepräsentationen verschiedener Sensoren miteinander verglichen. Die Prüfungen der dritten Kategorie dienen nur dem Verifizieren der fusionierten Daten und ist daher uninteressant für diese Arbeit. Auf Einzelsensorebene wird für Objektattribute, wie Position relativ zur Straße, die Dimensionen des Objekts und Absolutgeschwindigkeit überprüft, ob sie innerhalb physikalisch möglicher Grenzen liegen. Ebenso wird überprüft, ob die detektierten Objekte innerhalb des FOV der Sensoren liegen, ob sie technisch wahrnehmbar sind oder hinter anderen Objekten verdeckt liegen müssten, oder ob ihre Position mit den angenommenen Begrenzungen der Fahrbahn vereinbar ist. Die auf diese Weise generierten Plausibilitätsaussagen werden danach unter Ausnutzung der Redundanz mit denen anderer Sensoren verglichen. Eine der Prüfungen, die mit den fusionierten Daten durchgeführt werden, ist ebenfalls für die vorliegende Masterthesis interessant, da sie sich auch auf nichtfusionierte Sensordaten übertragen lässt. In einem modellbasierten Ansatz werden die Geschwindigkeit eines Objekts und die aus den Dimensionen des Objekts abgeleitete Objektklasse auf Plausibilität überprüft^{7b}. So werden beispielsweise kleinere, nicht als Fahrzeug, sondern als Vulnerable Road User klassifizierte Objekte, die sich schneller, als für diese Objektklasse zu erwarten, bewegen als unplausibel gewertet. Die Arbeit gibt Beispiele für mögliche Sensorfehler, wie diese sich in den Messdaten äußern und worauf sie zurückzuführen sind. Diese Fehlerarten werden im Laufe der Arbeit zur Validierung der Plausibilitätsprüfung genutzt. Die jeweiligen Fehler sorgen für eine spezifische Ausprägung der Ergebnisse der Teilprüfungen. Damit lässt sich zum einen die vorliegende Fehlerart bestimmen und zum anderen auch der fehlerhafte Sensor identifizieren. Eine Analyse der möglichen Fehler der am aDDa-Fahrzeug verbauten Sensoren ist daher ein Ausgangspunkt für die Gestaltung der Plausibilitätsprüfung in dieser Masterthesis. Geissler et al. definieren Plausibilität als Vorstellung von Vertrauen in eine Hypothese, das durch das Vergleichen einer Information mit einer Erwartung entsteht. Die Erwartung ergibt sich aus bekannten Zusammenhängen oder konsistenten Informationen aus anderen Quellen^{7a}.

⁷ Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020), a: S. 178; b: S. 180 f.

⁸ Fennel, H.; Ding E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000), S. 2117.

Versmold und Saeger⁹ beschreiben ein allgemeines System zur Plausibilitätsprüfung, das sich auf jegliche Anwendung adaptieren lässt, die Daten der Fahrzeugsensoren verarbeitet. Das System besteht aus drei Modulen: der Betrachtung von Einzelsignalen, redundanzbasierten Prüfungen, sowie modellbasierten Prüfungen. Die Eingangsgrößen dieser Module sind die Daten der zu prüfenden Fahrzeugsensoren. Jedes dieser Module berechnet einen „Integritätswert“. Diese sind die Eingangsgrößen in das angeschlossene Evaluierungsmodul. In diesem werden die Ergebnisse der Teilprüfungen gegebenenfalls in Abhängigkeit von der Fahrsituation gewichtet und miteinander verrechnet. Anschließend findet eine Fehleranalyse statt und der fehlerhafte Sensor wird identifiziert. Diese Information wird an das Fahrzeugsteuersystem und das Diagnosesystem weitergegeben. Abbildung 2-2 zeigt den schematischen Ablauf der Plausibilitätsprüfung. Bei den Prüfungen der Einzelsignale werden bspw. Gradient, Minima und Maxima der Signale sowie das Rauschverhalten untersucht. Sobald der untersuchte Kennwert einen unteren Grenzwert überschreitet, wird der Integritätswert des entsprechenden Signals abgewertet. Mit dem Überschreiten des oberen Grenzwerts wird der Integritätswert sofort auf das Minimum von -1 gesetzt. Bei den redundanzbasierten Prüfungen werden die Signale zweier Sensoren miteinander verglichen. Das Bewertungskriterium ist hierbei die Abweichung zwischen den beiden Signalen. Beim Vergleich zweier Sensoren ist immer mit einer Abweichung zu rechnen. Gründe dafür sind Rauschen, Fertigungstoleranzen aber auch unterschiedliche Einbaupositionen oder Sensorprinzipien. Dem wird bei Versmold und Saeger Rechnung getragen, indem die Hälfte des Grenzwerts durch die zu erwartende Abweichung definiert wird. Diese Abweichung ergibt einen Integritätswert von 0. Bei einer vollkommenen Übereinstimmung der beiden Signale wird der Integritätswert auf +1 gesetzt. Übersteigt die Abweichung den halben Grenzwert, wird der Integritätswert abgewertet und für ein Überschreiten des vollen Grenzwerts auf -1 gesetzt. Während die Einzelsignalprüfung nur in der Lage ist, ein defektes Signal zu identifizieren, kann mit Hilfe der redundanzbasierten Prüfung auch ein driftendes Signal in einem der beiden Sensoren erkannt werden. Es ist jedoch nicht möglich, den fehlerhaften Sensor zu identifizieren. Dazu benötigt es die modellbasierten Prüfungen oder eine weitere redundanzbasierte Prüfung mit einem dritten Sensor. Die modellbasierten Prüfungen sind ein Vergleich zwischen dem Signal eines Sensors und dem aus einem Modell berechneten, erwarteten Wert dieses Signals. Es sind Modelle mit unterschiedlicher Komplexität denkbar. Entsprechend ergeben sich auch unterschiedliche Validität, Genauigkeit und Dynamik für die jeweilige Prüfung. Das Berechnen des Integritätswerts folgt dem Vorgehen der redundanzbasierten Prüfungen. Bei vollständiger Übereinstimmung zwischen Modellberechnung und Signal ergibt er sich zu +1, bei Überschreiten eines Grenzwerts zu -1. In Abbildung 2-3 ist zu sehen, wie der Integritätswert für die Einzelsignalprüfung (links) und die redundanz- und modellbasierten Prüfungen (rechts) abgeleitet wird.

⁹ Versmold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006), S. 2 ff.

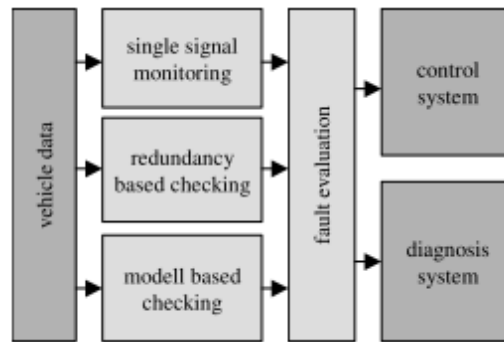


Abbildung 2-2: Ablauf Plausibilitätsprüfung nach Vermold und Saeger^{10a}

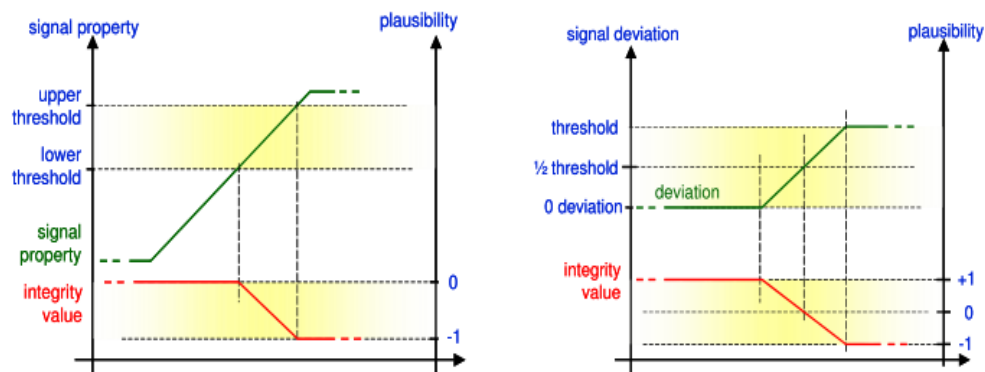


Abbildung 2-3: Ableitung der Integritätswerte nach Vermold und Saeger^{10b}

Yavvari et al.¹¹ beziehen sich in ihrer Arbeit zwar auf die Plausibilitätsprüfung von Vehicle-to-Vehicle Nachrichten, die vorgestellten Prüfungen sind jedoch auf Umgebungssensordaten übertragbar. Es wird der Verlauf von Positions- und Bewegungsdaten mit den für die jeweilige Fahrzeugklasse möglichen Veränderungen dieser Parameter verglichen. Für die Veränderung der Position wird der mögliche Bewegungsradius bis zum Empfang der nächsten Nachricht ermittelt und mit der tatsächlich übermittelten Position verglichen. Ebenso wird die übermittelte laterale und longitudinale Beschleunigung mit den in einem Modell berechneten für das jeweilige Fahrzeug in der aktuellen Situation möglichen Beschleunigung verglichen. Zur Berechnung der Modelle werden neben der Fahrzeugposition und -bewegung auch die übermittelten technischen Spezifikationen des Fahrzeugs sowie Kartendaten herangezogen. Positions- und Bewegungsparameter lassen sich auch aus den Informationen der Umgebungssensoren am aDDa-Fahrzeug abschätzen. Im Gegensatz zu der Arbeit von Yavvari et al. fehlen allerdings Informationen über die technischen Möglichkeiten der Fahrzeuge und über den Verlauf der Strecke aus Kartendaten. Das erhöht die Unsicherheit der Modelle. Die Zeit zwischen zwei Detektionsschritten der verwendeten Sensoren beträgt etwa 0,1 s, wodurch die Unsicherheiten hinsichtlich der Veränderungen der beobachteten Parameter relativ klein sind.

¹⁰ Vermold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006), a: S. 2; b: S. 2 f.

¹¹ Yavvari, C. et al.: Vehicular Dynamics Based Plausibility Checking (2017).

3 Konzeptentwicklung

In diesem Kapitel wird das Vorgehen bei der Entwicklung des Konzepts der Plausibilitätsprüfung beschrieben. Aus der bestehenden Literatur wird ein Entwurf der Plausibilitätsprüfung entwickelt. Für diesen werden Anforderungen und Ansätze für Teilprüfungen abgeleitet. Am Ende des Kapitels folgt die Beschreibung des Konzepts der Plausibilitätsprüfung.

3.1 Ableiten eines Entwurfs der Plausibilitätsprüfung aus der Literatur

Sowohl Fennel und Ding^{12a}, als auch Geissler et al.¹³ sowie Vermold und Saeger¹⁴ beschreiben eine Plausibilitätsprüfung mit drei Prüfungsebenen. An diese schließt sich in den drei Arbeiten eine Evaluierungs- und Entscheidungsebene an, deren Ergebnis eine Bewertung der Plausibilität des jeweils untersuchten Sensors ist. Der Vorteil der drei Prüfungsebenen ist, dass sie unterschiedliche Fehlerarten detektieren können. Durch die verschiedenen Prüfungen wird die Menge, der für die Bewertung der Plausibilität zur Verfügung stehenden Informationen erhöht, was die Genauigkeit dieser verbessert. Dieser grundlegende Aufbau wird in dieser Masterthesis daher übernommen. Abbildung 3-1 zeigt den Ablauf der entwickelten Plausibilitätsprüfung.

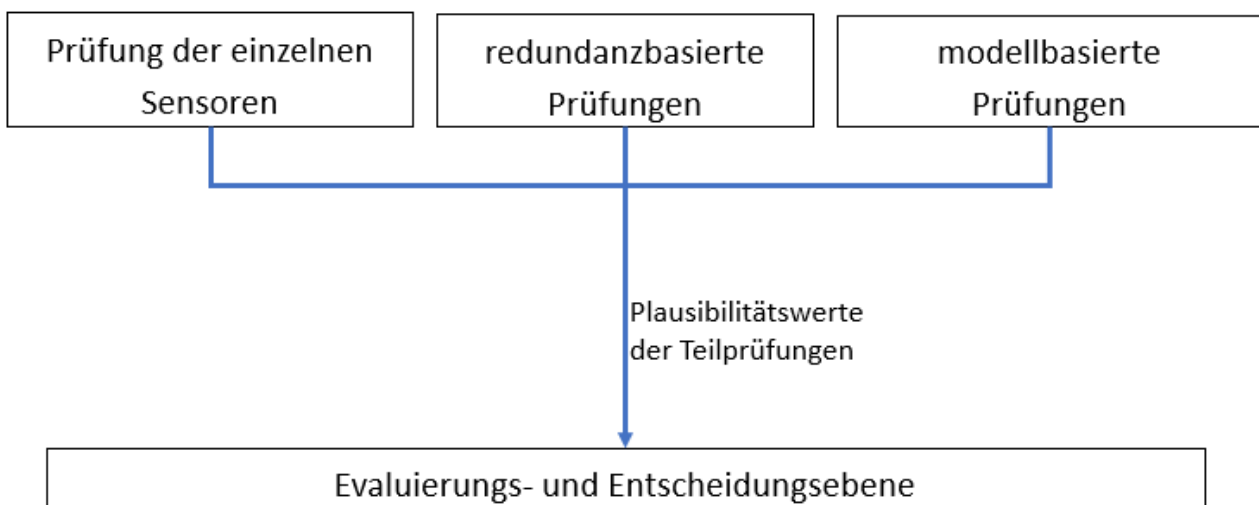


Abbildung 3-1: Ablauf der Plausibilitätsprüfung

Auf der ersten Ebene werden die Signale oder Informationen eines einzelnen Sensors untersucht. Fennel und Ding^{12b} beschreiben auf dieser Ebene einen „electrical check“, bei dem überprüft wird, ob das Signal des Sensors innerhalb der normalen Grenzen liegt. Auch das Rauschverhalten des Sensors wird hierbei betrachtet. Da für diese Masterarbeit die bereits verarbeiteten Daten der Umge-

¹² Fennel, H.; Ding E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000), a: -; b: S. 2117.

¹³ Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020).

¹⁴ Vermold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006).

bungssensoren in Form der Punktwolken vorliegen, ist eine Betrachtung des Rohsignals nicht umsetzbar. Der Ansatz für diese Arbeit ist daher, die Informationen, die in der Punktwolke vorliegen, zu betrachten. Das sind in erster Linie die Position der Detektionen und von diesen abgeleitet die Position von Objekten, sowie deren Bewegungsparameter und Abmessungen. Diese Informationen werden bei Yavvari et al.¹⁵ und Geissler et al.^{16a} für einen Vergleich auf Sensorebene herangezogen. Weitere Informationen, die die am aDDa-Fahrzeug verbauten Sensoren liefern, sind die Intensität der Rückstrahlung sowie beim Radar die Dopplergeschwindigkeit der Detektionen. Neben einer Überprüfung, ob diese Parameter innerhalb ihrer normalen Grenzen liegen, ist auch eine Betrachtung des zeitlichen Verlaufs der Signale wie zum Beispiel das Überprüfen auf Sprünge eine Möglichkeit einer sensorbasierten Prüfung. Eine Überprüfung des Gradienten eines Parameterverlaufs beschreiben Vermold und Saeger¹⁷.

Redundanzbasierte Prüfungen machen sich zu Nutze, dass die Umgebung um das Fahrzeug von mehreren Sensoren abgedeckt wird. Die daraus entstehenden redundanten Informationen lassen sich für den jeweiligen Zeitpunkt miteinander vergleichen. Vermold und Saeger¹⁷ weisen darauf hin, dass beim Vergleich der Daten verschiedener Sensoren mit einer Abweichung zwischen den Werten zu rechnen ist. Dieser Umstand muss bei der Berechnung des Plausibilitätswerts dieser Teilprüfung beachtet werden, indem der Plausibilitätswert erst ab einer unteren Grenze abgewertet wird. Die Dopplergeschwindigkeit des Radarsensors ermöglicht eine redundanzbasierte Prüfung auf Sensorebene, in dem sie mit der aus der Positionsveränderung bestimmten Objektgeschwindigkeit verglichen wird. Die Vorteile der redundanzbasierten Prüfungen sind, dass sich Fehler erkennen lassen, die in den Einzelprüfungen nicht erkannt werden können. So lässt sich beispielsweise das Driften eines Sensors nur im Vergleich mit einem anderen Sensor erkennen. Der Nachteil der redundanzbasierten Prüfungen ist, dass aus ihnen nicht ersichtlich wird, welcher der beiden miteinander verglichenen Sensoren fehlerhaft ist. Dazu ist die Information aus einer Einzelsensorprüfung, einer modellbasierten Prüfung oder von weiteren Sensoren notwendig. Im weiteren Verlauf der Arbeit werden Teilprüfungen, die Informationen aus einem einzelnen Sensor verarbeiten, als Einzelprüfungen bezeichnet. Teilprüfungen, die Informationen mehrerer Sensoren vergleichen, werden als Kombinationsprüfungen bezeichnet.

Die dritte Ebene sind modellbasierte Prüfungen. Beispiele dafür nennen Yavvari et al.¹⁵ und Geissler et al.^{16b} In beiden Arbeiten werden die aus der Sensordetektion gewonnenen Werte der Bewegungsparameter der detektierten Fahrzeuge mit den für den jeweiligen Detektionsschritt in einem Modell berechneten Werten verglichen. Neben der Position der Fahrzeuge werden ihre Geschwindigkeit und Beschleunigung betrachtet. Diese modellbasierten Prüfungen lassen sich als Vergleich von detektierten mit prädierten Parametern beschreiben. Die Basis der Prädiktionen bilden Annahmen über die technisch-physikalischen Fähigkeiten der Objekte bzw. der Verkehrssituation und Umgebung, wie dem Straßenverlauf.

¹⁵ Yavvari, C. et al.: Vehicular Dynamics Based Plausibility Checking (2017), S. 2 f.

¹⁶ Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020), a: S. 178; b: S. 181.

¹⁷ Vermold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006), S. 2 ff.

Der modellbasierte Ansatz bei Fennel und Ding¹⁸ liegt bereits auf der Signalebene. Hierbei werden die Sensoren selbst modelliert und ihre Funktionsprinzipien mit verschiedenen physikalischen Modellen umgesetzt. Da in dieser Masterthesis allerdings nicht auf Signalebene gearbeitet wird, lässt sich dieses Vorgehen nicht umsetzen. Der Ansatz Eingangsgrößen in eine Plausibilitätsprüfung auf unterschiedlichen Wegen zu gewinnen ist jedoch interessant. Er ähnelt allerdings eher der Idee hinter den redundanzbasierten Prüfungen.

Der Vorteil der modellbasierten Prüfungen ist, dass zusätzliche Vergleichsparameter geschaffen werden, was grundsätzlich die Qualität der Plausibilitätsaussage erhöht. Der Nachteil ist, dass jede in den Modellen getroffene Annahme mit einer Unsicherheit behaftet ist. Der Einfluss von Umwelteinflüssen und dem Fahrzustand kann immer nur geschätzt werden. Wie Fennel und Ding¹⁸ erläutern, führt das vor allem in Situationen mit instabilem Fahrzustand zu starken Abweichungen zwischen dem realen Wert und dem im Modell berechneten Wert einer Messgröße. Dazu kommt, dass mit steigender Komplexität der Modelle auch deren Berechnungszeit steigt, was wiederum Einfluss auf die Geschwindigkeit der Intervention des Systems hat. Daher ist für jedes Modell abzuwägen, ob die ermittelte Information sowohl schnell genug als auch mit ausreichender Genauigkeit zur Verfügung steht, um dem System zu nutzen.

Zusammenfassend besteht die Plausibilitätsprüfung aus mehreren Teilprüfungen für jeden Sensor. Die Teilprüfungen untersuchen die Ausprägung von aus der Punktwolke abgeleiteten oder vom Sensor direkt zur Verfügung gestellten Parametern. Diese werden zum einen hinsichtlich der Plausibilität ihres Wertes, zum anderen im Vergleich mit redundanten Informationen und in Modellen prädictierten Werten bewertet.

Bei der Bestimmung der Plausibilitätswerte der einzelnen Teilprüfungen orientiert sich das Konzept dieser Arbeit an Vermold und Saeger¹⁹. Der Bereich, den der Plausibilitätswert annehmen kann, wird zwischen +1 und -1 festgelegt. Anders als bei Vermold und Saeger gilt diese Festlegung auch für die Einzelsignalprüfungen. Der Grund dafür ist, dass eine kurzzeitige Abwertung des Plausibilitätswerts toleriert werden soll. Wie die Tests in Kapitel 5 zeigen, kommt es auch in fehlerfreien Testszenarien vor, dass der Wert der untersuchten Größe außerhalb des zuvor ermittelten Normalbereichs liegt. Durch das Tolerieren einzelner Abwertungen wird die Zahl der False Positives verringert. Sofern diese Abweichung sich nur auf einen kurzen Zeitraum beschränkt, kann das System ihren Einfluss auf die Fahrzeugführung ausgleichen. In den in dieser Masterthesis durchgeführten Tests wird angestrebt, dass der Plausibilitätswert nicht unter +0,5 fällt. Das entspricht bei den gewählten Abwertungsparametern einer Zeit von etwa 0,7 s. Dieser Wert kann in Zukunft durch weitere Tests und zusätzliche Teilprüfungen verändert werden und sollte für jede Veränderung an der Plausibilitätsprüfung erneut hinterfragt werden. Weitere Erläuterungen zum Zustandekommen dieses Grenzwerts sind in Kapitel 5 zu finden. Die Entwicklung der Parameter der Ab- und Aufwertung der Plausibilitätswerte der jeweiligen Teilprüfung ist ebenfalls in Kapitel 5 erläutert.

¹⁸ Fennel, H.; Ding E.L.: Model-Based Failsafe System for ESP (2000), S. 2117 f.

¹⁹ Vermold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006), 2 f.

In einer Evaluierungs- und Entscheidungsebene werden die Ergebnisse der Teilprüfungen analysiert. Fehlerhafte Sensoren werden erkannt und die Vertrauenswürdigkeit der Sensoren wird bewertet. Die Ebene soll die Möglichkeit einer Gewichtung der Teilprüfungen bieten. Darüber hinaus soll es möglich sein, dass das Ergebnis einer einzelnen Teilprüfung ausreichend sein kann, einem Sensor die Plausibilität zu entziehen, ungeachtet der Ergebnisse der anderen Teilprüfungen für diesen Sensor. Das ist vor allem dann notwendig, wenn mit einer Teilprüfung zweifelsfrei belegbar ist, dass der Sensor fehlerhaft ist. Die Gestaltung der Evaluierungs- und Entscheidungsebene ist in Kapitel 4.8 beschrieben.

3.2 Erstellen von Anforderungen

Die Anforderungen an eine Plausibilitätsprüfung sind, fehlerhafte Sensorsignale zu erkennen, die fehlerhaften Sensoren zu identifizieren und die Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren zu bewerten. Außerdem muss eine entsprechende Meldung an die Systeme, die die Sensordaten weiterverarbeiten, gegeben werden. Diese Schnittstelle umzusetzen ist allerdings nicht Teil der Aufgabenstellung dieser Arbeit. Die Plausibilitätsprüfung besteht, wie in Kapitel 3.1 beschrieben, aus mehreren Teilprüfungen je Sensor, sowie einer abschließenden Evaluierungs- und Entscheidungsebene. Weil in jeder Teilprüfung unterschiedliche Parameter betrachtet werden, ist es nicht möglich von vornherein quantitative Anforderungen zu formulieren. Das ist erst möglich, sobald die betrachteten Parameter und deren Verlauf in verschiedene Verkehrssituationen bekannt sind. Dies geschieht durch das Festlegen der Grenzwerte zur Berechnung der Plausibilität sowie der Auf- und Abwertung des Plausibilitätswerts im Rahmen der Auslegung der Methodik in Kapitel 5. Es lassen sich allerdings Kriterien festlegen, die für jede der Teilprüfungen überprüft werden müssen. Zentral für die Untersuchung der Parameter ist, was ein plausibler Wert für den jeweiligen Parameters ist und wann es sich um einen Sensorfehler handelt, der über eine Messabweichung hinausgeht. Dazu muss der Korridor, in dem der betrachtete Parameter im Normalfall liegt, bestimmt werden. Dies geschieht ebenfalls in Kapitel 5. Ebenso ist wichtig, wie groß eine Abweichung vom plausiblen Wert sein kann, bis daraus eine Gefahr für die sichere Ausführung der Fahraufgabe entsteht. Beispielsweise ist denkbar, dass der Ausfall der obersten Layer des Velodyne Lidars keine Beeinträchtigung für die sichere, automatisierte Steuerung des Fahrzeugs bedeutet. Für jede Teilprüfung muss individuell erarbeitet werden, welchen Einfluss sie auf den Gesamtplausibilitätswert eines Sensors hat. Dabei muss auch die Sicherheit und Aussagekraft der Teilprüfung betrachtet werden, wie auch eventuelle Widersprüche oder Bestätigungen durch andere Teilprüfungen. Außerdem muss für jede Teilprüfung überlegt werden, in welchen Schritten der Plausibilitätswert dieser Teilprüfung ab- und wieder aufgewertet wird.

3.3 Ableiten von Ansätzen für Teilprüfungen

3.3.1 Ansätze aus einer Fehlzustandsbaumanalyse

Die Teilprüfungen sollen, wie in Kapitel 3.2 beschrieben, geeignet sein mögliche Fehler in der Sensordatenerfassung zu erkennen. Um Ansätze für die Teilprüfungen abzuleiten wird daher eine Fehlzustandsbaumanalyse durchgeführt. Eine Fehlzustandsbaumanalyse (engl.: Fault Tree Analysis, kurz:

FTA) befasst sich nach DIN EN 61025^{20a} mit dem Aufzeigen und Untersuchen von Bedingungen und Einflussgrößen, die zum Auftreten oder potentiell möglichen Auftreten eines festgelegten Hauptereignisses führen oder dazu beitragen können. Die Norm beschreibt zwei Vorgehensweisen beim Erstellen einer FTA, wobei nur die zweite interessant für die Anwendung in dieser Masterthesis ist. Bei dieser Vorgehensweise wird ein Produkt, Prozess oder System modelliert und für die Grundereignisse, ob Fehlzustände oder Störungen, die Eintrittswahrscheinlichkeit durch Analyse oder Versuch bestimmt^{20a}. Das Vorgehen zum Finden der Fehlzustände und Störungen ist dabei der Teil der Norm, der interessant für diese Arbeit ist. Die Eintrittswahrscheinlichkeit der Ereignisse ist hingegen irrelevant.

Zu Beginn der FTA wird ein Hauptereignis festgelegt, das der Beginn oder das Vorhandensein einer gefährlichen Situation oder eine mangelhafte Funktion des Systems sein kann. Von diesem Hauptereignis ausgehend wird der Fehlerbaum deduktiv um Zwischenereignisse erweitert, die schließlich zu den Primärereignissen führen, die die grundlegende Ursache für das Hauptereignis sind. Abbildung 3-2 zeigt ein Beispiel eines Fehlzustandsbaums mit verschiedenartigen Gattern. Die Erstellung des Fehlerbaums erfolgt mittels der folgenden graphischer Elemente:

- Fehlzustandsbaumlogikzeichen (Gatter);
- Verbindungslinien zu den Gattereingängen;
- Beschreibungen der Zwischenereignisse;
- Verweisungszeichen (von außen; nach außen);
- Zeichen für Primärereignisse.^{20 b}

Das Ziel der Anwendung der FTA in dieser Masterthesis ist, die Primärereignisse und damit die grundlegenden Fehler und deren Mechanismen zu erarbeiten, die für eine Fehlfunktion der Umgebungssensoren sorgen können, um Methodiken zu entwickeln diese Fehler in den Sensordaten zu erkennen. An dieser Stelle folgt eine Zusammenfassung der Ergebnisse. Streng genommen sind die beschriebenen Fehler in Zusammenhang mit Objekten keine grundlegenden Fehler der Sensorwahrnehmung, sondern Resultate fehlender oder falsch platzierter Detektionen in der Punktwolke. Da in den Teilprüfungen, wie bei Yavvari et al.²¹, sowie Geissler et al.²², Parameter verarbeitet werden, die aus den Punktwolken abgeleitet sind, ist diese Abstraktionsebene besser geeignet, um das Untersuchungsziel der für den jeweiligen Fehler entwickelten Teilprüfungen zu beschreiben. Die in der Liste aufgezählten Fehler lassen sich in die drei Kategorien False Positive, False Negative und falsche Objekteigenschaften einordnen.

²⁰ DIN IEC 61025: Fehlzustandsbaumanalyse (2007), a: S. 5; b: S. 16 ff.

²¹ Yavvari, C. et al.: Vehicular Dynamics Based Plausibility Checking (2017).

²² Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020).

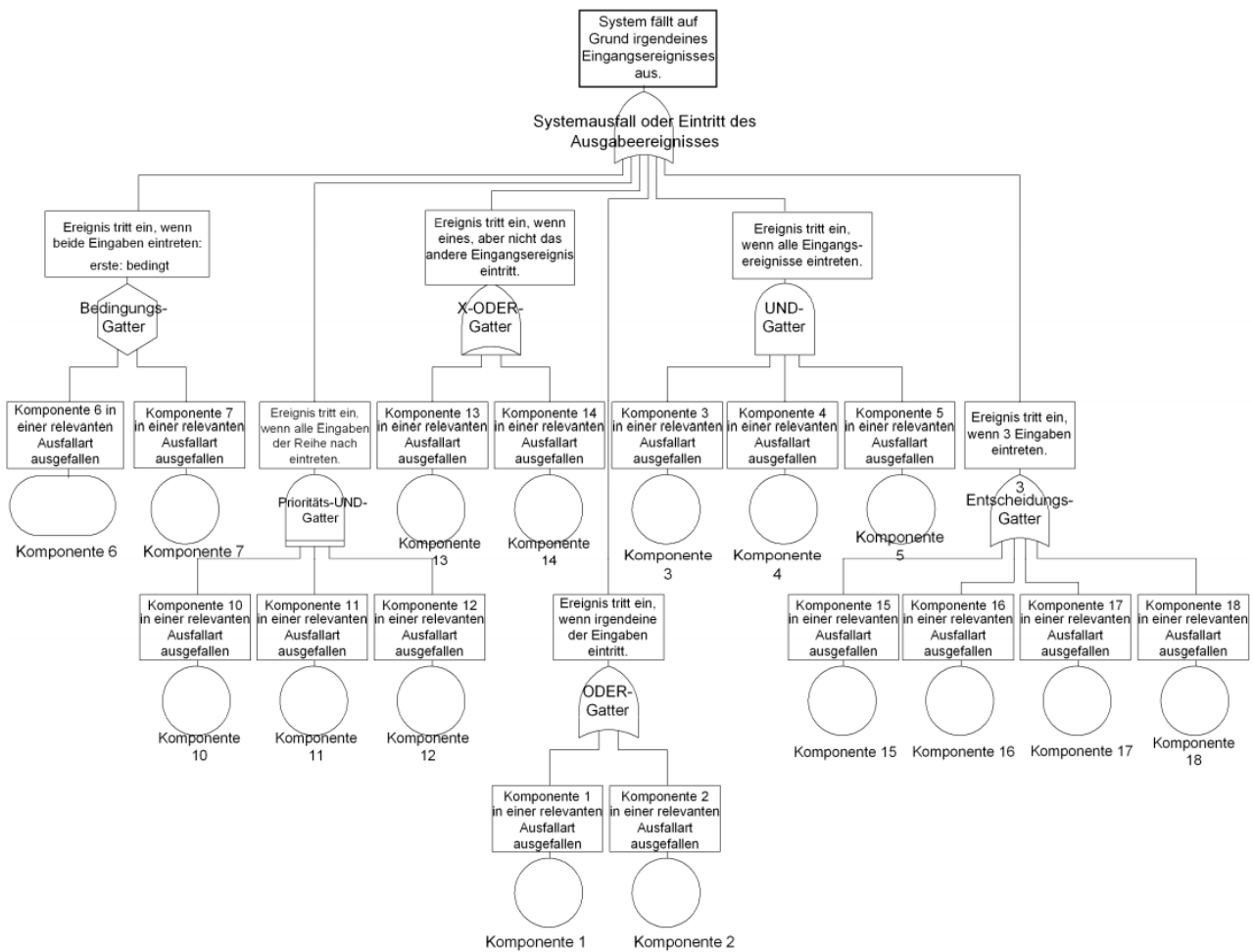


Abbildung 3-2: Beispiel eines Fehlzustandsbaums mit verschiedenartigen Gattern²³

Für den Radar- und die beiden Lidarsensoren wurden die folgenden möglichen Fehler erarbeitet:

- False Negative:
 - a. Objekt nicht erkannt
 - b. Objekt verloren, das vorher detektiert wurde
 - c. keine Objekte detektiert in einen Teil des FOV
 - d. keine Objekte detektiert im gesamten FOV
- False Positive
 - a. Objekt erkannt, das nicht existiert
- Falsche Eigenschaften des Objekts/der Detektion
 - a. Objekt an falscher Stelle erkannt

²³ DIN IEC 61025: Fehlzustandsbaumanalyse (2007), S. 23.

-
- b. Objekt mit falschen Abmaßen
 - c. Objekt mit falscher Orientierung
 - d. Zeitliche Inkonsistenz innerhalb des Sensorbildes
 - e. Leistung der Reflexion/Reflexionsintensität nicht plausibel (nur Radar und Velodyne Lidar)
 - f. Verlauf der Dopplergeschwindigkeit nicht plausibel (nur Radar)
 - g. Verlauf des Rauschen (Signal-to-Noise-Ratio) unplausibel (nur Radar)
 - h. Objektbewegung unplausibel
 - i. Klassifizierung der integrierten Objekterkennung fehlerhaft (nur Ibeo Lidar)

3.3.2 Weitere Ansätze für Teilprüfungen

Weitere Ansätze für Teilprüfungen ergeben sich aus der Überlegung, welche Erwartungen sich an die Ausprägung der Parameter der Sensordaten im Fall einer korrekten Funktionsweise formulieren lassen. Im Prinzip handelt es sich dabei um eine Umkehr des Ansatzes der Fehlzustandsbaumanalyse. Indem nicht versucht wird eine Fehlfunktion, sondern eine fehlerfreie Funktion zu detektieren. Ein solcher Ansatz ist bspw. die Erkennung von Mustern in der Verteilung der Detektionen in den Punktwolken der Sensoren. Ideen zu diesen Ansätzen entstammen zum Teil den Rücksprachen mit meinem Betreuer Herrn Popp²⁴ und einem Expertengespräch mit Prof. Winner²⁵. Die Ansätze, die sich aus diesen Überlegungen ergeben, sind die Folgenden:

- Zeitliche Konsistenz der räumlichen Verteilung der Detektionen in den Punktwolken der Sensoren
- Teilblindheit und Verdeckung: Anzahl der Layer in den Punktwolken der Lidare identifizieren
- Unplausible Veränderungen der maximalen Reichweite
- Beschaffenheit der Punktwolke abseits von Objekten
 - a. Lidare zeigen nahezu keine weiteren Detektionen
 - b. Radar sollte nur zufällig verteilte Detektionen zeigen
- Ringmuster in den Punktwolken des Velodyne Lidars

²⁴ Popp, C.: Rücksprachen im Rahmen der Betreuung der Masterthesis (2020 - 2021).

²⁵ Winner, H.: Fachgespräch mit Prof. Winner am 18.03.2021 (2021).

3.4 Vorstellung des Konzepts

Das folgende Unterkapitel stellt das Konzept der Plausibilitätsprüfung in Form der Teilprüfungen vor, die in der weiteren Arbeit umgesetzt werden. Ansätze für weitere Teilprüfungen, die jedoch nicht weiterverfolgt werden, aber grundsätzlich interessant für an diese Masterthesis anknüpfende Folgearbeiten sind, werden im Ausblick in Kapitel 7.2 beschrieben.

Für viele der im Rahmen der FTA identifizierten Fehler ist es notwendig, Objekte in den Punktwolken zu erkennen und deren Parameter zu nutzen. Eine Objekterkennung ist daher der erste Teil des Konzepts. Die Position der erkannten Objekte wird herangezogen, um zu bestimmen, ob ein Objekt nicht erkannt oder fälschlicherweise erkannt wird. Dies ist nicht mit der Prüfung eines einzelnen Sensors möglich, sondern nur im Vergleich mit den anderen Sensoren. Auf diese Weise lässt sich überprüfen, ob Objekte und damit Detektionen eines Sensors an der falschen Stelle im Raum liegen, eine fehlerhafte Orientierung haben oder Detektionen fehlen und das Objekt daher mit falschen Abmaßen detektiert wird. Ebenso lässt sich aus dem Vergleich der Objekte schließen, ob an einem der Sensoren eine Teilblindheit oder ein Ausfall des gesamten FOV vorliegt.

Sowohl als Prüfung der einzelnen Sensoren, als auch im Vergleich der Sensoren untereinander werden die Bewegungsparameter der Objekte betrachtet. Die Prüfungen zwischen den Sensoren zielen darauf ab, Inkonsistenzen zu finden. In den Prüfungen mit den einzelnen Sensoren werden die Absolutwerte und der Verlauf betrachtet und überprüft, ob diese innerhalb der physikalisch-technischen Möglichkeiten liegen. Der Radar ermöglicht zusätzlich, Prüfungen mit der Dopplergeschwindigkeit umzusetzen. Diese wird zum einen mit der aus der Objekterkennung berechneten Geschwindigkeit verglichen und zum anderen auf ihre Plausibilität hin überprüft. Ob das Field-of-View der Sensoren vollständig genutzt wird, wird ebenfalls mit einer Prüfung der einzelnen Sensoren überprüft.

Aus den in Kapitel 3.3.2 geschilderten weiteren Ansätzen wird die zeitliche Konsistenz der räumlichen Verteilung der Detektionen in den Punktwolken der Sensoren mit Hilfe der Berechnung der Kreuzkorrelation umgesetzt. Hierbei findet sowohl ein Vergleich der aufeinander folgenden Detektionsschritte der einzelnen Sensoren statt als auch ein Vergleich zwischen je zwei Sensoren. Für die beiden Lidarsensoren wird eine Layererkennung umgesetzt, mit der sich im Falle des Velodyne Lidars auch Teilblindheiten detektieren lassen. In einer weiteren Teilprüfung werden die in der Objekterkennung identifizierten Objekte aus den Punktwolken gestempelt, sodass die Einzeldetektionen übrigbleiben, die keinem Objekt zugeordnet sind. Danach wird die Verteilung dieser Detektionen untersucht und mit einem Erwartungswert verglichen. Eine weitere umgesetzte Prüfung betrachtet den Verlauf der maximalen Reichweite und erkennt dadurch sowohl Einbrüche in der Reichweite als auch eine grundsätzlich zu kurze Reichweite, die auf eine Fehlfunktion des Sensors oder Verdeckung zurückzuführen ist. Abschließend werden die Ergebnisse der Teilprüfungen eines jeden Detektionsschritts in einer Evaluierungs- und Entscheidungsebene ausgewertet und eine Plausibilitätsbewertung der Umgebungssensoren ermittelt.

In Konsistenz mit dem in Kapitel 3.1 beschriebenen Entwurf finden sich im Konzept Einzelprüfungen und Prüfungen, die auf die Redundanz der verbauten Sensoren zurückgreifen. Modellbasierte Prü-

fungen werden in dieser Masterthesis hingegen nur in Ansätzen umgesetzt. So beruhen die Annahmen, mit denen die Bewegungen der Objekte verglichen werden, auf einfachen fahrdynamischen Berechnungen. Die untenstehende Tabelle 3-1 fasst die im weiteren Verlauf der Arbeit umgesetzten Teilprüfungen zusammen.

Tabelle 3-1: Übersicht der umgesetzten Teilprüfungen

Bezeichnung der Prüfung	Begründung
Vergleich der Position der Objekte zwischen den Sensoren	Fehlende Detektionen, Teilblindheit
Vergleich der Bewegungsparameter zwischen den Sensoren	Inkonsistenz zwischen den Sensoren finden
Verfolgen der Bewegungsparameter und Dopp- lergeschwindigkeit eines Sensors	Sprünge in den Detektionen finden
Überprüfen der Ausnutzung des FOV	(Teil-)Blindheit finden
Vergleich der räumlichen Verteilung der Detek- tionen eines Sensors	zeitliche Konsistenz der räumlichen Verteilung der Detektionen und Teilblindheit
Vergleich der räumlichen Verteilung der Detek- tionen zwischen zwei Sensoren	zeitliche Konsistenz der räumlichen Verteilung der Detektionen
Layererkennung	Verdeckung und (Teil-)Ausfall der Layer iden- tifizieren; für Velodyne auch Teilblindheit und charakteristisches Muster
Stempeln der erkannten Objekte	Charakteristisches Verhalten in den freien Be- reichen nachweisen; Clutter und Rauschen
Betrachtung der Reichweite	Reichweiteneinbrüche und zu geringe Reich- weite erkennen

4 Entwicklung und Umsetzung der Methodik

In diesem Kapitel werden die in Kapitel 3.4 aufgezählten Teilprüfungen sowie die Evaluierungs- und Entscheidungsebene und deren Umsetzung in Matlab näher beschrieben. Die Auslegung der Berechnungsparameter der Plausibilitätswerte und die Parameter der Auf- und Abwertung der Plausibilitätswerte wird anhand von Testszenarien vorgenommen und ist im folgenden Kapitel 5 beschrieben.

4.1 Objekterkennung

Die Objekterkennung läuft bei allen drei Sensoren gleich ab. Lediglich einzelne Berechnungsparameter sind an die Sensoren angepasst. Als Eingangsdaten liegen die Punktwolken der Detektionsschritte einer Messfahrt in Form von räumlichen Koordinaten in einem xyz -System vor. Die Grundidee dieser Objekterkennung ist, Detektionen, deren räumlicher Abstand zueinander eine Schwelle unterschreitet, zu einem Objekt zu zählen.

Im ersten Schritt der Objekterkennung werden die Detektionen auf einen Bezugspunkt im Fahrzeug transformiert. Dabei handelt es sich um den Mittelpunkt der Hinterachse. Die Detektionen des Velodyne Lidars werden in diesem Schritt auch an die Konvention eines fahrzeugfesten Koordinatensystems angepasst. Dies ist notwendig, um die Detektionen der an unterschiedlichen Punkten am Fahrzeug verbauten Sensoren miteinander zu vergleichen. Danach werden die Detektionen gesucht, die in dem Korridor liegen, der in etwa einem geradeaus führenden Fahrstreifen vor dem Fahrzeug entspricht. Diese Einschränkung hat zwei Gründe. Zum einen ist abseits der Fahrbahn vor allem mit statischen Objekten zu rechnen. Da in den weiteren Teilprüfungen in erster Linie Bewegungsparameter betrachtet werden, sind diese Objekte uninteressant. Zufußgehende und Radfahrende neben der Fahrbahn werden daher nicht beachtet. Zum anderen sollte die Begrenzung der Anzahl der Detektionen den Rechenaufwand der Prüfung reduzieren. In der Version bei Abgabe der Masterthesis ist die Prüfung jedoch schnell genug, alle Detektionen von Ibeo Lidar und Radar in Echtzeit zu verarbeiten. Bei einer Betrachtung des gesamten FOV der Sensoren ist die Objekterkennung auch bei Kurvenfahrt anwendbar. Der Velodyne Lidar produziert deutlich mehr Detektionen und hat im Gegensatz zu den anderen beiden Sensoren eine 360° -Sicht. Für diesen Sensor wäre eine Einschränkung zumindest auf einen Bereich, der in etwa dem FOV der anderen beiden Sensoren entspricht, sinnvoll, damit die Objekte dieser Bereiche miteinander verglichen werden können. Eine Anpassung der Korridore ist noch nicht geschehen, weil sich die auf die Objekterkennung angewiesenen Prüfungen, wie im weiteren Verlauf dieses Kapitels dargelegt, als nicht erfolgversprechend erwiesen, bzw. aus zeitlichen Gründen nicht zu Ende entwickelt werden konnten. Wenn die Objekterkennung in zukünftigen Arbeiten verwendet wird, sollte der Untersuchungskorridor daher angepasst werden. Eine dynamische Anpassung an den Straßenverlauf, bspw. durch das Einbeziehen von Kartendaten, ist hierbei eine denkbare, wenn auch aufwendige Möglichkeit.

Für jede Detektion im Untersuchungskorridor wird der Abstand zum Ursprung des fahrzeugfesten Koordinatensystems berechnet. Anschließend werden die Detektionen nach diesem Abstand aufsteigend sortiert. Dieses Vorgehen sorgt dafür, dass die Detektionen, die nah beieinander liegen, auch in der Liste der Detektionen nahe untereinanderstehen. Dieser Umstand ist wichtig für das folgende

Suchen der Detektionen. Startend mit der ersten Detektion in dieser Liste wird der räumliche Abstand zur darunter liegenden Detektion berechnet. Liegt dieser Abstand unterhalb von 1,7 m wird die erste Detektion in eine Objektliste geschrieben und der Vorgang mit der zweiten Detektion wiederholt. An dieser Stelle ist zu erwähnen, dass der Wert von 1,7 m das Ergebnis eines Tunings im Rahmen der Entwicklung der Objekterkennung ist. Eine Validierung mit anderen Szenarien wurde bis zum Ende dieser Masterthesis nicht durchgeführt. Liegt die zweite Detektion weiter als 1,7 m vom ersten entfernt, so wird die erste Detektion nicht in die Objektliste geschrieben. In diesem Fall wird von der ersten Detektion ausgehend die übernächste Detektion untersucht. Wenn auch diese zu weit von der ersten Detektion entfernt liegt, wird der Abstand zwischen der ersten und der drittnächsten Detektion untersucht. Erst wenn auch der Abstand zwischen dieser Detektion zu groß ist, wird das Verfahren von der zweiten Detektion in der Liste aus neu gestartet. Der Grund für dieses Vorgehen ist, dass in der sortierten Liste der Detektionen möglicherweise Detektionen direkt untereinanderstehen, die zwar einen ähnlichen Abstand zum Ursprung haben, allerdings aufgrund unterschiedlicher Vorzeichen in einer der drei xyz -Komponenten weit auseinander liegen. Allerdings können auch bei gleichen Vorzeichen Punkte mit gleichem Abstand vom Ursprung weit auseinander liegen. Diese Problematik wird im Ausblick in Kapitel 7.2 aufgegriffen. Wenn für eine Detektion, die nahe genug an einer der Darüberliegenden liegt, keine weitere nahe Detektion gefunden wird, wird diese Detektion ebenfalls in die Objektliste geschrieben. Das Vorgehen beginnt mit der nächsten Detektion von vorne, wobei die nächsten gefundenen Detektionen in eine neue Objektliste geschrieben werden. Das Vorgehen, die drei nächsten Detektionen zu überprüfen, hat sich in der Entwicklungsphase der Objekterkennung als guter Kompromiss zwischen Genauigkeit und Rechenzeit herausgestellt. Eine Validierung fehlt allerdings auch für dieses Vorgehen noch.

In den Objektlisten entstehen beim Einsortieren der Detektionen teilweise Nullzeilen. Diese werden im nächsten Schritt gelöscht. Objekte die kleiner als drei Detektionen sind werden aus den Objektlisten gelöscht, weil angenommen wird, dass sie Clutter sind. Dieser Schritt bedarf im Fall einer weiteren Verwendung der Objekterkennung einer Überarbeitung. Die Anzahl der Detektionen, die ein Objekt auf sich vereint, ist stark abhängig von der Entfernung zum Sensor. Darüber hinaus sind Objekte denkbar, die auch im Nahbereich um das Fahrzeug nur aus drei Detektionen bestehen und weder Clutter sind noch bedenkenlos überfahren werden sollten. Solche Objekte können zum Beispiel Tiere oder feste Objekte wie Steine auf der Fahrbahn sein. Andererseits sollten überfahrbare Objekte, wie kleinere Steine, Laub oder Schneereste auf der Fahrbahn nicht zu einem Anhalten des Fahrzeugs führen. Je nach Einsatz der Objekterkennung sollte dieser Teil des Skripts daher überarbeitet werden. Im letzten Schritt der eigentlichen Objekterkennung werden die Leerstellen in den Objektlisten, die durch das Löschen der kleinen Objekte entstanden sind, gelöscht.

Eine weitere Verarbeitung der Objekte findet in anderen Skripten statt. Da in diesen auch die Berechnung der Bewegungsparameter durchgeführt wird, werden diese Schritte im nächsten Unterkapitel beschrieben. Im Anhang befindet sich eine Liste, die aufführt, welche Skripte welche Arbeitsschritte ausführen.

4.2 Vergleich von Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung der Objekte

Beim Tracking der einzelnen Detektionen eines Objekts über mehrere Detektionsschritte entsteht grundsätzlich eine Unsicherheit. Denn in zwei aufeinanderfolgenden Detektionsschritten werden praktisch nie die exakt gleichen Stellen an einem Objekt detektiert. Das hat zur Folge, dass sich aus dem Tracking der Detektionen ohne weitere Verarbeitung eine nicht real existente Relativbewegung ergeben würde. Um trotzdem für jedes Objekt Informationen für Position und davon abgeleitet Geschwindigkeit und Beschleunigung über mehrere Detektionsschritte hinweg zu erhalten, wird für jedes Objekt eines Detektionsschritts der Schwerpunkt der zugehörigen Detektionen berechnet. Die Schwerpunkte der Objekte werden in ein neues Cell-Array geschrieben. Daraufhin wird für jeden Objektschwerpunkt eines Detektionsschritts der Abstand zu jedem anderen Objektschwerpunkt dieses Detektionsschritts berechnet. Liegt dieser Abstand unter dem, bereits in der Objekterkennung genutzten, Grenzwert von 1,7 m werden die beiden Objekte in ein einzelnes Objekt überführt und ein neuer Objektschwerpunkt berechnet. Auf diese Weise werden Teile eines Objekts, die in der Objekterkennung nicht demselben Objekt zugeordnet wurden, korrekt zugeordnet. Funktionstests im Rahmen der Entwicklung des Skripts haben gezeigt, dass Objekte sonst teilweise in mehrere Teilobjekte aufgeteilt werden. Dieser Schritt sollte bei einer weiteren Verwendung der Objekterkennung daher in diese integriert werden und so angepasst werden, dass nicht nur die Schwerpunkte vereinigt werden, sondern alle Detektionen der Teilobjekte. Die zwangsläufig im Cell-Array der Objektschwerpunkte entstehenden Lücken und Nulleinträge werden nach diesem Schritt gelöscht.

Im Cell-Array der Objektschwerpunkte stehen in jeder Zeile die Schwerpunkte der Objekte des jeweiligen Detektionsschritts. Jedes Objekt belegt eine Zelle, in der die Koordinaten des jeweiligen Schwerpunktes abgelegt sind. Teilweise stehen Einträge in einer Spalte untereinander, die nicht zu ein und demselben Objekt gehören. Im nächsten Schritt werden die Einträge daher so sortiert, dass die Einträge einer Spalte nur zu einem Objekt gehören. Wenn ein Objekt nicht mehr detektiert wird, fügt der Sortieralgorithmus unter der letzten Detektion eine freie Zelle ein. Erst dann wird die Spalte wieder mit den Informationen eines neuen Objekts beschrieben, sofern vorhanden. Dadurch werden die Objekte voneinander getrennt und die Matrix wächst mit der Zeit und immer mehr Objekten in die Breite. Zum Zeitpunkt der Abgabe dieser Masterthesis funktionierte der Sortieralgorithmus noch nicht fehlerfrei. Teilweise werden Einträge fälschlicherweise überschrieben, teilweise kommt es dadurch zu doppelten Einträgen. Außerdem sollte das Vorgehen, Spalten nach einem leeren Detektionsschritt wieder zu beschreiben, überdacht werden. Sinnvoller wäre, nicht mehr beschriebenen Spalten nach einer bestimmten Zeit ganz zu löschen. Gleiches gilt für Zeilen, die weit in der Vergangenheit liegen. Im Betrieb mit bereits eingefahrenen Testdaten sorgte das bisherige Vorgehen nicht für Probleme. Für einen Echtzeitbetrieb ist es sicher nicht sinnvoll, weil auf diese Weise Speicherplatz von Informationen belegt wird, die nicht mehr genutzt werden.

Aus der Veränderung der Position der Objektschwerpunkte und der Zeit zwischen den jeweiligen Detektionsschritten wird im nächsten Schritt die Geschwindigkeit des Objekts relativ zum Egofahrzeug bestimmt. Aus der Veränderung der Geschwindigkeit wird analog die Relativbeschleunigung des Objekts abgeleitet. Der Verlauf dieser beiden Größen wird in einen separaten Vektor geschrieben. In einem separaten Skript wird die Geschwindigkeit und Beschleunigung des Egofahrzeugs aus den

Daten der Genesys ADMA ausgelesen. Da das im Verlauf der Entwicklung des Skripts verwendete Szenario eine reine Geradeausfahrt ist, wird dabei nur die Bewegung in x -Richtung betrachtet. Aus der Ego-Bewegung und den Parametern der Relativbewegung der Targets wird deren Absolutgeschwindigkeit und -beschleunigung berechnet. Weil die Messfrequenz der ADMA und der Umgebungssensoren unterschiedlich sind, muss für jeden Zeitpunkt die Messwerte der Sensoren bestimmt werden, die möglichst dicht aneinander liegen. Die Abweichungen zwischen den Daten der Sensoren und der ADMA liegen zwischen fünf und einer Millisekunde. Das ist deutlich weniger als die Messfrequenz der Umgebungssensoren, die zwischen 75 und 100 ms liegt.

Wie in Kapitel 3.4 beschrieben, sieht das Konzept der Plausibilitätsprüfung vor, die Position und Bewegungsparameter der Objekte zwischen den Sensoren und zwischen aufeinander folgenden Detektionsschritten eines Sensors, als auch mit der Dopplergeschwindigkeit des Radars zu vergleichen. Es zeigt sich bereits während der Entwicklung des Skripts zur Berechnung der genannten Parameter, dass dieser Weg keine brauchbaren Ergebnisse für die Plausibilitätsprüfung liefert. Daher werden die in Kapitel 4.2.1 und 4.2.2 beschriebenen Teilprüfungen nicht weiterverfolgt. In Kapitel 4.2.3 wird dargelegt, worin die Probleme des eingeschlagenen Weges liegen und auf welche Gründe die Ungeeignetheit des Vorgehens zurückzuführen ist.

4.2.1 Einzelprüfungen

In den Einzelprüfungen, in denen die Daten eines einzelnen Sensors verarbeitet werden, wird der Verlauf der Bewegungsparameter der detektierten Objekte untersucht. In Abhängigkeit der Abweichung zwischen dem berechneten Wert und einem Erwartungswert wird ein Plausibilitätswert für die jeweilige Teilprüfung abgeleitet. Fehlerarten, die in diesen Teilprüfungen erkannt werden können, sind Verarbeitungsfehler, oder Fehler, die mit dem Senden und Empfangen der Sensoren zusammenhängen. Mögliche Parameter, die für die Bestimmung von Erwartungswerten in Frage kommen, sind verkehrssituations-, umgebungs-, objekt- und positionsabhängige Minima und Maxima der Geschwindigkeit und Beschleunigung der Objekte. Bei der Bestimmung der Erwartungswerte ist zu klären, was unplausibel ist und welche Bewegungen physikalisch-technisch möglich sind. Beispielsweise ist eine Objektgeschwindigkeit von 80 km/h bei einer innerstädtischen Fahrt unplausibel. Das Verzögerungs- und Beschleunigungsverhalten, sowie die Maximalgeschwindigkeit eines Objekts unterliegen zusätzlich physikalisch-technischen Grenzen.

Die Plausibilitätsprüfung des Radar enthält zusätzlich eine Teilprüfung mit der Dopplergeschwindigkeit der Objekte. Diese wird berechnet, indem der Mittelwert der Dopplergeschwindigkeit aller Detektionen des jeweiligen Objekts gebildet wird. Die Dopplergeschwindigkeit wird mit der aus der Objekterkennung berechneten Geschwindigkeit verglichen. Bei diesem Vergleich ist eine Abweichung zwischen den beiden Werten zu erwarten. Wenn diese zu groß ist, spricht das für einen Fehler in der Sensorwahrnehmung. Wenn diese Teilprüfungen gute Ergebnisse geliefert hätten, hätte im weiteren Verlauf der Entwicklung ein Erwartungswert für diese Abweichung in verschiedenen Verkehrssituationen bestimmt werden müssen. Aus den in Kapitel 4.2.3 genannten Gründen wurde darauf verzichtet.

4.2.2 Kombinationsprüfungen

Bei den Kombinationsprüfungen werden die Informationen zweier Sensoren miteinander verglichen. Dadurch lassen sich auch Abweichungen finden, die nicht aus den in den Einzelprüfungen betrachteten Parametern ablesbar sind. Zum Beispiel lassen sich eine Sensordrift oder eine grundsätzlich vorliegende Verschiebung der Detektionen bei einem der Sensoren identifizieren. Neben der Objektgeschwindigkeit und -beschleunigung wird in den Kombinationsprüfungen auch die Position der Objekte geprüft. In Abhängigkeit der Größe der Abweichung zwischen den Prüfparametern wird ein Plausibilitätswert für die jeweilige Teilprüfung errechnet. Da bei diesem Vergleich eine Abweichung zu erwarten ist, muss dieser eine untere Schwelle vorsehen, die der plausiblen Abweichung zwischen den beiden Sensoren entspricht. Der Grad der Abweichung zwischen den Sensoren muss durch Auswertung für den Einsatz des aDDa-Fahrzeugs repräsentativer Testszenarien bestimmt werden. Dabei muss eine statistische Erhebung über die im Normalfall auftretende Abweichung durchgeführt werden. Eine einzelne Kombinationsprüfung lässt keine Aussage zu, welcher der getesteten Sensoren fehlerhaft ist. Zu diesem Zweck müssen alle drei vorhandenen Umgebungssensoren miteinander verglichen werden. Nach dem Ausschlussprinzip lässt sich bestimmen, welcher der Sensoren fehlerhaft ist. Diesem Sensor wird der zuvor errechnete Plausibilitätswert zugeordnet.

4.2.3 Ergebnis der Entwicklung

In der Entwicklung der Skripte zeigt sich, dass die Werte für die Position der Objekte und damit auch die daraus berechneten Bewegungsparameter stark schwanken. Da für die Berechnungen der Geschwindigkeit die Zeit zwischen den Detektionsschritten herangezogen wird, die nur 0,1 s, und beim Ibeo Lidar teilweise 0,075 s beträgt, ergeben sich selbst aus kleinen Verschiebungen der Objektschwerpunkte große Geschwindigkeiten und damit große Beschleunigungen. In Abbildung 4-1 und Abbildung 4-2 sind beispielhaft Verläufe der aus den Objektschwerpunkten abgeleiteten Relativgeschwindigkeiten eines Objekts gezeigt.

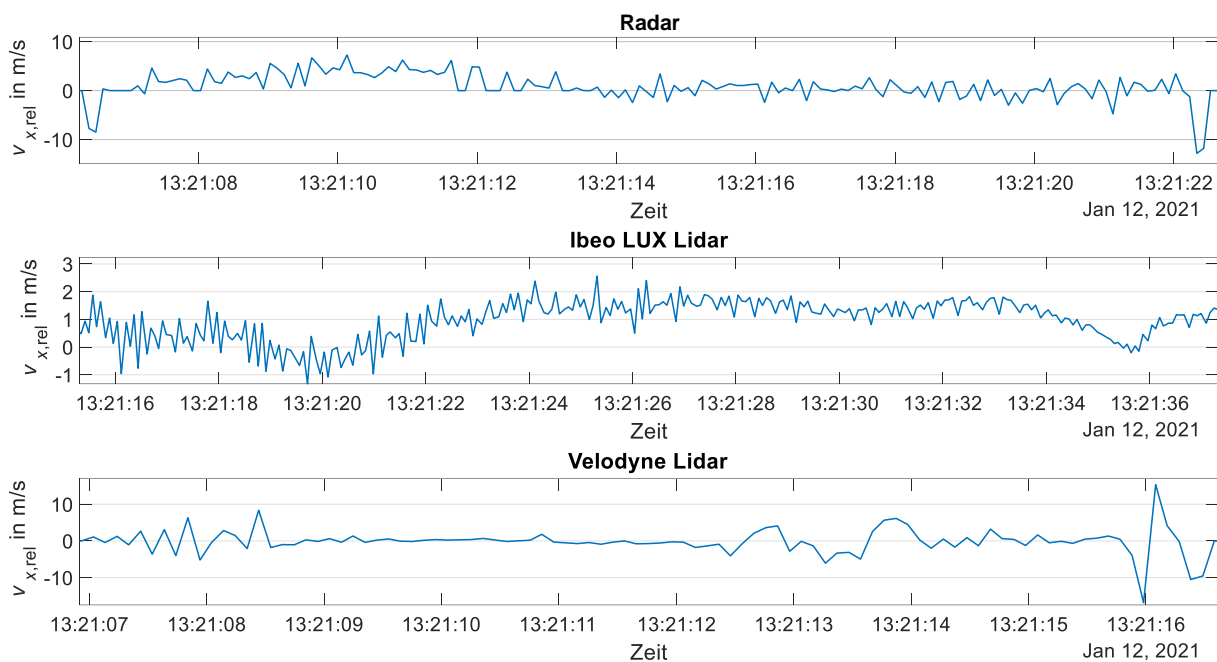


Abbildung 4-1: Verlauf der aus den Objektschwerpunkten bestimmten Objektrelativgeschwindigkeiten der drei Umgebungssensoren

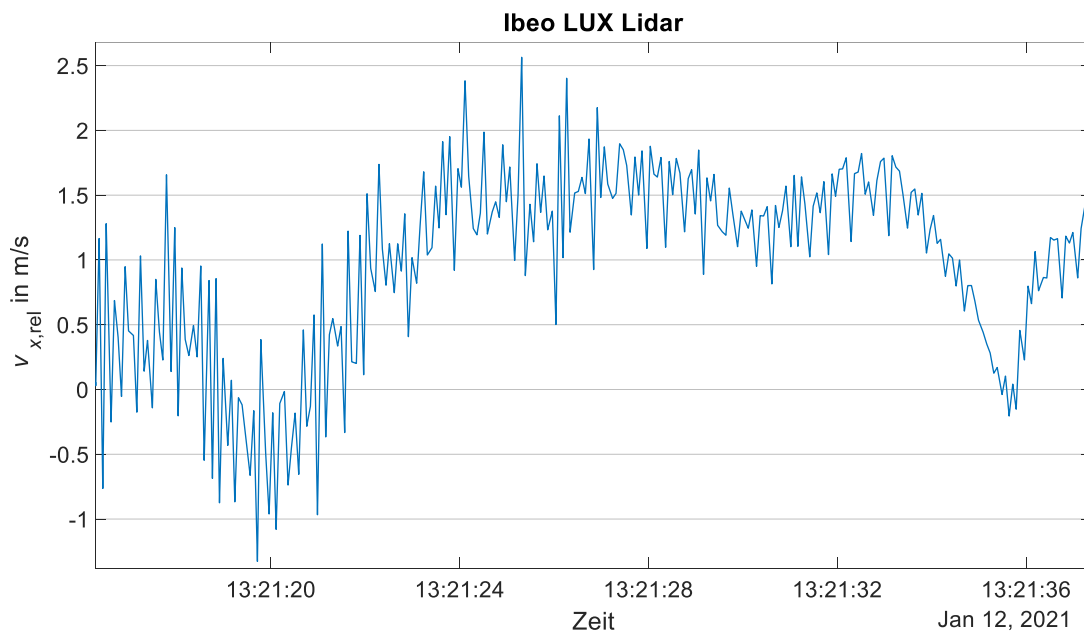


Abbildung 4-2: kleinerer Ausschnitt aus dem Verlauf der Objektrelativgeschwindigkeit des Ibeo Lidars

Der Grund ist, dass die Position und Anzahl der Detektionen ein und desselben Objekts zwischen zwei Detektionsschritten stark variieren. Das Berechnen des Schwerpunkts der Detektionen verschärft dieses Problem, da sich dieser in jedem Detektionsschritt zwangsläufig verschiebt, auch wenn sich das Target nicht bewegt. Daraus resultiert bei der Berechnung mit dem entwickelten Skript eine

Bewegung des Objekts, die in dieser Form nicht stattfindet. Durch Relativbewegungen, seitliche Vorbeifahrt oder Drehung des Targets verändert sich die Form und Ausrichtung der detektierbaren Fläche des Targets zwischen den Detektionsschritten. Wenn dabei ein Bereich des Fahrzeugs ins FOV rückt, der aufgrund seiner Form besonders viele Detektionen liefert, verschiebt sich der Schwerpunkt der Detektionen dadurch zusätzlich. Dies kann zum Beispiel bei Radhäusern passieren, die erst bei einer leichten Verdrehung des Targets zum Egofahrzeug von den Sensoren detektiert werden und ein guter Reflektor sind.

Abbildung 4-3 zeigt die Variation der Detektionen der Umgebungssensoren. Zu sehen sind die Detektionen eines vor dem Egofahrzeug geradeausfahrenden Kleinwagens über fünf direkt aufeinander folgende Detektionsschritte. Zwischen den Detektionsschritten liegen daher, je nach Sensor, 0,1 bzw. 0,07 s. Die Abbildung zeigt die Perspektive des jeweiligen Sensors auf das Heck des Targetfahrzeugs. Der Maßstab variiert zwischen den Sensoren. Die Farben in den Bildern des Velodyne Lidars in der mittleren Reihe zeigen die Intensität der Detektionen an. Die obere Reihe zeigt den Verlauf der Detektionen durch den Ibeo Lux Lidar. Obwohl sich die Position des Targets relativ zum Egofahrzeug aufgrund der näherungsweise konstanten Geradeausfahrt kaum ändert, stellt sich in jedem Detektionsschritt ein anderes Muster der Detektionen ein. Die Positionen der Detektionen des Velodyne Lidars und des Radars variieren für dasselbe Targets in derselben Situation, wie in Abbildung 4-3 Mitte und unten zu sehen, stärker als beim Ibeo Lidar. Die aus diesen Punktwolken bestimmten Positions- und Bewegungsinformationen schwanken allerdings weniger stark, was daran liegen könnte, dass die Form der Verteilung zwar stärker variiert, allerdings mehr Detektionen vorliegen, die sich stärker auf einer Stelle ballen. Dadurch verändert sich die Position des Schwerpunkts der Detektionen nicht so stark wie bei den wenigen Detektionen des Ibeo Lidars, bei denen bereits ein Ausreißer starke Auswirkungen auf die Position des Schwerpunkts hat.

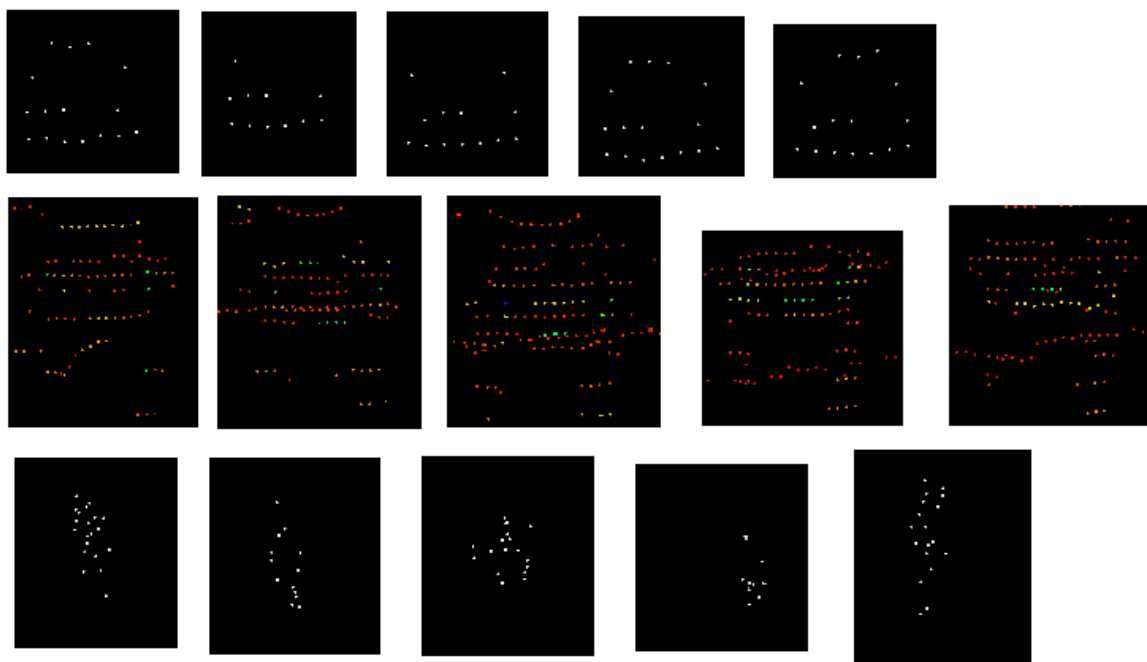


Abbildung 4-3: Verlauf der Detektionen eines Fahrzeugs; Ibeo Lidar oben, Velodyne Lidar Mitte, Radar unten

Noch deutlicher tritt eine Verschiebung des Detektionsschwerpunktes auf, wenn sich das Objekt nicht gerade vor dem Egofahrzeug befindet, sondern seitlich versetzt oder sich relativ zum Egofahrzeug dreht. Die Problematik bei seitlich vorbeifahrenden Fahrzeugen verdeutlicht Abbildung 4-4. Zu sehen sind drei Detektionsmuster eines vorbeifahrenden Lkw aus der Punktwolke des Ibeo Lidars. Im linken Bild ist der Lkw etwa 30 m vom Egofahrzeug entfernt. Die Seite des Lkw ist nur durch wenige Detektionen repräsentiert. Im mittleren Bild ist der Lkw wenige Meter vor dem Fahrzeug. Es sind nun deutlich mehr Detektionen an der Seite zu erkennen. Außerdem ist die vertikale Ausdehnung des Bereichs der Detektionen der Fahrzeugfront geringer. Der Schwerpunkt der Detektionen liegt daher niedriger und weiter hinten im Lkw als im ersten Bild. Im rechten Bild befindet sich der Lkw auf Höhe des Sensors. Ein Teil der Fahrzeugfront liegt bereits außerhalb des FOV und die restlichen Detektionen liegen aufgrund der geringen Distanz zum Sensor auf einer ähnlichen Höhe. Die Detektionen an der Seite des Lkw sind ähnlich viele wie im Bild zuvor. Der Schwerpunkt der Detektionen verschiebt sich daher in y -Richtung zum Egofahrzeug hin, etwas nach unten und in x -Richtung vom Egofahrzeug weg.

Die Bewegung des Schwerpunkts spiegelt die Bewegung des Objekts aufgrund der skizzierten Phänomene nicht ausreichend genau wider. Die Abweichungen, die zwischen den Sensoren grundsätzlich entstehen, verstärken die Abweichungen für die Kombinationsprüfungen zusätzlich. Ein Ansatz, die Verläufe der Objektgeschwindigkeit und -beschleunigung über die Zeit zu glätten, könnte theoretisch bei gerade vor dem Fahrzeug fahrenden Objekten funktionieren. Um den Verlauf zu glätten wird statt dem Absolutwert eines Detektionsschritts der laufende Mittelwert aller Detektionsschritte der letzten Sekunde betrachtet. Wie der Ausschnitt aus dem geglätteten Verlauf der Relativgeschwindigkeit aus den Detektionen des Ibeo Lidars in Abbildung 4-5 zeigt, schwanken die Werte allerdings auch dann noch stark. Eine Glättung der Geschwindigkeit ist effektiver, allerdings gibt es auch in diesem Verlauf Sprünge, die unplausibel für eine reale Fahrt wären. Die Glättung löst ohnehin nicht das Problem, dass die Positionen der Objekte ungenau bestimmt werden. Vielmehr werden die Daten dadurch weiter verfälscht. Dazu kommt, dass eine Glättung nicht schnell auf Bewegungen der Objekte reagieren kann. Die gezeigte Glättung bildet den rollenden Mittelwert der Detektionen in der letzten Sekunde. Das macht das Vorgehen zusätzlich ungeeignet, um dynamische Verkehrssituationen zu bewerten und ein Fahrzeug sicher zu steuern.

Das Problem des wandernden Schwerpunkts der Detektionen könnte mit Bounding-Boxen oder einem Tracking der Objektkanten gelöst werden. Ersterer Ansatz verhindert, dass sich die Form des Objekts während der Vorbeifahrt ändert. Letzterer sorgt dafür, dass die Bewegung der gleichen Stelle eines Fahrzeugs getrackt wird. Da die Bewegungsparameter von der Positionsveränderung abgeleitet werden, würden auch diese nicht mehr schwanken. Beide Ansätze werden im Ausblick in Kapitel 7.2 weiter erläutert.

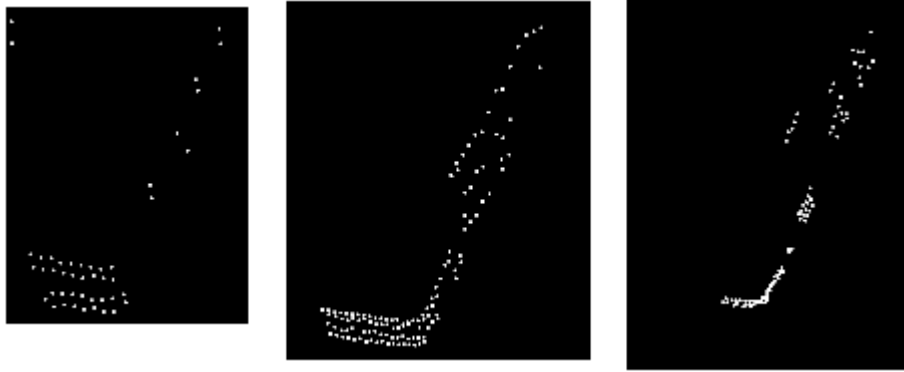


Abbildung 4-4: Verlauf der Detektionen des Ibeo Lidar eines Lkw

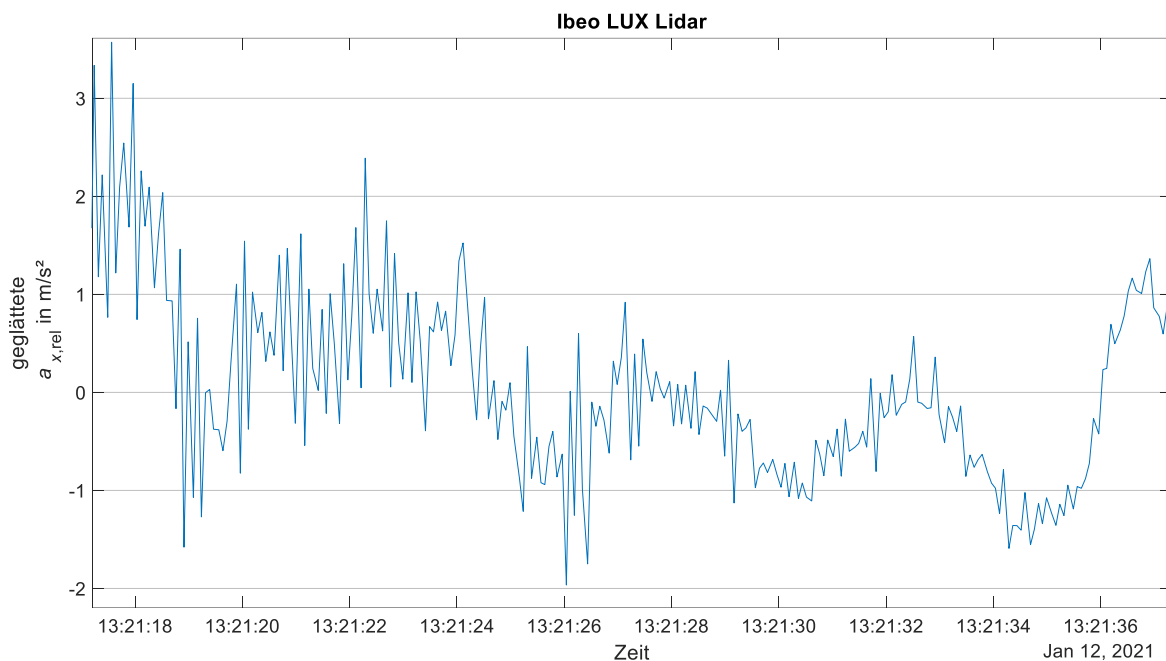


Abbildung 4-5: geglättete Relativbeschleunigung eines Objekts aus den Detektionen des Ibeo Lidar

4.3 Ausnutzung des FOV überprüfen

Die Idee hinter dieser Teilprüfung ist, einen möglichst einfachen Ansatz zu entwickeln, mit dem sich eine Aussage über mögliche Teilblindheiten treffen lässt. Der Ansatz dieser Prüfung ist, die Detektionen eines Schrittes zu finden, die vom Sensor aus am nächsten am Rand des FOV liegen. Die Prüfung ist nur für das horizontale FOV entwickelt. Daher werden nur die x - und die y -Komponente der Detektionen überprüft. Für jede Detektion mit positiver y -Komponente wird der Abstand zum linken Rand des FOV berechnet, für jede mit negativer y -Komponente der Abstand zum rechten Rand des FOV. Der Plausibilitätswert der Teilprüfung wird in Abhängigkeit vom Abstand der nächsten Detektion und der jeweiligen Grenze des FOV bestimmt. Abbildung 4-6 zeigt die Draufsicht des FOV des Ibeo Lidars. Die Grenzen des FOV sind als orange und gelbe Linie eingezeichnet. Es zeigt sich, dass

einige der Detektionen sehr nahe an der linken Grenze des FOV liegen. Zur rechten Grenze gibt es einen Abstand. Die Teilprüfung würde aufgrund dessen eine Teilblindheit am rechten Rand des FOV ausgeben. Wahrscheinlicher ist allerdings, dass in der gezeigten Fahrt eine andere Einstellung für die rechte Grenze des FOV gewählt wurde als maximal möglich ist.

Die Parameter für die Berechnung des Plausibilitätswerts sind nicht erarbeitet, weil der Nutzen der Prüfung nach der grundlegenden Entwicklung als gering eingeschätzt wird. Der Hauptgrund dafür ist, dass es nur möglich ist, die Ränder des FOV zu überprüfen. Ein Fehlerszenario, in dem diese Prüfung einen Nutzen hätte, wäre bspw., wenn die Spiegelbewegung des Ibeo Lidars oder die Rotation des Velodyne Lidars nicht den im Normalfall gescannten Bereich abdeckt. Für Szenarien mit Freiflächen ohne Objekte an den Rändern ergeben sich für diese Teilprüfung zwangsläufig Fehlermeldungen. Dies ließe sich jedoch vermeiden, indem die äußersten Detektionen aller Sensoren verglichen werden. Allerdings würde Clutter im Randbereich des FOV eines Sensors diesen Vergleich unbrauchbar machen. Auch eine Fehldetektion, die über das FOV hinaus geht, hätte negativen Einfluss auf das Ergebnis dieser Teilprüfung. Eine weitere Schwäche der Teilprüfung ist, dass sie keine Aussage über den Rest des FOV erlaubt. Teilblindheiten in anderen Bereichen als den äußeren Rändern detektiert sie nicht. Daher wird diese Prüfung, wie auch schon alle in Kapitel 4.2 beschriebenen Teilprüfungen nicht weiterentwickelt und nicht der in Kapitel 5 beschriebenen Test und Bewertung unterzogen. Teilblindheiten der Velodyne und Ibeo Lidare lassen sich mit den in Kapitel 4.5 beschriebenen Teilprüfungen detektieren. Eine weitere Idee, um Teilblindheiten in bestimmten Winkelsegmenten zu erkennen, wird im Ausblick in Kapitel 7.2 beschrieben.

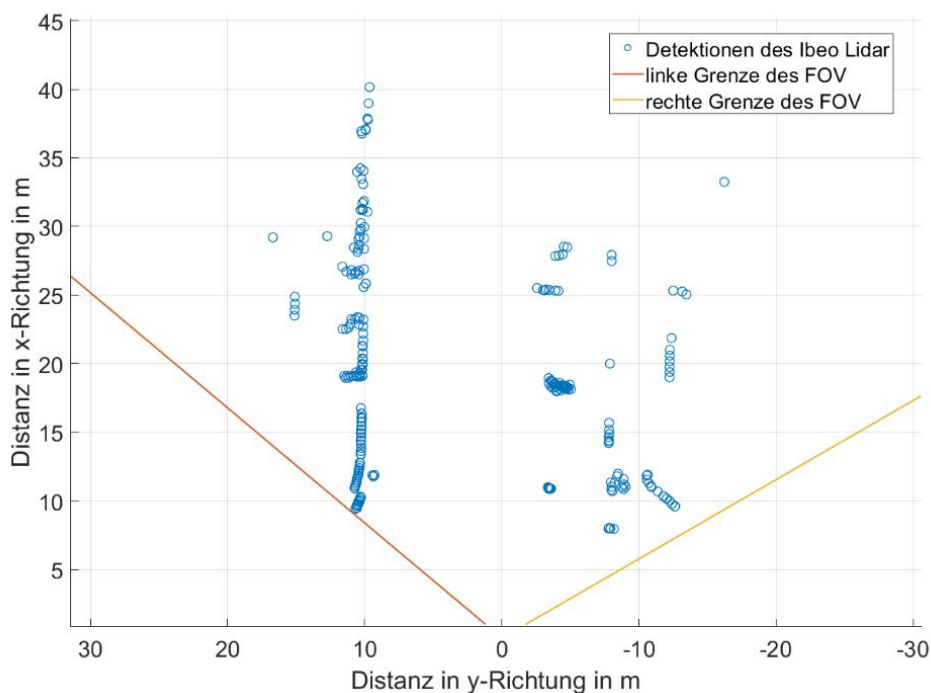


Abbildung 4-6: FOV des Ibeo Lidar

4.4 Kreuzkorrelation

Korrelation ist eine Größe für die Stärke der Abhängigkeit zweier Zufallsvariablen oder wie gut eine Variable aus einer anderen vorhergesagt werden kann^{26a}. Mit Hilfe der Korrelation ist es möglich, die Ähnlichkeit zweier Signale oder Bilder zu bestimmen, die zeitlich bzw. örtlich verschoben sind. Wenn zwei unterschiedliche Signale miteinander verglichen werden, spricht man von Kreuzkorrelation, beim Vergleich zweier identischer Signale von Autokorrelation^{26b}. Es ist sinnvoll, das Ergebnis der Korrelation zu normieren. Dadurch lässt sich schnell eine Aussage über die lineare Abhängigkeit der Signale treffen. Der Korrelationskoeffizient liegt im Bereich von ± 1 . Ein Koeffizient von $+1$ bedeutet absolute Übereinstimmung der Signale, ein Koeffizient von -1 bedeutet, dass die Signale exakt gegenphasig verlaufen^{27a}. Durch die Kreuzkorrelation lässt sich bestimmen, ob zwei Bilder gleich sind oder ob eines der beiden Bilder einen Ausschnitt aus dem anderen zeigt^{27b}. Auf die Punktwolken der Umgebungssensoren übertragen, lässt sich bestimmen, wie groß die Übereinstimmung der Positionen der Detektionen zwischen zwei miteinander verglichenen Detektionsschritten ist. Es ist grundsätzlich zu erwarten, dass die Übereinstimmung zwischen zwei Detektionsschritten eines Sensors sehr hoch ist, da sich die Positionen der Targets in den kurzen Zeitabständen zwischen den Schritten nur geringfügig verändern. Eine niedrige Korrelation würde auf Fehler im Bild des Sensors hindeuten. Zum Beispiel ließe sich erkennen, wenn plötzlich Detektionen durch Teilblindheit fehlen oder durch Geisterobjekte oder Rauschen hinzukommen. Diese Annahme lässt sich auf den Vergleich zweier zeitgleicher Detektionsschritte zweier Sensoren übertragen. Bei diesem Vergleich ist mit höheren Abweichungen zu rechnen, da sich die Ausprägung der Punktwolken der Sensoren untereinander stärker unterscheiden als die von Punktwolken zweier Detektionsschritte eines einzelnen Sensors. Wie schon bei den Teilprüfungen in Kapitel 4.2 werden auch für die Kreuzkorrelation Einzelprüfungen und Kombinationsprüfungen mit jeweils zwei Sensoren entwickelt. Die Gründe für dieses Vorgehen sind dieselben wie bei den in Prüfungen der Objektparameter in Kapitel 4.2.

Zur Berechnung der Kreuzkorrelation in Matlab wird die Funktion „normxcorr2“ verwendet, die in der Image Processing Toolbox enthalten ist. Diese Funktion berechnet die normierten Korrelationskoeffizienten für zwei Matrizen im zweidimensionalen Raum. Grundlage der Funktion ist die Fast Normalized Cross-Correlation nach einem Paper von J.P. Lewis²⁸. Die Eingangsdaten sind zwei Matrizen. Im Fall dieser Masterthesis bestehen diese aus den x - und y -Komponenten der Punktwolken zweier aufeinander folgender Detektionsschritte eines Sensors, bzw. zweier zeitgleicher Detektionsschritte zweier Sensoren. Eine der Matrizen, bezeichnet als „template“ wird schrittweise über die andere als „image“ bezeichnete Matrix verschoben. Für jeden Überdeckungsschritt, der durch die Position (u,v) des „template“ bestimmt ist, wird nach der Formel 4-1 ein Korrelationkoeffizient berechnet. Dabei sind $f(x,y)$ die Detektionen des „image“, die durch das „template“ in (u,v) überdeckt werden und $\bar{f}_{u,v}$ der Mittelwert von $f(x,y)$ unter dem „template“. t ist das „template“ und \bar{t} der

²⁶ Meffert, B.; Hochmuth, O.: Werkzeuge der Signalverarbeitung (2018), a: S. 83; b: S. 90 ff.

²⁷ Meffert, B.; Hochmuth, O.: Werkzeuge der Signalverarbeitung (2018), a: S. 84; b: S. 95.

²⁸ J. P. Lewis: Fast Normalized Cross-Correlation.

Mittelwert dieses. Das Ergebnis jedes Vergleichs zweier Punktwolken ist eine Matrix bestehend aus den Korrelationskoeffizienten jedes Verschiebungsschritts.

$$\gamma(u, v) = \frac{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}] [t(x - u, y - v) - \bar{t}]}{\sqrt{\sum_{x,y} [f(x, y) - \bar{f}_{u,v}]^2 \sum_{x,y} [t(x - u, y - v) - \bar{t}]^2}} \quad (4-1)$$

Die Berechnung der Plausibilitätswerte der Teilprüfungen erfolgt für die Einzel- und Kombinationsprüfungen bis auf Details gleich. Deshalb wird bei der Beschreibung des Vorgehens auf eine Aufteilung in Unterkapitel verzichtet. Bevor die Kreuzkorrelation berechnet wird, werden die Detektionen der betrachteten Punktwolke aufsteigend nach ihrem Abstand zum Koordinatenursprung sortiert. Das sorgt dafür, dass die Wahrscheinlichkeit, dass zwei örtlich benachbarte Detektionen auch in der Matrix der Detektionen nebeneinanderstehen. Dies und die einheitliche Sortierung erhöhen die Genauigkeit der Kreuzkorrelationsberechnung, da auf diese Weise weniger Detektionen miteinander verrechnet werden, die an unterschiedlichen Stellen in der Punktwolke liegen. Eine Schwäche dieser Sortierung ist, dass auf diese Weise Detektionen mit dem gleichen Abstand zum Ursprung in der Matrix untereinanderstehen können, die durch unterschiedliche Vorzeichen der x - und/oder y -Komponenten allerdings in unterschiedlichen Azimutwinkeln und damit nicht nah beieinander liegen. Diese Schwäche wird im Ausblick in Kapitel 7.2 aufgegriffen und diskutiert. Darüber hinaus verfälscht die sich zwischen den Detektionsschritten verändernde Anzahl an Detektionen eines Objekts und das Nichtbeachten der z -Komponente die Berechnung der Korrelationswerte. Nach der Sortierung werden die Komponenten in ein einheitliches Koordinatensystem mit Ursprung in der Mitte der Hinterachse transformiert, um den Vergleich zwischen den drei Umgebungssensoren zu ermöglichen. Die auf diese Weise entstandene Matrix und die auf gleichem Weg erstellte Matrix des folgenden Detektionsschritts sind die Eingangsdaten zur Funktion „normxcorr2“. Die größere der beiden Matrizen ist das „image“, die kleinere das „template“. Das Maximum der daraus berechneten Matrix der Korrelationskoeffizienten wird als Korrelationskoeffizient zur Berechnung des Plausibilitätswerts genutzt. Das Maximum zeigt die Verschiebung der beiden Matrizen mit der höchsten Übereinstimmung in der Verteilung der beiden Punktwolken an. Es wird anstelle des Werts der Matrix der Korrelationskoeffizienten, der der maximalen Überdeckung der beiden Matrizen genommen, da letzterer aufgrund der Sortierung der Detektionen nicht grundsätzlich die Überdeckung ist, an dem die Detektionen bestmöglich übereinander liegen, um die Kreuzkorrelation zu berechnen. Das macht deutlich, dass die auf diese Weise berechneten Korrelationskoeffizienten nur eine Näherung der tatsächlichen Korrelation der beiden Punktwolken ist. Auch an diesem Punkt sei auf den Ausblick in Kapitel 7.2 verwiesen. Für jede der Teilprüfungen wird eine obere und untere Grenze bestimmt. Die Ermittlung dieser Grenzwerte und die Auslegung der Ab- und Aufwertung des Plausibilitätswerts sind im folgenden Kapitel „Auslegung, Test und Bewertung der Methodik“ im Unterkapitel 5.3 beschrieben. Sofern der Korrelationskoeffizient innerhalb der Grenzen liegt, wird der Plausibilitätswert nicht abgewertet. Start- und Maximalwert des Plausibilitätswerts ist +1, der Minimalwert ist -1.

In den Kombinationsprüfungen wird die Kreuzkorrelation zwischen zwei Punktwolken der beiden zeitlich am nächsten zusammenliegenden Detektionsschritte zweier Umgebungssensoren berechnet.

Es werden die zuvor für die Einzelprüfungen sortierten und transformierten Matrizen der Punktwolken wiederverwendet. Da die drei Sensoren nicht zeitsynchron aufzeichnen, muss für jeden Detektionsschritt eines der beiden miteinander verglichenen Sensoren der Detektionsschritt des anderen Sensors gefunden werden, der diesem zeitlich am nächsten liegt. Dazu wird für den Messzeitpunkt des ersten Sensors die Differenz zu allen Messzeitpunkten des anderen Sensors für die geprüfte Messfahrt berechnet. Der Zeitpunkt, für den sich die minimale Differenz ergibt, wird für die Berechnung der Kreuzkorrelation genutzt. Dieser Schritt ist nur notwendig, wenn bereits aufgezeichnete Messdaten verwendet werden. Für einen Echtzeitbetrieb ist er überflüssig, da in diesem Fall die jeweils neuesten Messdaten genutzt werden. Alle anderen Schritte, einschließlich der Berechnung der Plausibilitätswerte erfolgt analog zum Vorgehen bei den Einzelprüfungen.

Mit den Kombinationsprüfungen lässt sich herausfinden, ob einer der Sensoren ein grundsätzlich falsches Bild produziert. Nämlich dann, wenn der Korrelationskoeffizient der beiden Kombinationen mit diesem Sensor sehr niedrig ist. Die Kombinationsprüfungen eignen sich zum Detektieren dauerhaft auftretender Fehler, da dann der Korrelationskoeffizient dauerhaft abfällt und niedrig bleibt. Bei den Einzelprüfungen erreicht der Korrelationskoeffizient bei dauerhaften Fehlern nach einem Detektionsschritt wieder das Ausgangsniveau, weil dann zwei auf gleiche Weise falsche Bilder miteinander verglichen werden. Bei vereinzelt auftretenden Fehlern, eignen sich beide Prüfungen gleichermaßen. Die Konsistenz der Bilder eines Sensors lässt sich nur mit den Einzelprüfungen erreichen, ebenso sind diese Prüfungen nicht vom Funktionieren eines anderen Sensors abhängig.

4.5 Layererkennung der Lidarsensoren

Die beiden Lidarsensoren verfügen über vier (Ibeo Lux 4) bzw. 32 (Velodyne VLP-32 C) Layer. Die Detektionen der Punktwolken lassen sich durch ihre Position im Raum den einzelnen Layern zuordnen. Auf diese Weise lässt sich überprüfen, ob alle Layer eines Sensors funktionstüchtig sind, oder ob sie ausgefallen sind. Der Velodyne Lidar erzeugt außerdem in den Layern, in denen er Bodenreflexionen aufweist ein charakteristisches, geschlossenes, ringförmiges Muster. Ausgehend von diesem Ringmuster lässt sich für den Velodyne mit einer Layererkennung auch eine Teilblindheit und der Bereich, in dem sie auftritt, erkennen. Die Erkennung der Teilblindheit ist allerdings noch nicht umgesetzt, ein Ansatz zur Berechnung der Größe und Winkelposition einer Teilblindheit wird im Ausblickkapitel 7.2 näher erläutert. Der Ibeo Lidar hingegen weist in den freien Bereichen, in denen sich keine Objekte befinden, keine Reflexionen auf. Eine Erkennung von Teilblindheiten ist mit dieser Methode für diesen Sensor daher nicht möglich.

Das Vorgehen hinter der Zuordnung der Detektionen zu einer Layer fußt auf trigonometrischen Betrachtungen und ist für beide Lidarsensoren grundsätzlich gleich (siehe Abbildung 4-7). Für jede Detektion der Sensoren ergibt sich folgender Zusammenhang:

$$\tan(\alpha_i) = \frac{\text{Höhe zum Strahlursprung}}{\text{horizontale Distanz zum Strahlursprung}} = \frac{z_i}{\sqrt{x_i^2 + y_i^2}} \quad (4-2)$$

Die horizontale Distanz zwischen Auftreffpunkt und dem Strahlursprung berechnet sich aus dem Betrag der x - und y -Komponente der jeweiligen Detektion. Die Höhe zwischen Auftreffpunkt und dem Strahlursprung entspricht der z -Komponente der Detektion. Der Quotient dieser beiden Werte bildet den Tangens des Elevationswinkels α der jeweiligen Layer und ist für jede Detektion einer Layer gleich, egal ob es sich um eine Bodenreflexion oder eine höherliegende Reflexion eines Objekts handelt. Diesen Zusammenhang illustriert Abbildung 4-7.

Für jede Detektion eines Detektionsschritts wird der Quotient aus Höhe und Distanz zum Strahlursprung berechnet und in einer zusätzlichen Spalte der Matrix der Punktwolke gespeichert. Über den Tangens des Öffnungswinkels werden jeder Layer die passenden Detektionen zugeordnet und entsprechend in einer weiteren Matrix gespeichert. Aus den Informationen dieser Matrix werden die Plausibilitätswerte für die Lidarsensoren berechnet. Dieser Schritt unterscheidet sich aufgrund der unterschiedlichen Charakteristika der Punktwolken zwischen den beiden Sensoren. Deshalb werden die weiteren Schritte in den beiden folgenden Unterkapiteln 4.5.1 und 4.5.2 erläutert.

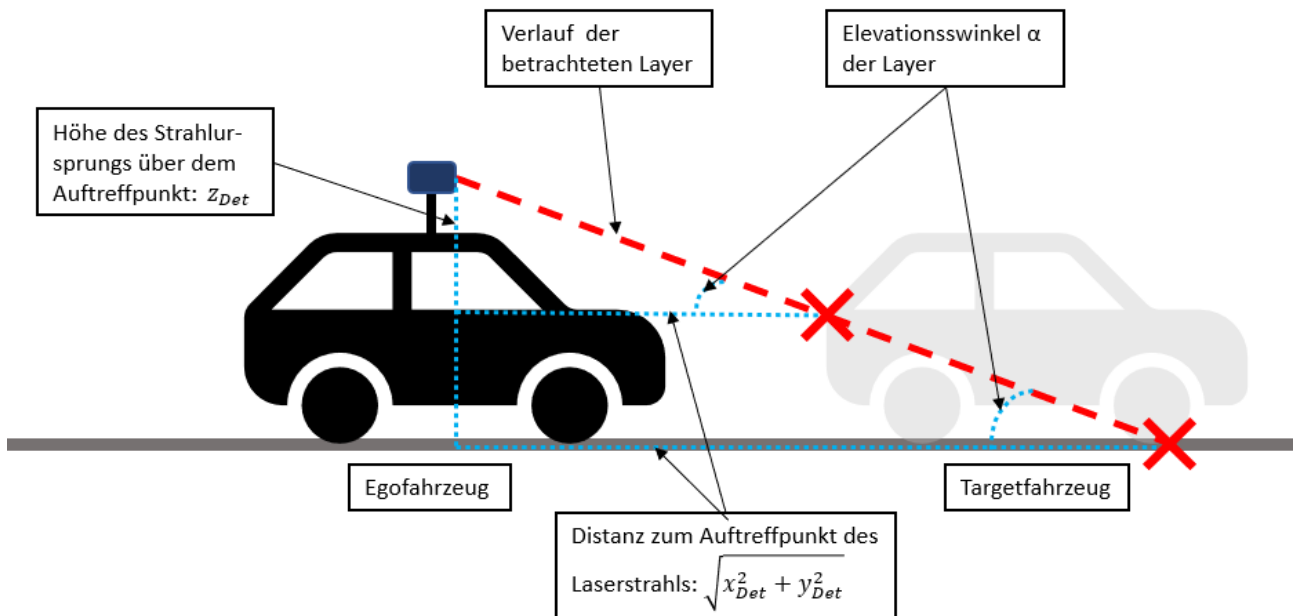


Abbildung 4-7: Herleitung der Layererkennung

4.5.1 Velodyne VLP-32 C Lidar

Abbildung 4-8 zeigt einen Ausschnitt aus der Punktwolke des Velodyne VLP-32 C Lidars während einer innerstädtischen Fahrt. Die charakteristischen Ringe auf dem Boden der Umgebung sind deutlich zu erkennen. Auch auf den Objekten, wie anderen Fahrzeugen und den umstehenden Gebäuden setzen sich die Ringe fort. Einzig die oberen Layer, die parallel zum Untergrund oder nach oben verlaufen, weisen im Normalfall kein Ringmuster auf. Die Zuordnung der Detektionen, die in diesen Layern liegen, funktioniert trotzdem.

Das Koordinatensystem des Velodyne Lidars entspricht nicht dem fahrzeugfesten Koordinatensystem. Die Matrizen der Punktwolken müssen daher transformiert werden. Die Anzahl der Detektionen des Velodyne ist deutlich größer als die des Ibeo Lidar. Das führt dazu, dass diese Teilprüfung bei einer Betrachtung aller Detektionen nicht in Echtzeit berechnet werden kann. Es werden daher nur die Detektionen betrachtet, die in dem Bereich des FOV des Ibeo Lidars liegen. Die in diesem Korridor liegenden Detektionen werden nach dem oben beschriebenen Vorgehen den Layern zugeordnet. Die Koordinaten der Detektionen, die einer Layer zugeordnet werden, werden gesammelt in einer Matrix gespeichert.

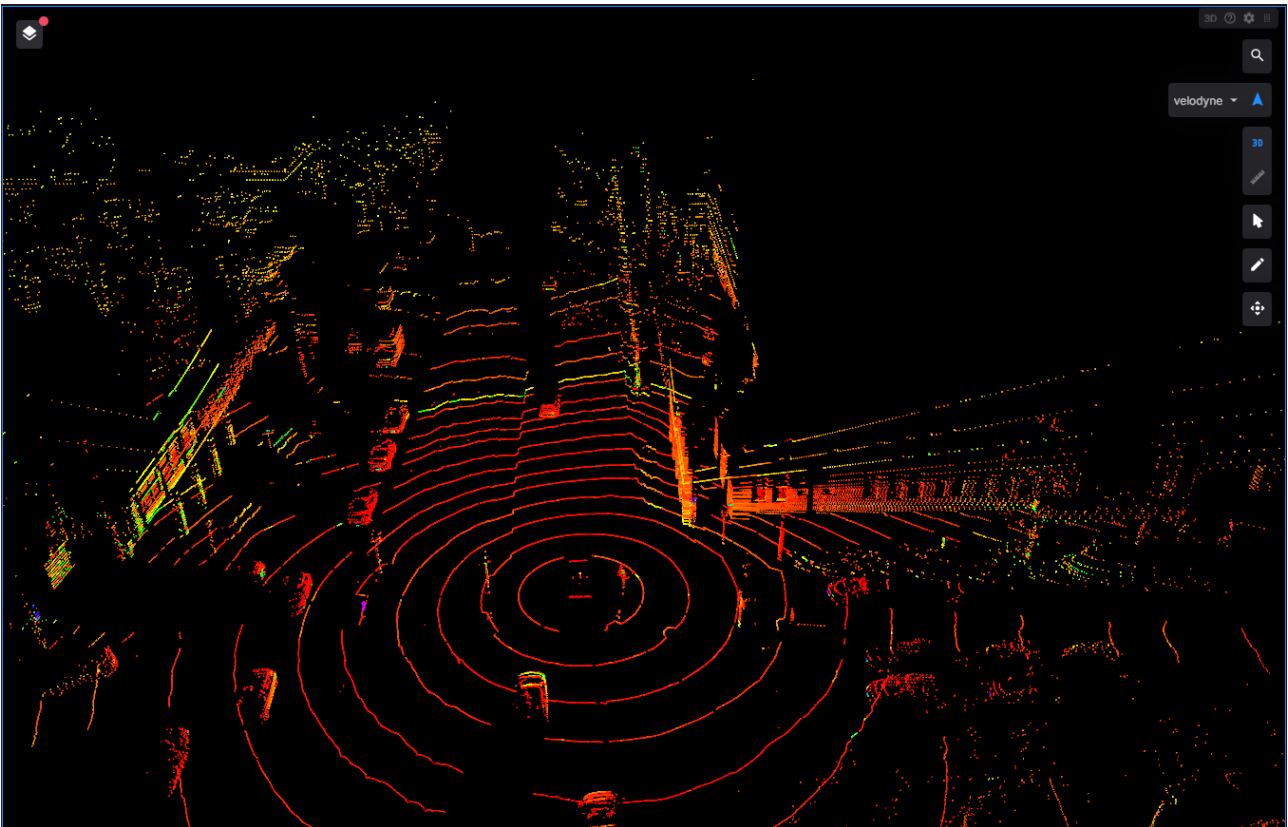


Abbildung 4-8: Ausschnitt aus der Punktwolke des Velodyne VLP-32 C

Aus der Layererkennung des Velodyne Lidars werden zwei Plausibilitätswerte abgeleitet. Der erste ergibt sich aus der Zahl der Layer, denen im jeweiligen Detektionsschritt Detektionen zugeordnet werden. Bei fehlerfreier Funktion des Sensors sollte eine bestimmte Anzahl an Layern mit Detektionen nicht dauerhaft unterschritten werden. Anderenfalls wird der Plausibilitätswert abgewertet. Die Ermittlung des Grenzwerts wird in Kapitel 5.4.2 erläutert.

Die Berechnung des zweiten Plausibilitätswerts nutzt das charakteristische Muster des Velodyne Lidars aus. In allen Layern, die auf den Boden der Umgebung treffen, ergibt sich ein geschlossenes, ringförmiges Muster, in dem der Winkelabstand zwischen zwei nebeneinanderliegenden Detektionen durch die horizontale Winkelauflösung des Sensors bestimmt wird. Wenn dieser Abstand zu groß ist, liegt ein Fehler vor und der Plausibilitätswert wird abgewertet. Der Abstand zwischen zwei Detektionen kann auch durch vom Sensor weggespiegelte Reflexionen, bspw. durch Pfützen, größer als die

horizontale Winkelauflösung des Sensors sein. In diesem Fall liegt zwar kein Sensorfehler vor, bei einem entsprechend großen Abstand zwischen zwei Detektionen könnten allerdings Objekte nicht detektiert werden. Daher sollten auch diese Fälle mit der Teilprüfung erfasst werden. Eine Fehlerursache für zu weite Abstände zwischen den Detektionen kann eine Teilblindheit durch Verdeckung des Sensors oder ein Teilausfall der Laserdioden sein. Diese Teilprüfung liefert demnach eine Möglichkeit, Teilblindheiten zu erkennen. Es ist sogar möglich, den Winkelbereich der Teilblindheit zu bestimmen. Dieser Schritt ist in der Teilprüfung allerdings noch nicht umgesetzt, das grundsätzliche Vorgehen wird jedoch im Ausblick in Kapitel 7.2 erläutert. Die einer Layer zugeordneten Detektionen werden absteigend nach ihrem Azimutwinkel sortiert. Dieser berechnet sich wie in Abbildung 4-9 skizziert nach Formel 4-3. Darin bezeichnet φ den Azimutwinkel sowie x_i und y_i die Beträge des Ortsvektors in der jeweiligen Koordinatenrichtung. Der Winkelabstand zwischen zwei nebeneinander liegender Detektionen ergibt sich aus der Differenz ihrer Azimutwinkel nach Formel 4-4.

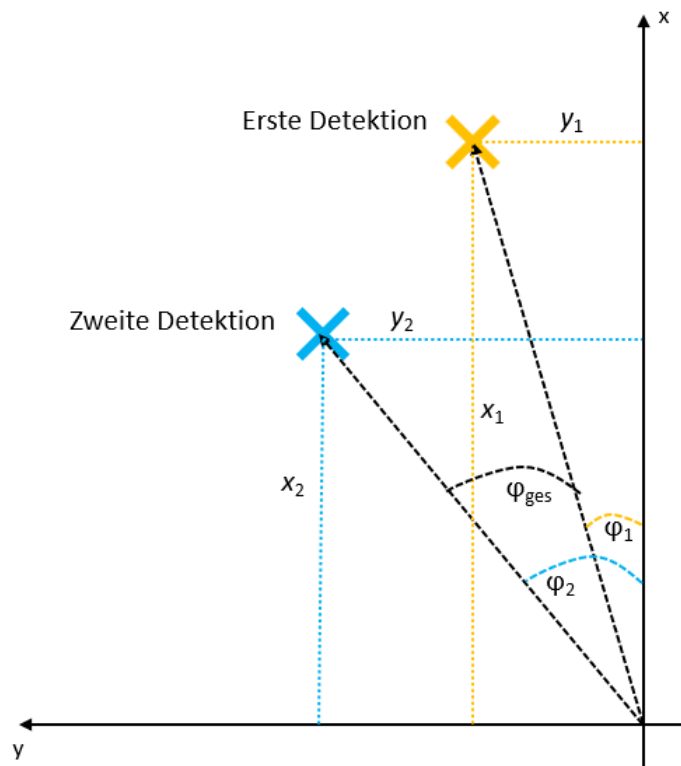


Abbildung 4-9: Berechnung des Azimutwinkels

$$\varphi_i = \arctan\left(\frac{y_i}{x_i}\right) \quad (4-3)$$

$$\varphi_{\text{ges}} = \varphi_1 - \varphi_2 \quad (4-4)$$

Die Bestimmung der Anzahl der Layer die in jedem Detektionsschritt Bodenreflexionen aufweisen und die Bestimmung des maximal zulässigen Winkelabstands zwischen zwei Detektionen, sowie die Auslegung der Berechnung des Plausibilitätswerts wird in Kapitel 5.4.2 erläutert.

4.5.2 Ibeo Lux 4L Lidar

Der Ibeo Lidar hat im Gegensatz zum Velodyne Lidar nur vier Layer. Im Randbereich des FOV stehen je nach Einstellung der FOV-Größe nur zwei Layer zur Verfügung. Die vier Layer liegen in einem Abstand von $0,8^\circ$ zueinander. Der gesamte Öffnungswinkel beträgt $3,2^\circ$. Die Punktwolke des Ibeo zeigt auch kein charakteristisches Muster, da es nahezu keine Bodenreflexionen gibt. Dadurch ergibt sich kein geschlossenes Muster über die gesamte Breite des FOV. Eine Erkennung von Teilblindheiten ist mit dieser Methode daher nicht möglich. Durch den geringeren Öffnungswinkel und die tiefere Verbauposition in der Front des Fahrzeugs stellen sich beim Ibeo, im Gegensatz zum Velodyne, im Normalfall in jeder der vier Layer Detektionen ein. Der Ansatz der Plausibilitätsprüfung ist daher, dass in jeder Layer Detektionen vorliegen müssen. Anderenfalls ist von einer Fehlfunktion auszugehen und der Plausibilitätswert wird abgewertet. In dieser Teilprüfung können aufgrund der Annahme, dass immer in allen vier Layern Detektionen existieren, False Positives in Form einer Fehlermeldung trotz korrekter Sensorfunktion entstehen. Denkbare Szenarien, in denen nicht in allen vier Layern Detektionen liegen, sind eine offene Landschaft ohne Targets, oder wenn im zentralen Bereich des FOV, in dem vier Layer zur Verfügung stehen keine Objekte existieren, sondern nur in den Randbereichen mit zwei Layern. Das aDDa-Fahrzeug soll vornehmlich im Stadtverkehr eingesetzt werden. In dieser Umgebung sind die beschriebenen Szenarien sehr unwahrscheinlich, weil praktisch immer andere Verkehrsteilnehmer oder Bebauung am Straßenrand im Bereich des FOV liegen. Diese Annahme wird in Kapitel 5.4.1 im Rahmen von Test und Bewertung der Teilprüfung überprüft.

Die Berechnung, in welche Layer eine Detektion zu zählen ist, wird wie auch beim Velodyne Lidar nach der Formel 4-2 durchgeführt. Jede Layer erhält in jedem Detektionsschritt eine separate Matrix, in die die zugehörigen Detektionen gespeichert werden. Zur Bestimmung der Plausibilitätswerte wird überprüft, ob in jeder der vier Matrizen mindestens ein Eintrag vorliegt. Ist dies der Fall, wird der Plausibilitätswert nicht abgewertet. Sollte eine der Matrizen leer sein, wird ein Sensorfehler angenommen und der Plausibilitätswert abgewertet.

4.6 Stempeln der Objekte

Die Punktwolken aller drei Umgebungssensoren sind abseits der Objekte in der Umgebung für jeden Detektionsschritt sehr ähnlich. Der Ibeo Lidar weist abseits der Objekte nahezu keine Detektionen durch Clutter oder Rauschen auf. Ähnliches gilt für den Velodyne Lidar, der neben den Detektionen der Objekte nur das charakteristische Ringmuster auf dem Boden der Umgebung zeigt. Der Radar weist in jedem Detektionsschritt einige Rausch- oder Clutterdetektionen auf. In Abbildung 4-10 und

Abbildung 4-11 sind zur Verdeutlichung der Sensorcharakteristika die Punktwolken der drei Umgebungssensoren während einer Stadtfahrt und das Kamerabild der Szene zu sehen. Diese Sensorcharakteristika sollen in der Teilprüfung nachgewiesen werden. Dazu werden die in der Objekterkennung identifizierten Objekte aus den Punktwolken des jeweiligen Detektionsschritts herausgerechnet, sozusagen herausgestempelt. Anschließend werden die Restpunktwolken auf die sensorspezifischen Charakteristika untersucht. Weil die Objekterkennung einige Schwächen enthält (siehe Kapitel 4.1) und noch nicht fertig entwickelt ist, sind auch alle in diesem Unterkapitel vorgestellten Teilprüfungen noch nicht einsatzbereit und nicht zu Ende entwickelt.



Abbildung 4-10: Ausschnitte aus dem Kamerabild (oben) und der Punktwolke des Velodyne VLP-32 C (unten) während einer Stadtfahrt

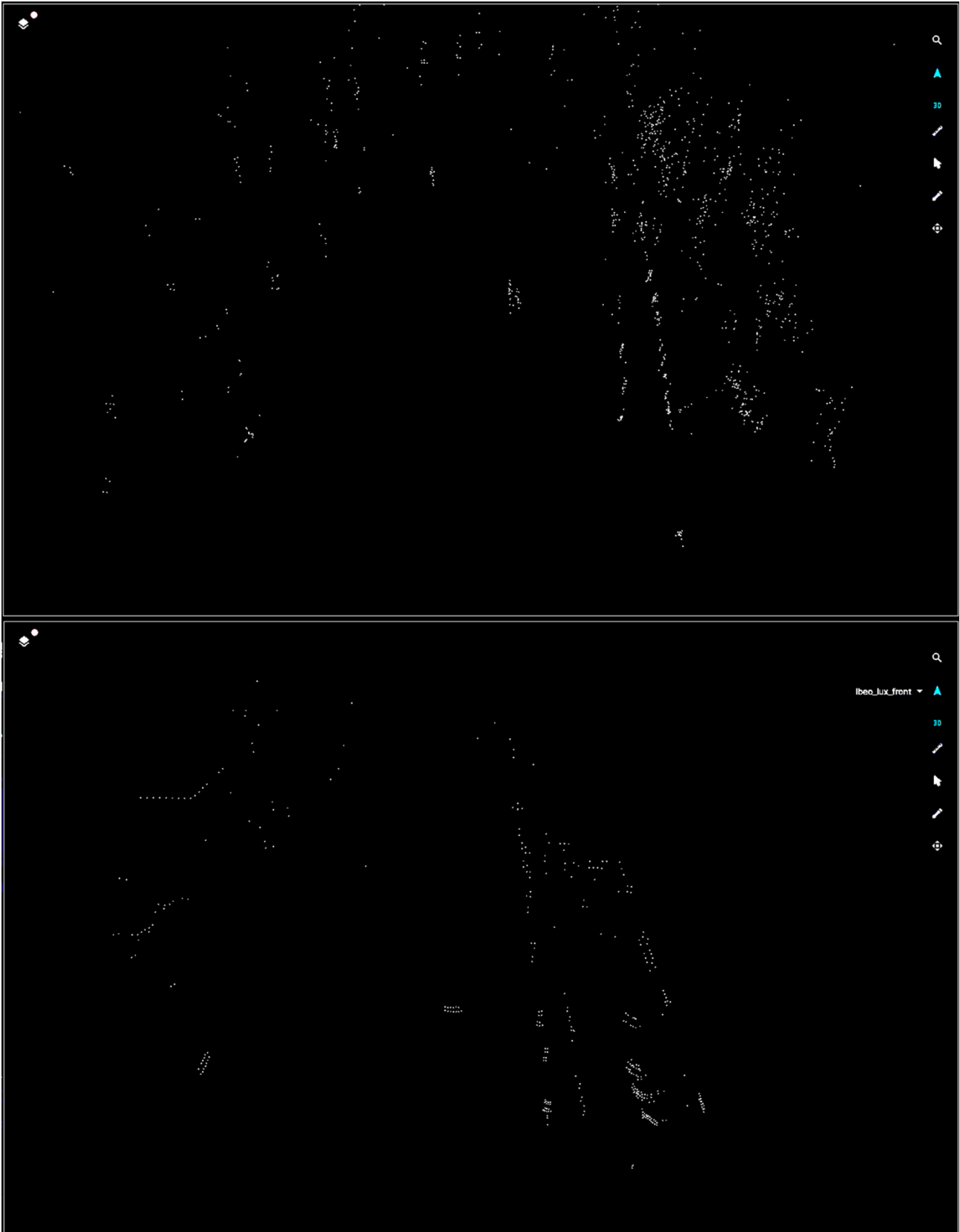


Abbildung 4-11: Ausschnitte aus Punktwolken des Radar (oben) und des Ibeo LUX 4L Lidar (unten) während einer Stadtfahrt

Die verbleibende Punktwolke des Ibeo Lidar enthält im Fall eines fehlerfrei funktionierenden Sensors kaum noch Detektionen. Sobald die Zahl der nach dem Stempeln verbleibenden Detektionen einen Grenzwert überschreitet, wird auf einen Sensorfehler geschlossen und der Plausibilitätswert abgewertet. Im Fall von Nebel, Regen oder Schnee besteht die Möglichkeit, dass der Grenzwert auch bei einem fehlerfreien Sensor überschritten wird. Denkbare Lösungen für dieses Problem sind, die Teilprüfung in solchen Szenarien nicht zu verwenden, was die Erkennung dieser Witterungseinflüsse voraussetzt, oder eine laufende Statistik der Zahl der verbleibenden Detektionen zu erheben und den Plausibilitätswert nur bei starken Veränderungen dieser Statistik abzuwerten. Dabei muss auch bedacht werden, dass die beschriebenen Witterungsbedingungen grundsätzlich zu einem Funktionsausfall von Lidarsensoren führen können. Es muss daher bekannt sein, ab welchem Grad der Beeinflussung durch Regen, Schnee oder Nebel den Ergebnissen der Lidarsensoren nicht mehr zu trauen ist. Der Grenzwert für ein fehlerfreies und nicht witterungsbeeinflusstes Szenario wird über eine statistische Erhebung in mehreren, für den Einsatz des aDDa-Fahrzeugs repräsentativen Szenarien bestimmt. Diese Erhebung konnte bis zum Ende der Masterthesis aus Zeitgründen nicht mehr durchgeführt werden. Das gilt nicht nur für die Teilprüfung des Ibeo Lidar, sondern für alle drei Umgebungssensoren. Die Teilprüfungen sind daher auch noch nicht getestet.

Die Teilprüfung des Velodyne Lidar läuft grundsätzlich genauso ab wie die des Ibeo Lidars. Der einzige Unterschied sind die ringförmigen Bodenreflexionen, die ebenfalls aus der Punktwolke gestempelt werden müssen. Eine Möglichkeit, die Ringe zu erkennen, wäre zum einen, alle Detektionen zu stempeln, deren z-Komponente der Höhe des Sensors über dem Boden entspricht. Diese Variante ist allerdings bei Steigung oder Gefälle problematisch, da die Ringe entweder nicht gelöscht werden oder zusätzlich Detektionen gelöscht werden, die nicht zu den Ringen gehören. Zum anderen ließe sich die Objekterkennung um die Ringe erweitern, um diese mit den Objekten zu stempeln.

Das charakteristische Muster der gestempelten Punktwolken ist beim Radar ein anderes als bei den beiden Lidarsensoren. Abseits der gestempelten Objekte existieren mehr einzelne Detektionen. Diese sind jedoch in jedem Detektionsschritt zufällig anders verteilt. Mit einer Berechnung der Kreuzkorrelation der gestempelten Detektionen lässt sich nachweisen, dass eine stochastische Verteilung vorliegt und keine Muster in den verbleibenden Detektionen vorliegen. Diese würden auftreten, wenn Bereiche dauerhaft mit einem Rauschen belegt sind. Solange eine stochastische Verteilung vorliegt, lässt sich auf eine fehlerfreie Funktion des Sensors schließen, der Plausibilitätswert wird dann nicht abgewertet. Zusätzlich zu dieser Prüfung ist es auch beim Radar sinnvoll, die Anzahl der verbleibenden Detektionen zu beobachten und den Plausibilitätswert abhängig von dieser Anzahl abzuwerten. Die Statistik für diese Teilprüfung und der Bereich, in dem der Korrelationskoeffizient der gestempelten Punktwolke zu erwarten ist, sind aus Zeitgründen noch nicht ermittelt.

4.7 Betrachtung der Reichweite

In dieser Teilprüfung wird die in einem Detektionsschritt erreichte Reichweite der Umgebungssensoren als Indikator für einen Sensorfehler betrachtet. Alle drei Umgebungssensoren verfügen über eine technisch bedingte Maximalreichweite. Sofern in diesem Bereich Objekte existieren, sollte der Sen-

sondetungen bis zu seiner Maximalreichweite aufweisen. Wenn in dieser Entfernung keine Objekte existieren, ist zumindest davon auszugehen, dass die maximal entfernten Detektionen nicht von einem auf den nächsten Detektionsschritt deutlich näher am Egofahrzeug liegen. Der Grund dafür ist, dass sich das maximal entfernte Objekt kontinuierlich auf den Sensor zu bewegt. Eine plötzliche Erhöhung der Distanz zur am weitest entfernten Detektion ist hingegen plausibel. Dieser Fall tritt ein, wenn ein Objekt erstmals im Detektionsbereich des Sensors liegt. Ein Einbruch der Reichweite deutet hingegen auf einen Sensorfehler hin. Eine Ausnahme davon bilden Situationen mit dichtem Verkehr oder einem dichten Auffahren auf andere Fahrzeuge, z.B. an Lichtsignalanlagen. In diesen Fällen kann es vorkommen, dass die Reichweite des Sensors sehr schnell und nicht kontinuierlich einbricht, weil Bereiche des FOV durch Fahrzeuge oder andere Objekte, die seitlich in den Detektionsbereich eintreten, plötzlich verdeckt werden. Eine Verdeckung durch sich seitlich zum Egofahrzeug bewegende Objekte, bspw. durch Spurwechsel oder durch Kreuzungsverkehr, kann auch wenn dies in weiterer Entfernung geschieht zu einem Einbruch der Reichweite führen. Eine weitere Ausnahme, in der es zu einem plausiblen Einbruch der Reichweite kommt, ist ein sich schneller als das Egofahrzeug bewegendes Objekt, das in der Entfernung aus dem FOV fährt. Sollte diese Teilprüfung in Zukunft eingesetzt werden, müssen die betrachteten Detektionen daher getrackt und ihre Position für den nächsten Detektionsschritt präzisiert werden. Dadurch lässt sich ein auf diese Weise entstandener Einbruch der Reichweite plausibilisieren. Mit einer Prädiktion der Bewegung aller Objekte lassen sich auch Einbrüche durch Spurwechsel vorhersehen.

Die Distanz der Detektionen zum Sensor wird in Matlab aus dem Betrag der drei Komponenten der Detektion in der Punktwolke berechnet. Die Distanzen aller Detektionen eines Detektionsschritts werden in eine Matrix geschrieben und absteigend sortiert. Dadurch ist es möglich, die maximal erreichte Reichweite abzulesen. Um die Teilprüfung weniger anfällig für Clutter oder Detektionen, die nur für einen Detektionsschritt in der Reichweite des Sensors liegen, zu machen, wird statt des Maximalwerts die durchschnittliche Entfernung der zehn am weitesten entfernten Detektionen jedes Schritts betrachtet.

Wie die in Kapitel 4.6 beschriebenen Teilprüfungen wurden auch die drei Teilprüfungen dieses Kapitels nur in Ansätzen entwickelt und nicht getestet. Die in den vorherigen Kapiteln beschriebenen Teilprüfungen wurden im Rahmen dieser Masterthesis priorisiert, weil sie als aussagekräftiger und erfolgversprechender bewertet wurden. In der Entwicklung der Teilprüfungen zur Reichweite zeigt sich bereits, dass diese Annahme zutreffend ist.

Das Szenario, aus dem die in Abbildung 4-12 und Abbildung 4-13 gezeigten Verläufe stammen, ist eine Stadtfahrt auf der mehrstreifigen Rheinstraße in Darmstadt stadtauswärts. Ab 14:43:00 hält das Fahrzeug an einer Lichtsignalanlage. Die Reichweite geht wegen eines unmittelbar davorstehenden Fahrzeugs nach unten. Das weitere Absinken der Reichweite ab 14:43:15 liegt an einem Fahrzeug, das ab diesem Zeitpunkt auf dem Fahrstreifen neben dem Egofahrzeug hält. Die Fahrt ist repräsentativ für den vorgesehenen Einsatz des aDDa-Fahrzeugs im Stadtverkehr. In anderen Szenarien, die hier nicht weiter vorgestellt werden, ergeben sich ähnliche Verläufe der Parameter.

In Abbildung 4-12 zeigt sich, dass die durchschnittliche Reichweite der zehn am weitesten entfernten Detektionen beim Radar und dem Ibeo Lidar stark schwankt. Insbesondere die Rückgänge sind problematisch für diese Teilprüfung, weil diese Rückschlüsse auf einen Sensorfehler geben können und erkannt werden sollen. Die Gründe für die Einbrüche sind nicht auszumachen. Wenn bereits in einem fehlerfreien Signal starke Einbrüche auftreten können, sind diese nicht von fehlerbedingten Einbrüchen zu unterscheiden. Die Abweichungen des Velodyne Lidar sind deutlich geringer, sodass eine Umsetzung der Teilprüfung für diesen Sensor möglich erscheint. Wahrscheinlich liegt das an der höheren Position des Sensors auf dem Dach des aDDa-Fahrzeugs, weil dadurch das FOV des Sensors und damit die „Sicht“ auf entfernte Objekte seltener durch andere Fahrzeuge oder Objekte verdeckt wird. Abbildung 4-13 zeigt den Verlauf der Veränderung der Reichweite zwischen zwei aufeinander folgenden Detektionsschritten. In einer Umsetzung der beschriebenen Teilprüfung wäre dieser Parameter der zu beobachtende. Zu beachten ist die unterschiedliche Skalierung der y-Achse. Die Schwankungen zwischen zwei Detektionsschritten sind beim Ibeo Lidar am größten, beim Radar sind die Extrema etwa halb so hoch und beim Velodyne Lidar deutlich geringer. Nur in Ausnahmefällen ändert sich bei diesem Sensor die Reichweite zwischen zwei Detektionsschritten um mehr als 0,5 m. Im Schnitt liegen in diesem Testszenario beim Ibeo 21,4 m, beim Radar 4,64 m und beim Velodyne 0,15 m zwischen zwei aufeinander folgenden Schritten. Dies bestätigt die Annahme, dass die Veränderungen der Reichweite in einem fehlerfreien Szenario beim Radar und dem Ibeo Lidar zu groß sind, um durch Sensorfehler ausgelöste Einbrüche zu erkennen.

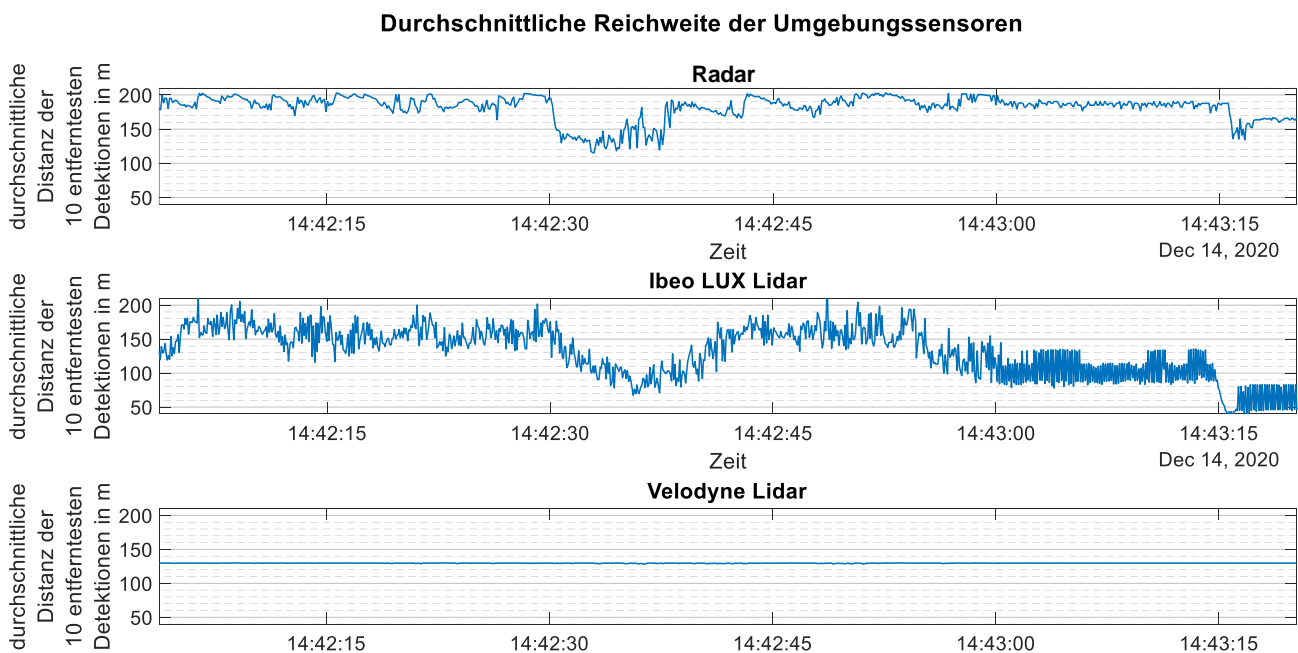


Abbildung 4-12: Durchschnittliche Reichweite der Umgebungssensoren

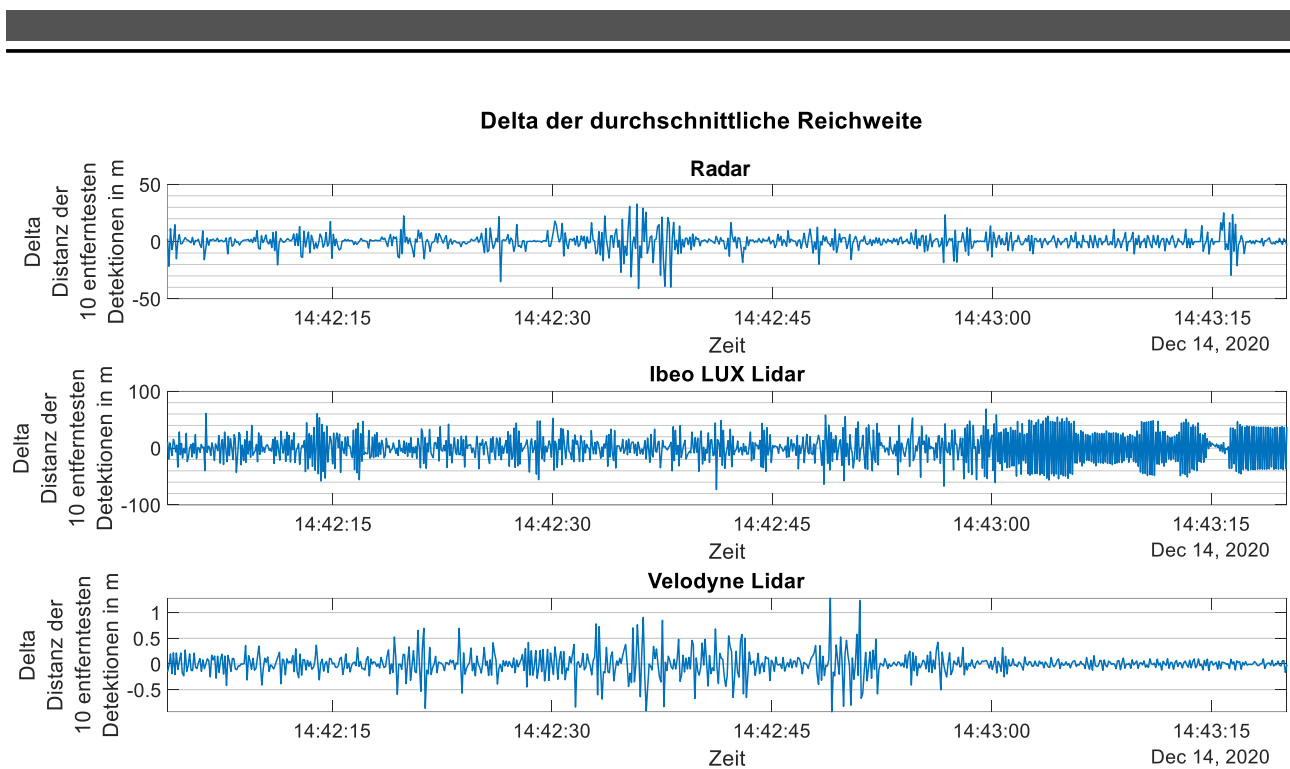


Abbildung 4-13: Veränderung der Reichweite der Umgebungssensoren

4.8 Evaluierungs- und Entscheidungsebene

In diesem Unterkapitel wird die Evaluierungs- und Entscheidungsebene beschrieben. Aufgrund der geringen Anzahl umgesetzter und ausreichend getesteter Teilprüfungen sind die Komplexität und der Umfang dieser Ebene gering. Zusätzliche Ansätze für eine zukünftige Erweiterung der Evaluierungs- und Entscheidungsebene enthält daher das Ausblickkapitel 7.2.

In der Evaluierungs- und Entscheidungsebene wird aus den Plausibilitätswerten der Teilprüfungen die Plausibilität und Vertrauenswürdigkeit der Sensoren für jeden Detektionsschritt bestimmt. Dazu werden die Plausibilitätswerte der Teilprüfungen betrachtet, in denen Daten des jeweiligen Sensors verarbeitet werden. Der niedrigste Plausibilitätswert aller Teilprüfungen eines Sensors ergibt den endgültigen Plausibilitätswert dieses Sensors. Neben den Einzelprüfungen werden dabei auch die Kombinationsprüfungen betrachtet. Die Kombinationsprüfungen sind, wie in Kapitel 3.1 und 4.2 erläutert, zwar geeignet Sensorfehler zu detektieren, jedoch nicht um den fehlerhaften Sensor zu identifizieren. Dazu muss die Information aus einer anderen Kombinations- oder Einzelprüfung, bei der einer der beiden Sensoren getestet wird, herangezogen werden. Bei den Kombinationsprüfungen entstehen durch die unterschiedlichen Messfrequenzen der Sensoren für einen der Sensoren mehr Plausibilitätswerte als Detektionsschritte, die dieser in dem jeweiligen Szenario aufweist. Eine Synchronisierung der Plausibilitätswerte der Teilprüfungen auf Basis des minimalen zeitlichen Abstands zwischen den Detektionsschritten der Sensoren ist in das Skript der Evaluierungs- und Entscheidungsebene implementiert. Die Teilprüfungen, bei denen Daten zweier aufeinander folgender Detektionsschritte eines Sensors verglichen werden, weisen in den Testszenarien einen Zeitschritt weniger auf als die anderen Einzelprüfungen. Der Grund ist, dass der Vergleich erst nach dem zweiten Detekti-

onsschritt ausgeführt werden kann Sowohl dieser Umstand als auch die Asynchronität der Kombinationsprüfungen sind in einem späteren Echtzeitbetrieb im aDDa-Fahrzeug nicht mehr relevant, weil in diesen Fällen für die Evaluierung eines Detektionsschritts die jeweils neuesten Daten der Teilprüfungen herangezogen werden. Da in der in dieser Masterthesis entwickelten Methodik mit aufgezeichneten Sensordaten gearbeitet wird, müssen diese Punkte beachtet werden.

5 Auslegung, Test und Bewertung der Methodik

Dieses Kapitel umfasst die Auslegung der Parameter der Berechnung der Plausibilitätswerte, sowie daran angeschlossen Test und Bewertung der in Kapitel 4 beschriebenen Teilprüfungen. Das Kapitel beschränkt sich dabei auf die zu Ende entwickelten Teilprüfungen der Kreuzkorrelation und der Layererkennung. Bei allen anderen Teilprüfungen wird in Kapitel 4 gezeigt, dass sie ungeeignet sind eine Aussage über die Plausibilität der Sensordaten zu treffen, oder es wird dargelegt, dass die hinter andere Teilprüfungen zurückgestellt werden und aufgrund der zur Verfügung stehenden Zeit nicht zu Ende entwickelt werden können. Zu Beginn des Kapitels werden außerdem die für Auslegung und Test der Teilprüfungen verwendeten Szenarien vorgestellt und das Vorgehen bei der Berechnung der Plausibilitätswerte erläutert. Aufgrund der Verwendung der Testszenarien sowohl in der Auslegung als auch dem Test, sowie dem ähnlichen Ablauf der beiden Arbeitsschritte, ist die Auslegung Teil dieses Kapitels und nicht Teil der Umsetzung.

5.1 Beschreibung der Testszenarien

Dieses Unterkapitel beschreibt die fünf für die Auslegung der Teilprüfungen ausgewählten Szenarien. Das aDDa-Fahrzeug soll in Zukunft in erster Linie im Stadtverkehr eingesetzt werden. Daher sind drei der ausgewählten Szenarien Stadtfahrten. Daneben werden die Parameter der Teilprüfungen auch anhand einer Autobahnfahrt und einem stadtnahen Landstraßenabschnitt ausgelegt. Für Test und Bewertung werden weitere Szenarien verwendet, die im Laufe des Kapitels weniger umfangreich vorgestellt werden. Das Szenario, in dem die Simulation von Sensorfehlern durch die Manipulation der Sensordaten vorgenommen wird, hat jedoch eine größere Bedeutung für das Vorgehen und wird daher neben den fünf erstgenannten Testszenarien vorgestellt. In diesem Unterkapitel werden die Szenarien beschrieben und dargelegt, warum sie für Test und Bewertung der Teilprüfungen ausgewählt werden.

5.1.1 Aral-Tankstelle

Dieses Szenario beginnt in der Anfahrt auf die Aral-Tankstelle in der Heinrichstraße in Darmstadt in der Nähe des Campus Lichtwiese. Das Fahrzeug biegt von einer zweistreifigen Straße auf das Gelände der Tankstelle. Dort fährt es unter der Überdachung zwischen dem Tankstellengebäude und den Zapfsäulen hindurch und hält an der Ausfahrt zur Straße. Dort wird der Querverkehr passieren gelassen und schließlich angefahren, um in die Heinrichstraße einzubiegen. Die Gründe warum dieses Szenario zum Test der Teilprüfungen genutzt wird, sind seine Besonderheiten im Vergleich zu einer Fahrt, die nur auf Straßen stattfindet. Diese sind der Abbiegevorgang, die langsame Fahrt mit kleinen Kurvenradien auf dem Gelände der Tankstelle, der enge Fahrkorridor und der dicht vorbeifahrende Querverkehr beim Verlassen der Tankstelle. Diese Faktoren treten auf den anderen gewählten Szenarien nicht auf. Dichter vorbeifahrender Querverkehr und Abbiegevorgänge sind allerdings Aktionen die häufig im Stadtverkehr auftreten und sollten daher getestet werden. Die anderen Faktoren sind hingegen eine Herausforderung für die Teilprüfungen, weil sich dadurch schnell verändernde Punktwolken ergeben. Das Szenario dauert 52 s. Abbildung 5-1 zeigt die Anfahrt auf die Tankstelle.



Abbildung 5-1: Testscenario Aral-Tankstelle

5.1.2 Böllenfalltorweg

Der Böllenfalltorweg liegt in unmittelbarer Nähe des Campus Lichtwiese der TU Darmstadt und wird häufig genutzt, um mit dem aDDa-Fahrzeug zum Flugplatz in Griesheim zu fahren. Die Straße lässt sich als schwach ausgebaute Landstraße beschreiben, da es sich um eine innerstädtische Straße in schlechtem Zustand handelt, ist die erlaubte Höchstgeschwindigkeit 30 km/h. Zur rechten Seite des Fahrzeugs befindet sich eine Wiese, links der Fahrbahn ein Waldstück. Das Szenario wird beim Test der Teilprüfungen verwendet, weil es durch seine Nähe zum Campus Lichtwiese häufig befahren wird und einer Landstraßenfahrt ähnelt. Zum Zeitpunkt der ersten Tests wurden mit dem aDDa-Fahrzeug noch keine Messfahrten auf Landstraßen durchgeführt. Diese sind zwar nicht der hauptsächlich vorgesehene Einsatzort des Fahrzeugs, ein Test der Plausibilitätsprüfung auf dieser Art Straßen kann trotzdem Erkenntnisse für die Gestaltung und Auslegung der Prüfungen geben. Die Freifläche auf der einen Seite des Fahrzeugs und die Bäume auf der anderen Seite machen dieses Szenario zusätzlich interessant, da es zeigt, wie die Sensoren mit diesen beiden Umgebungen umgehen. Das Szenario ist etwa 25 s lang. Abbildung 5-2 zeigt exemplarisch ein Kamerabild aus der Messfahrt.



Abbildung 5-2: Testscenario Böllenfalltorweg

5.1.3 Rheinstraße

Diese Fahrt auf der Rheinstraße in Darmstadt beginnt nach der Kreuzung zu Am Kavalleriesand und Zweifalltorweg. Fahrtrichtung auf der mit drei Fahrstreifen ausgebauten Straße ist stadtauswärts in Richtung Griesheim. Die Gegenfahrbahn ist durch eine Leitplanke abgetrennt, rechts der Straße befinden sich Bäume. Hinter diesen verläuft die Straßenbahntrasse, auf der dem aDDa-Fahrzeug eine Straßenbahn entgegenkommt. Die Fahrt endet vor der Abzweigung in Richtung Griesheim. Das Szenario steht exemplarisch für eine Stadtfahrt auf einer Straße mit mehreren Fahrstreifen. Die Verkehrsdichte ist gering bis moderat. Vor dem aDDa-Fahrzeug befindet sich durchgängig ein anderes Fahrzeug, zum Ende der Aufzeichnung überholt ein anderes auf dem linken Fahrstreifen. Die Messfahrt dauert 25 s. Abbildung 5-3 zeigt einen Ausschnitt aus diesem Testszenario.



Abbildung 5-3: Testszenario Rheinstraße

5.1.4 Landskronstraße

Die Fahrt auf der Landskronstraße erstreckt sich über den Abschnitt zwischen den Lichtsignalanlagen an der Kreuzung zur Ludwigshöhstraße und der Heidelberger Straße. Sie steht exemplarisch für eine Stadtfahrt mit Lichtsignalanlagen auf einer Straße mit einem Fahrstreifen und enthält weitere Situationen, die typisch für eine innerstädtische Fahrt sind. Während der Fahrt wird auf ein vorausfahrendes Fahrzeug aufgeschlossen, das im weiteren Verlauf abbiegt. Daraufhin ergibt sich vor dem Ego-fahrzeug eine freie Straße, bis zum Ende des Szenarios, an dem an einer Lichtsignalanlage hinter einem Lkw gehalten wird. Der Gegenverkehr ist zu Beginn der Fahrt dicht und ist im letzten Drittel der Fahrt gering. Am Straßenrand und teilweise auf der Straße befinden sich Schneereste. Die Dauer der Fahrt beträgt 50 s. Abbildung 5-4 zeigt einen Ausschnitt aus der Mitte des Testszenarios.



Abbildung 5-4: Testszenario Landskronstraße

5.1.5 A5 Richtung Weiterstadt

Dieses Szenario wird gewählt, um die Teilprüfungen während einer Autobahnfahrt zu testen. Der Autobahnabschnitt zwischen dem Darmstädter Kreuz und Weiterstadt hat fünf Fahrstreifen. Die Verkehrsdichte während der Messfahrt ist moderat, wobei die rechten Fahrstreifen dichter befahren sind als die linken. Das Egofahrzeug überholt auf dem mittleren Fahrstreifen einige Fahrzeuge und wird dabei selbst auf den linken Fahrstreifen überholt. Rechts der Fahrbahn befinden sich Lärmschutzwände. Die Dauer der Messfahrt beträgt 26 s. Abbildung 5-5 zeigt exemplarisch ein Kamerabild aus der Messfahrt.



Abbildung 5-5: Testszenario A5 Richtung Weiterstadt

5.1.6 Referenzszenario auf der Rheinstraße

Dieses Szenario wird für die Tests der Teilprüfungen in manipulierten Szenarien genutzt. In diesen wird der Einfluss von Sensorfehlern simuliert. Das Szenario ist eine Fahrt auf der mehrstreifigen Rheinstraße in Darmstadt zwischen den Kreuzungen zur Neckarstraße und der Berliner Allee. Die Verkehrsdichte ist moderat. Am Ende des Szenarios hält das aDDa-Fahrzeug hinter mehreren Fahrzeugen an einer Lichtsignalanlage. Das Szenario wird als Referenzszenario ausgewählt, weil es exemplarisch für eine Stadtfahrt und damit für den vorgesehenen Einsatzbereich des aDDa-Fahrzeugs ist. Im Gegensatz zu den anderen vorgestellten Stadtfahrten liegen in diesem Szenario außerdem keine Einflüsse durch Schnee auf der Straße vor. Abbildung 5-6 zeigt ein Kamerabild aus diesem Szenario.



Abbildung 5-6: Referenzszenario auf der Rheinstraße

5.2 Vorgehen bei der Berechnung des Plausibilitätswerts

Dieses Unterkapitel erläutert das grundsätzliche Vorgehen bei der Berechnung des Plausibilitätswerts der einzelnen Teilprüfungen. Die Parameter, nach denen eine Auf- und Abwertung des Plausibilitätswerts durchgeführt wird, werden in den folgenden Unterkapiteln 5.3 und 5.4 erarbeitet.

Bei der Bestimmung der Plausibilitätswerte der einzelnen Teilprüfungen orientiert sich diese Arbeit, wie in Kapitel 3.1 beschrieben, an der Arbeit von Versmold und Saeger²⁹. Der Bereich, den der Plausibilitätswert annehmen kann, wird zwischen +1 und -1 festgelegt. Wobei alle Plausibilitätswerte zu Beginn einer Fahrt auf +1 gesetzt werden Anders als bei Versmold und Saeger²⁹ gilt die Festlegung des Korridors des Plausibilitätswerts auch für die Einzelprüfungen. Versmold und Saeger²⁹ führen diesen Korridor nur bei redundanz- und modellbasierte Prüfungen ein, weil bei diesen von einer

²⁹ Versmold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006).

grundlegenden Abweichung zwischen den beiden verglichenen Parametern auszugehen ist. Da bei einigen Einzelprüfungen, wie z.B. den Kreuzkorrelationsprüfungen, Daten aus zwei unterschiedlichen Detektionsschritten verglichen werden, ist auch bei diesen Teilprüfungen mit einer grundsätzlichen Abweichung zwischen den verglichenen Daten zu rechnen. Um den Korridor für alle Einzelprüfungen gleich zu halten, wird dieser deshalb auch auf +1 bis -1 festgelegt. Außerdem werden dadurch der Vergleich und die Auswertung der Plausibilitätswerte in der Evaluierungs- und Entscheidungsebene vereinfacht.

Die Tests der Teilprüfungen haben gezeigt, dass die Grenzwerte der Plausibilitätswertberechnung, um in manchen fehlerfreien Szenarien dauerhaft einen Plausibilitätswert von +1 zu halten, so hoch gewählt werden müssen, dass darunter die Sensitivität leidet. Der Plausibilitätswert wird deshalb erst ab einem Wert von unter +0,5 als Fehler betrachtet. Dadurch verringert sich die Zahl der False Positives durch Prüfungsparameter, die trotz fehlerfreier Sensorfunktion außerhalb der Grenzwerte liegen. Der Wert von +0,5 wird zu Beginn der Auslegung der Plausibilitätswertberechnung festgelegt, weil er auf einem Viertel der Skala von +1 bis -1 liegt und damit zwar nah am maximalen Plausibilitätswert liegt, aber trotzdem Raum für einige Detektionsschritte außerhalb der festgelegten Grenzwerte bietet. Der Wert erweist sich in den Tests der Teilprüfungen als guter Kompromiss zwischen Genauigkeit und Sensitivität der Methodik. Sofern die Sensorabweichung sich nur auf einen kurzen Zeitraum beschränkt, kann das System das Fahrzeug weiterhin sicher steuern. Aufgrund der Messfrequenz der Sensoren beträgt der Zeitraum, bis ein Fehler erkannt wird, mit dieser Auslegung 0,7 s (Velodyne und Radar) bzw. 0,525 s (Ibeo). Dieser Wert kann in Zukunft durch weitere Tests und zusätzliche Teilprüfungen verändert werden und sollte für jede Veränderung an der Plausibilitätsprüfung erneut validiert werden. Denkbar ist darüber hinaus, dass besonders starke Abweichungen in einer zukünftigen Umsetzung direkt zu einer Abwertung auf +0,4 führen. Für einen Spezialfall der Kreuzkorrelationsprüfungen ist die Abwertung des Plausibilitätswerts bereits auf diese Weise umgesetzt. Eine Fehlfunktion der Sensoren wird nach dem Start des Systems aufgrund der Schwelle bei einem Plausibilitätswerts von +0,5 erst nach 0,7 s bzw. 0,525 s erkannt. Deshalb erscheint es sinnvoll, dass das Fahrzeug erst nach diesem Zeitraum losfährt, in dem sich das System einstellen kann. In der Realität würde zwischen dem Start der Sensoren und des Systems und dem Losfahren des Fahrzeugs ohnehin Zeit vergehen, die mit großer Wahrscheinlichkeit länger ist als die für das Erkennen eines Fehlers notwendigen 0,7 s.

Der Tiefstwert der Plausibilitätswerte von -1 wurde in Anlehnung an Versmold und Saeger³⁰ gewählt, damit die Aufwertung des Plausibilitätswerts länger dauert. Dadurch schlägt sich ein nicht dauerhaft, aber über einen längeren Zeitraum wiederholt auftretender Fehler deutlicher im Verlauf des Plausibilitätswerts nieder. Dieses Auftretensmuster eines Fehlers ist für die automatisierte Fahrzeugführung problematisch, weil keine mittelfristige Planung der Trajektorie möglich ist.

Eine Überschreitung der Grenzwerte einer Teilprüfung führt zu einer Abwertung des Plausibilitätswerts um 0,1. Eine Abwertung wird erst dann ausgeführt, wenn innerhalb der letzten fünf Detektionsschritte mindestens eine Überschreitung des Grenzwerts vorlag. Dadurch haben Ausreißer in den

³⁰ Versmold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006), S. 2 f.

Sensordaten keinen Einfluss auf den Plausibilitätswert. Die Begründung für dieses Vorgehen wird in Kapitel 5.3.1 genannt. Für einige Teilprüfungen ergeben sich ein oberer und ein unterer Grenzwert. Ist das der Fall, werden die Gründe dafür im Kapiteln der jeweiligen Teilprüfung erläutert. Der Plausibilitätswert wird um 0,01 aufgewertet, wenn der in der Teilprüfung untersuchte Parameter nicht den Grenzwert überschreitet. Die Aufwertung ist geringer als die Abwertung, damit wiederholt auftretende Fehler stärker in die Berechnung des Plausibilitätswerts einfließen. Die Begründung dafür ist dieselbe wie für den Tiefstwert des Plausibilitätswerts von -1. Wenn über einen längeren Zeitraum keine weitere Grenzüberschreitung auftritt, steigt der Plausibilitätswert um mehr als 0,01 pro Sekunde, da in diesem Fall davon auszugehen ist, dass der vorherige Fehler abgeklungen ist und den Sensordaten wieder vertraut werden kann Das genaue Vorgehen wird in Kapitel 5.3.1 beschrieben.

5.3 Kreuzkorrelationsprüfungen

In diesem Unterkapitel wird beschrieben wie die Berechnungsparameter der Teilprüfungen zur Kreuzkorrelation ausgelegt werden und wie diese danach in weiteren Szenarien getestet und bewertet werden. Tabellen anhand derer sich das Vorgehen bei der Auslegung der Berechnungsparameter des Plausibilitätswerts und bei den Tests der Teilprüfungen nachvollziehen lässt befinden sich im Anhang am Ende der Arbeit (S. 97 und 100).

5.3.1 Auslegung der Parameter zur Berechnung des Plausibilitätswerts

In Kapitel 5.2 wird das grundsätzliche Vorgehen bei der Berechnung der Plausibilitätswerte der einzelnen Teilprüfungen vorgestellt. Die Grenzwerte, nach denen der in einer Teilprüfung ermittelte Wert zu einer Ab- oder Aufwertung des Plausibilitätswerts führt, sind für jede Teilprüfung einzeln festzulegen. Die Bestimmung dieser Grenzwerte findet anhand der in Kapitel 5.1 beschriebenen Testszenarien statt. Das Ziel ist, die Teilprüfungen so auszulegen, dass der Plausibilitätswert in keinem der Testszenarien unter +0,5 fällt. Das Vorgehen ist iterativ angelegt. In den Teilprüfungen wird der Korrelationskoeffizient zwischen zwei Matrizen, die sich aus den Punktwolken ergeben, berechnet. Wenn dieser unter einen gewissen Wert fällt, spricht das dafür, dass die Abweichung der beiden Punktwolken zu groß ist und ein Sensorfehler vorliegt. Dieser Grenzwert ist in der Auslegung für jede Teilprüfung zu ermitteln. Zunächst werden Ausgangswerte für den ersten Iterationsschritt festgelegt. Von diesem Ausgangswert ausgehend wird in weiteren Iterationsschleifen der endgültige Grenzwert bestimmt.

Im Verlauf eines ersten Durchlaufs des beschriebenen Vorgehens mit einer allerdings fehlerhaften Umsetzung der Teilprüfungen ist deutlich geworden, dass die Berechnung der Korrelationskoeffizienten verändert werden muss. Aus diesem Grund werden die Teilprüfungen um die in Kapitel 4.4 beschriebene Sortierung der Detektionen erweitert. Die in diesem ersten Durchlauf ermittelten Parameter sind hinfällig und müssen neu ermittelt werden. Es ergeben sich allerdings einige Erkenntnisse, die im Folgenden beschrieben werden und im zweiten Durchlauf Beachtung finden.

Die Berechnung des Plausibilitätswerts wird so angepasst, dass erst bei zwei Überschreitungen des Grenzwerts innerhalb von fünf Schritten eine Abwertung durchzuführen ist. Anderenfalls wird die

Überschreitung als Ausreißer gewertet. Einmalige Ausreißer entstehen nicht durch Objekte an der Position der jeweiligen Detektion. Daher sollten sie keinen Einfluss auf die Steuerung des Fahrzeugs haben und auch den Plausibilitätswert nicht beeinflussen. Der Zeitraum von fünf Detektionsschritten wird zur Unterscheidung zwischen unabhängigen Einzelereignissen und auf ein dauerhaft auftretendes Objekt zurückzuführende Ereignisse angenommen. Ein Ereignis muss daher mindestens in jedem fünften Detektionsschritt auftreten, um einen Einfluss auf den Plausibilitätswert zu haben. Da auch bei einem dauerhaft auftretenden Ereignis einzelne, ggf. aufeinander folgende, Schritte außerhalb der Grenzwerte liegen können, wird die Abgrenzung zu einem Einzelereignis nicht auf jeden zweiten oder dritten Detektionsschritt gesetzt. Die Annahme, dass der Abstand von fünf Detektionsschritten geeignet ist Einzel- von dauerhaften Ereignissen zu unterscheiden, muss für jede Teilprüfung separat validiert werden, was im Rahmen dieser Arbeit nicht durchgeführt wird. Die gestaffelte Aufwertung des Plausibilitätswerts geht ebenfalls auf die Erfahrungen des ersten Durchlaufs zurück. Anderenfalls dauert es mitunter zu lange, bis dieser wieder bei +1 ist und den Sensordaten wird trotz fehlerfreier Funktion des Sensors zu lange nicht vertraut. Die Aufwertung wird nach folgenden Überlegungen gestaffelt. Nach 5 s sollte der Plausibilitätswert wieder +1 erreichen, auch wenn er bei -1 liegt. In den ersten zwanzig Schritten liegt die Aufwertung bei +0,01, damit wiederholt auftretende Fehler entsprechend stark im Plausibilitätswert widerspiegelt werden. Für den Radar und den Velodyne Lidar ergibt das eine Dauer von 2 s. Für den Ibeo aufgrund der höheren Messfrequenz 1,7 s. Für die Detektionsschritte 21 bis 50 nach einer Abwertung wird der Plausibilitätswert um +0,02 aufgewertet, für die Schritte 51 bis 63 um +0,1. Sobald während einer Aufwertungsphase eine Abwertung auftritt, beginnt die Aufwertung wieder mit +0,01.

5.3.1.1 Untersuchung des Einflusses von Sensorfehlern auf den Verlauf der Korrelationskoeffizienten

Eine weitere Erkenntnis dieses ersten Durchlaufs ist, dass nicht alle Teilprüfungen geeignet sein könnten, Sensorfehler zu finden. Daher wird überprüft, ob es mit den Teilprüfungen theoretisch möglich ist, Sensorfehler zu detektieren, um auszuschließen, dass die Weiterentwicklung der Teilprüfungen sinnlos ist. Dazu werden die realen mit manipulierten Verläufen einer Testfahrt verglichen. Die Manipulationen werden auf das in Kapitel 5.1 beschriebene Referenzszenario auf der Rheinstraße angewandt, weil es als Stadtszenario repräsentativ für den angestrebten Einsatzort des aDDa-Fahrzeugs ist und im Gegensatz zur anderen in Kapitel 5.1 vorgestellten Stadtfahrt keine Einflüsse durch Schnee auf der Straße vorliegen. Außerdem liegen die Korrelationskoeffizienten in diesem Szenario in allen Teilprüfungen im Vergleich mit den anderen Szenarien im niedrigen Bereich. Daher ist davon auszugehen, dass sich gerade in diesem Szenario Sensorfehler erkennen lassen. Die Manipulation der Punktwolken wird in Matlab durchgeführt. Je nach Fehler werden dazu Teile oder die gesamte Punktwolke eines oder mehrerer Detektionsschritte verschoben oder gelöscht.

In Kapitel 3.3.1 sind die nach einer Fehlzustandsbaumanalyse ermittelten möglichen Sensorfehler beschrieben. Von diesen lassen sich die im Folgenden Beschriebenen durch eine Manipulation von Messdaten abbilden.

-
- Offset: Verschiebung der Detektionen eines Sensors in x -, y - und/oder z -Richtung, sowohl als dauerhaften Zustand über mehrere aufeinander folgende Detektionsschritte, als auch in einzelnen, zufällig ausgewählten Detektionsschritten. Ersterer Fehler ist auf eine Verschiebung des Sensors oder eine fehlerhafte Einbauposition zurückzuführen. Letzterer kann durch Verarbeitungsfehler bei der Auswertung der Sensorrohdaten entstehen.
 - Verdrehung der Punktwolke: Ebenfalls als dauerhaften, als auch als zufällig auftretender Fehler getestet. Die Ursachen für die jeweiligen Fehler sind dieselben wie beim Offset. Umgesetzt wird eine Verdrehung um die z -Achse. Eine Verdrehung um die anderen Raumachsen hat einen vergleichbaren Einfluss auf den Korrelationskoeffizienten. Die Veränderung der Koeffizienten kann aufgrund der Sortierung der Detektionen jedoch stärker oder schwächer sein.
 - Fehlende Bilder: Dieser Fehler äußert sich durch Detektionsschritte, in denen von den Sensoren keine Informationen in Form von Punktwolken generiert werden. Das kann entweder in einer vollständigen Verdeckung des Sensors, einem Ausfall der Sende- oder Empfangseinheit, durch Verarbeitungsfehler oder eine Unterbrechung der Strom- oder Datenverbindung begründet sein.
 - Freeze der Punktwolke, der bewirkt, dass die Punktwolke in mehreren aufeinander folgenden Detektionsschritten unverändert bleibt. Es werden sowohl längere zusammenhängende als auch zufällig, einzeln auftretende Freezes getestet. Dieser Fehler kann durch Verarbeitungs- oder Datenübertragungsfehler entstehen.
 - Winkelbereiche löschen: Diese Manipulation entspricht dem Ergebnis einer Teilblindheit. Getestet wird eine Teilblindheit über einen Winkelbereich in der x - y -Ebene. Wie bei den anderen Fehlern werden die Testszenarien sowohl für längere zusammenhängende als auch für zufällig, einzeln auftretende Detektionsschritte manipuliert. Eine Teilblindheit der Sensoren entsteht durch eine teilweise Verdeckung des Sensors oder Fehler im Sensor, bspw. bei der Verarbeitung der Messdaten oder dem Ausfall einer Laserdiode der Lidarsensoren.

Der Vergleich der Verläufe der Korrelationskoeffizienten der realen mit den manipulierten Punktwolken ergibt die folgenden Erkenntnisse:

Ein Offset lässt sich in den Einzelprüfungen nur bei der Ibeo-Teilprüfung erkennen. Allerdings auch erst ab einer Verschiebung von mehreren Metern. Eine sichere Fahrzeugsteuerung ist jedoch bei Abweichungen einiger Zentimeter schon nicht mehr zu gewährleisten. In den Kombinationsprüfungen hingegen ist ein Unterschied zwischen den Korrelationskoeffizienten schon bei kleineren Offsets in einem der geprüften Sensoren zu erkennen. Teilweise liegen die Korrelationskoeffizienten der manipulierten Szenarien über denen der realen Szenarien. Die Berechnung des Plausibilitätswerts muss daher einen unteren und einen oberen Grenzwert enthalten. Die erhöhten Koeffizienten gegenüber der realen Szenarien sind auf die durch die Fehler verschobenen oder fehlenden Detektionen zurückzuführen. Diese führen dazu, dass die Überdeckung der Detektionen zwischen einigen aufeinander folgenden Detektionsschritten gegenüber dem realen Fall geringer wird, während sie bei anderen grö-

ber wird. Eine Verdrehung um die z-Achse zeigt sich in allen Einzelprüfungen durch deutliche Abweichungen der Verläufe der Korrelationskoeffizienten. In den Kombinationsprüfungen zeigen sich Abweichungen nur bei Ibeo und Velodyne, sowie Radar und Velodyne.

Fehlende Bildbereiche lassen sich mit den Kreuzkorrelationsprüfungen nicht entdecken. Diese Fehlerart ist anders zu prüfen, da sie sich nicht in leeren Punktwolken äußert, sondern darin, dass gar kein Signal von den Sensoren ankommt. Die Prüfung für diesen Fehler wäre daher eine Zeitüberschreitungsprüfung. Im Ausblick in Kapitel 7.2 wird eine Teilprüfung für diesen Fehler beschrieben.

Ein Freeze der Punktwolke lässt sich mit den Einzelprüfungen sehr gut detektieren, in den Kombinationsprüfungen hingegen nicht. Liegt ein Freeze vor, betragen die Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen genau +1. Die Berechnung des Plausibilitätswerts der Einzelprüfungen wird daher um diesen Sonderfall ergänzt. Sobald der Korrelationskoeffizient zweimal hintereinander genau +1 beträgt, wird der Plausibilitätswert auf +0,4 abgewertet, weil durch die Eindeutigkeit der Prüfung keine False Positives entstehen können. Dadurch wird von der Prüfung sofort ein fehlerhafter Sensor gemeldet. Eine sofortige Abwertung auf 0 oder -1 ist nicht zielführend, da dem Sensor dann evtl. zu lange fälschlicherweise misstraut wird.

Blinde Winkelbereiche sorgen in der Einzelprüfung des Velodyne für eine deutliche Veränderung des Verlaufs der Korrelationskoeffizienten. Diese liegen stets höher als im realen Szenario. In den anderen Einzelprüfungen ist der Unterschied nur sehr gering. In den Kombinationsprüfungen ergeben sich nur abschnittsweise deutliche Abweichungen zwischen den Verläufen.

Bis auf die Teilblindheit lassen sich alle Fehler theoretisch finden. Allerdings wird ein vermeintlich anspruchsvolles Szenario getestet, weil die Korrelationskoeffizienten in allen Teilprüfungen im Vergleich mit den anderen Szenarien im niedrigen Bereich liegen. Dadurch sollten sich bereits kleine Ausprägungen der vier betrachteten Fehler deutlich zeigen. In anderen Szenarien könnten die Abweichungen geringer ausfallen. Außerdem bestätigt sich, dass sich dauerhaft auftretende Fehler nicht in den Einzelprüfungen zeigen, da der Korrelationskoeffizient nach der initialen Veränderung des Testparameters auf das Ausgangsniveau zurückkehrt. Tabelle 5-1 fasst die Auswertung der Vergleiche zusammen. Die grün markierten Felder stehen für starke Abweichungen und damit vermutlich gut detektierbare Sensorfehler, die Roten für keine oder sehr geringe Abweichungen und die Orangenen für deutliche Abweichungen in einer Teilprüfung oder in Ausnahmefällen.

Tabelle 5-1: Zusammenfassung des Vergleichs zwischen realen und manipulierten Testszenarien

	Offset	Verdrehen	Freeze	Teilblindheit
Einzelprüfungen	Alle schlecht, Velodyne gut erkennbar bei sehr großen Abweichungen	Alle gut	Alle sehr gut	Velodyne gut, andere kaum erhöhter Korrelationskoeffizient
Kombinationsprüfungen	Alle gut	Ibeo + Velodyne und Radar + Velodyne gut	nein	Ausnahmefälle

Mit den Erkenntnissen aus dem ersten Durchlauf, sowie dem Vergleich der Verläufe der Korrelationskoeffizienten zwischen einem realen und einem manipulierten Testszenario wird die Auslegung der Parameter zur Berechnung der Plausibilitätswerte der Teilprüfungen durchgeführt. Diese Parameter sind Grenzwerte, die der Korrelationskoeffizient in der jeweiligen Teilprüfung nicht über- bzw. unterschreiten darf.

5.3.1.2 Erste Iterationsschleife

Zur Bestimmung eines Ausgangswerts für die Grenzwerte der Korrelationskoeffizienten in der ersten Iterationsschleife wird in jedem der fünf Testszenarien der Mittelwert der oberen und unteren 10% der Korrelationskoeffizienten für den jeweiligen Sensor, bzw. die jeweilige Sensorkombination bestimmt. Als unterer Grenzwert wird der niedrigste Mittelwert der unteren 10% gewählt, als oberer Grenzwert der höchste Mittelwert der oberen 10%. Beide Werte sind auf zwei Nachkommastellen gerundet. Tabelle 5-2 zeigt eine Übersicht der daraus ermittelten Grenzwerte und gibt an, aus welchem Szenario der jeweilige Grenzwert abgeleitet ist. Mit diesen Werten werden alle Teilprüfungen auf den fünf Testszenarien getestet. Aus den Ergebnissen dieser Tests werden bei Bedarf die Grenzwerte der nächsten Iterationsschleife abgeleitet.

Tabelle 5-2: Grenzwerte der ersten Iteration der Kreuzkorrelationsprüfungen

Sensor	Oberer Grenzwert	Szenario	Unterer Grenzwert	Szenario
Ibeo	0,99	A5 Weiterstadt und Aral-Tankstelle	0,85	Aral-Tankstelle
Radar	0,99	A5 Weiterstadt	0,7	Aral-Tankstelle
Velodyne	0,97	Bölllenfalltorweg	0,85	Rheinstraße und Aral-Tankstelle
Radar + Velodyne	0,94	A5 Weiterstadt	0,63	Aral-Tankstelle
Ibeo + Radar	0,94	Aral-Tankstelle	0,7	Aral-Tankstelle
Ibeo + Velodyne	0,93	Aral-Tankstelle und Landskronstraße	0,72	A5 Weiterstadt

Fazit der ersten Iteration

Im Aral-Szenario unterschreiten alle Sensoren den auf +0,5 festgelegten Zielwert für einen guten Plausibilitätswert mindestens einmal. Dieses Szenario hatte sich bereits im ersten Durchgang als das Herausforderndste herausgestellt. Der Grund dafür ist, dass sich das Fahrzeug beim Einfahren in die Tankstelle stark um die Fahrzeughochachse dreht. Durch nahestehende Gebäude und Fahrzeuge verändert sich die detektierte Punktwolke zwischen zwei Detektionsschritten in diesem Moment stark. Das führt zu niedrigen Korrelationskoeffizienten. Der Plausibilitätswert fällt unter den angestrebten Zielwert, weil der Drehvorgang aufgrund der niedrigen Fahrzeuggeschwindigkeit relativ lange dauert. Würde das Fahrzeug schneller fahren, wären die Abweichungen zwischen den Detektionsschrit-

ten zwar größer, die Zeit, in der dieser Zustand vorliegt, aber kürzer. Das zeigt, dass diese Teilprüfungen bei Wende und Rangiermanövern zu False Positives neigen. Eine mögliche Lösung für diese Situationen ist im Ausblick in Kapitel 7.2 beschrieben. Beim Ibeo Lidar ist die Überschreitung des oberen Grenzwerts der Grund für die Abwertungen. Dieser ist nach dem Aral- und dem A5-Szenario festgelegt, der jeweils bei 0,99 liegt (0,9910 und 0,9915). Beim Radar ist hingegen die untere Grenze das Problem. Der Grenzwert ist aus diesem Aral-Szenario abgeleitet und liegt bei 0,70 (0,698). Auch beim Velodyne sorgt die untere Grenze für die Abwertungen, die bei diesem Sensor aber nur knapp unter den Grenzwert von 0,5 fallen. Der Grenzwert für den Korrelationskoeffizient des Velodyne ergibt sich aus dem Rheinstraßen-Szenario. Dort liegt er bei 0,858. Im Aral-Szenario liegt er bei 0,864 und damit sehr nahe. Die Kombination aus Radar und Velodyne hat das beste Ergebnis und fällt nur auf einen Plausibilitätswert von 0,42. Auch hier ist der untere Grenzwert ausschlaggebend. Dieser liegt bei 0,63 und wird aus dem Aral-Szenario abgeleitet. Bei der Kombination aus Radar und Ibeo werden gleich beide Grenzwerte zu häufig unter- bzw. überschritten. Beide leiten sich aus dem Aral-Szenario ab. Bei der Kombination aus Ibeo und Velodyne sorgt die obere Grenze für die Abwertungen. Auch dieser Grenzwert ergibt sich aus der Fahrt durch die Aral-Tankstelle.

Auf dem A5-Szenario ergeben sich für den Ibeo und den Radar Abweichungen über den Grenzwert des Plausibilitätswerts hinaus. Beide sind auf ein Überschreiten der oberen Grenze zurückzuführen. Diese liegt bei 0,99 und wird für beide Sensoren aus diesem Szenario abgeleitet. Für den Ibeo ergibt sich dieser hohe Wert auch auf dem Aral-Szenario. Alle anderen Sensoren zeigen auf diesem Szenario keine Abweichungen, die zu einer Abwertung führen würden.

Auf der Fahrt über die Landskronstraße ergibt sich nur bei der Kombinationsprüfung von Ibeo und Velodyne eine Unterschreitung des Grenzwerts des Plausibilitätswerts. Ursächlich dafür ist der untere Grenzwert, der auf diesem und dem A5-Szenario festgelegt wird. Das absolute Minimum für den Korrelationskoeffizient dieses Sensors liegt dabei auf der Landskronstraße. Abbildung 5-7 zeigt, dass auf der Landskronstraße mehr Werte des Korrelationskoeffizienten unterhalb des Grenzwertes liegen und vor allem über einen längeren zusammenhängenden Zeitraum. Das erklärt, warum in diesem Szenario der Grenzwert nicht ausreicht, um False Positives zu vermeiden, obwohl der Grenzwert aus anderen Szenarien abgeleitet wird. Auf dem A5-Szenario sind die niedrigen Korrelationskoeffizienten stärker über die Zeit verteilt, deshalb ergeben sich in diesem keine Abwertungen unter +0,5. Ein Herabsetzen des Grenzwerts auf 0,71 ist ausreichend, damit die Kombinationsprüfung von Ibeo und Velodyne das Landskronstraßen-Szenario besteht.

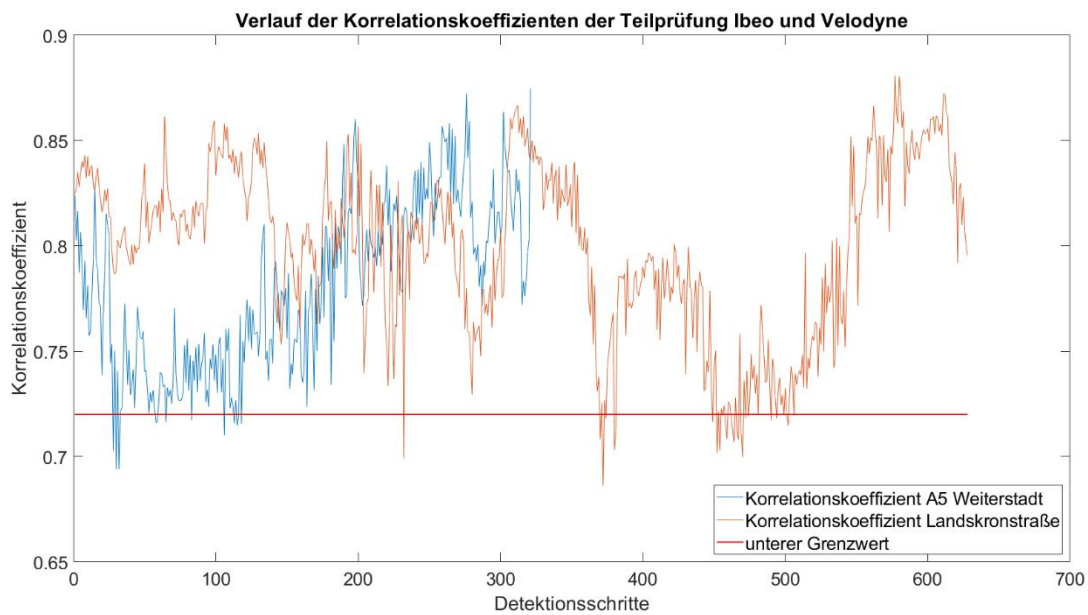


Abbildung 5-7: Verlauf der Korrelationskoeffizienten der Teilprüfung Ibeo und Velodyne

Auf dem Böllenfalltorweg erfolgt eine Abwertung nur für den Velodyne aufgrund des oberen Grenzwerts. Dieser liegt bei 0,97 und ist durch dieses Szenario festgelegt. Alle anderen Sensoren haben keine einzige Abwertung. Das bestätigt die Erfahrungen aus der ersten Iterationsphase, in der bereits abzusehen war, dass dieses Szenario für die anderen Teilprüfungen sehr leicht zu bestehen ist.

Auf der Rheinstraße gibt es bei keinem Sensor eine Abwertung unter den Grenzwert. Einzig die Einzelprüfung des Radar und die Kombinationsprüfung aus Radar und Ibeo bekommen vereinzelt Abwertungen aufgrund des unteren Grenzwertes für den Korrelationskoeffizient. Das ist insofern überraschend, als dass der untere 10%-Wert in diesem Szenario bei der Radar-Teilprüfung nahe am gesetzten Grenzwert liegt und der untere Grenzwert der Velodyne-Teilprüfung sogar aus diesem Szenario abgeleitet ist. Der Grund dafür ist, dass die niedrigen Korrelationskoeffizienten nicht hintereinander liegen, sondern weit verteilt liegen.

Tabelle 5-3 zeigt, welche Grenzwerte bereits nach der ersten Iterationsschleife gut eingestellt sind und welche weiter angepasst werden müssen. Darüber hinaus enthält die Tabelle die Information, in welchen Testszenarien die jeweilige Teilprüfung den Grenzwert des Plausibilitätswerts von +0,5 unterschritten hat.

Tabelle 5-3: Übersicht über die Güte der Grenzwerte nach der ersten Iterationsschleife

	oberer Grenzwert	unterer Grenzwert
Ibeo	schlecht, Aral und A5	gut
Radar	schlecht, A5	schlecht, Aral
Velo	schlecht, Böllenfalltorweg	schlecht, Aral
Radar + Velo	gut	schlecht, Aral

Ibeo + Radar	schlecht, Aral; mittel, Landskronstraße	schlecht, Aral
Ibeo + Velo	schlecht, Aral	schlecht, Landskron

Nur die untere Grenze beim Ibeo und die obere Grenze bei der Kombinationsprüfung von Radar und Velodyne sind bereits zufriedenstellend eingestellt und sorgen dafür, dass durch sie in keinem der Testszenarien ein False Positive erzeugt wird. Alle anderen Grenzen müssen in einer weiteren Iterationsschleife angepasst werden. Bei dieser wird auf das Testen auf dem Rheinstraßen-Szenario verzichtet, da sich für dieses bereits in der gegebenen Konfiguration keinerlei Abwertungen unter oder in der Nähe des Grenzwerts für den Plausibilitätswert von +0,5 ergaben.

5.3.1.3 Zweite Iterationsstufe

Ableitung der Gestaltung der Grenzwerte für die zweite Iterationsstufe

Die Grenzwerte für die zweite Iterationsstufe werden mit Hilfe der Plots der Verläufe der Korrelationskoeffizienten der kritischen Testszenarien ermittelt. Anhand der Verläufe wird überprüft, ob eine Aufrundung des bisherigen Grenzwerts auf drei oder mehr Nachkommastellen ausreichend ist oder ob der Mittelwert der oberen bzw. unteren 5 % der Korrelationskoeffizienten als neuer Grenzwert genutzt werden kann. Ist auch dieser Grenzwert nicht ausreichend, so wird der Wert gewählt, für den maximal sechs Detektionsschritte mit nicht ausreichendem Korrelationskoeffizienten existieren, die jeweils durch weniger als fünf Detektionsschritte mit ausreichendem Korrelationskoeffizienten getrennt sind. Dadurch nimmt der Plausibilitätswert in den kritischen Szenarien minimal +0,5 an.

Einzelprüfung Ibeo Lidar:

Der untere Grenzwert ist bereits gut eingestellt. Der obere sorgt sowohl im A5- als auch im Aral-Szenario für eine Abwertung. Das Aufrunden auf drei Nachkommastellen löst das Problem in beiden Szenarien nicht. Die oberen 5 % liegen bei 0,9938 auf dem Aral- und 0,9935 auf dem A5-Szenario. Ein Grenzwert von 0,9935 funktioniert nur auf der A5, auf der Aral-Tankstelle nicht. Der Grenzwert 0,996 ergibt in beiden Szenarien keine Abwertung des Plausibilitätswerts unter +0,5.

Einzelprüfung Radar:

Der obere Grenzwert für das A5-Szenario ist zu niedrig angesetzt. Wie beim Ibeo Lidar liegt der Wert in der ersten Iteration bei 0,99 und wird vom A5-Szenario abgeleitet. Das Runden auf die dritte Nachkommastelle bei den oberen 10 % auf 0,994 reicht nicht aus. Die oberen 5 % liegen im Schnitt bei 0,9953. Daher wird der Grenzwert auf 0,995 festgelegt. Das Unterschreiten der unteren Grenze führt auf dem Aral-Szenario zu einer Abwertung des Plausibilitätswerts. Sie liegt in der ersten Iterationsschleife bei 0,7 und ist auch auf 0,698 aufgerundet noch zu hoch. Die unteren 5 % liegen im Mittel bei 0,675. Der neue Grenzwert wird auf 0,67 festgelegt.

Einzelprüfung Velodyne Lidar:

Die obere Grenze liegt bei 0,97 und wird auf dem Böllenfalltorweg-Szenario, nach dem der Grenzwert ausgelegt ist, zu oft überschritten. Der Mittelwert der oberen 5 % ist 0,9758. Ein Grenzwert von

0,975 reicht aus, um den Plausibilitätswert über +0,5 zu halten. Der untere Grenzwert wird aus der Fahrt auf der Rheinstraße abgeleitet, wobei der Mittelwert der unteren 10 % der Korrelationskoeffizienten auf dem Aral-Szenario ähnlich niedrig liegt. Der Grenzwert der ersten Iteration ist 0,85. Der Mittelwert der unteren 5 % betragen auf dem Aral-Szenario 0,84746. Der neue Grenzwert von 0,847 funktioniert auch auf dem Rheinstraßen-Szenario, da das Minimum der Korrelationskoeffizienten dort 0,8527 beträgt und somit keinerlei Abwertungen auf diesem Szenario auftreten.

Kombinationsprüfung Radar + Velo:

Der obere Grenzwert passt bereits nach der ersten Iteration. Der unter Grenzwert liegt bei 0,63 und basiert auf den Korrelationskoeffizienten des Aral-Szenarios. Da dieser Wert bereits abgerundet ist, wird der Mittelwert der unteren 5 % berechnet. Dieser liegt bei 0,61007. Auf zwei Nachkommastellen gerundet ergibt sich ein Grenzwert von 0,61, der auf dem kritischen Szenario funktioniert. Ein Grenzwert von 0,62 wird ebenfalls betrachtet, ist allerdings nicht niedrig genug.

Kombinationsprüfung Ibeo + Radar:

Der obere Grenzwert wird auf dem Aral-Szenario zu oft überschritten, auf der Landskronstraße erreicht der Plausibilitätswert ein Minimum von +0,5, was knapp akzeptiert wird. Der obere Grenzwert liegt bei 0,94 und wird aus dem Aral-Szenario abgeleitet. Dort liegt er bei 0,9408, auf der Landskronstraße liegt er bei 0,9322. Ein Aufrunden auf 0,941 ist nicht ausreichend. Der Mittelwert der oberen 5 % auf der Fahrt durch die Aral-Tankstelle liegt bei 0,96365, auch dieser Wert ist noch zu niedrig, da in einem kleinen Bereich mehr als 10 Korrelationskoeffizienten über diesem Wert liegen. Erst ab einem Grenzwert von 0,986 funktioniert die Prüfung. Das entspricht etwa dem Mittelwert der oberen 1,7 % auf dem Aral-Szenario. Das zeigt die Anfälligkeit der Auslegung der Teilprüfung, wenn über einen kurzen Zeitraum von weniger als einer Sekunde Korrelationskoeffizienten erzielt werden, die sehr deutlich über dem Schnitt der Sensorkombination liegen. Eine Sensitivität auf anderen Szenarien ist, wegen des großen Abstands des Grenzwerts zu den anderen Durchschnittswerten, nicht mehr gegeben. Im Ausblick in Kapitel 7.2 wird daher die Sinnhaftigkeit eines oberen Grenzwerts diskutiert. Da der Maximalwert des Korrelationskoeffizienten auf der Landskronstraße bei 0,9525 liegt, wird der Plausibilitätswert auf diesem Szenario ebenfalls angehoben und erreicht nichtmehr den Grenzwert von +0,5. Der untere Grenzwert der Plausibilitätswertberechnung liegt bei 0,7 und ergibt sich ebenfalls aus dem Aral-Szenario. Ein neuer Grenzwert von 0,69 reicht aus und liegt über dem Mittelwert der unteren 5 %, der 0,6741 beträgt.

Kombinationsprüfung Ibeo + Velo:

Der obere Grenzwert liegt bei 0,93 aufgerundet von 0,929 aus dem Aral-Szenario. Wie schon bei der Kombinationsprüfung von Ibeo und Radar existiert an derselben Stelle im Szenario ein Bereich, in dem der Korrelationskoeffizient deutlich über allen anderen Werten liegt. Aus der Betrachtung des Verlaufs des Korrelationskoeffizienten ergibt sich der passende Grenzwert zu 0,9935. Das entspricht erneut etwa den oberen 1,7 %. Der untere Grenzwert liegt bei 0,72 und ergibt sich aus dem A5- (0,7198) und dem Landskronstraßen-Szenario (0,7225), die beide auf die zweite Nachkommastelle gerundet denselben Wert haben. Den Grenzwert um 0,01 auf 0,71 abzuwerten funktioniert. Das entspricht dem Mittelwert der unteren 5 % des Korrelationskoeffizienten.

Tabelle 5-4 zeigt eine Zusammenfassung der für die zweite Iterationsschleife bestimmten Grenzwerte. Die grün markierten Werte sind die gegenüber der ersten Iterationsschleife unveränderten Grenzwerte. In Gelb sind die neu abgeleiteten Grenzwerte markiert.

Tabelle 5-4: Zusammenfassung der Grenzwerte der zweiten Iterationsschleife

	Obere Grenze	Unter Grenze
Ibeo	0,996	0,85
Radar	0,995	0,67
Velo	0,975	0,847
Radar + Velo	0,94	0,61
Ibeo + Radar	0,986	0,69
Ibeo + Velo	0,9935	0,71

Fazit zweite Iteration

Die Auswertung der zweiten Iterationsschleife offenbart einen Denkfehler, der bei der Auslegung der Grenzwerte des Korrelationskoeffizienten für diese Schleife gemacht wurde. Diese werden so festgelegt, dass keine sechs Unterschreitungen des Grenzwerts in so kurzen Abständen zueinander liegen, dass der Plausibilitätswert unter +0,5 fällt. Dazu darf der Abstand zwischen zwei in der Kette der sechs Unterschreitungen aufeinander folgenden Unterschreitungen nicht weniger als fünf Detektionsschritte betragen. Dabei wird die Möglichkeit außer Acht gelassen, dass der Plausibilitätswert wegen einer vorherigen Abwertung noch nicht wieder auf +1 gestiegen ist. In diesem Fall sind weniger Detektionsschritte unterhalb des Grenzwerts notwendig um den Plausibilitätswert unter den Grenzwert von +0,5 abzuwerten. Außerdem werden bei der Bestimmung der Anzahl der Abwertungen teilweise Detektionsschritte übersehen. In der hohen Zoomstufe, mit der die Plots der Verläufe in Matlab betrachtet werden, sind einige Detektionsschritte nur zu erkennen, wenn diese mit „Data Tips“ im Graph markiert sind.

Die Szenarien auf der Rheinstraße, der A5 und der Landskronstraße sind fehlerfrei. Auf dem Böllenfalltorweg tritt ein Fehler beim Velodyne auf. Der obere Grenzwert des Sensors wird aus diesem Szenario abgeleitet und muss daher noch geringfügig erhöht werden. Die Performance ist jedoch bereits deutlich besser. In der ersten Iteration treten noch vierzehn Abwertungen auf im Vergleich zu sechs Abwertungen in der zweiten Iteration. Außerdem liegt der Plausibilitätswert nun nur noch für 1 s unter dem Grenzwert von 0,5, in der ersten Iteration waren es 6 s.

Auf dem Aral-Szenario treten bei allen Prüfungen außer den Kombinationen aus Ibeo und Velodyne sowie Radar und Velodyne zu viele Abwertungen auf. Wobei die Kombination aus Ibeo und Velodyne mit einem minimalen Plausibilitätswert von 0,51 nur knapp über dem Grenzwert bleibt. Die Zahl der Abwertungen und damit auch die Zeit, in der der Plausibilitätswert unter +0,5 liegt, ist bei allen Teilprüfungen erheblich reduziert. Tabelle 5-5 fasst zusammen, welche Grenzwerte nach der

zweiten Iterationsschleife gut eingestellt sind und in welchen Szenarien sich noch zu viele Abwertungen ergeben.

Tabelle 5-5: Übersicht über die Güte der Grenzwerte nach der zweiten Iterationsschleife

	oberer Grenzwert	unterer Grenzwert
Ibeo	schlecht, Aral	gut
Radar	gut	schlecht, Aral
Velo	schlecht, Böllenfalltorweg	schlecht, Aral
Radar + Velodyne	gut	gut
Ibeo + Radar	schlecht, Aral	schlecht, Aral
Ibeo + Velodyne	gut	gut

Nach der zweiten Iterationsschleife sind die Grenzwerte der Kombinationsprüfungen aus Radar und Velodyne, sowie Ibeo und Velodyne korrekt eingestellt. Für alle anderen Prüfungen ergeben sich auf dem Aral-Szenario noch zu viele Abwertungen. Die obere Grenze des Velodyne muss außerdem noch anhand des Böllenfalltorweg-Szenarios eingestellt werden. In der dritten Iterationsschleife werden die neuen Grenzwerte nur noch auf den beiden Fahrten auf dem Böllenfalltorweg und durch die Aral-Tankstelle getestet, weil nur noch in diesen beiden Szenarien zu viele Abwertungen vorliegen.

5.3.1.4 Dritte Iterationsschleife

Ableitung der Gestaltung der Grenzwerte für die dritte Iterationsstufe

Aufgrund der Performance auf dem Böllenfalltorweg-Szenario wird die obere Grenze des Velodyne erhöht. Ein Grenzwert von 0,976 verhindert ein Absinken des Plausibilitätswerts unter +0,5 und sogar, dass er auf diesen absinkt.

Die Kombination aus Radar und Velodyne ist bereits gut eingestellt. Gleiches gilt für die Kombination aus Ibeo und Velodyne, die allerdings nur knapp nicht den Grenzwert für den Plausibilitätswert erreicht. Die Grenzwerte der Berechnung des Plausibilitätswerts werden daher für beide Kombinationsprüfungen nicht weiter verändert.

Bei der Einzelprüfung des Ibeo ist die untere Grenze sehr knapp ausgelegt. Die größte Abwertung des Plausibilitätswerts durch eine Unterschreitung des unteren Grenzwerts liegt bei 0,51. Eine Unterschreitung des Plausibilitätswerts von +0,5 entsteht jedoch durch die obere Grenze. Diese muss auf 0,9975 erhöht werden. Wie schon in der zweiten Iterationsschleife stellt sich auch hier die Frage nach der Sinnhaftigkeit eines derart hohen Grenzwerts.

Bei der Teilprüfung des Radars ist der obere Grenzwert gut eingestellt, die untere nicht. Dieser wird in der zweiten Iteration auf 0,67 eingestellt. Auch mit diesem Grenzwert unterschreitet der Plausibilitätswert den Grenzwert von +0,5 einmal. Der Grenzwert zur Berechnung des Plausibilitätswerts muss auf 0,659 gesenkt werden.

Auf dem Aral-Szenario ist der untere Grenzwert der Berechnung des Plausibilitätswerts des Velodyne verantwortlich für die Abwertungen des Plausibilitätswerts unter +0,5. Die untere Grenze wird daher auf 0,844 abgewertet.

Der obere Grenzwert der Kombination aus Ibeo und Radar ist sehr knapp ausgelegt. Das Minimum nach einer durch Überschreiten der oberen Grenze ausgelösten Abwertungen liegt bei +0,51. Unter den Grenzwert von +0,5 fällt der Plausibilitätswert nur nach Abwertungen durch die untere Grenze. Diese liegt in der zweiten Iteration bei 0,69. Eine Absenkung des Grenzwerts auf 0,67 ist ausreichend, damit der Plausibilitätswert nicht mehr unter +0,5 sinkt.

Die Grenzwerte für die dritte Iterationsschleife sind in Tabelle 5-6 zusammengefasst. Die grün markierten Werte sind die bereits in der zweiten Iterationsschleife gut eingestellten und daher unveränderten Parameter. In Gelb sind die neu abgeleiteten Grenzwerte markiert.

Tabelle 5-6: Zusammenfassung der Grenzwerte der dritten Iterationsschleife

	Obere Grenze	Unter Grenze
Ibeo	0,9975	0,85
Radar	0,995	0,659
Velo	0,976	0,844
Radar + Velo	0,94	0,61
Ibeo + Radar	0,986	0,67
Ibeo + Velo	0,9935	0,71

In der dritten Iteration werden aufgrund der fehlerfreien Ergebnisse in der zweiten Iteration auf den anderen drei Szenarien nur noch Aral und Böllenfalltorweg getestet. Da die Parameter der Kombinationsprüfungen von Ibeo und Velodyne, sowie Radar und Velodyne bereits in der zweiten Iteration eine gute Performance hatten, werden diese beiden Teilprüfungen nicht mehr in der dritten Iterationsschleife getestet.

Fazit der dritten Iterationsschleife

Der Test des Böllenfalltorweg-Szenarios zeigt, dass der obere Grenzwert des Velodyne gut eingestellt ist. Das Minimum des Plausibilitätswerts auf diesem Szenario liegt bei +0,6 und damit innerhalb der zuvor festgelegten Grenzen für eine fehlerfreie Funktion. Auch im Aral-Szenario sind alle Prüfungen

über dem Grenzwert für den Plausibilitätswert. Wenn gleich vier Prüfungen auf +0,5 bis +0,52 heruntergehen. Drei dieser Prüfungen haben aber nur in dem Bereich dieser Minima Abwertungen des Plausibilitätswerts, der sonst dauerhaft bei +1 liegt. Die Einzelprüfung des Ibeo und die Kombinationsprüfung des Ibeo und Radar haben 18 bzw. 14 Abwertungen. Diese sind aber so verteilt, dass der Plausibilitätswert nur auf +0,62 bzw. +0,5 sinkt. Damit erfüllen alle Teilprüfungen die Anforderung, in den fehlerfreien Testszenerarien keine False Positives zu produzieren und die Auslegung der Parameter der Plausibilitätswert-Berechnungen der Kreuzkorrelationsprüfungen ist abgeschlossen.

5.3.2 Test und Bewertung der Teilprüfungen

Die Tests der Teilprüfungen sind in zwei Phasen unterteilt. In der ersten Phase werden die Teilprüfungen anhand weiterer Messfahrten getestet. Bei Bedarf werden die Berechnungsparameter der Plausibilitätswerte angepasst. In der zweiten Phase werden die Teilprüfungen anhand manipulierter Testdaten getestet. Die Manipulationen bilden verschiedene Sensorfehler ab. Zum Abschluss dieses Unterkapitels wird die Performance der Teilprüfungen bewertet.

5.3.2.1 Test der Teilprüfungen anhand weiterer Testszenerarien

Das Ziel des Vorgehens in der Auslegung in Unterkapitel 5.3.2.1 ist, für den vorgesehenen Einsatz des aDDa-Fahrzeugs repräsentative Verkehrssituationen abzubilden, um die Grenzwerte der Berechnung der Plausibilitätswerte festzulegen. Die weiteren Testszenerarien sollen diese Basis erweitern und die festgelegten Grenzwerte verifizieren. Bei Bedarf werden die Berechnungsparameter der Plausibilitätswerte angepasst und sozusagen das Feintuning der Parameter vorgenommen. Die im Rahmen dieser Masterthesis durchgeführten Tests sind trotzdem nicht ausreichend, um die Plausibilitätsprüfung für den Einsatz auf dem aDDa-Fahrzeug zu validieren. Für die Auswahl der weiteren Testszenerarien gelten die folgenden Kriterien. Der vorgesehene Einsatzbereich des aDDa-Fahrzeugs ist der Stadtverkehr. Aus diesem Grund sollen weitere Stadtfahrtszenerarien getestet werden. Dabei sollen sowohl Fahrten auf einstreifigen Straßen als auch auf mehrstreifigen Straßen bei unterschiedlicher Verkehrsdichte ausgewählt werden. Weitere interessante Verkehrssituationen sind Fahrten dicht hinter anderen Fahrzeugen und solche mit freier Fahrt. In den bisherigen Testszenerarien kommt noch kein Kreuzungsverkehr und kein Abbiegevorgang vor. Da die Fahrt über den Böllenfalltorweg eine sehr atypische Landstraßenfahrt ist, sind andere Landstraßenabschnitte interessant. Aufgrund des vorgesehenen Einsatzortes des aDDa-Fahrzeugs sind sie jedoch weniger wichtig. Aus diesem Grund werden keine weiteren Autobahnfahrten getestet. Um das Verhalten der Teilprüfung in diesen außergewöhnlichen Umgebungen zu testen, wird außerdem eine Fahrt durch den Citytunnel in Darmstadt getestet, sowie eine Fahrt über Feldwege und auf dem August-Euler-Flugplatz in Griesheim. Ob die Ergebnisse dieser Tests in die Berechnung der Plausibilitätswerte einfließen, wird erst nach dem Durchführen der Tests entschieden.

Fahrt auf dem August-Euler-Flugplatz in Griesheim

In diesem Szenario werden liegende Achten auf dem Vorfeld des Flugplatzes gefahren. Dieses Szenario hat keinerlei Relevanz für automatisierte Fahrten mit dem Fahrzeug. Es wird nur getestet, um

die Ergebnisse der Teilprüfungen bei einer schnellen Drehung zu untersuchen. Die Ergebnisse werden nicht zur weiteren Anpassung der Teilprüfungen herangezogen. Wie auf dem Aral-Szenario sind die Korrelationskoeffizienten während der Drehungen niedrig. Der Plausibilitätswert des Ibeo Lidars fällt deshalb zweimal unter +0,5, auf +0,25 und +0,35. Der Plausibilitätswert der Kombinationsprüfung aus Radar und Velodyne sinkt einmal auf +0,38. In allen anderen Teilprüfungen liegen die Plausibilitätswerte immer über +0,5. Dieses Szenario bestätigt damit das grundsätzliche Problem der Teilprüfungen bei schnellen Drehungen des Fahrzeugs.

Fahrten auf Landstraßen

Die Teilprüfungen werden auf zwei Landstraßenabschnitten im Osten Darmstadts auf der Aschaffener und der Erbacher Straße getestet. Der erste Abschnitt beinhaltet ein Abbiegen an einer Kreuzung mit Lichtsignalanlage und weist keine Plausibilitätswerte unter +0,5 auf. Einzig für die Teilprüfung des Ibeo ergeben sich drei einzelne Abwertungen auf einen Plausibilitätswert von +0,9 wegen Unterschreitungen des unteren Grenzwerts.

Der zweite Abschnitt enthält ebenfalls eine Kreuzung und zwei Kurven. Der Plausibilitätswert des Ibeo Lidars fällt wegen des Unterschreitens des unteren Grenzwerts zweimal unter +0,5. Die Gründe dafür sind ein Abbiegevorgang und eine enge Kurve. Fehler im Sensorbild sind nicht zu erkennen, daher wird die untere Grenze angepasst. Diese liegt bei 0,85 und wird auf 0,845 abgesenkt. Der Grund für die niedrigen Korrelationskoeffizienten ist, wie schon beim Aral-Szenario und der Fahrt auf dem Flugplatz in Griesheim die schnelle Drehung des Fahrzeugs. Ein Ansatz, diese Fahrsituationen zu bewerten, findet sich im Ausblick in Kapitel 7.2. Die Kombinationsprüfung aus Radar und Velodyne hat am Ende des Szenarios ebenfalls einen niedrigen Plausibilitätswert und würde im weiteren Verlauf der Fahrt unter +0,5 fallen. Die Ursache ist allerdings eine sehr hohe Übereinstimmung der Punktwolken und damit ein sehr hoher Korrelationskoeffizient. Dies liegt an der Charakteristik des Streckenverlaufs und der Umgebung. Es handelt sich um ein Waldstück. Rechts und links der Straße befindet sich eine Böschung mit 1-2 m Höhe. Der Boden auf dieser Böschung strahlt wegen einer Laubschicht und einigem flachen Bewuchs stark zurück. Dadurch erhalten die beiden Sensoren viele Detektionen in den Bereichen parallel zum Fahrzeug. Außerdem fährt das Fahrzeug auf eine Kurve zu, in der durch Bäume ebenfalls viele Detektionen vor dem Fahrzeug auftreten. Der obere Grenzwert der Teilprüfung von Radar und Velodyne wird daher angehoben. Aus einem anderen betrachteten Szenario ergibt sich ebenfalls die Notwendigkeit den oberen Grenzwert der Teilprüfung anzuheben. Mit dem dort bestimmten Grenzwert 0,954 ergeben sich in diesem Landstraßenszenario keinerlei Abwertungen für die Kombinationsprüfung aus Radar und Velodyne.

Stadtfahrten

Die zusätzlich getesteten Stadtfahrten stammen von Messungen an zwei verschiedenen Tagen. Die ersten beiden sind im weiteren Verlauf der Fahrt aufgezeichnet, aus dem das Landskronstraßen-Szenario stammt. Drei weitere wurden während einer Messfahrt am 07.04.2021 aufgezeichnet.

Das erste Szenario beginnt mit Querverkehr an einer Lichtsignalanlage stehend. Während des folgenden Abbiegens fällt der Plausibilitätswert des Radars unter +0,5. Um dieses Absinken zu verhindern, müsste der untere Grenzwert von 0,659 auf 0,64 herabgesetzt werden. Diese starke Abwertung

würde zu einem deutlichen Verlust an Sensitivität führen und wird daher nicht vorgenommen. Das Szenario zeigt, wie das Aral-Szenario und die Landstraßenfahrt, dass es notwendig ist, Fahrsituationen mit einer schnellen Drehung des Fahrzeugs zu erkennen und die Plausibilitätsbewertung in diesen Fällen anders durchzuführen. Für die vorliegende Situation gibt die Teilprüfung einen fehlerhaften Sensor aus. Die Korrelationskoeffizienten werden in diesem Szenario durch Schneehaufen verringert. Diese liegen besonders in den Bereichen der Kreuzung auf denen keine Autos fahren und werden während des Abbiegens von den Sensoren unterschiedlich stark detektiert. Später in diesem Szenario produziert der Radarsensor zwei fehlerhafte Bilder kurz hintereinander. Auf die Trajektorienplanung haben diese jedoch keinen schwerwiegenden Einfluss, da es sich um, wenn auch kurz hintereinander auftretende, Einzelereignisse handelt. Dass der Plausibilitätswert an diesen Stellen noch in einem guten Bereich liegt und dem Sensor daher weiterhin vertraut wird, ist das korrekte und gewünschte Ergebnis der Teilprüfung. Die Kombinationsprüfung aus Ibeo und Velodyne zeigt auch eine schwache Performance. Es gibt mehrere Abwertungen. Der Plausibilitätswert fällt aber nur einmal kurz unter $+0,5$. Der Grund ist ein Unterschreiten des unteren Grenzwerts. Dieser wird von $0,71$ auf $0,698$ abgewertet. Die Abwertung ist sinnvoll, weil die Korrelationskoeffizienten in diesem Szenario grundsätzlich auf einem niedrigen Niveau liegen. Es handelt sich daher nicht um ein kurzzeitig auftretendes Phänomen. Darüber hinaus ist die Abwertung gering und hat keinen starken Einfluss auf die Sensitivität der Prüfung.

Im zweiten Szenario, das sich an das Landskronstraßen-Szenario anschließt, sinkt der Plausibilitätswert der Einzelprüfung des Radars und der Kombinationsprüfung aus Radar und Velodyne wegen Überschreitens der oberen Grenze zeitweise unter 0 . Der Grund dafür ist einem Gebäude am rechten Straßenrand, das in dieser Fahrt sehr viele Detektionen für den Radar produziert. Die große Anzahl an Detektionen auf einem kleinen Ausschnitt des FOV sorgt für hohe Korrelationskoeffizienten. Aufgrund der hohen Zahl und Dichte der Detektionen im Radar erreicht auch die Kombinationsprüfung aus Radar und Velodyne die obere Grenze und überschreitet diese zu oft. Das Gebäude (gelber Kreis) verfügt, wie in Abbildung 5-8 zu sehen über große Fensterläden an der zur Straße parallelen Front. Die Position und Ausrichtung des Egofahrzeugs sind durch einen roten Pfeil markiert. Die Fensterläden sind ausgestellt und vermutlich aus einem Metall gefertigt und bilden daher ein hervorragendes Ziel für den Radarsensor. Es handelt sich deshalb nicht um einen Fehler oder Geisterobjekte und eine Trajektorienplanung würde durch diese Detektionen nicht beeinträchtigt. Der obere Grenzwert wird daher entsprechend angehoben. Beim Radar von $0,995$ auf $0,996$ und bei der Kombinationsprüfung von Radar und Velodyne von $0,94$ auf $0,954$. In Anbetracht des hohen Grenzwerts für die Teilprüfung des Radars stellt sich erneut die Frage, ob ein oberer Grenzwert für alle Teilprüfungen sinnvoll ist, weil offensichtlich Situationen möglich sind, in denen der Korrelationskoeffizient bei fehlerfreier Funktion des Sensors nahe bei $+1$ liegt. Es sei daher erneut auf den Ausblick in Kapitel 7.2 verwiesen.

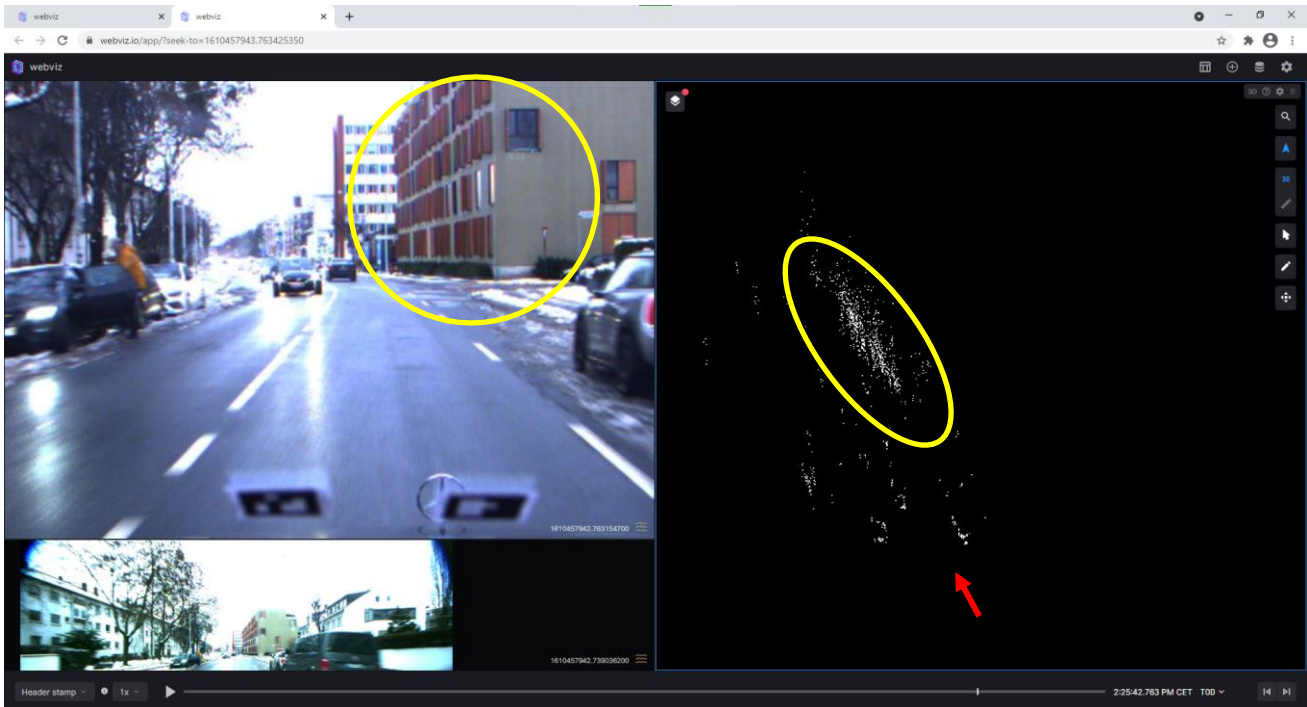


Abbildung 5-8: Radar-Reflexion durch Gebäude

Neue Stadtfahrt

Die weiteren getesteten Stadtfahrten wurden am 07.04.2021 an verschiedenen Stellen im Darmstädter Stadtgebiet aufgezeichnet. In der ersten Fahrt hängt der Ibeo zeitweise und springt danach wieder an die korrekte Stelle. Dieser Fehler wird bisher noch nicht erkannt. Eine Möglichkeit, diesen zu erkennen wird im Ausblick in Kapitel 7.2 erläutert.

Auf dem zweiten Abschnitt dieser Fahrt wird der Citytunnel in Darmstadt durchfahren. Der Plausibilitätswert des Radars fällt dabei kurz unter $+0,5$. Grund ist der untere Grenzwert. Dieser müsste sehr stark von $0,638$ auf $0,659$ angepasst werden. Aufgrund der nahestehenden Wände und der Tunneldecke empfängt der Radar in diesem Teil des Szenarios viele Scheinziele und damit falsch positive Detektionen. Diese sind in Abbildung 5-9 und Abbildung 5-10 zu erkennen, die die Punktwolke des Radars bei der Einfahrt und während der Fahrt durch den Tunnel zeigen. Die Scheinziele sind auf das Funktionsprinzip des Sensors zurückzuführen und daher kein Sensorfehler. Da eine Trajektorienplanung auf Basis der Daten des Radars schwierig sein könnte, wird die Grenze nicht nach unten versetzt. Dieser Fall zeigt, dass zur Bewertung der Geeignetheit der Sensorbilder zur sicheren Fahrzeugführung nicht nur das Erkennen von Fehlern, sondern auch das Erkennen von Situationen in denen der Sensor prinzipbedingt an seine Grenzen kommt, von Bedeutung ist. Das Abwerten des Plausibilitätswerts wird als Erkennen eines Sensorfehlers gewertet. Die Erkennung des Fehlers könnte schneller ablaufen, wenn der Plausibilitätswert bei Einfahrt in den Tunnel schneller abgewertet werden würde. Das würde jedoch in anderen Szenarien dazu führen, dass zu früh ein vermeintlicher Fehler erkannt wird. Eine Erkennung von Tunneln mit Hilfe von Kartendaten kann genutzt werden, situativ die Berechnung des Plausibilitätswerts anzupassen. Sollte sich zeigen, dass eine Trajektorienplanung auch

mit den in einem Tunnel erzeugten Bildern des Radars möglich ist, muss die untere Grenze der Plausibilitätswertberechnung entsprechend korrigiert werden, oder ein Spezialfall für die Berechnung in Tunneln entwickelt werden. In diesem Fall sollten aber weitere Tunnelfahrten absolviert werden, um einen Grenzwert für Tunnelfahrten zu bestimmen. Der Plausibilitätswert des Velodyne geht in diesem Szenario sehr stark nach unten wegen Überschreitungen des oberen Grenzwerts. Dieser muss von 0,976 auf 0,979 angehoben werden. Das erscheint sinnvoll, wenn auch der Grund für dieses Verhalten die Ausfahrt aus dem City-Tunnels ist. Hier ist das FOV durch die Wände an den Seiten und der großen Steigung stark eingeschränkt und sehr gleichförmig im Vergleich zu anderen Szenarien. Steigungen können grundsätzlich für eine hohe Gleichförmigkeit in den Punktwolken sorgen. Gleiches gilt bspw. für Lärmschutzwände oder Vegetation am Rand der Straße, wie das Landstraßen-Szenario zeigt. Die anderen Teilprüfungen haben mit diesem Abschnitt keine Probleme.

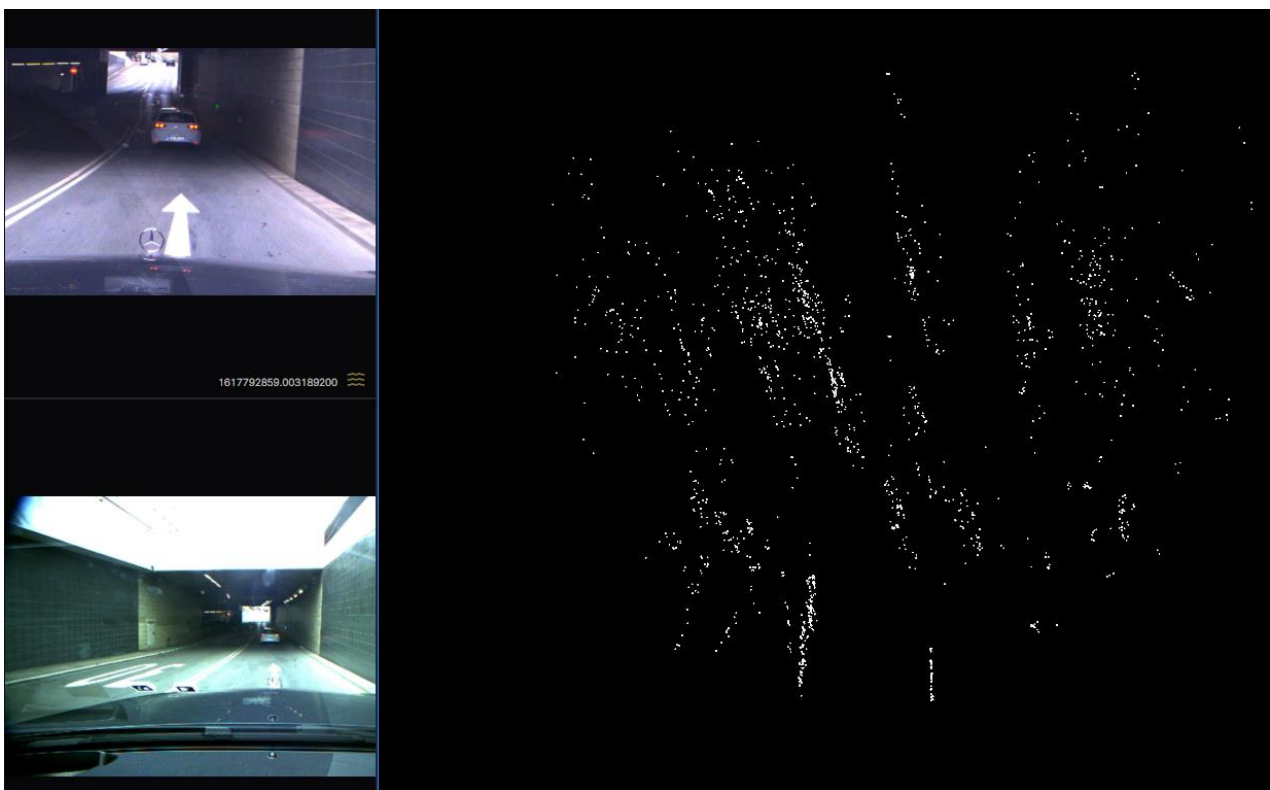


Abbildung 5-9: Punktwolke des Radars bei Einfahrt in den Darmstädter Citytunnel

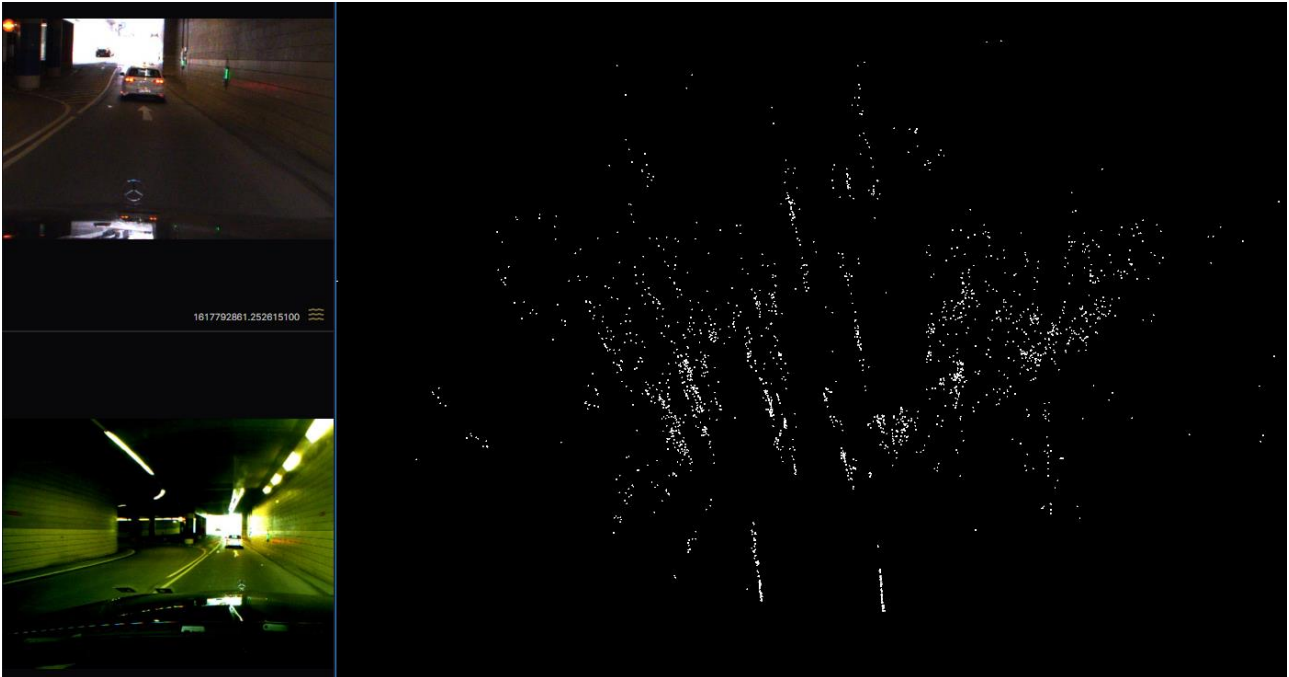


Abbildung 5-10: Punktwolke des Radars während der Fahrt durch den Darmstädter Citytunnel

Die dritte Testfahrt, die von diesem Tag genutzt wird, liegt in einer Wohngegend mit wenig Verkehr. Nur für den Plausibilitätswert der Einzelprüfung des Velodyne ergibt sich eine Abwertung unter +0,5. Um diese zu verhindern, müsste auf 0,836 von 0,844 abgewertet werden. In diesem Moment gibt es einen kurzen Hagelschauer, der die Erklärung für dieses Verhalten ist. Zu erkennen ist der Hagel an den vielen einzelnen Detektionen in den eigentlich freien Räumen um das Fahrzeug in Abbildung 5-11. Dieses Bild ist sehr untypisch für den Velodyne Lidar, der in diesen Bereichen normalerweise nahezu keine Detektionen aufweist. Auch die anderen beiden Sensoren haben in ihren Einzelprüfungen in diesem Bereich einen niedrigeren Korrelationskoeffizient, der Plausibilitätswert dieser Prüfungen fällt jedoch nicht unter +0,5. Die Kombinationsprüfungen hingegen liegen im Normalbereich und haben keinerlei Abwertungen. Das ist ein weiteres Indiz, das für ein Umgebungsphänomen spricht, das die Sensoren gleichermaßen beeinflusst und keine grundsätzliche Fehlfunktion der Sensoren vorliegt. Daher wird auf eine Anpassung der Grenzen der Plausibilitätswertberechnung aufgrund dieses Szenarios verzichtet. In der Evaluierungs- und Entscheidungsebene muss deshalb ein Mechanismus eingebaut werden, durch den die Einzelprüfungen zu einem gewissen Grad durch die Kombinationsprüfungen überstimmt werden können. Die Grenze dieser Überstimmung ist der Moment, in dem die Umgebungseinflüsse auf die Sensoren so stark werden, dass eine Trajektorienplanung mit den vorliegenden Sensordaten nicht mehr möglich ist. Ein Ansatz für diesen Mechanismus wird im Ausblick in Kapitel 7.2 erläutert.

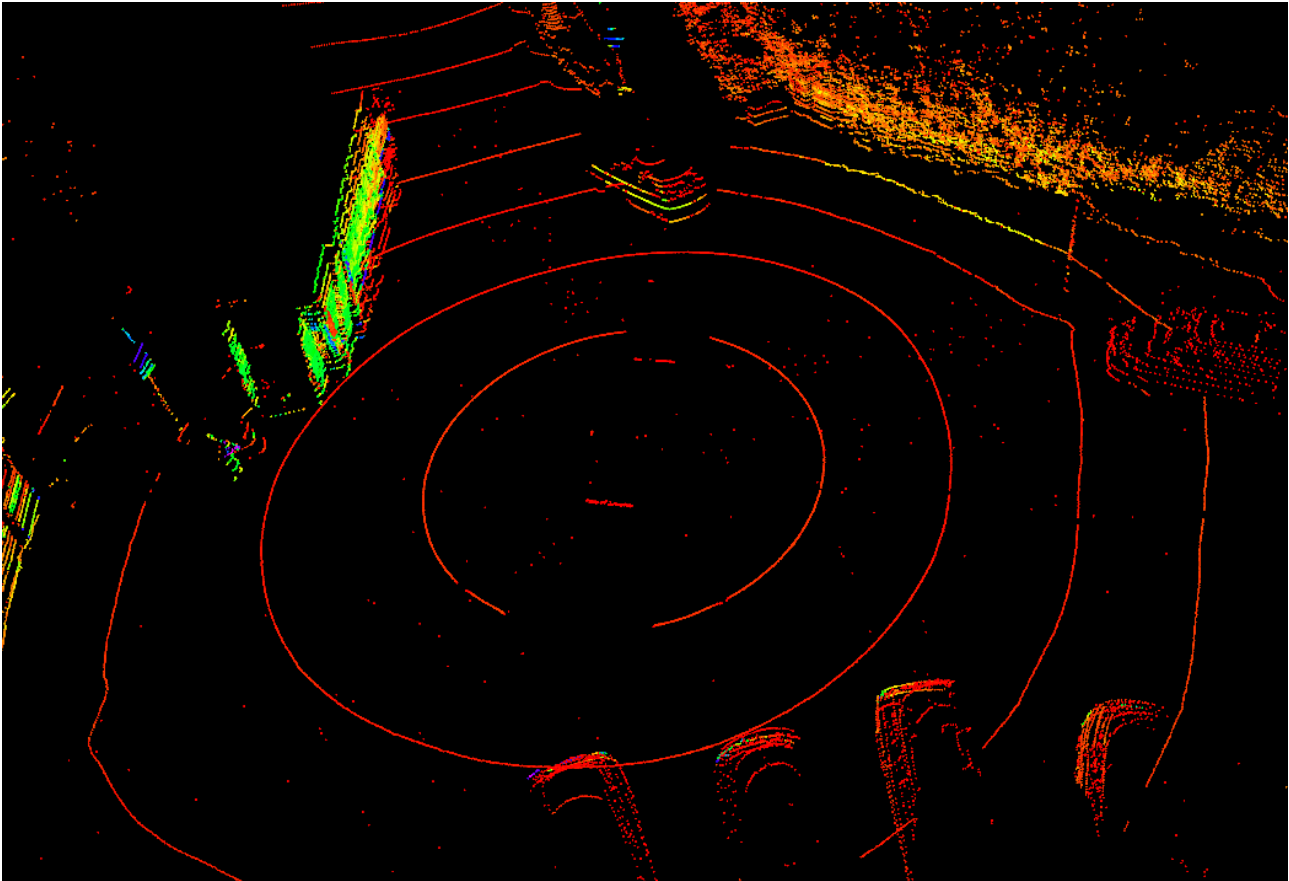


Abbildung 5-11: Bild des Velodyne während eines Hagelschauers

Feldwege

Im Rahmen der Tests der Teilprüfungen werden zwei Fahrten über einen Feldweg in der Nähe des Edelsteinviertels im Darmstädter Osten getestet. Auf der ersten der beiden Fahrten ergeben sich nur wenige Abwertungen. Der Plausibilitätswert bleibt in allen Teilprüfungen über +0,5. Auf der zweiten Fahrt ergeben sich für die Kombinationsprüfung aus Ibeo und Radar sowie die Einzelprüfung des Velodyne sehr niedrige Plausibilitätswerte. Der Grund für die Teilprüfung des Velodyne ist nicht auszumachen. Bei der Kombinationsprüfung aus Ibeo und Radar könnte der Grund sein, dass auf dem Feldweg wenige Detektionen liegen und daher der Unterschied zwischen den einzelnen Detektionen von Ibeo und Radar sehr groß ist. Das deutet darauf hin, dass die Kreuzkorrelationsprüfungen in offenen Umgebungen mit wenigen Objekten grundsätzlich fehleranfällig sein können. Weil das Szenario nicht repräsentativ ist, bleiben die Berechnungsparameter trotzdem unverändert.

Fazit zu den weiteren Testszenarien

Auf Basis der zusätzlichen Testszenarien werden einige Grenzwerte geringfügig überarbeitet. Die endgültigen Grenzwerte sind in Tabelle 5-7 aufgeführt. Gelb markiert sind die anhand der zusätzlichen Testszenarien veränderten Grenzwerte. Einige der Szenarien verdeutlichen den Einfluss der Umgebung auf die Ausprägung der Punktwolken, z.B. durch Steigungen, oder Bebauung sowie Vegetation am Fahrbahnrand. Für den Spezialfall der Tunneldurchfahrt ergibt sich ein Ansatz für die Plausibilitätsprüfung, die im Ausblick in Kapitel 7.2 aufgegriffen werden. Das Landstraßenszenario

und das Abbiegen an einer innerstädtischen Kreuzung zeigen die Notwendigkeit, die Teilprüfungen bei einer schnellen Drehung des Fahrzeugs anzupassen. Ein Ansatz dazu wird im Ausblick erläutert. Der Einfluss des Hagelschauers hat gezeigt, dass die Kombinationsprüfungen genutzt werden können, um einen in den Einzelprüfungen vermeintlich erkannten Sensorfehler zu falsifizieren.

Alle Teilprüfungen der Kreuzkorrelation sind mit den in Tabelle 5-7 genannten Grenzwerten mit den in Kapitel 5.1 beschriebenen Testszenarien und den in diesem Unterkapitel verwendeten weiteren Szenarien getestet. Fehler ergaben sich bei diesen Tests keine mehr.

Tabelle 5-7: Endgültige Grenzwerte der Teilprüfungen der Kreuzkorrelation

Sensor	Oberer Grenzwert	Unterer Grenzwert
Ibeo	0,9975	0,845
Radar	0,996	0,659
Velo	0,979	0,844
Radar + Velo	0,954	0,61
Ibeo + Radar	0,986	0,67
Ibeo + Velo	0,9935	0,698

In einer weiteren Arbeit sollte darüber hinaus eine Erkennung für einen Stillstand eingebaut werden, da auch dieser zu einem sehr hohen Korrelationskoeffizient führen kann. Das Stehen an einer Lichtsignalanlage würde dabei aber fälschlicherweise zu einem Misstrauen in die Sensoren führen, was wiederum dazu führt, dass für das Wiederauffahren keine Trajektorienberechnung durchgeführt werden könnte. Eine andere Stadtfahrt zeigt ein Problem bei Stillstand und sehr niedrigen Geschwindigkeiten mit dicht vorausfahrendem Fahrzeug. Hier liegt der Korrelationskoeffizient für die Kombinationsprüfung aus Ibeo und Velodyne unter dem Grenzwert der Plausibilitätswertberechnung, während hinter einem anderen Fahrzeug gehalten wird. Aufgrund der unterschiedlichen Positionen der Sensoren, sind die FOVs unterschiedlich. Dadurch sind im Bild des Velodyne deutlich mehr Detektionen, während der Ibeo kaum noch Detektionen hat, da das Fahrzeug vor dem Egofahrzeug einen Großteil des FOV einnimmt. Der Velodyne hingegen detektiert auch die umstehenden Häuser und ein großes Verkehrsschild. Die untere Grenze für dieses Szenario anzupassen wäre zwar möglich, kostet aber Sensitivität. Eine leicht umzusetzende Situationserkennung wäre die bessere Lösung, zumal alle anderen Teilprüfungen den Sensoren eine gute Funktion bescheinigen. Es wäre daher auch denkbar, dieses Teilergebnis durch die anderen Teilergebnisse zu überstimmen.

5.3.2.2 Test der Teilprüfungen anhand eines manipulierten Szenarios

Die Manipulationen werden auf das in Kapitel 5.1 beschriebene Referenzszenario angewendet. Es handelt sich dabei um eine Fahrt auf der mehrstreifigen Rheinstraße in Darmstadt zwischen den Kreuzungen zur Neckarstraße und der Berliner Allee. Die Verkehrsdichte ist moderat. Am Ende des Szenarios hält das Egofahrzeug an einer Lichtsignalanlage hinter einem anderen Fahrzeug. Am Ende des Szenarios, ab einem Zeitstempel von 14:42:55 in den folgenden Abbildungen, treten Fehler während des Haltens hinter einem anderen Fahrzeug auf. Dieser Teil des Szenarios wird daher nicht für den Test der manipulierten Szenarios genutzt. Das Ziel dieser Testphase ist zu zeigen, dass die in Kapitel

5.3.1.1 beschriebenen Manipulationen grundsätzlich mit den Teilprüfungen der Kreuzkorrelation detektierbar sind. Eine Validierung, dass dies in jedem denkbaren Szenario möglich ist, ist in der Zeit dieser Masterthesis nicht möglich. Daher beschränken sich die Tests mit manipulierten Szenarien auf diese eine repräsentative Fahrt. Das Szenario wird ausgewählt, weil es repräsentativ für den angestrebten Einsatz des aDDa-Fahrzeugs ist und keine niedrigen oder hohen Korrelationskoeffiziente produziert. Dadurch ist es möglich zu ermitteln, ob Fehler in einem durchschnittlichen Stadtszenario detektierbar sind.

In den Tests mit Offset wurden die Detektionen um 4,435 m in x -Richtung, -1,558 m in y -Richtung und 0,2316 m in z -Richtung verschoben. Diese Werte wurden zufällig aus einem zuvor festgelegten Wertebereich generiert. Die zufällig verteilte Manipulation, die einen wackelnden Sensor simuliert wurde auf 50 % der Detektionsschritte angewandt. Die dauerhafte Manipulation wird auf zwei Phasen des Szenarios mit einer Länge von 25 und 58 Detektionsschritten angewendet. Das entspricht einer Dauer von etwa 2,5 s und 5,8 s. Wie bereits in Kapitel 4.4 beschrieben, ist es mit den Einzelprüfungen nicht möglich, eine dauerhafte Veränderung der Korrelationskoeffizienten zu detektieren. Daher werden die dauerhaft manipulierten Szenarien nur auf die Kombinationsprüfungen angewendet. Jede Kombinationsprüfung wurde dreimal getestet, je einmal mit manipulierten Daten eines der beiden Sensoren und einmal mit manipulierten Daten in beiden Sensoren. Dabei werden auch die dauerhaft manipulierten Szenarien mit Manipulationen in beiden Sensoren getestet. Weil beide Sensoren in denselben Detektionsschritten mit denselben Parametern verändert werden, müssen die Korrelationskoeffizienten dieselben sein, wie in den nicht manipulierten Szenarien. Die trotzdem auftretenden Abweichungen zu den realen Verläufen sind auf die Sortierung der Detektionen in den Punktwolken zurückzuführen. Dieses Ergebnis zeigt, dass eine andere Sortierung für eine weitere Verwendung der Kreuzkorrelationsprüfungen essenziell ist, um verlässliche Informationen zu erhalten. Das Ergebnis der Auswertung ist, dass einzig in der Einzelprüfung des Ibeo Lidars für einen sehr kurzen Moment ein Fehler erkannt wird. In allen anderen Teilprüfungen werden die Manipulationen nicht gefunden. Der Korrelationskoeffizient sinkt durch die Manipulationen nicht stark genug, um bei dem durchschnittlichen Verlauf des Testszenarios die Abwertungen gegenüber dem realen Szenario zu detektieren. Dafür sind die Grenzwerte zu weit vom realen Verlauf entfernt. Die Grenzwerte lassen sich jedoch nicht anders auslegen, da sonst in anderen Szenarien zu viele False Positives auftreten. Fehler lassen sich nur detektieren, wenn ihr Einfluss auf die Korrelationskoeffizienten größer wäre als die Schwankungen derselben zwischen verschiedenen Szenarien. Abbildung 5-12 zeigt den Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Kombinationsprüfungen, bei denen einer der beiden Sensoren in zwei Phasen einen dauerhaften Offset aufweist. Die Ellipsen zeigen, wie in den folgenden Abbildungen die manipulierten Phasen an.

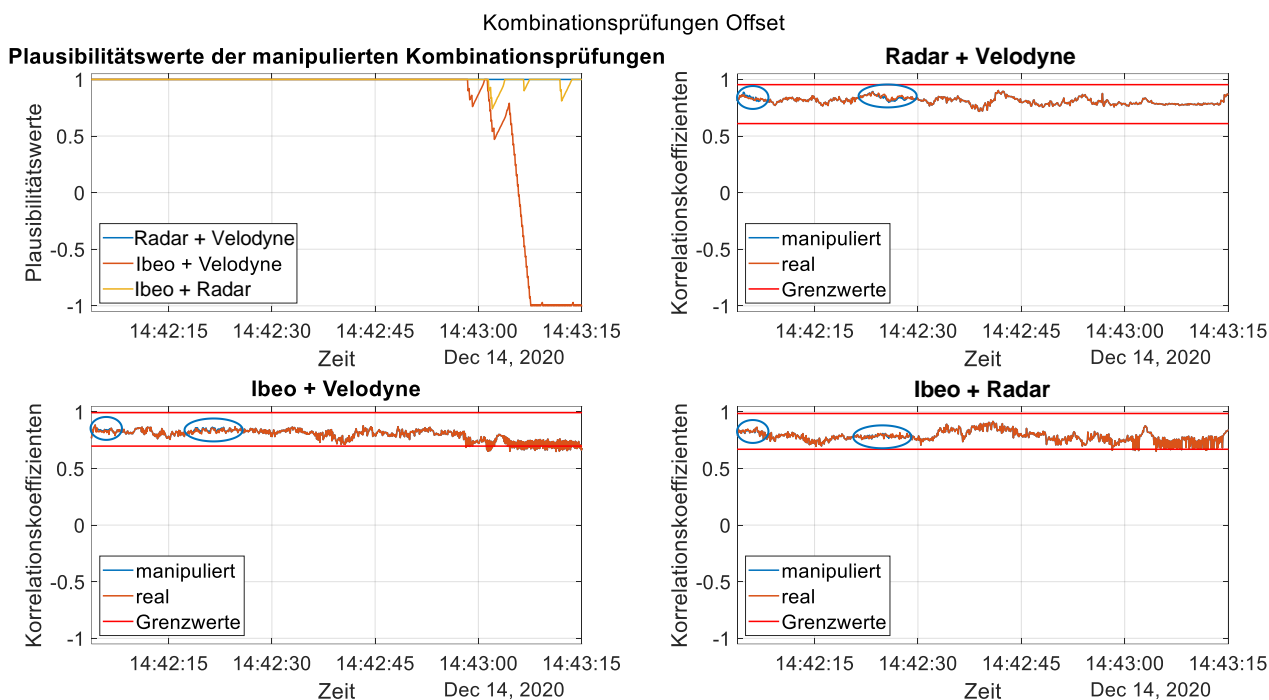


Abbildung 5-12: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Kombinationsprüfungen mit Offset

Die Erkennung von Freezes funktioniert mit den Einzelprüfungen sehr gut. Diese Manipulation wurde nur dauerhaft angewendet, weil ein zufällig und einmalig auftretender Freeze keinen Einfluss auf die Sicherheit der Fahrzeugführung hat und ausgeregelt wird. Tritt dieser Fehler zwar nicht dauerhaft, aber mit hoher Frequenz auf, ergibt sich hingegen ein Einfluss auf die Fahrzeugführung. Wenn der Abstand zwischen zwei Freezes weniger als sechs Detektionsschritte ist, findet jedoch trotzdem eine Abwertung statt und das Ergebnis entspricht dem eines dauerhaften Freezes. Abbildung 5-13 zeigt den Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit dauerhaftem Freeze in zwei Zeitabschnitten der Teilprüfung.

Einzelprüfungen Freeze

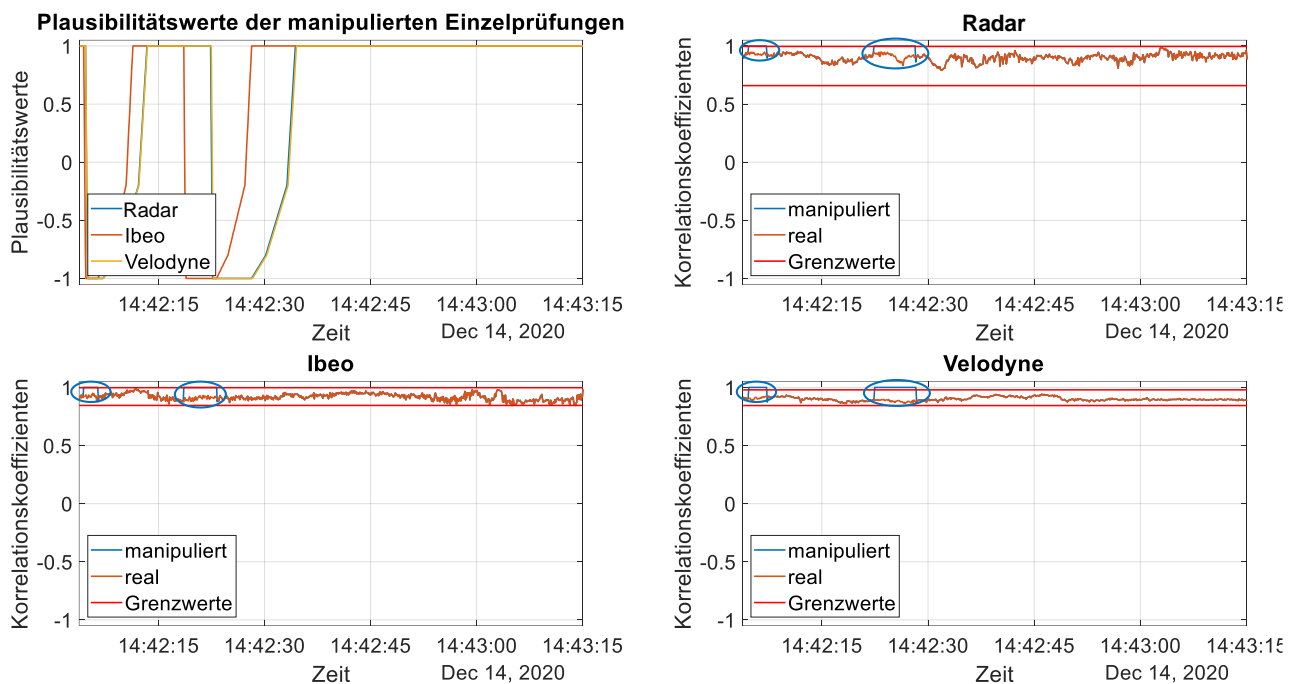


Abbildung 5-13: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit Freeze

Für die Tests der verdrehten Szenarien werden die Detektionen mit einer Verdrehung um $+10^\circ$ in der x - y -Ebene beaufschlagt. Für die zufälligen Detektionsschritte werden wieder 50 % ausgewählt, für die dauerhafte Manipulation dieselben Zeitabschnitte wie bei den Offset-Manipulationen. In den Kombinationsprüfungen werden wieder die Sensoren einzeln manipuliert und auch wieder beide gleichzeitig. Für die dauerhaften Manipulationen beider Sensoren gilt, wie zuvor, dass sie keinen Erkenntnisgewinn bringen können. In der Einzelprüfung des Velodyne lässt sich in diesem Szenario eine zufällige Verdrehung um 10° sehr gut erkennen. Die Kombinationsprüfung von Ibeo und Velodyne detektiert diesen Fehler teilweise. Bei der von Ibeo und Radar fällt der Plausibilitätswert nahe an $+0,5$. Dies gilt für beide Teilprüfungen aber nur, wenn beide Sensoren eine zufällig verteilte Verdrehung aufweisen. Eventuell haben diese beiden Teilprüfungen Potential, durch Tuning der Grenzwerte eine Verdrehung zu erkennen, ohne dass gleichzeitig die False-Positive-Rate zu stark steigt. Eine zufällige Verdrehung kann durch Verarbeitungsfehler oder ein Wackeln des Sensors auftreten. Ein Szenario, in dem dies in beiden Sensoren auftritt, ist in der Realität allerdings sehr unwahrscheinlich. Eine Verdrehung durch eine Verschiebung oder falsche Verarbeitung in einem der beiden Sensoren ist wesentlich realistischer. Daher werden die Teilprüfungen mit Potential trotzdem nicht weiterbearbeitet. Die dauerhafte Verdrehung, wie zum Beispiel durch falsches Einstellen oder Verschieben während der Fahrt lässt sich in keiner Teilprüfung erkennen. Die getestete Verschiebung um 10° ist deutlich größer als die in der Realität bei einer Verschiebung des Sensors aus den genannten Fehlergründen zu erwartende Verdrehung, die lediglich um wenige Grad groß wäre. Für die dauerhafte und die zufällig verteilte Verdrehung gilt, dass die Extrema der manipulierten Verläufe zu weit weg von den Grenzwerten der Berechnung des Plausibilitätswerts liegen. Abbildung 5-14 und Abbildung

5-15 zeigen den Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten von Einzel- und Kombinationsprüfungen, bei denen in 50% aller Schritte die Punktwolke verdreht wird.

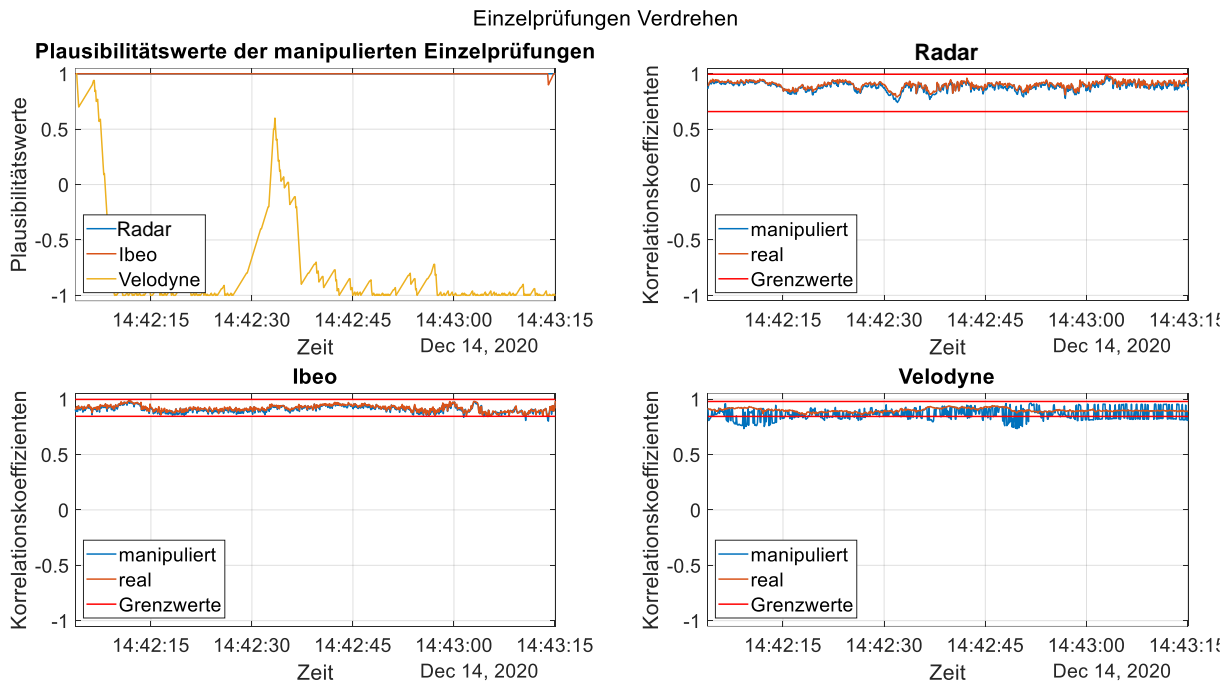


Abbildung 5-14: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit Verdrehung

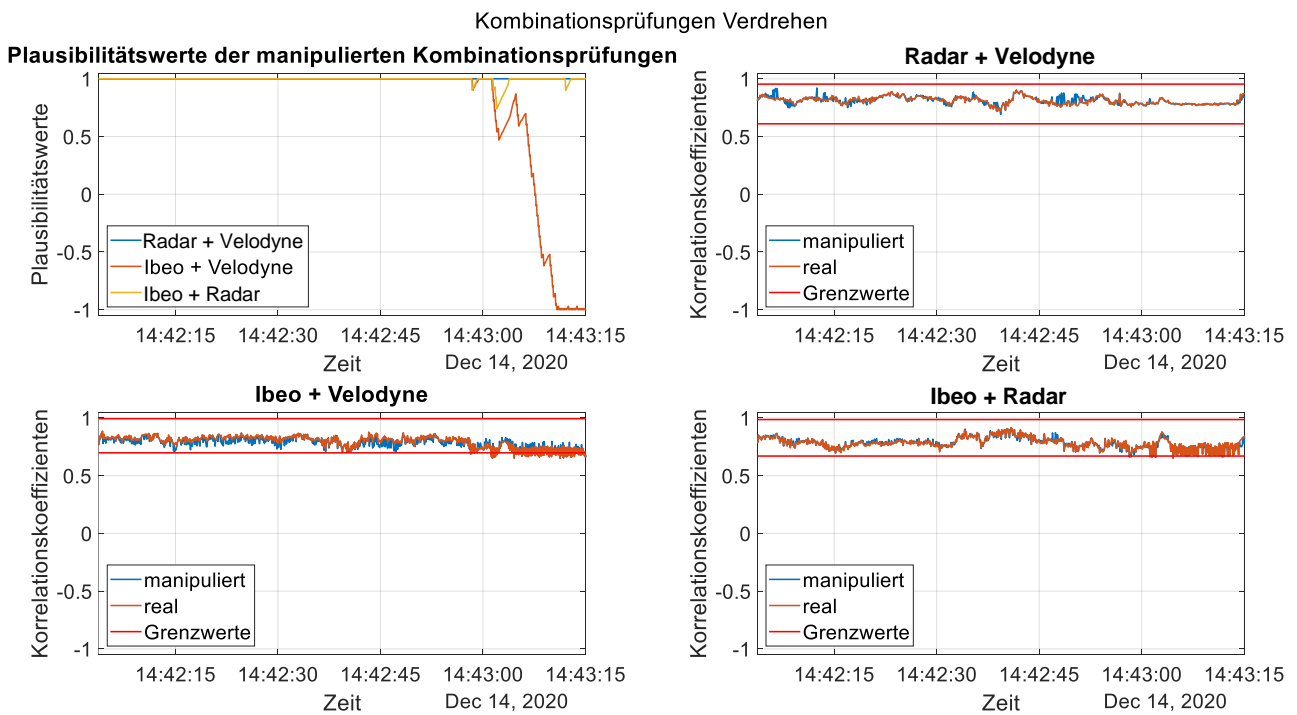


Abbildung 5-15: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Kombinationsprüfungen mit Verdrehung

Das Potential eine Teilblindheit mit den Kreuzkorrelationsprüfungen zu erkennen, ist, wie die Untersuchung des Einflusses der Manipulationen auf den Verlauf der Korrelationskoeffizienten in Kapitel 5.3.1.1 zeigt, geringer als bei den anderen Fehlerarten. Dies bestätigt sich in der Auswertung der Tests mit manipulierten Szenarien. In keiner der Teilprüfungen wird die Teilblindheit erkannt. In den Testdaten wird ein 15° breiter Bereich aus den Detektionsschritten geschnitten, die auch bei den anderen Tests genutzt werden. Der Bereich liegt zwischen -10° und -25° und beinhaltet einen Teil des eigenen Fahrstreifens, des benachbarten Fahrstreifens und des Bereichs rechts der Fahrbahn. Ein Test mit zufällig auftretender Teilblindheit wird nicht durchgeführt, da dieser Fehler nicht als realistisch erachtet wird. Entweder liegt diese bspw. durch Verschmutzung dauerhaft vor oder das ganze Bild fällt aus. Das wiederum äußert sich in einem Freeze oder leeren Bild, was durch andere Prüfungen detektiert wird. Ein zufälliges Nicht-Auslesen von Informationen des Empfängers in einem begrenzten Winkelbereich ist nicht realistisch. Abbildung 5-16 zeigt exemplarisch den Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit dauerhafter Teilblindheit.

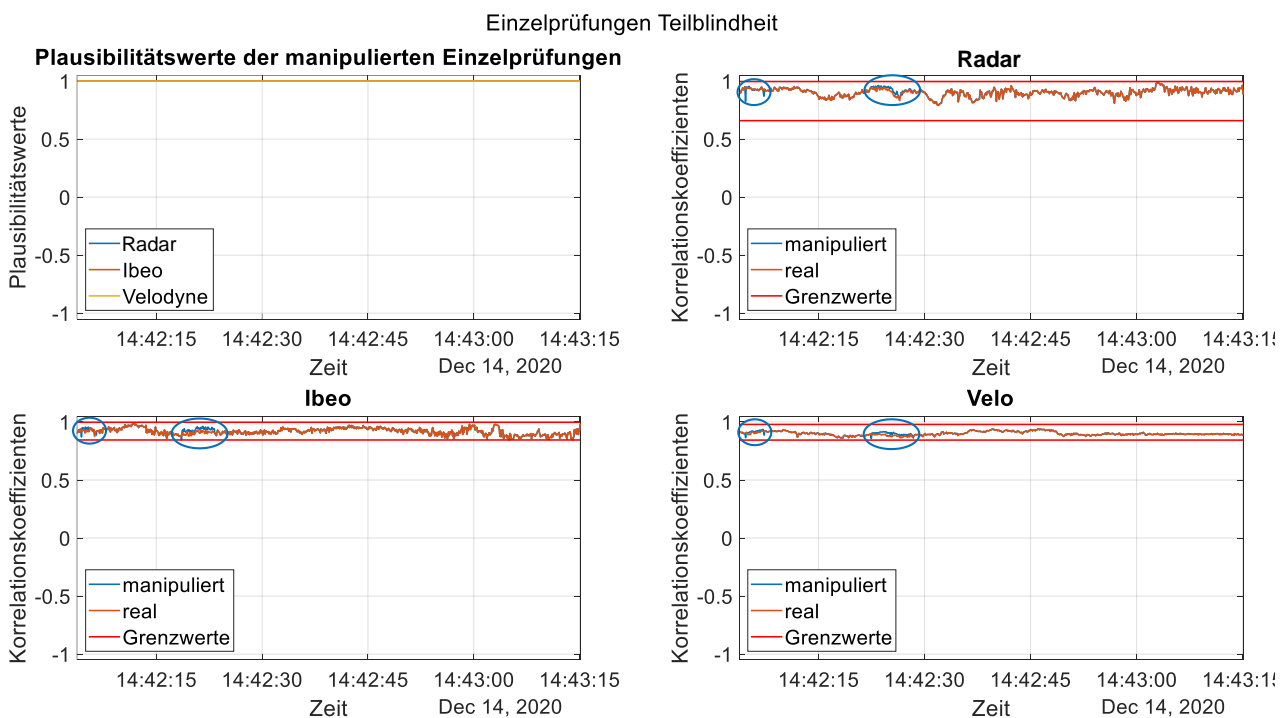


Abbildung 5-16: Verlauf der Plausibilitätswerte und Korrelationskoeffizienten der Einzelprüfungen mit dauerhafter Teilblindheit

5.3.2.3 Bewertung der Teilprüfungen der Kreuzkorrelation

Die Tests des manipulierten Szenarios zeigen, dass sich mit den Kreuzkorrelationsprüfungen nur ein Freeze der Sensorbilder sicher detektieren lässt. Bei allen anderen getesteten Fehlern ist der Unterschied im Verlauf des Korrelationskoeffizienten zwischen verschiedenen Fahrten größer als die Abweichungen aufgrund der Fehler. Daher lassen sich diese nur bei sehr starker Ausprägung und in Szenarien, in denen der Verlauf des Korrelationskoeffizienten auf niedrigem Niveau liegt, feststellen.

Eine Verwendung der Teilprüfungen ist vor diesem Hintergrund nicht sinnvoll. Einzig die Prüfung auf Freezes kann verwendet werden. Möglicherweise lassen sich die Unterschiede in den Verläufen der Korrelationskoeffizienten innerhalb eines Szenarios, aber vor allem zwischen verschiedenen Szenarien mit einer anderen Sortierung der Detektionen verringern. Wäre dies möglich, könnten mehr Abweichungen in den Sensorbildern erkannt werden, weil die Grenzwerte dann näher an den Verläufen liegen könnten. Im Ausblick in Kapitel 7.2 wird beschrieben, wie eine andere Sortierung umsetzbar ist.

5.4 Layererkennung

In diesem Unterkapitel wird beschrieben wie die Berechnungsparameter der Teilprüfungen zur Layererkennung ausgelegt werden und wie diese danach in weiteren Szenarien getestet und bewertet werden. Aufgrund des geringeren Umfangs der einzelnen Schritte im Vergleich mit dem Vorgehen bei den Kreuzkorrelationsprüfungen wird auf eine Einteilung des Kapitels in die Unterkapitel Auslegung, sowie Test und Bewertung verzichtet. Stattdessen werden die Sensoren getrennt betrachtet, da sich die Teilprüfungen zum Teil zwischen ihnen unterscheiden.

5.4.1 Ibeo Lux 4L Lidar

In der Teilprüfung des Ibeo Lidars wird die Anzahl der Layer in jedem Bild gezählt. Eine Abwertung des Plausibilitätswerts findet statt, sobald eine der vier Layer des Sensors nicht detektiert wird. Die Begründung dieses Vorgehens bildet die Annahme, dass der Sensor bei fehlerfreier Funktion in einer Stadtfahrt immer Detektionen in allen vier Layern aufweist. Um diese Annahme zu überprüfen, werden Testszenarien in der Online-Anwendung „webviz“³¹ betrachtet. Diese Anwendung visualisiert die Punktwolken der Umgebungssensoren, sodass die Anzahl der Layer in den Testszenarien feststellbar ist. Untersucht werden die in Kapitel 5.1 vorgestellten Testszenarien und die Fahrt durch den Darmstädter Citytunnel. An den Steigungen bei der Ein- und Ausfahrt ist die Wahrscheinlichkeit dafür, dass eine Layer keine Detektionen aufweist, als am höchsten einzuschätzen, weil die Richtung der Strahlausbreitung der Layer vom Verlauf der Fahrbahnoberfläche abweicht. In allen Testszenarien sind in jedem Schritt Detektionen in allen vier Layern zu erkennen. Damit gilt die Annahme, dass in Stadtfahrten bei fehlerfreiem Sensor stets Detektionen in allen vier Layern existieren, als bestätigt.

Der erste Test der Teilprüfung überprüft, ob in den fehlerfreien Testszenarien alle vier Layer detektiert werden und keine False Positives entstehen. Diesen Test besteht die Teilprüfung. Ein weiterer Test überprüft, ob fehlende Layer erkannt werden. Dazu werden die fehlerfreien Szenarien manipuliert. Eine andere Möglichkeit die Teilprüfungen zu testen wären Messfahrten, bei denen der Sensor bewusst verdeckt wird. Die Manipulation wird durchgeführt, indem Detektionen mit einer z -Komponente kleiner als 0 aus den Detektionsschritten gelöscht werden. Die Layer direkt zu löschen, ist nicht zielführend, da diese dafür erkannt werden müssen, was wiederum mit derselben Berechnung wie in

³¹ Cruise LLC: webviz.

der Teilprüfung durchzuführen ist. Auf diesem Weg kann das Vorgehen der Teilprüfung nicht verifiziert werden. In allen auf diese Weise manipulierten Szenarien detektiert die Teilprüfung die beiden Layer, die nach der Manipulation noch existieren. Der Plausibilitätswert wird korrekt abgewertet.

Die Funktion der Aufwertung des Plausibilitätswerts wird überprüft, indem der Ausgangswert des Plausibilitätswerts auf -1 gesetzt wird und anschließend das nachgewiesene fehlerfreie Referenzszenario getestet wird. Da es sich dabei um einen reinen Funktionstest handelt, ist der Test in einem Szenario ausreichend, um die Funktion der Aufwertung zu verifizieren. Auch diesen letzten Test besteht die Teilprüfung.

Die Tests zeigen, dass die Teilprüfung geeignet ist, eine Fehlfunktion des Ibeo Lidars zu detektieren. Wie in Kapitel 4.5 beschrieben lässt sich mit dieser Teilprüfung eine Teilblindheit durch Verdeckung oder den Ausfall einzelner Layer entdecken. Da sich jedoch nicht der Ausfall einzelner Bereiche einer Layer, sondern nur der gesamten Layer detektieren lässt, ist es nicht möglich, die Position und Größe des blinden Bereichs in der Umgebung zu bestimmen. Dazu müsste bekannt sein, in welchen Bereichen der Umgebung Objekte liegen, bspw. durch die Informationen anderer Sensoren. Diese Information könnte mit den Detektionen des Ibeos verglichen werden. Sollten an den Stellen, an denen Detektionen zu erwarten sind, Lücken in den Layern auftreten, könnte auch die räumliche Position einer Teilblindheit bestimmt werden. Dies ist in dieser Masterarbeit allerdings nicht umgesetzt. Die einzige zusätzliche Information zur Existenz ist, welche der vier Layer von der Teilblindheit betroffen sind.

Denkbar ist, dass die Teilprüfung in einer sehr offenen Umgebung ohne Verkehr False Positives liefert, weil nicht alle Layer Detektionen aufweisen. Das kann zum Beispiel auf einer kaum befahrenen Landstraße ohne Vegetation am Straßenrand auftreten. Eine weitere Umgebung, in der es zu False Positives kommen kann, ist der Flugplatz in Griesheim, wie der Test einer Fahrt auf diesem zeigt. Eine Fahrt über Landstraßen zählt nicht zum vorgesehenen Einsatzbereich des aDDa-Fahrzeugs. Das Auftreten von False Positives ließe sich vermeiden, indem die Layererkennung an die Objekterkennung gekoppelt wird. Ein Durchführen der Layererkennung des Ibeo Lidars ergibt nur dann Sinn, wenn Objekte in der Umgebung existieren. Andernfalls liefert der Sensor keine Detektionen, die für die Prüfung betrachtet werden können und die Layererkennung wird nicht durchgeführt. Diese Idee ist jedoch nicht umgesetzt.

5.4.2 Velodyne VLP-32 C Lidar

Die Teilprüfung des Velodyne Lidars berechnet, wie in Kapitel 4.5.1 beschrieben, zwei unabhängige Plausibilitätswerte. Es handelt sich daher praktisch um zwei Teilprüfungen in einer. Der erste Plausibilitätswert ergibt sich aus der Anzahl der Layer mit mindestens einer Detektion und ist damit identisch zur Teilprüfung des Ibeo Lidars. Anders als beim Ibeo Lidar zeigen einige Layer des Velodyne Lidars so steil nach oben, dass sie kein Objekt treffen und daher keine Detektionen in diesen Layern liegen. Daher ist eine geringere Layeranzahl als maximal möglich nicht gleichbedeutend mit einem Sensorfehler. In vier der fünf in Kapitel 5.1 vorgestellten Testszenarien, dem Referenzszenario und der Durchfahrt des Darmstädter Citytunnels erkennt die Teilprüfung in jedem Detektionsschritt in

allen 32 Layern mindestens eine Detektion. Im Rheinstraßen-Szenario treten Schritte auf mit Detektionen nur in den unteren 31 Layern. Anhand der Kamerabilder ist in „webviz“ nachvollziehbar, dass in den entsprechenden Detektionsschritten keine Objekte im Bereich der obersten Layer vorhanden sind. Allerdings wird in dieser Teilprüfung nicht das gesamte FOV des Sensors untersucht, sondern nur der Bereich vor dem Fahrzeug, der in etwa dem FOV der anderen beiden Sensoren entspricht. Das geschieht in erster Linie, um die Berechnungszeit zu begrenzen. Würden die vollen 360° des FOV betrachtet werden, hätten in diesem Szenario alle 32 Layer in jedem Detektionsschritt mindestens eine Detektion. In diesem Szenario führt eine Abwertung des Plausibilitätswerts bei weniger als 32 Layern zu einem Plausibilitätswerts unter $+0,5$. Der Grenzwert der Berechnung des Plausibilitätswerts der ersten Teilprüfung wird daher auf 31 Layer festgelegt, die in jedem Detektionsschritt mindestens zu erkennen sind. Mit dieser Festlegung beträgt der Plausibilitätswert in allen Testszenarien dauerhaft $+1$. Es spielt keine Rolle, welche der 32 Layer ausfällt. Die Kritikalität eines Ausfalls unterscheidet sich jedoch zwischen den Layern. Ein Ausfall der oberen Layer wiegt in einem Szenario mit flacher Topografie weniger stark als bei den unteren und zentralen Layern, selbst wenn mehrere der oberen Layer ausfallen. In zukünftigen Arbeiten kann diese Teilprüfung daher um eine Bewertung der Kritikalität des auftretenden Ausfallmusters für das sichere Ausführen der Fahraufgabe erweitert werden. Der Ausfall einer unkritischen Layer würde dann nicht mehr zu einer Fehlermeldung und einer Abwertung des Plausibilitätswerts führen.

Der zweite Plausibilitätswert ergibt sich aus dem Abstand zwischen zwei nebeneinanderliegenden Detektionen in einer Layer. Die Auflösung des Sensors im horizontalen Azimutwinkel beträgt laut Datenblatt des Sensors $0,1^\circ$ bis $0,4^\circ$. Dieser Wert ist abhängig von der eingestellten Drehgeschwindigkeit des Sensors. Demzufolge bedeutet ein Azimutwinkel zwischen zwei benachbarten Detektionen von mehr als $0,4^\circ$ unabhängig von der Drehgeschwindigkeit einen Sensorfehler durch Verdeckung oder einen ausbleibenden Laserpuls oder weil das Signal wegreflektiert wird und nicht mehr zum Sensor zurückkehrt. Bei der Betrachtung der Testszenarien zeigt sich, dass in vielen Detektionsschritten Azimutwinkel von mehr als $0,4^\circ$ auftreten. Abbildung 5-17, Abbildung 5-18 und Abbildung 5-19 zeigen exemplarisch die Verteilung der Azimutwinkel in drei zufällig gewählten Detektionsschritten in drei der Testszenarien. Die Werte liegen, anders als die Darstellung des Verlaufs suggeriert, nicht perfekt auf den auf die zweite Nachkommastelle gerundeten Werten. Diese Abweichungen könnten auf Vibrationen im Betrieb zurückzuführen sein. Dadurch schwankt die Position des Sensors zwischen zwei Detektionsschritten geringfügig und damit auch der Drehwinkel, der zwischen zwei Laserpulsen liegt. Die Werte akkumulieren sich an Winkeln, die ein Vielfaches von $0,2^\circ$ sind. Dieses Muster spricht aufgrund seiner Regelmäßigkeit und weil es in jedem Szenario auftritt für ein normales Sensorverhalten und nicht für einen Fehler. Wahrscheinlich sind vom Sensor wegreflektierte Laserpulse der Grund für dieses Muster. Dadurch wird ein Puls, oder bei einem größeren wegreflektierenden Objekt auch mehrere nebeneinander liegende Pulse, nicht mehr vom Sensor detektiert. Durch die fehlenden Reflexionen ergeben sich die Winkelabstände, die größer als $0,2^\circ$ sind. Da der Abstand zwischen den Detektionen konstant ist, ist der Abstand zwischen zwei zum Sensor reflektierten Laserpulsen immer ein Vielfaches von $0,2^\circ$. Auch wenn zwischen den beiden detektierten Laserpulsen wegreflektierte Laserpulse liegen. Um diese Vermutung zu verifizieren, sind weitere Tests mit weiteren Szenarien notwendig. Diese können in der vorliegenden Masterthesis aus zeitlichen Gründen

nicht mehr durchgeführt werden. Neben der Verifizierung der Vermutung ist ein zweites Ziel der Tests die Ableitung des korrekten Sensorverhaltens und davon ausgehend die Formulierung einer Regel, mit der sich fehlerhafte Sensordaten anhand der Azimutwinkel erkennen lassen.

Mit der vorliegenden Version der Teilprüfung kann kein Plausibilitätswert berechnet werden. Die im Matlab-Skript auskommentierte Berechnung stammt von einer älteren Version dieser Teilprüfung, die jedoch fehlerhaft war. Sie kann allerdings als Ansatz genutzt werden, in einer Folgearbeit eine Berechnung des Plausibilitätswerts umzusetzen. Der Plausibilitätswert wird für einen nicht dem ermittelten Normalverhalten des Sensors entsprechenden Azimutwinkel abgewertet. Neben der Betrachtung dessen, was dem zu erwartenden Normalverhalten des Sensors entspricht, kann zusätzlich eine weitere Betrachtung sinnvoll sein. Im in Abbildung 5-19 gezeigten Detektionsschritt des Landskronstraßen-Szenarios tritt eine Teilblindheit von etwa 3° auf. Diese kann je nach Lage in der Umgebung zur Folge haben, dass ein Bereich von mehreren Metern nicht durch den Sensor abgedeckt wird. Eine derart große Lücke kann zu einem Sicherheitsrisiko werden, wenn dadurch ein Objekt nicht detektiert wird. Daher sollten die Azimutwinkel zwischen Detektionen nicht nur auf Übereinstimmung mit dem Sensorverhalten untersucht werden, sondern auch darauf, ob sie, wenn auch nicht durch einen Fehler ausgelöst, eine sicherheitskritische Größe erreichen. Umgekehrt könnte ein kleiner, aber unplausibler Azimutwinkel in der Berechnung des Plausibilitätswerts ignoriert werden, weil er keine Relevanz für die Sicherheit hat. Allerdings kann auch ein kleiner Fehler für einen entstehenden größeren Fehler oder eine grundsätzliche Fehlfunktion des Sensors stehen, die sich nicht durch große fehlerhafte Azimutwinkel äußert und trotzdem sicherheitskritisch ist. Neben der Größe einer Teilblindheit in einer Layer, sollte auch ermittelt werden, ob benachbarte Layer im gleichen Azimutbereich ebenfalls eine Lücke aufweisen. Damit lässt sich die Größe des von der Teilblindheit verdeckten Umgebungsbereichs bestimmen.

Für eine vorherige, fehlerhafte Version dieser Teilprüfung werden die Testszenarien in „webviz“ betrachtet, um gefundene Lücken in den Punktwolken zu verifizieren. Dabei zeigt sich, dass in den Szenarien mit nasser Fahrbahn und Regen mehr Lücken entstehen. Außerdem neigt der Velodyne Lidar im Stillstand zum Flackern, was ebenfalls zu Lücken in den Layern führt. Diese Erkenntnisse können für die weitere Arbeit an dieser Teilprüfung von Nutzen sein.

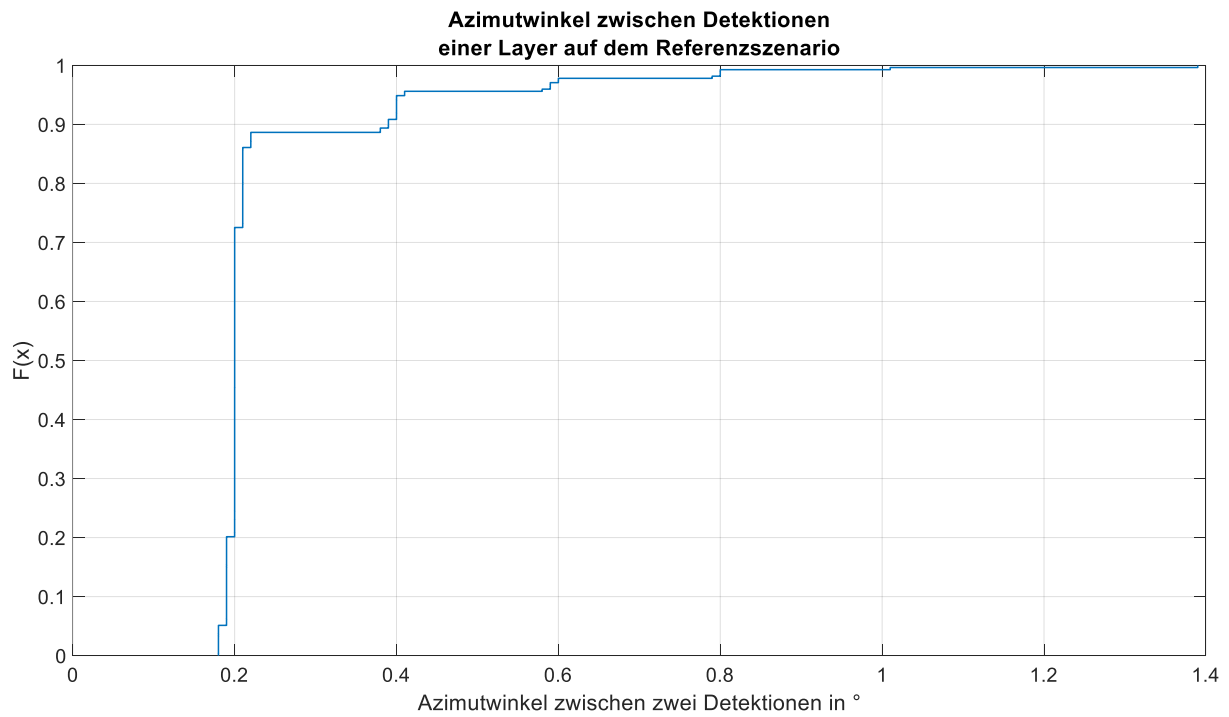


Abbildung 5-17: Verteilung der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Referenzszenario

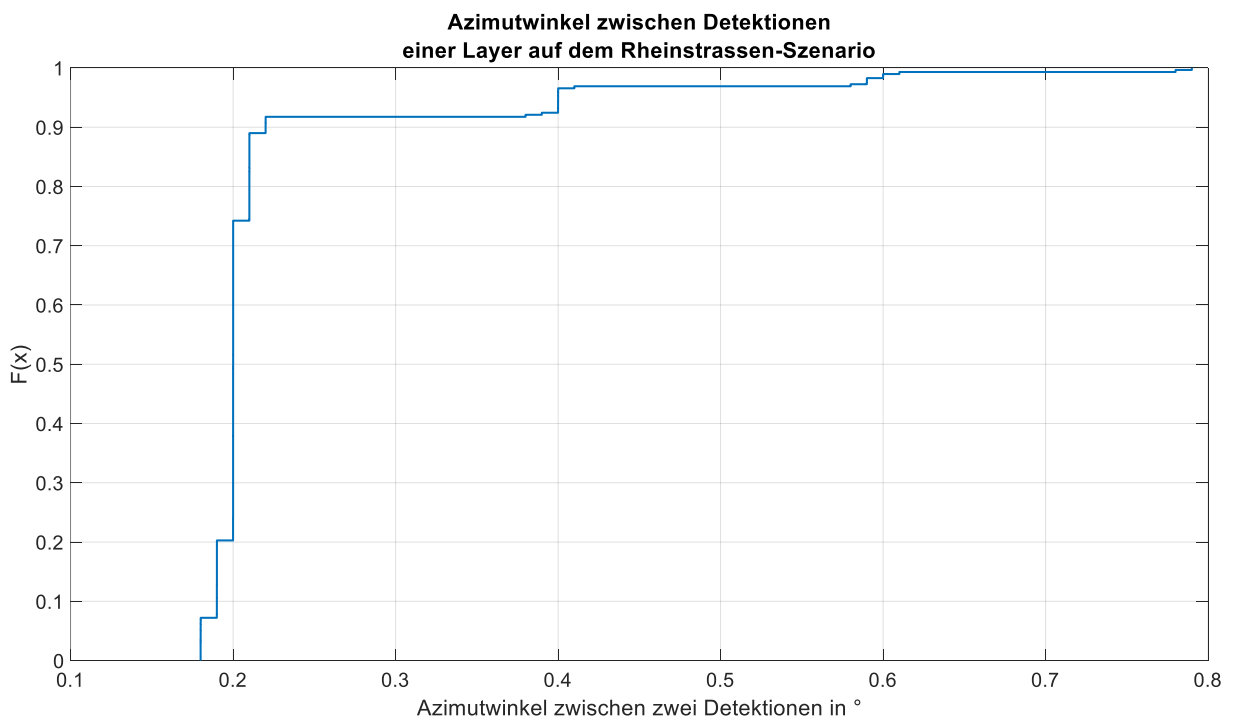


Abbildung 5-18: Verteilung und Verlauf der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Rheinstraßen-Szenario

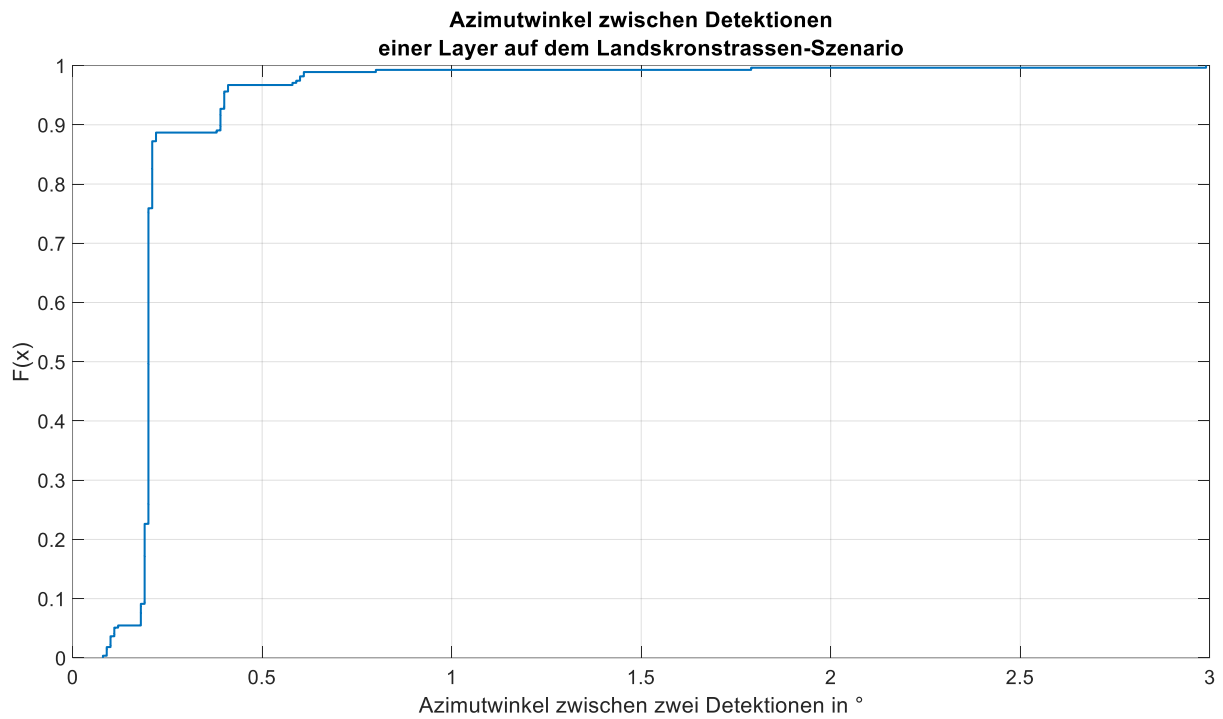


Abbildung 5-19: Verteilung und Verlauf der Azimutwinkel zwischen Detektionen im Landskronstraßen-Szenario

6 Rückschlüsse auf Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren aus fusionierten Daten

Die Aufgabenstellung dieser Masterthesis beinhaltet die Aufgabe, darzulegen, inwiefern aus bereits fusionierten Sensordaten Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit einzelner Sensoren gezogen werden können. Die in den vorherigen Kapiteln vorgestellten Teilprüfungen, wie auch das in Kapitel 3.4 vorgestellte Konzept der Plausibilitätsprüfung beruht auf der Verarbeitung nicht-fusionierter Sensordaten. In diesem Unterkapitel wird dargelegt, warum dieses Vorgehen gewählt wird und welche Argumente für eine Bewertung der Vertrauenswürdigkeit der Sensoren anhand bereits fusionierter Daten vorliegen.

Ein Grund, für die Plausibilitätsprüfung in dieser Masterthesis nicht-fusionierte Sensordaten zu verwenden ist, dass zu Beginn der Arbeit noch kein Fusionsmodell der Umgebungssensordaten des aDDa-Fahrzeugs vorlag. Daher ist nicht bekannt, welche Daten nach dem Fusionsprozess vorliegen. Um Plausibilitätsprüfungen zu entwickeln, müsste das Ergebnis der Entwicklung der Sensordatenfusion vorweggenommen werden. Außerdem liegen ohne Fusionsmodell keine Daten vor, um die Plausibilitätsprüfung zu testen.

Es gibt allerdings auch Gründe, warum es nicht sinnvoll ist, Rückschlüsse auf die Vertrauenswürdigkeit von Umgebungssensoren aus fusionierten Daten zu ziehen. Diese sind schlussendlich ausschlaggebend für das Vorgehen in dieser Masterthesis. Unter der Annahme, dass es möglich ist, einen fehlerhaften Sensor aus fusionierten Daten zu erkennen, ergibt sich ein Mehraufwand gegenüber einer Plausibilitätsprüfung vor der Sensordatenfusion. Im Fall eines fehlerhaften Sensors muss der Fusionsprozess erneut durchgeführt werden, um den Einfluss der fehlerhaften Daten zu eliminieren. In einem Echtzeitprozess, wie der automatisierten Steuerung eines Fahrzeugs, kann diese Verzögerung zu einem Sicherheitsproblem werden. Andererseits kann eine Plausibilitätsprüfung anhand fusionierter Daten schneller ablaufen, weil die Zuordnung der Daten der verschiedenen Sensoren zueinander nicht mehr notwendig ist und die Informationen bereits vereint sind. In der Annahme, dass die Funktion der Sensoren in der Regel fehlerfrei ist und Fehler eine absolute Ausnahme sind, kann die Plausibilitätsprüfung für die weit überwiegende Fahrzeit schneller ablaufen. Das wiederum kommt der Performance des gesamten automatisierten Systems zugute, weil für andere Bestandteile wie die Trajektorienplanung mehr Berechnungszeit zur Verfügung stehen.

Durch die Fusion der Sensordaten ist es nicht mehr möglich, die Redundanz der Umgebungssensoren auszunutzen. Alle Teilprüfungen, die auf dem Vergleich der Daten zweier Sensoren beruhen, sind damit nicht mehr durchführbar. Außerdem wird es aufwendiger, den fehlerhaften Sensor zu ermitteln, weil nur noch eine Datenquelle vorliegt, in der die Informationen aller Sensoren stecken. Bestimmte Fehlermuster könnten jedoch bereits Hinweise auf den fehlerhaften Sensor liefern. Das bedeutet, dass für den Fall eines Sensorfehlers eine Plausibilitätsprüfung für nicht-fusionierte Daten implementiert werden muss. Denkbar ist auch, dass Fehler durch die Verarbeitung im Fusionsprozess überdeckt oder abgeschwächt werden und dann nicht mehr detektierbar sind, weil die Entdeckungsgrenzen ähnlich wie bei den Kreuzkorrelationsprüfungen in Kapitel 5.3.2 nicht mehr erreicht werden. Anderer-

seits müssen diese Sensorfehler eventuell nicht entdeckt werden, weil ihr Einfluss auf das Fusionsergebnis gering und für eine sichere Fahrzeugführung nicht relevant ist. Eine isolierte Betrachtung und Bewertung des Verlaufs und der Veränderung der einzelnen Informationen eines Sensors ist nach der Sensordatenfusion ebenfalls nicht mehr möglich.

Ein Mittelweg ist, die Plausibilitätsprüfung in den Fusionsprozess zu integrieren, wie in der Arbeit von Geissler et al.³² Möglich könnte zum Beispiel ein Vergleich zwischen den Daten verschiedener Sensoren und einer Bewertung der Abweichungen zwischen den Daten in dem Schritt sein, in dem sie in der Fusion einander zugeordnet und miteinander fusioniert werden. Um zu bewerten, ob dies umsetzbar ist, fehlt dem Autor das Wissen über den Ablauf von Fusionsprozessen im Allgemeinen und im Besonderen über den für aDDa entwickelten Fusionsprozess. Eine Betrachtung des Verlaufs und der Veränderungen der Daten eines einzelnen Sensors über der Zeit müsste in diesem Fall trotzdem vor der Fusion durchgeführt werden.

Die Notwendigkeit einer Plausibilitätsprüfung mit nicht-fusionierten Daten, um fehlerhafte Sensoren zu identifizieren, ist das stärkste Argument dafür, die Bewertung der Plausibilität nicht anhand fusionierten Daten durchzuführen. Weitere Argumente sind der Wegfall der Möglichkeit redundanzbasierter Prüfungen und Prüfungen der Informationen einzelner Sensoren umzusetzen, sowie der doppelte Aufwand, der im Fall eines fehlerhaften Sensors entsteht. Eine zumindest teilweise Integration der Plausibilitätsprüfung in den Fusionsprozess mit einigen vorgelagerten Teilprüfungen könnte den gesamten Prozess jedoch beschleunigen. Eine Bewertung der Umsetzbarkeit dieses Ansatzes kann erst vorgenommen werden, wenn die Entwicklung der Sensordatenfusion abgeschlossen ist.

³² Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020).

7 Ausblick

Dieses Kapitel beinhaltet einen Ausblick auf weitere Arbeiten zu diesem Thema. Es werden Arbeitsschritte genannt, die vor einem Einsatz der Plausibilitätsprüfung im aDDa-Fahrzeug durchgeführt werden müssen und Ideen für weitere Teilprüfungen beschrieben, die Ansatzpunkte für Folgearbeiten sein können.

7.1 Schritte, die vor dem Einsatz der Teilprüfungen zu beachten sind

Dieses Unterkapitel beschreibt die Arbeitsschritte, die noch notwendig sind, um die in dieser Masterthesis beschriebene Plausibilitätsprüfung zu verwenden. Eine Validierung der einzelnen Teilprüfungen und der gesamten Plausibilitätsprüfung wurde nicht durchgeführt. Dies ist nicht Teil der Aufgabenstellung und wäre zusätzlich zur Entwicklung der Teilprüfungen zeitlich nicht umsetzbar. Außerdem ist eine Validierung mit derart wenigen Teilprüfungen nicht sinnvoll. Da sich an diese Masterthesis weitere studentische Arbeiten anschließen, ist eine Validierung des gesamten Ablaufs der Plausibilitätsprüfung erst für die endgültige, im Fahrzeug zu implementierende Version sinnvoll. Die Funktionalität einzelner Teilprüfungen kann bereits vorher validiert werden. Eine Verifizierung, ob die entwickelten Teilprüfungen geeignet sind, die Sensorfehler wie erwartet zu erkennen, wird in Kapitel 5 durchgeführt.

Für die beiden Teilprüfungen zum Stempeln der Objekte und der Betrachtung der Reichweite werden aus Zeitgründen keine Tests und Bewertungen vorgenommen. Wenn diese Teilprüfungen in Zukunft verwendet werden sollen, muss dieser Arbeitsschritt nachgeholt werden. Besonders die Stempel-Teilprüfungen erscheinen, wie in Kapitel 4.6 erläutert, eine sinnvolle zusätzliche Teilprüfung zu sein.

Die in Kapitel 5.2 begründeten Berechnungsparameter und Kriterien für Auf- und Abwertung des Plausibilitätswerts sollten für zukünftige Teilprüfungen jeweils individuell festgelegt werden. Auch der Bereich von +1 bis -1 sowie der Grenzwert bei +0,5, die für die in dieser Masterthesis beschriebenen Teilprüfungen angesetzt ist, sollte nicht unveränderlich sein. Dieses Grundgerüst der Plausibilitätsbewertung ist zwar ein integraler Bestandteil der Ergebnisse dieser Arbeit, sollte sich in zukünftigen Arbeiten allerdings ein anderer Wertebereich, oder eine andere Berechnungsarithmetik als besser geeignet erweisen, sollten diese das hier vorgestellte Vorgehen ablösen. In diesem Fall müssen entweder die bestehenden Teilprüfungen oder die verwendeten Berechnungsweisen in der Evaluierungs- und Entscheidungsebene angepasst werden.

7.2 Ansätze für weitere Teilprüfungen

In diesem Kapitel werden Ansätze und Ideen für weitere Teilprüfungen erläutert. Diese entstanden entweder in der Konzeptentwicklung und wurden hinter andere Ideen zurückgestellt, oder sind Ideen

die sich während der Arbeit an den in dieser Masterthesis umgesetzten Teilprüfungen, sowie in Rücksprachen mit meinem Betreuer Herrn Popp³³ oder eines Expertengesprächs mit Prof. Winner³⁴ ergaben. Teilweise erweitern die Ansätze eine der vorgestellten Teilprüfungen, teilweise sind es Ideen zur Verbesserung dieser Teilprüfungen. Andere Ansätze wiederum beschreiben neue Teilprüfungen, die in der vorliegenden Arbeit nicht beschrieben werden.

Verlauf von Detektionen in einem Winkelsegment

Eine Möglichkeit, blinde Bereiche im FOV zu identifizieren, ist eine Statistik der Anzahl der Detektionen in einem Winkelsegment über die Zeit zu erheben. Objekte treten an einer Grenze kontinuierlich in ein Segment ein und verlassen es ebenso kontinuierlich über eine Grenze. Daher verändert sich die Anzahl der Detektionen innerhalb eines Segments bei fehlerfreier Sensorfunktion nie in großen Sprüngen. Eine einfache Version dieser Teilprüfung betrachtet nur den Verlauf der Statistik und verringert den Plausibilitätswert, sobald sich im Verlauf eine zu starke Steigung ergibt. Für diese Version ist, bspw. durch eine statistische Erhebung in Testszenarien, zu bestimmen, welche Veränderungen der Statistik im fehlerfreien Betrieb der Sensoren auftreten. Ein komplexerer Ansatz nutzt aus, dass die Anzahl der ein Winkelsegment verlassenden Detektionen prädizierbar ist. Aus der Position einer Detektion in einem Segment und der Bewegung des dazugehörigen Objekts lässt sich vorhersagen, ob die Detektion im nächsten Schritt noch in diesem Segment liegt. Der Plausibilitätswert dieser Teilprüfung wird aus der Abweichung der detektierten und der prädizierten Situation berechnet. Durch die ungleiche Anzahl der Detektionen je Objekt zwischen zwei Detektionsschritten ist hierbei die Möglichkeit einer Abweichung der prädizierten von der real auftretenden Anzahl vorzusehen. Bei benachbarten Winkelsegmenten ergibt sich die Möglichkeit, die Anzahl der grenzüberschreitenden Detektionen miteinander zu vergleichen. Diese Teilprüfung lässt sich für alle Sensoren anwenden, auch für den Radar und den Ibeo Lidar, für die bisher kein Ansatz für eine Prüfung auf Teilblindheit für Azimutwinkelbereiche ausgearbeitet ist.

Die Winkelsegmente müssen groß genug sein, damit Objekte nicht schlagartig reinkommen und das Segment nicht im nächsten Detektionsschritt wieder verlassen haben. Das begrenzt die Auflösung und Genauigkeit der Ermittlung, welcher Winkel blind ist. Breitensegmente mit einer Ausdehnung entlang der y-Achse können kleiner gewählt werden als Winkelsegmente, da die Objekte bei Geradeausfahrt im selben Segment verbleiben. Für Kurvenfahrten können die betrachteten Segmente auf Basis des Lenkwinkels oder Kartendaten bestimmt werden. Die Betrachtung von Längssegmenten ist allerdings weniger sinnvoll, weil Teilblindheiten immer in einem Winkelbereich ausgehend vom Strahlursprung und nicht in einem parallel zur Fahrzeuglängsachse verlaufenden Segment entstehen. Beim Radar aufgrund der kugelförmigen Ausbreitung von einem Punkt aus und beim Lidar aufgrund der Sweep- bzw. Scanbewegung der Optik.

Situationsbedingte Anpassung der Grenzwerte der Plausibilitätswertberechnung

³³ Popp, C.: Rücksprachen im Rahmen der Betreuung der Masterthesis (2020 - 2021).

³⁴ Winner, H.: Fachgespräch mit Prof. Winner am 18.03.2021 (2021).

Im Verlauf der Tests der Teilprüfungen in Kapitel 5 zeigt sich, dass bei bestimmten Fahrmanövern weniger gute Ergebnisse erzielt werden als im durchschnittlichen Fahrbetrieb. Dabei handelt es sich um den Stillstand, besonders hinter anderen Fahrzeugen, um schnelle Drehungen des Fahrzeugs, bspw. beim Abbiegen, und Umwelteinflüsse wie feuchte Straßen. Diese Situationen müssen aus den Bewegungsdaten des Fahrzeugs oder den Informationen der Sensoren selbst erkannt werden, um False Positives zu vermeiden. In diesen Situationen muss entweder die Berechnung der betroffenen Teilprüfungen ausgesetzt, die Grenzwerte der Abwertung der Plausibilitätswerte angepasst oder die Abwertungsschritte des Plausibilitätswerts kleiner gehalten werden. Dazu müssen neue Grenzwerte für die jeweiligen Situationen aus Testszenarien bestimmt werden.

Ansätze für eine zukünftige Erweiterung der Evaluierungs- und Entscheidungsebene

Wenn in Zukunft zusätzliche Teilprüfungen entwickelt werden, kann die Berechnung des Plausibilitätswerts eines Sensors verändert werden. So kann eine Gewichtung der Plausibilitätswerte einzelner Teilprüfungen sinnvoll sein. Zum Beispiel wenn sich eine der Teilprüfungen als besonders sicher und aussagekräftig oder auch als unsicher herausstellt. Daraus ergibt sich die Möglichkeit, dass die Plausibilitätswerte schwacher Teilprüfungen überstimmt werden können und die von besonders aussagekräftigen Prüfungen einen größeren Einfluss auf den Gesamtplausibilitätswert eines Sensors haben. Um die Aussagekraft und -sicherheit der Teilprüfungen zu ermitteln sind viele Tests notwendig. Das ist in dieser Arbeit nicht darstellbar. Aufgrund der geringen Anzahl der bisher entwickelten Teilprüfungen ist eine Gewichtung ohnehin nicht sinnvoll umsetzbar.

Wenn mehrere Teilprüfungen eine Anomalie detektieren, ist die Wahrscheinlichkeit eines Sensorfehlers größer. Daher kann es in Zukunft sinnvoll sein in einem Fall, in dem sich in mehreren Teilprüfungen eine Abwertung des Plausibilitätswertes ergibt, die Abwertung des Gesamtplausibilitätswerts schneller durchzuführen. Je nach Einfluss auf die Fahrsicherheit sollte dabei trotzdem das Auftreten eines einmaligen Ausreißers eingeräumt werden. Genauso könnte der Gesamtplausibilitätswert eines Sensors schneller wieder aufgewertet werden, wenn alle Teilprüfungen auf einem Plausibilitätswert von +1 stehen oder seit einem gewissen Zeitraum aufgewertet werden. Auch auf diese Schritte könnte eine Gewichtung der einzelnen Plausibilitätswerte Einfluss haben.

Darüber hinaus muss für die Umsetzung der Plausibilitätsprüfung im aDDa-Fahrzeug eine Schnittstelle zu auf der Plausibilitätsprüfung aufbauenden Systembestandteilen wie der Trajektorienplanung und der Sensorfusion implementiert werden. An diese müssen die Informationen der Evaluierungs- und Entscheidungsebene weitergeben werden.

Erweiterung der Layererkennung des Velodyne

Aufgrund der Position des Velodyne Lidars auf dem Dach des aDDa-Fahrzeugs fällt ein Teil der untersten Layer immer auf Bereiche der Motorhaube und des Kofferraumdeckels. Diese Detektionen sind in Abbildung 7-1 gelb umrahmt. Die anderen Detektionen, die auf dem Fahrzeug liegen, entstehen durch Messtechnik, die auf dem Fahrzeugdach befestigt ist. Die Detektionen auf Motorhaube und Kofferraumdeckel befinden sich mit sehr geringen Abweichungen in jedem Schritt in jedem Szenario

an derselben Stelle relativ zum Sensor, weil der Abstand zwischen dem Sensor und der Fahrzeugkarosserie stets gleichbleibt. Die Position aller anderen Detektionen ist hingegen abhängig von der Umgebung und daher veränderlich. Eine Abweichung der Positionen der Detektionen auf dem Fahrzeug würde aus diesem Grund einen Sensorfehler oder eine Verschiebung des Sensors anzeigen. Eine entsprechende Prüfung kann die Layererkennung erweitern. Die Detektionen, die in den beiden Winkelbereichen der Motorhaube und des Kofferraumdeckels liegen, müssen hierzu extrahiert werden. Es muss der Winkel zwischen den Detektionen und der x -Achse bestimmt werden, um die Detektionen zu finden, die im Winkelbereich von Motorhaube und Kofferraumklappe liegen. Der Winkel der Detektionen zur x -Achse berechnet sich aus dem Arcustangens von y -Komponente durch x -Komponente der Detektionen. Das Vorgehen ist identisch zu dem in Abbildung 4-9 und Formel 4-33 beschrieben. Abschließend muss die Position der ermittelten Detektionen mit den zu erwartenden Detektionen, der Ground Truth, abgeglichen werden. Der Zusatznutzen durch diese Teilprüfung ist, dass ein zusätzliches Merkmal, das bei fehlerfreier Funktion des Sensors auftreten muss, überprüft wird. Damit erhöht sich die Aussagekraft der Teilprüfung. Außerdem ist es durch diesen Schritt möglich, nicht nur eine Teilblindheit zu erkennen, sondern auch eine Verschiebung des Sensors oder einen anderen Fehler, der falsche Positionen der Detektionen verursacht. Wichtig für die Funktion dieser Teilprüfung ist, dass sämtliche Messtechnik auf dem Dach des Fahrzeugs immer an derselben Stelle montiert werden, damit ihr Einfluss auf die Position der Detektionen gleichbleibt und in der Berechnung der Teilprüfung berücksichtigt werden kann.

Wie in Kapitel 5.4.2 beschrieben, kann die Größe einer Lücke im charakteristischen Muster ein wichtigerer Indikator sein als die Existenz der Lücke selbst, weil davon abhängig ist, ob ein Objekt erkannt wird oder nicht. Die Größe einer Lücke lässt sich mit dem Satz des Pythagoras nach Formel 7-1 mit Formel 7-2 berechnen, wie in Abbildung 7-2 illustriert. Die Winkelposition der Teilblindheit ergibt sich aus dem Winkel der die Lücke begrenzenden Detektionen zur x -Achse, der sich wie im vorherigen Absatz beschrieben bestimmen lässt.

$$d_{i,j} = \sqrt{\Delta x_{i,j} + \Delta y_{i,j}} \quad (7-1)$$

$$\text{mit } \Delta x_{i,j} = |x_i - x_j| \text{ und } \Delta y_{i,j} = |y_i - y_j| \quad (7-2)$$

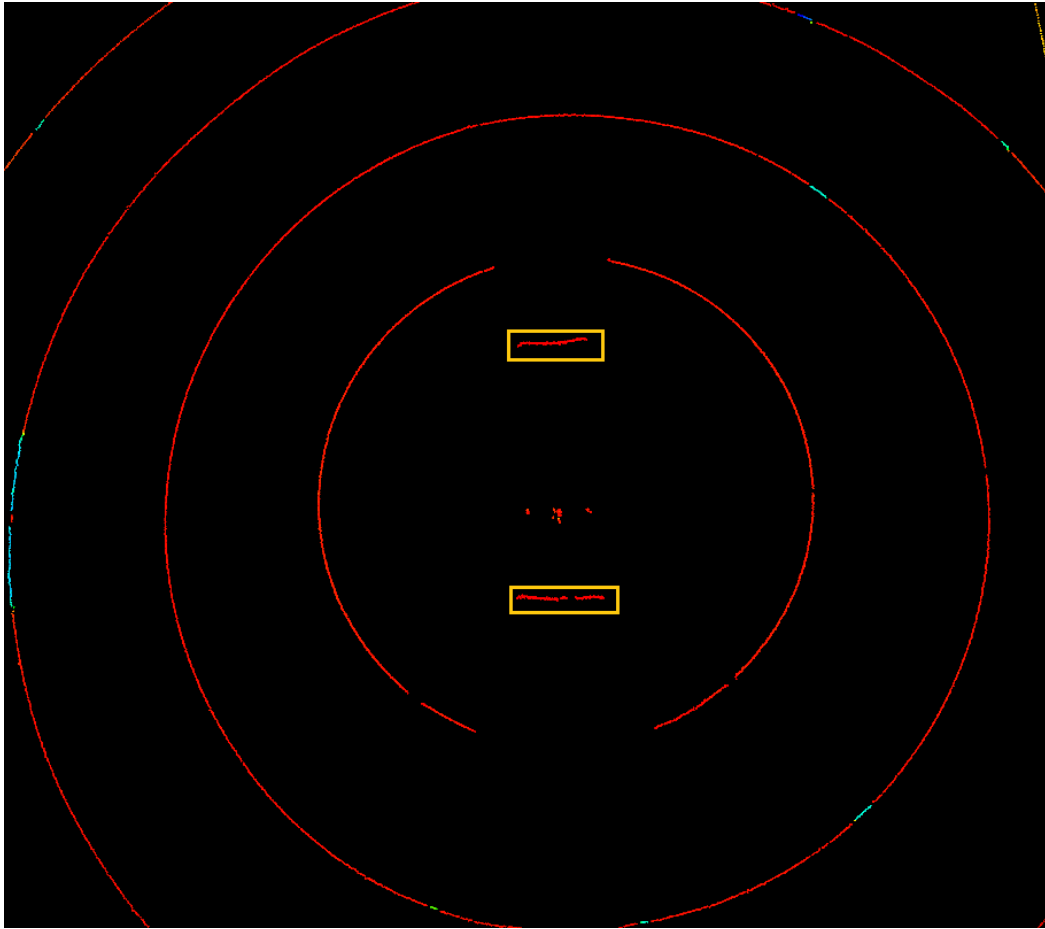


Abbildung 7-1: Position der Detektionen der ersten Layer des Velodyne auf Motorhaube und Kofferraumdeckel

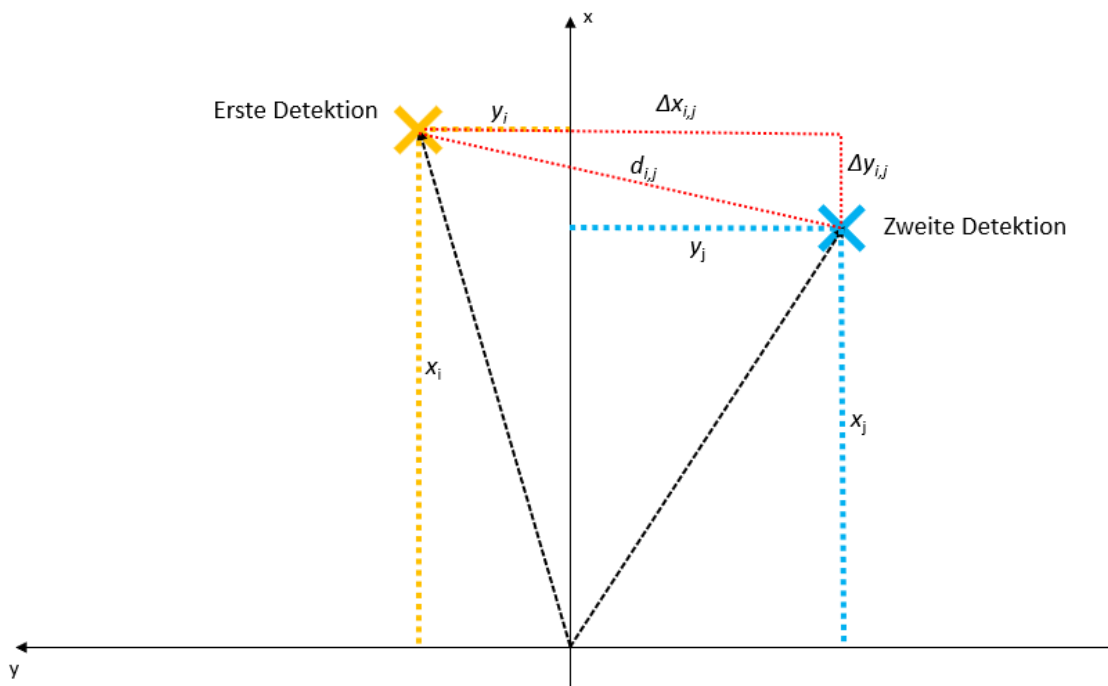


Abbildung 7-2: Berechnung des Abstands zwischen zwei Detektionen

Eine weitere Veränderung, die in zukünftigen Arbeiten an dieser Teilprüfung vorgenommen werden kann, ist die Anzahl der Layer mit Bodenreflexionen anhand von Kartendaten und dem darin verzeichneten Gefälle zu bestimmen. Auf diese Weise ist die Prüfung nicht mehr davon abhängig, dass die zuvor ermittelte Mindestanzahl an Layern mit Bodenreflexionen in jedem Szenario zutreffend ist. Das reduziert die Wahrscheinlichkeit von False Positives.

Prüfung auf ausbleibende Sensordaten

Mit den Kreuzkorrelationsprüfungen wird erkannt, wenn dauerhaft ein Sensor dieselben Informationen sendet. Diese Teilprüfung erkennt jedoch den Spezialfall nicht, wenn ein Sensor dauerhaft keine Informationen sendet. Eine Teilprüfung, die diesen Fehler erkennt, lässt sich umsetzen, indem die Messfrequenz der Sensoren beobachtet wird. Diese ist bei jedem der drei Umgebungssensoren einstellbar. Daraus lässt sich ein Zeitpunkt ableiten, wann neue Informationen bspw. in Form einer Punktwolke vom Sensor gesendet werden müssen. Wird dieser Erwartungswert nicht erfüllt, liegt ein Sensorfehler vor. Diese Fehlerart tritt beim Ibeo Lidar bei den Messfahrten am 07.04.2021 auf. Eine Implementierung ist daher in Zukunft sinnvoll.

Ansätze zur Verbesserung der Kreuzkorrelationsprüfungen

Im folgenden Absatz werden vier Ansätze zur Verbesserung der im gegenwärtigen Zustand nicht nutzbaren Kreuzkorrelationsprüfungen vorgestellt. Die letzten drei beschriebenen Ansätze lassen sich nur umsetzen, wenn die Teilprüfungen durch den ersten vorgeschlagenen Ansatz nutzbar werden.

Das Problem der Kreuzkorrelationsprüfungen sind die starken Schwankungen der Korrelationskoeffizienten innerhalb eines und zwischen verschiedenen Testszenarien. Diese sind so stark, dass die Teilprüfungen nur Fehler mit sehr großem Einfluss auf die Verteilung der Detektionen in der Punktwolke detektieren können. Ein Teil der Schwankungen ist wahrscheinlich auf die Sortierung der Detektionen zurückzuführen. Entscheidend für die Genauigkeit des Korrelationskoeffizienten ist, dass die Detektionen in den Punktwolken miteinander verrechnet werden, die in den beiden miteinander verglichenen Detektionsschritten im selben Bereich der Umgebung liegen. In den in Kapitel 4.4 beschriebenen Teilprüfungen werden die Detektionen nach ihrem räumlichen Abstand zum Ursprung des Koordinatensystems des jeweiligen Sensors sortiert. Dieses Vorgehen hat zwei Schwächen. Zum einen ist es dadurch möglich, dass zwei Detektionen miteinander verglichen werden, deren absolute x -, y - und z -Komponente sehr ähnlich sind, die durch unterschiedliche Vorzeichen jedoch weit auseinander liegen. Das lässt sich lösen durch eine getrennte Betrachtung der Detektionen in den Oktanten des Koordinatensystems. Allerdings werden dabei die Detektionen falsch verarbeitet, deren nächster Nachbar auf der anderen Seite einer Koordinatenachse liegt. Außerdem ergibt sich dadurch ein höherer Rechenaufwand. Zum anderen schlagen sich Veränderungen in der Verteilung der Detektionen an den Rändern des FOV besonders stark in den Korrelationskoeffizienten nieder. Das Beispiel in Abbildung 7-3 verdeutlicht diesen Zusammenhang. Im ersten Detektionsschritt liegen einige Detektionen in der linken unteren Ecke des FOV, im zweiten Schritt verschwinden diese, weil

das Objekt passiert wird. In der rechten oberen Ecke treten im zweiten Detektionsschritt neue Detektionen auf, weil ein anderes Objekt ins FOV eintritt. In der Berechnung der Kreuzkorrelation werden die Detektionen, die im ersten Detektionsschritt unten links liegen mit den Detektionen aus dem zweiten Detektionsschritt verrechnet, die dort in der Mitte des Bildes liegen. Ein Teil der Detektionen, die im ersten Schritt in der Mitte liegen werden mit denen verrechnet, die im zweiten Detektionsschritt in der rechten oberen Ecke neu auftreten. Der Abstand zwischen den miteinander verrechneten Detektionen ist ausschlaggebend für die Größe des Korrelationskoeffizienten. Durch die großen Abstände zwischen den miteinander verrechneten Detektionen ergibt sich durch diese Veränderungen an den Rändern des FOV ein niedriger Korrelationskoeffizient, obwohl die beiden Bilder sehr ähnlich sind, weil ein Großteil der Detektionen auch im zweiten Detektionsschritt noch in der Mitte des FOV liegt. Eine Umrechnung der Punktwolken in eine auf der Belegung von Bereichen des FOV basierenden Gridmap könnte dieses Problem verhindern. Der Korrelationskoeffizient würde dann innerhalb eines Szenarios und auch zwischen den Szenarien weniger stark schwanken und läge in einem kleineren Korridor. Das wiederum bedeutet, dass die Grenzwerte der Plausibilitätswertberechnung enger gefasst werden können, ohne False Positives zu produzieren. Es ist jedoch fraglich, ob sich damit die Kreuzkorrelationsprüfungen verbessern lassen. Zumindest bei den Fehlern, die sich in einer Verschiebung der Detektionen äußern, ist es wahrscheinlicher, dass die Effekte der Fehler ebenso weniger stark ins Gewicht fallen. Fehler, die sich einer Zu- oder Abnahme der Anzahl der Detektionen in einer Punktwolke manifestieren, könnten auf diese Weise jedoch besser detektiert werden.

Eine weitere Schwäche der Berechnung der Kreuzkorrelation ist, dass es sich um ein zweidimensionales Verfahren handelt. Dadurch wird die z-Komponente der Detektionen vernachlässigt. Diese Vereinfachung hat im Gegensatz zur Sortierung zur Folge, dass die Korrelationskoeffizienten weniger stark schwanken, weil die Unterschiede zwischen den Detektionspositionen geringer sind.

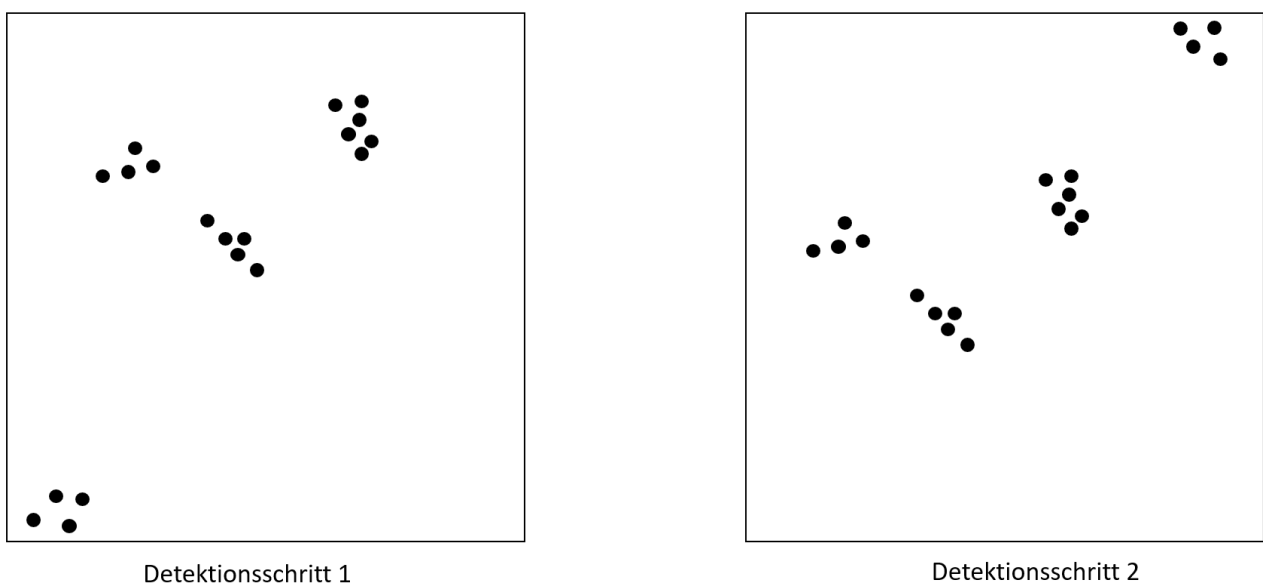


Abbildung 7-3: Erläuterung der Schwächen der Sortierung in den Kreuzkorrelationsprüfungen

Die folgenden beiden Punkte sind nur sinnvoll zu betrachten, wenn sich die Kreuzkorrelationsprüfungen durch eine Verbesserung der Berechnung als nutzbar herausstellen sollten.

Wie in Kapitel 5.3.2 beschrieben, liegen die oberen Grenzwerte bei einigen Teilprüfungen sehr nahe an einem Korrelationskoeffizienten von +1. Das bedeutet, dass in den fehlerfreien Szenarien Detektionsschritte existieren, in denen die Unterschiede zwischen den Punktwolken sehr gering sind. Das Ziel der oberen Grenze ist, eine unplausibel hohe Übereinstimmung der Punktwolken zu erkennen. In den Einzelprüfungen muss ein Unterschied zwischen zwei aufeinander folgenden Detektionsschritten vorliegen, weil die Umgebung sich immer relativ zum Egofahrzeug verändert. Bei den Kombinationsprüfungen muss sich eine Abweichung aufgrund der Herkunft der Daten aus zwei verschiedenen Sensoren ergeben. Wenn der obere Grenzwert sehr nah an +1 liegt, kann dadurch kaum noch ein Fehler detektiert werden, weil der Abstand zum maximal möglichen Wert sehr gering ist. Zusätzlich könnten sich in anderen Szenarien als den getesteten korrekte Korrelationskoeffizienten ergeben, die noch näher an +1 liegen, was False Positives zur Folge hätte. Dies gilt insbesondere für Fahrten in gleichförmigen Umgebungen mit vielen Detektionen. In Zukunft sollte daher abgewogen werden, ob mit einem oberen Grenzwert nah bei +1 mehr Fehler gefunden werden, oder mehr False Positives entstehen.

Der zweite Punkt, der nach einer Verbesserung der Kreuzkorrelationsprüfung sinnvoll zu untersuchen ist, ist das Auftreten einzelner Fehler, die nicht in zwei direkt aufeinanderfolgenden Detektionsschritten auftreten. Diese können einen Einfluss auf die Fahrsicherheit haben, wenn sie mit einer hohen Frequenz auftreten. In der aktuellen Auslegung der Berechnung der Plausibilitätswerte würden diese Fehler jedoch nur erkannt werden, wenn sie häufiger als in jedem fünften Detektionsschritt auftreten, weil erst dann eine Abwertung des Plausibilitätswerts erfolgt. Anderenfalls werden die Fehler behandelt als wären sie vereinzelt auftretende Ausreißer. Sollte sich in Zukunft zeigen, dass das Auftreten von Ausreißern in einer geringeren Frequenz als alle sechs Detektionsschritte die Fahrsicherheit beeinflusst, muss die Grenze, ab der Fehler als Ausreißer gezählt werden, herabgesetzt werden.

Zur Erkennung einzelner Fehler könnte neben den Absolutwerten der Korrelationskoeffizienten auch deren Veränderung zwischen zwei Detektionsschritten genutzt werden. Einzeln auftretende Fehler zeichnen sich durch eine starke Veränderung des Werts des Korrelationskoeffizienten aus. Für den fehlerfreien Betrieb können Erwartungswerte für die maximalen Unterschiede des Korrelationskoeffizienten zwischen zwei Detektionsschritten ermittelt werden, die mit den in der Teilprüfungen ermittelten Werten verglichen werden. Auf diese Weise können sich eventuell Fehler erkennen lassen, obwohl der Absolutwert der Korrelationskoeffizienten innerhalb der Grenzen der Berechnung des Plausibilitätswerts liegt. Tritt dieser Fehler mit einer sicherheitsrelevanten Häufigkeit auf, muss der Plausibilitätswert des Sensors abgewertet werden.

Ansätze zur Verbesserung der Teilprüfungen auf Basis der Objekterkennung

Die auf die in Kapitel 4.2 beschriebene Weise bestimmten Objektpositionen und -bewegungen schwanken zu stark, um sie zwischen zwei aufeinander folgenden Detektionsschritten eines Sensors oder zwei zeitgleichen Detektionsschritten zweier Sensoren zu vergleichen. Daher funktionieren die auf der Objekterkennung basierenden Teilprüfungen nicht. Diese Problematik ist in Kapitel 4.2.3

weiter ausgeführt. Um die Teilprüfungen dennoch umzusetzen, muss ein Ansatz gefunden werden, der die Genauigkeit der Objektpositionsbestimmung erhöht und die Schwankungen verhindert. Dazu könnten die Extrema und Kanten der Objektpunktwolken bestimmt werden. Daraus ließen sich Bounding-Boxen ableiten, die eine weniger schwankungsanfällige Bestimmung der Objektposition ermöglichen könnten. Ob sich mit diesem Vorgehen die notwendige Genauigkeit erreichen lässt, ist jedoch fraglich. Die Form der Objektpunktwolken und die Anzahl der Detektionen für ein Objekt schwankt zwischen den Detektionsschritten auch bei gleichbleibender Relativposition. Ein Vergleich zwischen den Sensortypen wird durch die unterschiedlichen Messprinzipien zusätzlich erschwert. Diese sorgen grundsätzlich für Abweichungen in der Position der Detektionen. Hinzu kommt der zeitliche Versatz durch den nicht perfekt synchronen Betrieb der drei Umgebungssensoren. Dieser äußert sich ebenfalls in einer Verschiebung der Detektionspositionen.

Sollten die Teilprüfungen ausreichend genau funktionieren, ließen sie sich um eine Bewegungsprädiktion erweitern. Die Idee dahinter ist, auf Basis der Bewegungsparameter und der Position der Objekte im Raum die Position der Objekte im nächsten Schritt zu präzisieren und dann mit den real gemessenen Werten zu vergleichen. Abweichungen zwischen Erwartungswert und dem Messwert können für einen Sensorfehler sprechen. Dieses Vorgehen ist ein modellbasierter Ansatz, wie er in der Konzeptentwicklung in Kapitel 3.1 beschrieben ist. Neben der Position einzelner Objekte lassen sich durch den Vergleich der Position mehrere Objekte (Teil-)Verdeckungen von zuvor sichtbaren Objekten antizipieren.

Betrachtung des Messrauschens (Signal-to-Noise Ratio)

Die in Kapitel 4.6 beschriebene Betrachtung der nach dem Stempeln der Objekte verbleibenden Detektionen ist diesem Ansatz sehr ähnlich, da die verbleibenden Detektionen zum Teil auf Clutter und Rauschen zurückzuführen sind. Der Ansatzpunkt für die Betrachtung der Signal-to-Noise Ratio (kurz: SNR) ist allerdings bereits in den Sensorrohdaten. Diese werden zum Zeitpunkt dieser Masterthesis nicht ausgelesen. Daher ist eine Bewertung des Potentials dieses Ansatzes nicht möglich. Denkbar ist ein Vergleich des Verlaufs und der Absolutwerte des Rauschens bzw. der SNR mit aus einer statistischen Erhebung und sensorspezifischen Charakteristika abgeleiteten Erwartungswerten. In diesem Vergleich detektierte Abweichungen können auf einen Sensorfehler oder die Sensorfunktion beeinträchtigende Umwelteinflüsse hindeuten.

Betrachtung der Reflexionsintensität von Objekten

Die Reflexionsintensität der Detektionen wird bei allen drei Sensoren aufgezeichnet. Das Vorgehen der Teilprüfungen ist, analog zur Betrachtung des Messrauschens, ein Vergleich des Verlaufs und der Absolutwerte der einzelnen Reflexionsintensitäten mit Erwartungswerten. Dafür kommen sowohl einzelne Detektionen auf einem Objekt als auch der Mittelwert der Reflexionsintensität über ein Objekt in Frage. Einzelne Detektionen lassen sich jedoch nicht tracken, weil über mehrere Detektionsschritte nie die exakt selbe Stelle am Fahrzeug angestrahlt wird. Der Mittelwert ist stark von den angestrahelten Punkten an einem Objekt abhängig. Bei den beiden Lidarsensoren ergeben sich große

Unterschiede zwischen Reifen, Karosserie, Fahrzeugscheiben und -leuchten, sowie den Nummernschildern. Dadurch ist es möglich, dass sich der Mittelwert der Intensität zwischen zwei Detektionsschritten verändert, nur weil andere Bereiche des Objekts detektiert werden. Die detektierten Reflexionsintensitäten des Radars schwanken nicht so stark. Allerdings verändert sich die Anzahl der Detektionen eines Objekts zwischen den Detektionsschritten teilweise stark, was ebenfalls die Berechnung eines Mittelwerts beeinflusst. Grundsätzlich wird das Potential dieser Teilprüfungen daher als gering eingeschätzt.

Verlauf der Dopplergeschwindigkeit

Der Radar bestimmt über den Dopplereffekt die Relativgeschwindigkeit der detektierten Objekte. Diese kann auf zwei Wegen genutzt werden. Zum einen kann die Dopplergeschwindigkeit als weiteres Kriterium bei der Objekterkennung herangezogen werden, weil alle Detektionen eines Objekts annähernd die gleiche Dopplergeschwindigkeit haben müssen. Dadurch lassen sich nicht zum Objekt gehörende, aber nah am Objekt liegende Detektionen aussortieren. Zum anderen lässt sich eine Teilprüfung auf dem Verlauf und den Absolutwerten der Dopplergeschwindigkeit der detektierten Objekte aufbauen. Der Ablauf dieser Teilprüfung ist derselbe wie bei den aus der Objektposition abgeleiteten Geschwindigkeiten, der in Kapitel 4.2 beschrieben ist. Die Absolutwerte werden auf ihre Plausibilität hinsichtlich der physikalisch-technischen Möglichkeiten und der Umgebung überprüft. Der Verlauf wird hinsichtlich unplausibler Veränderungen betrachtet.

Gesamtes FOV des Velodyne Lidar prüfen

Die bisher umgesetzten Teilprüfungen betrachten nur einen eingeschränkten Bereich des 360° großen FOV des Velodyne Lidars. Der Hauptgrund dafür ist die Rechenzeit, die für die Teilprüfungen des Velodyne aufgrund der deutlich höheren Anzahl der Detektionen ohnehin höher ist als die der Teilprüfungen von Ibeo Lidar und Radar. In der vorliegenden Form wären die Velodyne-Teilprüfungen nicht echtzeitlauffähig. Um die Plausibilitätsprüfung im aDDa-Fahrzeug einzusetzen, muss sie allerdings neu geschrieben werden, da der bisher vorliegende Code in Matlab verfasst ist, nur als Proof-of-Concept dient und nicht für den Einsatz in einem Echtzeitsystem geeignet ist. Sofern die Ausführung der Plausibilitätsprüfung dadurch effizienter wird, können die Teilprüfungen des Velodyne Lidars auf das gesamte FOV erweitert werden. Es sprechen allerdings weitere Punkte gegen eine Betrachtung des gesamten FOV in der Plausibilitätsprüfung. Je nach Umfang der implementierten Fahrfunktionen können Teilbereiche des FOV nicht relevant für die Ausführung dieser Fahrfunktionen sein. Die Umfeldbereiche seitlich des Fahrzeugs sind für die Geradeaus- und Kurvenfahrt nicht von großer Bedeutung. Sofern keine Funktion für Rückwärtsfahrten implementiert ist, gilt dasselbe für die Bereiche hinter dem Fahrzeug. Sensorfehler, die in diesen Bereichen des FOV auftreten, müssen daher nicht detektiert werden, außer sie zeigen eine grundsätzliche Fehlfunktion des Sensors an. Anderenfalls belegt die Prüfung dieser Bereiche Rechenkapazität.

8 Fazit

Dieses Kapitel beinhaltet ein Fazit der erarbeiteten Plausibilitätsprüfung, in dem die Ergebnisse der vorliegenden Arbeit bewertet werden.

Im Rahmen dieser Masterthesis wurden insgesamt sechs verschiedene Teilprüfungen entwickelt. Diese Teilprüfungen basieren auf den drei in Kapitel 3.1 beschriebenen Ebenen. Ein modellbasierter Ansatz kommt allerdings nur rudimentär bei der Bewertung der Plausibilität der Verläufe der Bewegungsparameter zum Einsatz. Alle anderen Teilprüfungen lassen sich eindeutig den einzelsensorbasierten oder redundanzbasierten Prüfungen zuordnen.

Wie bereits die Entwicklung der Teilprüfungen in Kapitel 4.2 zeigte, eignen sich die aus den Punktwolken der Sensoren bestimmten Objektpositionen nicht, um darauf aufbauend Teilprüfungen zu entwickeln. Die Genauigkeit der Positionen ist gering, da nur ein Teil der Objekte Detektionen aufweist. Außerdem schwanken die auf diese Weise bestimmten Positionen zwischen den Detektionsschritten zu stark, um daraus Bewegungsparameter abzuleiten. Die angedachten Teilprüfungen sind daher nicht geeignet, um eine Plausibilitätsaussage zu den Sensordaten zu treffen und werden nicht getestet. Ihre Ergebnisse wurden deshalb nicht in der Evaluierungs- und Entscheidungsebene betrachtet.

Die in Kapitel 4.1 beschriebene Objekterkennung funktioniert grundsätzlich, als dass sie Detektionen einer Punktwolke zu Objekten zuordnet. Im Ausblick wurde ein Ansatz beschrieben, mit dem aus den erkannten Objekten eventuell ausreichend genaue Objektpositionen und Bewegungen bestimmt werden können, um die auf diesen Parametern beruhenden Teilprüfungen doch umzusetzen. Die Objekterkennung in ihrem Zustand bei Abgabe dieser Masterthesis beinhaltet noch einige Schwächen bei der Sortierung der Objekte. Dies äußert sich in Fehlern in den Objektlisten, in denen für jeden Detektionsschritt alle erkannten Objekte mit ihren Schwerpunkten gespeichert werden. Es kann vorkommen, dass einzelne Objekte doppelt auftreten, gelöscht werden oder nicht korrekt unter die zu dem jeweiligen Objekt gehörenden Schwerpunkte aus vorherigen Detektionsschritten geschrieben werden. Ein weiterer Punkt, der bei der weiteren Nutzung der Objekterkennung beachtet und unter Umständen angepasst werden muss, ist, dass nur Objekte mit mindestens drei Detektionen als Objekt gezählt werden. Alle anderen Detektionen werden als Clutter oder überfahrbare Objekte betrachtet. Diese Vorgehensweise ist bloß eine Abschätzung und nicht weiter begründet. Daher kann die Sortierung der erkannten Objekte nicht ohne Überarbeitung weiterverwendet werden. Die notwendige Überarbeitung wird in dieser Masterthesis nicht vorgenommen, weil die Sortierung für keine anderen Teilprüfungen als für die auf den Objektpositionen und -bewegungen basierenden benötigt wird.

Die Objekterkennung selbst wird ohne die Sortierung der Objekte in den Teilprüfungen verwendet, in denen die Objekte aus den Punktwolken gestempelt werden. Diese Teilprüfungen wurden in Kapitel 4.6 beschrieben. Die Umsetzung ist bisher auf das Durchführen des Stempelns und die teilweise Verarbeitung der verbleibenden Detektionen beschränkt. Zur Berechnung eines Plausibilitätswerts müssen Erwartungswerte für die Verteilung bzw. Anzahl der verbleibenden Detektionen bestimmt werden. Dazu muss eine statistische Erhebung in geeigneten Szenarien durchgeführt werden. Aufgrund der begrenzten Zeit in dieser Masterthesis und weil andere als erfolversprechender bewertete

Teilprüfungen priorisiert wurden, konnte diese Erhebungen nicht durchgeführt werden. Aus diesem Grund entfielen auch der Test und die Bewertung der Teilprüfungen. Grundsätzlich werden diese Teilprüfungen als geeignet eingeschätzt, ein Rauschen oder die Funktion der Sensoren beeinflussende Umgebungseinflüsse zu erkennen. Sie weiter zu verfolgen ist daher sinnvoll.

Für die in Kapitel 4.7 vorgestellten Teilprüfungen auf Basis des Verlaufs der Reichweite der drei Umgebungssensoren wurden aus denselben Gründen wie für die Stempel-Teilprüfungen nur eine Berechnung der zu betrachtenden Parameter umgesetzt. Auch hier fehlen die Berechnung der Plausibilitätswerte, sowie Test und Bewertung der Teilprüfungen. Wie in Kapitel 4.7 dargelegt, erscheint eine Umsetzung allerdings nur für den Velodyne Lidar sinnvoll.

Die Teilprüfungen der Kreuzkorrelation sind theoretisch ein gutes Werkzeug, um Abweichungen in der Verteilung der Detektionen zwischen zwei Sensoren und zwei Detektionsschritten eines Sensors zu erkennen. Damit lassen sich unplausible Veränderungen in den Sensorbildern finden. Der Test der Teilprüfungen in Kapitel 5.3 zeigte jedoch, dass die natürliche Streuung der Korrelationskoeffizienten stärker ist als die Streuung der Korrelationskoeffizienten durch den Einfluss von Sensorfehlern. Aus diesem Grund eignen sich diese Teilprüfungen nicht in erhofftem Maße zum Erkennen von fehlerhaften Sensordaten. Nur sehr starke Abweichungen lassen sich zum Teil erkennen. Die Teilprüfungen eignen sich jedoch zur sicheren Detektion eines dauerhaft gleichbleibenden Bildsignals. Im Ausblick in Kapitel 7.2 wurde die Schwäche des Vorgehens der Kreuzkorrelationsberechnung beschrieben und wie sich diese beheben lassen könnte. Unter Umständen sorgt diese Anpassung für weniger stark streuende Korrelationskoeffizienten, was wiederum dafür sorgen könnte, dass die Teilprüfungen doch geeignet wären, Sensorfehler zu erkennen. Weil die Detektion gleichbleibender Bilder und starker Abweichungen funktionieren, werden die Ergebnisse dieser Teilprüfungen in der Evaluierungs- und Entscheidungsebene betrachtet.

Die in Kapitel 4.3 beschriebene Teilprüfung zur Überprüfung der Ausnutzung des FOV wurde aufgrund der geringen Aussagekraft und dem Vorliegen einer besseren Alternative nicht zu Ende entwickelt. Die Alternative sind die in Kapitel 4.5 beschriebenen Teilprüfungen der Layererkennung für die beiden Lidarsensoren. Mit diesen Prüfungen lassen sich der Ausfall von Layern und für den Velodyne Lidar sogar Teilblindheiten in kleinen Winkelabschnitten detektieren. Die sichere Funktion der Teilprüfungen wurde in den Tests in Kapitel 5.4 nachgewiesen. Die Ergebnisse der Teilprüfungen werden in der Evaluierungs- und Entscheidungsebene betrachtet.

Von den sechs umgesetzten Teilprüfungen stellte sich mit der Teilprüfung der Layererkennung eine als sehr gut geeignet heraus, um einen Faktor der Plausibilität der Umgebungssensoren zu bewerten. Allerdings lässt sich diese Teilprüfung nur auf die beiden Lidarsensoren anwenden. Die Teilprüfungen des Stempels der Objekte lassen sich auf alle drei Sensoren anwenden und könnten eine gute Aussage zu Sensorfehlern oder Umwelteinflüssen geben. Diese Prüfung wurde allerdings nicht zu Ende entwickelt und getestet. Die Teilprüfungen der Kreuzkorrelation eignen sich unter Umständen mit einer Anpassung der Berechnung der Korrelationskoeffizienten zur Plausibilitätsbestimmung. Weil sie alle drei Sensoren abdecken und dabei die Redundanz der Sensoren ausnutzen, wäre eine solche Prüfung von großem Nutzen. Die Aussagekraft der Teilprüfung zur Ausnutzung des FOV

stellte sich als sehr gering heraus. Die Teilprüfungen basierend auf der Position und Bewegung detektierter Objekte sind mit dem beschriebenen Vorgehen grundsätzlich nicht geeignet eine Plausibilitätsprüfung durchzuführen.

Mit der einen funktionierenden Teilprüfung und den Ansätzen zu weiteren Teilprüfungen, sowie dem erarbeiteten grundsätzlichen Ablauf der Plausibilitätsbewertung, der sich um weitere Teilprüfungen erweitern lässt, wurde ein Grundgerüst für eine Plausibilitätsprüfung geschaffen. Dieses kann in Folgearbeiten genutzt werden, um weitere Teilprüfungen zu integrieren und schlussendlich eine Plausibilitätsprüfung zu entwickeln, die im aDDa-Fahrzeug verwendet werden kann. Die Performance der Teilprüfungen wurde in Kapitel 5 bewertet. Eine Bewertung der Robustheit und Zuverlässigkeit, wie in der Aufgabenstellung gefordert, war nur bedingt möglich. Dazu müssen umfangreichere Tests, als sie in der Zeit dieser Masterthesis umsetzbar waren, durchgeführt werden.

Anhang

Anhang A1 Tabellen der Auslegung der Grenzwerte der Kreuzkorrelationsprüfungen

Die in der jeweiligen Iteration verwendeten Grenzwerte sind in Tabellen in Kapitel 5.3.1 aufgeführt.

Tabelle A-1: Auslegung der Grenzwerte in den drei Iterationsstufen

Ergebnisse 1. Iteration				
Rheinstraße (Dauer: 25,2 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	0,81	3	unproblematische Abwertung auf Grund unterschreitung des unteren Grenzwerts
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	0,9	1	unproblematische Abwertung auf Grund unterschreitung des unteren Grenzwerts
Ibeo + Velo	0	1	0	
Böllenfalltorweg (Dauer: 23,4 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	1	0	
Velo	6 s	-0,4	14	Problem ist oberer Grenzwert, Velo sehr stabil mit hohen Werten, nach Bülle ausgelegt
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	1	0	
Ibeo + Velo	0	1	0	
Aral (Dauer: 51,9 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	5,5 s	-0,89	39	obere Grenze Problem, untere Grenze führt nicht zu Abwertungen unter Grenzwert
Radar	4,6 s	-0,09	17	nur untere Grenze problematisch
Velo	2 s	0,3	12	untere Grenze problematisch, aber nur ganz knapp, zwei Schritte unter Grenzwert
Radar + Velo	0,8 s	0,42	11	untere Grenze problematisch, aber nur ganz knapp, ein Schritt unter Grenzwert
Ibeo + Radar	1x sehr kurz, 2x 5 s	-0,38	46	beide Grenzen problematisch
Ibeo + Velo	5,5 s	-0,8	20	obere Grenze Problem, da lange ein sehr hoher KK-Wert
A5 (Dauer: 25,4 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	8,7/25,4 s	-0,2	15	Der obere Grenzwert ist das Problem, durch das Runden auf zwei Nachkommastellen liegen in diesen
Radar	6,65/25,4 s	-1	33	
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	0,65	4	
Ibeo + Radar	0	0,9	1	
Ibeo + Velo	0	0,71	6	
Landskronstraße (Dauer: 50,3 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	0,9	1	
Radar	0	1	0	
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	0,5	8	oberer Wert sorgt für die Abwertungen
Ibeo + Velo	7,2 s	-0,31	19	unterer Grenzwert sorgt für Abwertungen

Ergebnisse 2. Iteration				
Rheinstraße (Dauer: 25,2 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	1	0	
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	0,9	1	
Ibeo + Velo	0	1	0	
Böllenfalltorweg (Dauer: 23,4 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	1	0	
Velo	1 s	0,4	6	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	1	0	
Ibeo + Velo	0	1	0	
Aral (Dauer: 51,9 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	1 s	0,4	20	
Radar	0,8 s	0,42	7	
Velo	1 s	0,4	9	
Radar + Velo	0	0,73	6	
Ibeo + Radar	2 s	0,2	18	
Ibeo + Velo	0	0,51	6	
A5 (Dauer: 25,4 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	0,54	5	
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	0,65	4	
Ibeo + Radar	0	1	0	
Ibeo + Velo	0	0,81	2	
Landskronstraße (Dauer: 50,3 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	1	0	
Velo	0	1	0	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	1	0	
Ibeo + Velo	0	0,62	6	



Ergebnisse 3. Iteration				
Böllenfalltorweg (Dauer: 23,4 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	1	0	
Radar	0	1	0	
Velo	0	0,6	4	
Radar + Velo	0	1	0	
Ibeo + Radar	0	1	0	
Ibeo + Velo	0	1	0	
Aral (Dauer: 51,9 s)				
Sensor	Anzahl Unterschreitungen	niedrigster P-Wert	Anzahl Abwertungen	Kommentar
ibeo	0	0,62	18	
Radar	0	0,52	5	
Velo	0	0,51	5	
Radar + Velo	0	0,73	6	
Ibeo + Radar	0	0,5	14	
Ibeo + Velo	0	0,51	6	

Anhang A2 Tabellen der Auswertung des manipulierten Testszenarios in Kapitel 5.3.2.2

Tabelle A-2: Auswertung des manipulierten Testszenarios

Fehlerart	Parameter der Manipulation	Prüfung	Fehler erkannt?	Kommentar: Woran Fehler erkannt? Warum Fehler nicht erkannt? Anpassung der Prüfparameter realistisch?
Offset zufällig	50% aller Schritte sind manipuliert	i/beo manip	nur sehr kurz	Unterschied zwischen realen und manipuliertem Verlauf so gering, dass nur bei ohnehin sehr niedrigem KK-Wert Fehler erkannt wird. Der Grenzwert müsste eher bei 0,9 liegen, dann würden aber auch schon im realen Szenario zu viele Auslösungen kommen.
		Radar manip	nein	KK-Wert mal höher mal niedriger, aber immer sehr dicht dran am realen Szenario. Selbst im Bereich des Szenarios, in dem ein Fehler vorliegt wird nicht ausgelöst. Grenzwert müsste auch bei 0,9 etwa liegen, das ist viel zu hoch.
		velo manip	nein	KK-Wert zwar durchgängig niedriger, aber nur gering, sodass Grenzwert nicht unterschritten wird. Eventuell Potential.
		iA beide manip	nein	KK-Wert mal höher, mal niedriger. Zwar recht dicht am Grenzwert aber das ist auch der normale Verlauf. Kein Potential
		iA i/beo manip	nein	Minima nicht niedriger als der normale Verlauf
		iA Radar manip	nein	kaum ein Unterschied zum normalen Verlauf
		iV beide manip	nein	die Kombi hat auch unmanipuliert hier einen Fehler, schon in einigem Abstand zu dem Fahrzeug auf das an der Ampel aufgefahren wird und den Fehler in den anderen Prüfungen etwas später verursacht
		iV i/beo manip	nein	Nur einzelne Werte unter Grenzwert, GW auf 0,71 könnte helfen, aber wahrscheinlich zu hoch für andere Szenarien
		iV Velo manip	nein	die Kombi hat auch unmanipuliert hier einen Fehler, schon in einigem Abstand zu dem Fahrzeug auf das an der Ampel aufgefahren wird und den Fehler in den anderen Prüfungen etwas später verursacht. Eventuell Grenzwert auf 0,71 erhöhen, dann könnten einige der niedrigen Punkte erkannt werden, aber auch nicht dauerhaft.
		AV beide	nein	KK-Wert mal höher, mal niedriger, immer nah am realen Wert
AV Radar manip	nein	KK-Wert mal höher, mal niedriger, immer nah am realen Wert		
AV Velo manip	nein	manchmal niedrige Werte, sonst sehr nah an normalem Verlauf, und generell zu weit weg von Grenzwert		
Offset dauerhaft	offset_x=4,435 offset_y=-1,558 offset_z=0,2316	i/beo manip	nein	dauerhafte Veränderungen lassen sich mit den Einzelprüfungen grundsätzlich nicht finden. Im i/beo zeigt sich, dass der Fehler zum Ende hin, der durch ein Flackern entsteht gefunden wird. Dieser Teil des Szenarios ist nicht manipuliert.
		Radar manip	nein	oft drüber, aber immer nah am normalen Wert, nicht niedriger als die Werte des unmanipulierten Szenarios.
		velo manip	nein	KK-Wert nah dran, meist etwas höher, aber weit von Grenze entfernt
		iA beide manip	nein	kaum Unterschied zum normalen Verlauf, beide Verläufe am Grenzwert aber nur vereinzelt drunter
		iA i/beo manip	nein	Tendenziell unter realen Verlauf, nur einzelne Werte unter Grenzwert, GW auf 0,71 könnte helfen, aber wahrscheinlich zu hoch für andere Szenarien
		iA Radar manip	nein	sehr nah am realen Verlauf, vereinzelt unter GW, wenn realer Verlauf auch unter Grenzwert ist
		iV beide manip	nein	KK Werte niedriger, aber nicht tief genug um detektiert zu werden, GW etwa 0,72 würde klappen
		iV i/beo manip	nein	KK-Wert mal höher, mal niedriger, immer nah am realen Wert
		AV beide	nein	sehr nah am realen Verlauf, Abweichungen zu gering um sie zu detektieren
		AV Radar manip	nein	KK-Wert sehr nah am nicht manipulierten Verlauf, und weit von Grenzwert entfernt
AV Velo manip	nein			
Freeze	dauerhaft		teilweise funktionieren nach Anpassungen	muss nicht groß getestet werden nur Nachweis, dass es funktioniert, da sehr einfache Prüfung, wenn KK-Wert=1

Fehlerart	Parameter der Manipulation	Prüfung	Fehler erkannt?	Kommentar: Woran Fehler erkannt? Warum Fehler nicht erkannt? Anpassung der Prüfparameter realistisch?
Verdrehen zufällig	10° Verdrehung in der x-y-Ebene, 50% aller Schritte manipuliert	Ibeo manip	nein	niedriger aber sehr dicht am unmanipulierten Verlauf. Zwar teilweise nah am GW, aber der reale Verlauf auch
		Radar manip	nein	niedriger aber sehr dicht am unmanipulierten Verlauf und zu weit weg vom GW
		velo manip	ja	wegen deutlicher Abweichungen meist nach unten, am Ende im Stillstand auch nach oben, sehr gut detektierbar
		IA beide manip	nein	meist knapp niedriger, teilweise höher und teilweise sehr geringe Abweichungen, mit GW 0,72 wären mehr detektierbar
		IA Ibeo manip	nein	am Anfang fast erkannt, weil generell niedriges Niveau, ansonsten mittlere bis sehr geringe Abweichungen
		IA Radar manip	nein	sehr geringe Abweichungen, wenn dann drüber
		IV beide manip	teilweise	GW von 0,71 könnte man fast alle Fehler detektieren, ohne in diesem Szenario viele falsche positives zu bekommen
		IV Ibeo manip	nein	meist niedriger, knappe bis mittlere Abweichung, Minimum dicht am realen Wert, daher kein Potential
		IV Velo manip	nein	mittlere bis sehr geringe Abweichungen nach unten selten nach oben, Minimum im realen Szenario unter meisten manipulierten Werten
		AV beide	nein	teilweise mittlere Abweichungen, teilweise fast keine, meist drunter
Verdrehen dauerhaft	10° Verdrehung in der x-y-Ebene	AV Radar manip	nein	mittlere bis sehr geringe Abweichungen nach unten
		AV Velo manip	nein	Abweichungen sehr gering
		IA beide manip	nein	50/50 mittlere niedrige Abweichungen sehr geringe hohe Abweichungen nicht unter das Minimum des realen Verlaufs
		IA Ibeo manip	nein	mittlere Abweichung nach unten aber nicht unter das Niveau des realen Verlaufs
		IA Radar manip	nein	nahezu keine Abweichung, wenn dann drüber, unmöglich zu erkennen
		IV beide manip	nein	relativ deutliche Abweichung aber nicht unter das Minimum des realen Verlaufs, meist tiefer
		IV Ibeo manip	nein	mittlere Abweichung nach unten aber nicht unter das Niveau des realen Verlaufs
		IV Velo manip	nein	mittlere nach unten ein Ausschlag nach oben, beides unter den Extrema des realen Verlaufs
		AV beide	nein	geringe Abweichungen meist tiefer nicht unter das Minimum des realen Verlaufs
		AV Radar manip	nein	geringe Abweichungen nach unten
Teilblindheit dauerhaft		AV Velo manip	nein	erste Manipulation mittlere Abweichung nach oben, aber weit unter GW; zweite Manipulation sehr geringe Abweichung
		velo manip	nein	gering erhöhte Werte, teilweise Spitzen nach unten, alles im Rahmen der GW
		andere Sensoren Kombiprüfungen	nein	bei anderen beiden Sensoren gleiches Bild wie beim Velo gleiches Bild, IA und AV drüber IV drunter alle Abweichungen gering bis sehr gering

Anhang A3 Tabelle mit den Bezeichnungen der Szenarien in der aDDa-Messdatenbank

Tabelle A-3: Bezeichnungen der Szenarien in der aDDa-Messdatenbank

Bezeichnung des Szenarios in der Arbeit	Bezeichnung des Szenarios in der Messdatenbank
Böllenfalltorweg-Szenario	2020-10-01-15-28-15_3
Aral-Szenario	2020-12-14-14-52-02_2
Rheinstraßen-Szenario	2020-12-14-15-56-40_1
A5-Szenario	2020-12-14-15-56-40_6
Landskronstraßen-Szenario	2021-01-12-14-21-05_0
Referenzszenario	2020-12-14-15-26-07_13
Fahrt auf dem August-Euler-Flugplatz	2021-04-07-12-21-45_0
Landstraßen-Szenario 1	2020-12-14-14-52-02_3
Landstraßen-Szenario 2	2020-12-14-14-52-02_6
Stadtfahrt nach Landskronstraße 1	2021-01-12-14-24-04_0
Stadtfahrt nach Landskronstraße 2	2021-01-12-14-24-04_1
Neue Stadtfahrt 1	2021-04-07-12-48-24_6
Neue Stadtfahrt 2	2021-04-07-12-48-24_8
Neue Stadtfahrt 3	2021-04-07-12-48-24_12
Feldwegfahrt 1	2020-12-14-14-52-02_8
Feldwegfahrt 2	2020-12-14-14-52-02_10

Anhang A4 Beschreibung und Übersicht der Matlab-Skripte

Vorabbemerkung: Das Main_Script enthält einen Schritt, um Messdaten in den Workspace von Matlab einzulesen. Wenn die Teilprüfungen einzeln betrieben werden, müssen über das Skript import-Bag2Matlab oder durch das Laden zuvor importierter Messdaten in Form von .mat-Files Messdaten in den Workspace geladen werden.

Tabelle A-4: Beschreibung und Übersicht der Matlab-Skripte

Bezeichnung	Beschreibung
Main_Script.mlx	Führt alle Skripte der Teilprüfungen und der Evaluierungs- und Entscheidungsebene nacheinander aus. Bietet die Möglichkeit Sensordaten aus rosbag-Datei oder zuvor gespeichertem mat-File in Workspace zu laden. Alle Teilprüfungen, für die kein Plausibilitätswert berechnet wird, sind in diesem Skript auskommentiert.
Evaluation_Decision.mlx	Evaluierungs- und Entscheidungsebene, führt die Plausibilitätswerte aller Teilprüfungen zusammen und bestimmt die Gesamtplausibilitätswerte der Sensoren.
Layer_finden_velodyne.mlx	Ordnet die Detektionen den Layern des Velodyne zu, zählt die Detektionen je Layer und berechnet den Winkelabstand zwischen den Detektionen einer Layer. Auf Basis der Anzahl der Detektionen je Layer wird ein Plausibilitätswert berechnet. Die Plausibilitätswertberechnung auf Basis der Winkelabstände ist nicht einsatzbereit und auskommentiert.
Layer_finden_ibeo.mlx	Ordnet die Detektionen den Layern des Ibeo zu und zählt die Detektionen je Layer. Auf Basis der Anzahl der Detektionen je Layer wird ein Plausibilitätswert berechnet.
Kreuzkorrelationsberechnung.mlx	Berechnet die Kreuzkorrelationskoeffizienten aller Einzel- und Kombinationsprüfungen. Auf Basis der Koeffizienten wird ein Plausibilitätswert bestimmt. Bei Abgabe der Arbeit wird nur die Bedingung für ein Freeze (Koeffizient=+1) betrachtet. Die Plausibilitätswertberechnungen mit den ermittelten Grenzwerten sind aufgrund der Erkenntnisse in Kapitel 5.3.2 auskommentiert. Können aber als Beispiel für zukünftige Verwendung der Teilprüfungen genutzt werden. Die Berechnung der Kombinationsprüfungen ist ebenfalls auskommentiert, weil sie sich nicht eignen, um Freezes zu detektieren. Am Ende des Skripts sind diverse Plots der Verläufe der Korrelationskoeffizienten umgesetzt.



Objekterkennung_Radar/ibeo/velo.mlx	Die Objekterkennung ist in drei separaten Skripten umgesetzt. Zusätzlich zur Objekterkennung enthält dieser Schritt die Berechnung der Reichweite nach Kapitel 4.7. Auf Basis der Reichweite wird, allerdings kein Plausibilitätswert berechnet. Im Skript des Radars werden die Objekte durch den Abstand zwischen den Detektionen und die Dopplergeschwindigkeit erkannt.
Stempeln_radar/ibeo/velo.mlx	In diesen Skripten werden die Objekte aus den Punktwolken gestempelt. Sie sind daher nach der Objekterkennung auszuführen. Alle drei Skripte berechnen die Anzahl der Detektionen, die nach dem Stempeln in einem Detektionsschritt übrigbleiben. Die Teilprüfung des Radars berechnet zusätzlich den Korrelationskoeffizienten der verbleibenden Punktwolke. Ein Plausibilitätswert wird aus keiner der Informationen berechnet.

Literaturverzeichnis

Cruise LLC: webviz

Cruise LLC: webviz; <https://webviz.io/>, Zugriff 17.05.2021

DIN IEC 61025: Fehlzustandsbaumanalyse (2007) DIN IEC 61025: Fehlzustandsbaumanalyse, 2007

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, Section 6: Journal of Passenger Cars: Mechanical Systems Journal (109), S. 2116–2124, 2000

Geissler, F. et al.: Plausibility-Based Fault Detection Method (2020)

Geissler, Florian; Unnervik, Alexander; Paulitsch, Michael: A Plausibility-Based Fault Detection Method for High-Level Fusion Perception Systems, in: IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, Jahrgang 1, S. 176–186, 2020

J. P. Lewis: Fast Normalized Cross-Correlation

J. P. Lewis: Fast Normalized Cross-Correlation; <http://scribblethink.org/Work/nvisionInterface/nip.pdf>, Zugriff 17.05.2021

Meffert, B.; Hochmuth, O.: Werkzeuge der Signalverarbeitung (2018)

Meffert, Beate; Hochmuth, Olaf: Werkzeuge der Signalverarbeitung, Humboldt-Universität zu Berlin, 2018

Popp, C.: Rücksprachen im Rahmen der Betreuung der Masterthesis (2020 - 2021)

Popp, Christoph: Rücksprachen im Rahmen der Betreuung der Masterthesis zwischen 10.2020 und 05.2021, Darmstadt/Niedernhausen, 2020 - 2021

Skolnik, M. I.: Radar Handbook (2008)

Skolnik, Merrill I.: Radar Handbook, 3. Auflage, McGraw-Hill Education, New York, 2008

Versmold, H.; Saeger, M.: Plausibility Checking of Sensor Signals (2006)

Versmold, Heiner; Saeger, Martin: Plausibility Checking of Sensor Signals for Vehicle Dynamics Control System, in: 8th International Symposium on Advanced Vehicle Control AVEC Taiwan, 2006

Winner, H. et al.: Handbuch Fahrerassistenzsysteme (2015)

Winner, Hermann; Hakuli, Stephan; Lotz, Felix; Singer, Christina (Hrsg.) Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

Winner, H.: Fachgespräch mit Prof. Winner am 18.03.2021 (2021)

Winner, Hermann: Fachgespräch mit Prof. Winner am 18.03.2021, Darmstadt/Niedernhausen, 2021

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), 2017