
Generierung realer und synthetischer Sensordaten zur Validierung von Sensormodellen für die simulationsbasierte Absicherung der Valet Parking Funktion

Bachelorthesis Nr. 1333/18

Bearbeiter: Moritz Valentin Berghöfer | 2398341

Betreuer: Philipp Rosenberger, M.Sc.



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



FAHRZEUGTECHNIK
TU DARMSTADT

Moritz Valentin Berghöfer
Matrikelnummer: 2398341
Studiengang: Bachelor Maschinenbau

Bachelorthesis Nr. 1333/18
Thema: Generierung realer und synthetischer Sensordaten zur Validierung von Sensormodellen für
die simulationsbasierte Absicherung der Valet Parking Funktion

Eingereicht: 1. März 2019

Technische Universität Darmstadt
Fachgebiet Fahrzeugtechnik
Prof. Dr. rer. nat. Hermann Winner
Otto-Berndt-Straße 2
64287 Darmstadt

Dieses Dokument wird bereitgestellt von TUPrints – Publikationsservice der TU Darmstadt.

<https://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/>

Bitte verweisen Sie auf:

URN: urn:nbn:de:tuda-tuprints-86372

URI: <https://tuprints.ulb.tu-darmstadt.de/id/eprint/8637>

Lizenz: CC-BY-NC-ND 4.0 International

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

Erklärung

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

Hiermit versichere ich, Moritz Valentin Berghöfer, die vorliegende Bachelor-Thesis gemäß § 22 Abs. 7 APB der 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 gemäß § 23 Abs. 7 APB 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, Moritz Valentin Berghöfer, 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 identical in content.

Datum / Date: 1. März 2019

Unterschrift/Signature:

Zusammenfassung

Im Zuge der zunehmenden Automatisierung von Fahrzeugen ergibt sich das Problem der „Freigabefälle des autonomen Fahrens“: Zur Einführung von Systemen mit Automatisierungsstufen, bei denen eine Überwachung des Fahrzustands durch den Fahrer nicht erforderlich ist, wäre eine Absicherung dieser durch reale Fahrversuche aufgrund der dafür zu fahrenden Strecke nicht realisierbar. Eine mögliche Lösung des Problems ist die simulationsbasierte Absicherung von automatisierten Fahrfunktionen. Dabei spielt die realitätsgetreue Modellierung der Umfeldsensorik des Fahrzeugs eine wichtige Rolle. Ein für das automatisierte Fahren entscheidender Teil dieser Umfeldsensorik ist der Lidar-Sensor.

In dieser Bachelorthesis wird ein vorhandenes Lidar-Sensormodell im Kontext des automatisierten Valet Parkings (AVP), einem Anwendungsfall des automatisierten Fahrens, bewertet. Dazu werden relevante Fahrscenarien entwickelt, durch deren Durchführung in realen und virtuellen Versuchen reale bzw. synthetische Messdaten erzeugt werden. Der Vergleich dieser ermöglicht eine Bewertung des Sensormodells.

Bevor die Fahrscenarien durchgeführt werden, ergibt sich aus den Eigenschaften einer typischen AVP-Umgebung die Notwendigkeit einer ausreichend genauen GPS-autarken Lokalisierung des Fahrzeugs. Dazu werden Ansätze entwickelt, die in Versuchen auf Genauigkeit und Eignung überprüft werden. Die Kombination eines radbasierten Odometrie-Ansatzes mit dem Ansatz der Erzeugung von Markierungen auf dem Boden durch das Fahrzeug weist eine ausreichende Genauigkeit zur GPS-autarken Lokalisierung des Fahrzeugs auf.

Anhand der Eigenschaften einer typischen AVP-Umgebung und der Betrachtung von sensorspezifischen Limitierungen werden für die Absicherung relevante AVP-Fahrscenarien entwickelt.

Diese Fahrscenarien werden durch Nachstellung der entwickelten Szenarioumgebung, einerseits in realen Versuchen mit einem realen Lidar-Sensor und andererseits in virtuellen Versuchen mit dem zu bewertenden Lidar-Sensormodell in einer Simulationsumgebung, durchgeführt.

Die dadurch erzeugten realen und synthetischen Messdaten werden auf Verarbeitungsebene der Punktwolken anhand von Metriken und einem visuellen Vergleich auf ihre Übereinstimmung überprüft. Es zeigt sich, dass die Bewertung des Sensormodells anhand der Metriken nur schwer möglich ist, da einerseits keine Erfahrungswerte zur Beurteilung einer Lidar-Sensorsimulation vorliegen und andererseits bei der angewendeten Methodik zur Erzeugung der Messdaten einige Faktoren, welche nicht auf die Qualität des Sensormodells zurückzuführen sind, die Ergebnisse der Metriken in einem unbekanntem Maß beeinflussen. Der visuelle Vergleich der Messdaten zeigt, dass der Großteil der AVP-Szenarioumgebung realitätsgetreu durch das Sensormodell erfasst wird.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung.....	I
Inhaltsverzeichnis.....	II
Formelzeichen und Indizes	V
Abkürzungsverzeichnis.....	VII
Abbildungsverzeichnis.....	VIII
Tabellenverzeichnis	X
1 Einleitung.....	1
1.1 Motivation.....	2
1.2 Konkretisierung der Aufgabenstellung	3
2 Valet Parking als ein Use-Case des automatisierten Fahrens	5
2.1 Definition	5
2.2 Randbedingungen und Eigenschaften.....	6
3 Lidar-Sensorik und deren Simulation	8
3.1 Messprinzip.....	8
3.2 Aufbau.....	9
3.3 Messausgabe	10
3.4 Reichweitenperformance	13
3.5 Lidar-Sensorsimulation.....	14
3.5.1 Sensormodell.....	15
3.5.2 Sensorsystem.....	16
4 Bestimmung der Referenztrajektorie	20
4.1 Motivation.....	20
4.2 Koordinatensysteme.....	21
4.3 Vorgehensweise	22
4.4 Ansätze zur Trajektoriengenerierung.....	23
4.4.1 Tropfenmarkierungen.....	23
4.4.2 Kamerabasierte Auswertung	24
4.4.3 Radbasierte Odometrie.....	25
4.4.4 Bluetooth-Lokalisierung	29
4.4.5 WLAN-Lokalisierung	30
4.4.6 Lidar-basierte Landmarken-Lokalisierung	31
4.5 Entscheidungsmatrix	32
4.6 Versuchsaufbau und -durchführung.....	32
4.6.1 Referenzdaten.....	33
4.6.2 Tropfenmarkierungen.....	34
4.6.3 Radbasierte Odometrie.....	35
4.6.4 Versuchsfahrten und –ergebnisse.....	36

4.7	Bewertung der getesteten Ansätze	44
4.7.1	Radbasierte Odometrie.....	44
4.7.2	Tropfenmarkierungen.....	44
4.7.3	Kombinierter Ansatz	45
5	Entwicklung der Fahrscenarien.....	47
5.1	Methodik	47
5.1.1	Typische Umgebung des Valet Parking.....	47
5.1.2	Anspruchsvolle Bedingungen Lidar-Sensorik	47
5.2	Beschreibung der Fahrscenarien	52
5.2.1	Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“	53
5.2.2	Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“	54
6	Sensordatenerfassung.....	55
6.1	Generierung der realen Sensordaten	55
6.1.1	Fahrzeug.....	55
6.1.2	Sensorik.....	56
6.1.3	Datenverarbeitung	59
6.1.4	Versuchsaufbau- und durchführung.....	60
6.2	Generierung der synthetischen Sensordaten	61
6.2.1	Versuchsumgebung und -durchführung.....	61
6.2.2	Datenverarbeitung	63
7	Ergebnisse	64
7.1	Metriken zur Bewertung	64
7.1.1	Overall Error	65
7.1.2	Kreuzkorrelationskoeffizienten nach Baron	66
7.1.3	Occupied/Free Cells Ratio	66
7.1.4	Occupied/Unoccupied Picture-Distance-Function.....	67
7.1.5	Punktvolke-zu-Punktvolke-Distanz	67
7.1.6	Schwerpunkt-Distanz	68
7.2	Vergleich reale und synthetische Sensordaten.....	68
7.2.1	Vorverarbeitung der Sensordaten.....	68
7.2.2	Berechnung der Metriken.....	69
7.2.3	Visueller Vergleich der Punktvolken	76
8	Bewertung der Ergebnisse	81
8.1	Einfluss der Methodik.....	81
8.2	Einfluss der Fahrscenarien	83
8.3	Einfluss der Limitationen der Simulationsumgebung.....	83
8.4	Einfluss und Bewertung des Sensormodells	84
9	Fazit und Ausblick	87
Anhang	90
A.1	Technische Daten ibeo LUX 2010 Lidar-Sensor	90

A.2	Manhattan-Distanz	90
A.3	Ergebnisse der Metriken	91
A.4	Zeitplan	93
	Literaturverzeichnis	94

Formelzeichen und Indizes

Lateinische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
A	m^2	Fläche
b	m	Spurweite
c	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Lichtgeschwindigkeit
d	m	Distanz
f	Hz	Frequenz
n	–	Anzahl
n	$\frac{1}{\text{s}}$	Drehzahl
P	W	Leistung
r	m	Radius
R	–	Reflektanz
s	m	Strecke
t	s	Zeit
T	–	Transmission
U	V	Spannung
v	$\frac{\text{m}}{\text{s}}$	Geschwindigkeit
w	m	Pulsweite
x	m	kartesische Koordinate
y	m	kartesische Koordinate
z	m	kartesische Koordinate

Griechische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
θ	rad bzw. $^\circ$	Elevationswinkel
θ	rad bzw. $^\circ$	Neigungswinkel
φ	rad bzw. $^\circ$	Azimutwinkel
ϕ	rad bzw. $^\circ$	Wankwinkel
ψ	rad bzw. $^\circ$	Gierwinkel

Indizes:

Zeichen	Bezeichnung
A	Absorption
ABS	Antiblockiersystem
Abw	Abweichung
Atm	Atmosphäre
B	Baron
bel	belegt
Diff	Differenz
dyn	dynamisch
E	Ende
F	Fahrzeug
fr	frei
H	Mitte der Fahrzeughinterachse
<i>i</i>	Laufindex
<i>j</i>	Laufindex
l	links
m	mittel
Man	Manhattan
max	maximal
norm	normiert
Obj	Objekt
Odo	Odometrie
P	Pearson
P	Punkt
PP	Punktwolke-zu-Punktwolke
r	real
r	rechts
Rad	Rad
Ref	Referenz
Refl	Reflexion
S	Schwerpunkt
s	simuliert
stat	statisch
T	Transmission
Tr	Tropfen
V	Versuch

Abkürzungsverzeichnis

ABS	Antiblockiersystem
ACC	Adaptive Cruise Control
ADMA	Automotive Dynamic Motion Analyzer
AVP	automatisiertes Valet Parking
BASt	Bundesanstalt für Straßenwesen
CAN	Controller Area Network
DGPS	Differential Global Positioning System
ECU	Electronic Control Unit
EKF	Extended Kalman Filter
ESP	Elektronisches Stabilitätsprogramm
FCR	Free Cells Ratio
FOV	Field of View
FZD	Fahrzeugtechnik Darmstadt
GPS	Global Positioning System
HAF	Hochautomatisierte Fahrfunktionen
IMU	Inertial Measurement Unit (dt.: inertielle Messeinheit)
KKB	Kreuzkorrelationskoeffizient nach Baron
Lidar	Light detection and ranging
LOAM	Lidar Odometry and Mapping
MEMS	Microelectromechanical system
NED	North, East, Down
OCR	Occupied Cells Ratio
OE	Overall Error
OG	Occupancy Grid
OPDF	Occupied Picture-Distance-Function
PDF	Picture-Distance-Function
PoI	Point of Interest
ROS	Robot Operating System
RSSI	Received Signal Strength Indication
ToF	Time of Flight
UPDF	Unoccupied Picture-Distance-Function
VTD	Virtual Test Drive

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1: Anwendungsbeispiel – AVP im Parkhaus.....	5
Abbildung 2-2: Eingriffsmöglichkeiten beim AVP	7
Abbildung 3-1: Prinzip der ToF-Methode	8
Abbildung 3-2: Horizontaler Öffnungswinkel.....	9
Abbildung 3-3: Vertikaler Öffnungswinkel.....	9
Abbildung 3-4: Aufbau eines Lidar-Sensors	10
Abbildung 3-5: Parameter für die Beschreibung eines Lidar-Messpunkts.....	10
Abbildung 3-6: Vertikaler Öffnungswinkel <i>ibeo LUX 2010</i>	11
Abbildung 3-7: Punktwolke eines 2,5D-Lidar-Sensors von einem Pkw	12
Abbildung 3-8: Punktwolke eines 3D-Lidar-Sensors von einem Pkw	12
Abbildung 3-9: Struktur Lidar-Sensorsimulation	15
Abbildung 3-10: Kategorien von Sensormodellen.....	15
Abbildung 3-11: Beispiel einer segmentierten Punktwolke	17
Abbildung 3-12: Struktur Tracking-Algorithmus	18
Abbildung 4-1: Zusammenhang Weltkoordinatensystem – fahrzeugfestes Koordinatensystem	21
Abbildung 4-2: Drehfreiheitsgrade im fahrzeugfesten Koordinatensystem	22
Abbildung 4-3: Infusionssystem	23
Abbildung 4-4: Tropfsystem.....	23
Abbildung 4-5: Prinzip der Epipolareometrie.....	24
Abbildung 4-6: Berechnung der Gierwinkeländerung.....	27
Abbildung 4-7: Inkrementelle Berechnung neue Position.....	27
Abbildung 4-8: Reifenradien	28
Abbildung 4-9: Fehler durch Unebenheiten.....	28
Abbildung 4-10: Prinzip der Trilateration	29
Abbildung 4-11: Ortsfestes Koordinatensystem in Griesheim	33
Abbildung 4-12: Tropfsystem am Fahrzeug	34
Abbildung 4-13: Trajektorien V1	37
Abbildung 4-14: Abweichungen Tropfenmarkierungen und Odometrie – V1.....	38
Abbildung 4-15: Box-Plots Abweichungen Tropfenmarkierungen und Odometrie – V1.....	38
Abbildung 4-16: Abweichung kombinierter Ansatz – V1	39
Abbildung 4-17: Trajektorien kombinierter Ansatz – V1.....	40
Abbildung 4-18: Abweichung kombinierter Ansatz in Abhängigkeit der Tropffrequenz –V1	40
Abbildung 4-19: Box-Plots Abweichung kombinierter Ansatz in Abhängigkeit der Tropffrequenz	41
Abbildung 4-20: Trajektorie Odometrie – V2	42
Abbildung 4-21: Trajektorien V3	43
Abbildung 4-22: Abweichung Odometrie – V3.....	43
Abbildung 5-1: Absorption, Reflexion, Transmission.....	49
Abbildung 5-2: Lambert-Reflektor	50
Abbildung 5-3: Totalreflexion	50
Abbildung 5-4: Aufbau Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“	53
Abbildung 5-5: Aufbau Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“	54
Abbildung 6-1: Versuchsfahrzeug Honda Accord.....	55

Abbildung 6-2: Horizontaler Öffnungswinkel <i>ibeo LUX 2010</i>	56
Abbildung 6-3: Mehrzielfähigkeit des <i>ibeo LUX 2010</i>	57
Abbildung 6-4: <i>Velodyne VLP-32</i>	57
Abbildung 6-5: <i>ibeo LUX 2010</i>	57
Abbildung 6-6: Einbauposition <i>ibeo LUX 2010</i>	58
Abbildung 6-7: Parkplatz August-Euler-Flugplatz	60
Abbildung 6-8: Reale Versuchsumgebung	60
Abbildung 6-9: Szenario Editor VTD	62
Abbildung 6-10: Aufbau der virtuellen Versuchsumgebung.....	62
Abbildung 7-1: OG aus simulierter Punktwolke der Szenarioumgebung.....	65
Abbildung 7-2: Vergleich simulierte Punktwolke mit (links) und ohne Bodenreflexionen (rechts) .	69
Abbildung 7-3: Metriken in Abhängigkeit der Zellgröße	70
Abbildung 7-4: Segmente der Szenarioumgebung	71
Abbildung 7-5: OCR einzelne Segmente im Vergleich zum OCR gesamte Szenarioumgebung.....	71
Abbildung 7-6: Punktwolke zu Beginn (links) und gegen Ende (rechts) – Szenario 1	72
Abbildung 7-7: Metriken im Verlauf von Szenario 1	73
Abbildung 7-8: Box-Plots Metriken – Szenario 1	74
Abbildung 7-9: Metriken im Verlauf von Szenario 2	75
Abbildung 7-10: Box-Plots Metriken – Szenario 2	76
Abbildung 7-11: Mittelwert der OCR-Metrik der Segmente – Szenario 1	77
Abbildung 7-12: Punktwolken Segment „Passat“	77
Abbildung 7-13: Punktwolken Segment „i3“	78
Abbildung 7-14: Punktwolken Segment „5er“	78
Abbildung 7-15: Punktwolken Segment „Crafter“	79
Abbildung 7-16: Punktwolken Segmente „Block“ und „Wand“	79
Abbildung 7-17: Punktwolken Fußgänger mit Einkaufswagen.....	80
Abbildung A-1: Vergleich von Manhattan-Distanz und euklidischer Distanz	90
Abbildung A-2: Zeitplan.....	93

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2-1: Ausprägungen des AVP.....	6
Tabelle 3-1: Parameter der Laser-Radar-Gleichung	13
Tabelle 4-1: Entscheidungsmatrix der Ansätze zur Trajektorienbestimmung.....	32
Tabelle 4-2: Kenndaten V1	36
Tabelle 4-3: Kenndaten V2.....	41
Tabelle 4-4: Kenndaten V3	43
Tabelle 5-1: Kritikalität verschiedener Aspekte im Kontext des AVP.....	52
Tabelle 6-1: Einbauposition und Orientierung ibeo LUX 2010 im Versuchsfahrzeug	58
Tabelle 6-2: Vergleich der Fahrzeuge im realen und virtuellen Szenario	63
Tabelle A-1: Technische Daten <i>ibeo LUX 2010</i>	90
Tabelle A-2: Metriken Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“	91
Tabelle A-3: Metriken Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“	92

1 Einleitung

Die Entwicklung und Verbesserung von Fahrerassistenzsystemen ist seit einigen Jahrzehnten ein wichtiger Bestandteil der Fahrzeugtechnik. Bereits die Integration eines Tachometers in das Fahrzeug stellte ein erstes Fahrerassistenzsystem dar, welches dem Fahrer das Ablesen der aktuellen Fahrgeschwindigkeit ermöglicht. Vor allem seit den neunziger Jahren wurden zahlreiche Fahrerassistenzsysteme vorgestellt, wie beispielsweise die auf Ultraschall-Sensoren basierende Einparkhilfe, die Fahrdynamikregelung ESP oder das Navigationssystem. Ziele von Fahrerassistenzsystemen sind insbesondere die Erhöhung der Sicherheit von Fahrzeuginsassen und anderen Verkehrsteilnehmern, die Verbesserung des Komforts während der Fahrt und die Steigerung der Effizienz.¹

Die Einführung des Abstandregeltempomaten *Adaptive Cruise Control* (ACC) im Jahr 1995 (Asien)^{2a} bzw. im Jahr 1999 (Europa)³ stellte einen ersten wichtigen Schritt in Richtung des automatisierten Fahrens dar. Hierbei wird der Fahrer mit Hilfe des Assistenzsystems, meist auf der Autobahn, von der Aufgabe der Längsführung entbunden. Folglich ist er lediglich für die Querführung verantwortlich.^{2b} Die ACC verkörpert damit ein System mit Automatisierungsstufe 1 – *Assistiert* nach der 2012 festgelegten Definition für Automatisierungsgrade der Bundesanstalt für Straßenwesen (BASt).⁴

Gerade in den letzten Jahren sind vermehrt Fahrerassistenzsysteme der Automatisierungsstufe 2 – *Teilautomatisiert* in Serie gekommen. Hierbei wird die Quer- und Längsführung des Fahrzeugs in einem bestimmten Zeitraum oder in spezifischen Situationen komplett durch das Fahrerassistenzsystem übernommen, wobei der Fahrer das System dauerhaft überwachen muss.⁴ Ein Beispiel hierfür ist der Stauassistent, der bei geringen Geschwindigkeiten im Stau die Quer- und Längsführung des Fahrzeugs übernimmt.³

Aktuelles Ziel der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen ist die Einführung von Assistenzsystemen der Automatisierungsstufe 3 – *Hochautomatisiert* und Automatisierungsstufe 4 – *Vollautomatisiert*.

Ein Assistenzsystem der Stufe 4 mit relativ einfachen Randbedingungen stellt das sog. *automatisierte Valet Parking* (AVP), das automatisierte und fahrerlose Einparken, dar. Dieses wird von Wachenfeld et al.⁵ als einer von vier Use-Cases (typische Einsatzszenarien) des automatisierten Fahrens vorgestellt, welches aufgrund von relativ einfachen Randbedingungen als eines der ersten Systeme mit Automatisierungsstufe 4 realisiert werden könnte.⁶

Um Systeme der Automatisierungsstufen 3 und 4, bei denen der Fahrer im Gegensatz zu den vorherigen Stufen nicht zu einer Überwachung des Systems verpflichtet ist⁴, in Serie zu bringen, ist eine

¹ Vgl. Winner, H.: Fahrerassistenzsysteme – Stand der Technik und Ausblick (2002).

² Vgl. Winner, H.; Schopper, M.: Adaptive Cruise Control (2015), a: S. 581; b: S. 582.

³ Vgl. Bengler, K. et al.: Three Decades of Driver Assistance Systems (2014), S. 9–10.

⁴ Vgl. Gasser, T. M. et al.: Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung (2012), S. 9.

⁵ Vgl. Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015), S. 14–16.

⁶ Vgl. Banzhaf, H. et al.: The Future of Parking (2017), S. 1832–1833.

Absicherung dieser notwendig. Es ist also erforderlich nachzuweisen, dass die Ersetzung des Menschen durch ein selbstfahrendes Auto die Sicherheit im öffentlichen Straßenverkehr nicht mindert. Dies umfasst die Sicherheit der Insassen sowie das gesamte Verkehrssystem, in dem sich das autonom fahrende Fahrzeug bewegt.⁷

Für die Absicherung existiert als konventioneller Weg der reale Fahrversuch. Die Absicherung auf diesem Weg ist allerdings im Fall des automatisierten Fahrens technisch und wirtschaftlich nicht realisierbar, wie Winner⁸ an einer Beispielrechnung zeigt: So wäre beispielsweise für die Absicherung eines Autobahnautomaten die Fahrt einer Referenzstrecke von 24 Mio. km notwendig. Dieses Problem wird als „Freigabefälle des autonomen Fahrens“ bezeichnet. Die Alternative zum realen Fahrversuch ist die Freigabe durch den virtuellen Fahrversuch, welcher erhebliche Vorteile hinsichtlich Reproduzierbarkeit, Flexibilität und Aufwandsreduktion hat.⁹

1.1 Motivation

Zur virtuellen Absicherung von hochautomatisierten Fahrfunktionen (HAF) wird am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt (FZD) in Zusammenarbeit mit der Industrie geforscht. Für die virtuelle Absicherung ist eine genaue Modellierung der Realität in der virtuellen Welt erforderlich. Neben realitätsgetreuen Modellen der Umwelt und des Fahrzeugs selbst ist vor allem die Modellierung der verwendeten Sensorik, die dem Fahrzeug die Wahrnehmung der Umgebung ermöglicht, ein entscheidender Aspekt. Hierfür ist das Fachgebiet FZD an den Forschungsprojekten PEGASUS („Projekt zur Etablierung von generell akzeptierten Gütekriterien, Werkzeugen und Methoden sowie Szenarien und Situationen zur Freigabe hochautomatisierter Fahrfunktionen“¹⁰) und ENABLE-S3 („European Initiative to Enable Validation for Highly Automated Safe and Secure Systems“¹¹) beteiligt. Letzteres definiert das in dieser Arbeit behandelte AVP als ein Anwendungsfall des automatisierten Fahrens.

Die heute verwendete Sensorik für Fahrerassistenzsysteme zur Erfassung der Fahrzeugumgebung besteht hauptsächlich aus Radar-Sensoren, Kameras, Ultraschall-Sensoren und Lidar-Sensoren. Diese werden meist zusammen eingesetzt, um sensorbedingte Schwachstellen untereinander auszugleichen (Sensordatenfusion). Kameras sind in der Lage, detaillierte Informationen und Farben zu erkennen, liefern aber grundsätzlich keine oder mit verschiedenen Ansätzen in größeren Entfernungen ungenaue Tiefeninformationen. Darüber hinaus versagen sie schnell bei dunkler Umgebung.^{12,13a} Ultraschall-Sensoren sind relativ günstig, haben aber nur eine begrenzte Reichweite und eine begrenzte horizon-

⁷ Vgl. Winner, H.; Wachenfeld, W.: Die Freigabe des autonomen Fahrens (2015), S. 440.

⁸ Vgl. Winner, H.: Quo vadis, FAS? (2015), S. 1177.

⁹ Vgl. Hakuli, S.; Krug, M.: Virtuelle Integration (2015), S. 126.

¹⁰ BMWi: Forschungsprojekt PEGASUS.

¹¹ Enable S3 - About the project.

¹² Vgl. Dietmayer, K.: Prädiktion von maschineller Wahrnehmungsleistung (2015), S. 422.

¹³ Vgl. Cacilo, A. et al.: Hochautomatisiertes Fahren auf Autobahnen (2015), a: S. 57; b: S. 55; c: S. 50; d: S. 52–53.

tale und vertikale Auflösung.^{13b} Radar-Sensoren ermitteln Geschwindigkeiten über große Entfernungen, wobei sie allerdings über einen relativ kleinen Erfassungsbereich verfügen.^{13c} Lidar-Sensoren werden aktuell selten in Serienfahrzeugen eingesetzt aufgrund von noch hohen Kosten. Sie liefern auch bei größeren Entfernungen präzise Daten und haben einen größeren Winkelbereich der Erfassung als Radar-Sensoren. Daher wird davon ausgegangen, dass das automatisierte Fahren langfristig nicht ohne den Einsatz von Lidar-Sensorik zu realisieren ist.^{13d,14}

Ein potenzielles Szenario der Fahrzeugautomatisierung ist das bereits angesprochene AVP. Daher wird auch hier die Lidar-Sensorik eine wichtige Rolle einnehmen. Der Fokus dieser Arbeit wird auf den beiden Themengebieten AVP und Lidar-Sensorik liegen.

Die flächendeckende Einführung des AVP bietet viele Potenziale. So ist das Einparken für viele Autofahrer eine sehr lästige Tätigkeit.¹⁵ Manuelles Einparken wäre durch Einführung des AVP nicht mehr notwendig. Neben diesem individuell motivierten Aspekt ist eine Reduktion des allgemeinen Kraftstoff- bzw. Energieverbrauchs und des Ausstoßes von schädlichen Emissionen durch das AVP möglich: Ein Autofahrer benötigt heutzutage durchschnittlich 10 min und bis zu 4,5 km, um einen Parkplatz zu finden. Dadurch macht die Suche nach einem Parkplatz im Durchschnitt 30 %, in Spitzenverkehrsstunden sogar 40–50 %, des Verkehrsaufkommens in Innenstädten aus.¹⁶ Durch das AVP fällt der Verkehr zur Parkplatzsuche weg.

Des Weiteren besteht die Möglichkeit, dem Problem von begrenztem Parkraum in Innenstädten effektiv entgegenzuwirken. Beim AVP ist es nicht mehr erforderlich, dass Personen aus dem Fahrzeug aussteigen, wenn das Fahrzeug sich in der endgültigen Parkposition befindet. Somit ist es möglich, die Fahrzeuge deutlich dichter aneinander zu parken. Außerdem besteht die Möglichkeit, dass Fahrzeuge zugeparkt werden und bei Bedarf durch eine zentrale Parkhausverwaltung wieder „freigeparkt“ werden. Durch diese Maßnahmen wäre es laut Altinger et al.¹⁷ möglich, die Kapazität von aktuell vorhandenem Parkraum um bis zu 50 % zu steigern.

1.2 Konkretisierung der Aufgabenstellung

In dieser Bachelorthesis sollen reale und synthetischen Lidar-Messdaten im Kontext des AVP generiert und verglichen werden. Dies stellt einen notwendigen ersten Schritt zur Validierung eines Lidar-Sensormodells dar.

Zum Verständnis erfolgt eine Einarbeitung in das AVP im Allgemeinen sowie in die Grundlagen der verwendeten Lidar-Sensorik. Letzteres beinhaltet das allgemeine Messprinzip und die Eigenschaften eines Lidar-Sensors sowie das Verständnis der einzelnen Komponenten der Lidar-Sensorsimulation bei FZD.

¹⁴ Vgl. Hälker, J.; Barth, H.: Lidar als Schlüsseltechnik für das automatisierte und autonome Fahren (2018).

¹⁵ Vgl. Kang, D. H. et al.: Vision-based Autonomous Indoor Valet Parking System (2017), S. 41.

¹⁶ Vgl. Müller, M.: Connected Parking (2017), S.314.

¹⁷ Vgl. Altinger, H. et al.: Pilotiertes Parken im Parkhaus (2013), S. 2.

Die Bewertung der Modellgüte des Sensormodells erfolgt durch Vergleich von synthetischen und realen Sensordaten. Hierfür wird gefordert, relevante Fahrscenarien zu entwickeln, die sowohl in der virtuellen Umgebung als auch in Realität durchführbar sind und hohe Anforderungen an die Lidar-Sensorik stellen, um die Leistungsfähigkeit des Sensormodells zu überprüfen.

Die synthetischen Messdaten werden durch Integration des vorhandenen Sensormodells in die Simulationssoftware *Virtual Test Drive* (VTD) der VIRES Simulationstechnologie GmbH¹⁸ erzeugt. Die realen Messdaten werden durch Versuche mit einem mit Lidar-Sensorik ausgestatteten Testfahrzeug erzeugt.

Um die Fahrscenarien realitätsgetreu in die virtuelle Umgebung zu übertragen, ist es notwendig, die genaue Position des Fahrzeugs und anderer eventuell am Szenario beteiligter dynamischer Objekte (z.B. Fußgänger, Fahrradfahrer) während der Fahrscenarien zu kennen. Mit der Position dieser wird eine sog. *Ground-Truth-Trajektorie* (Referenztrajektorie) erzeugt, welche in VTD übertragen wird. Normalerweise erfolgt dies durch Verwendung von hochgenauem GPS (DGPS, Abkürzung für *Differential Global Positioning System*), welches in der Lage ist, die Position des Fahrzeugs mit einer Genauigkeit von 1 bis 2 cm zu bestimmen. Es ergibt sich das Problem, dass in einem Parkhaus, welches eine typische Umgebung für AVP-Fahrscenarien darstellt, keine oder nur sehr ungenaue GPS-Daten zur Verfügung stehen und diese somit nur unzureichend zur Generierung der Referenztrajektorie verwendbar sind.

Aufgrund dessen ist das Finden von Methoden erforderlich, mit denen es möglich ist, die Trajektorie des Fahrzeugs und anderer eventuell beteiligter dynamischer Objekte im Parkhaus ohne die Verwendung von GPS zu bestimmen. Dazu ist in einem ersten Schritt eine Einarbeitung in Ansätze zu GPS-unabhängiger Lokalisierung erforderlich. In einem zweiten Schritt werden Versuche durchgeführt, um zu überprüfen, welche Methode sich am besten für den Einsatzzweck der Trajektoriengenerierung im Parkhaus eignet. Dabei gilt es, auch zu klären, welche Genauigkeit der Trajektorie überhaupt als ausreichend bezeichnet werden kann.

Am Ende ist gefordert, die entwickelten Fahrscenarien in der Realität und der virtuellen Umgebung durchzuführen. Der Vergleich der dabei erzeugten realen und synthetischen Sensordaten erfolgt in der Verarbeitungsebene der Punktwolken und wird durch Metriken realisiert. Letztere bilden die Übereinstimmung zwischen realen und synthetischen Daten in einem Zahlenwert ab.

Die Ergebnisse der berechneten Metriken sollen anschließend bewertet werden. Bevor eine Bewertung des Sensormodells vorgenommen wird, sollen verschiedene Aspekte betrachtet werden, die einen Einfluss auf die Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten haben, jedoch ihren Ursprung nicht in der Qualität des Sensormodells haben.

Die Arbeit soll durch ein Fazit zur simulationsbasierten Absicherung beendet werden.

¹⁸ VIRES Simulationstechnologie GmbH: VTD - Virtual Test Drive (2018).

2 Valet Parking als ein Use-Case des automatisierten Fahrens

In diesem Kapitel wird das AVP erklärt. Abschnitt 2.1 definiert zunächst den Begriff des AVP. In Abschnitt 2.2 werden die Randbedingungen und Eigenschaften des AVP erläutert.

2.1 Definition

Das AVP wird von Wachenfeld et al.^{19a} als einer von vier Use-Cases beschrieben. Ein Use-Case bezeichnet dabei ein typisches Einsatzszenario des automatisierten Fahrens, welches stellvertretend für eine Vielzahl von Einsatzmöglichkeiten des automatisierten Fahrens definiert wird.

Beim AVP wird das Fahrzeug konventionell vom Fahrer bis zu seinem Fahrziel (z.B. Arbeitsplatz, Wohnung, Flughafen) gefahren. Nachdem der Fahrer und andere Passagiere das Fahrzeug verlassen haben und eventuell vorhandenes Gepäck ausgeladen haben, beginnt der Einsatzzeitpunkt des AVP. Durch ein Signal des Fahrers, das beispielsweise per Smartphone gesendet wird, fährt das Fahrzeug autonom zu einem ihm zugewiesenen Parkplatz, in den es selbständig einparkt. Der Parkplatz befindet sich auf einer öffentlichen oder privaten Parkfläche. Letztere kann auch Teil eines Car-Sharing-Unternehmens sein. Benötigt der Fahrer das Fahrzeug wieder, so teilt er dies dem Fahrzeug durch Angabe einer Zieladresse mit. Das Fahrzeug parkt nun autonom aus dem Parkplatz aus und fährt zur vom Fahrer angegebenen Zieladresse.^{19b,20}

Das Prinzip des AVP ist in Abbildung 2-1 am Anwendungsbeispiel eines Parkhauses dargestellt.

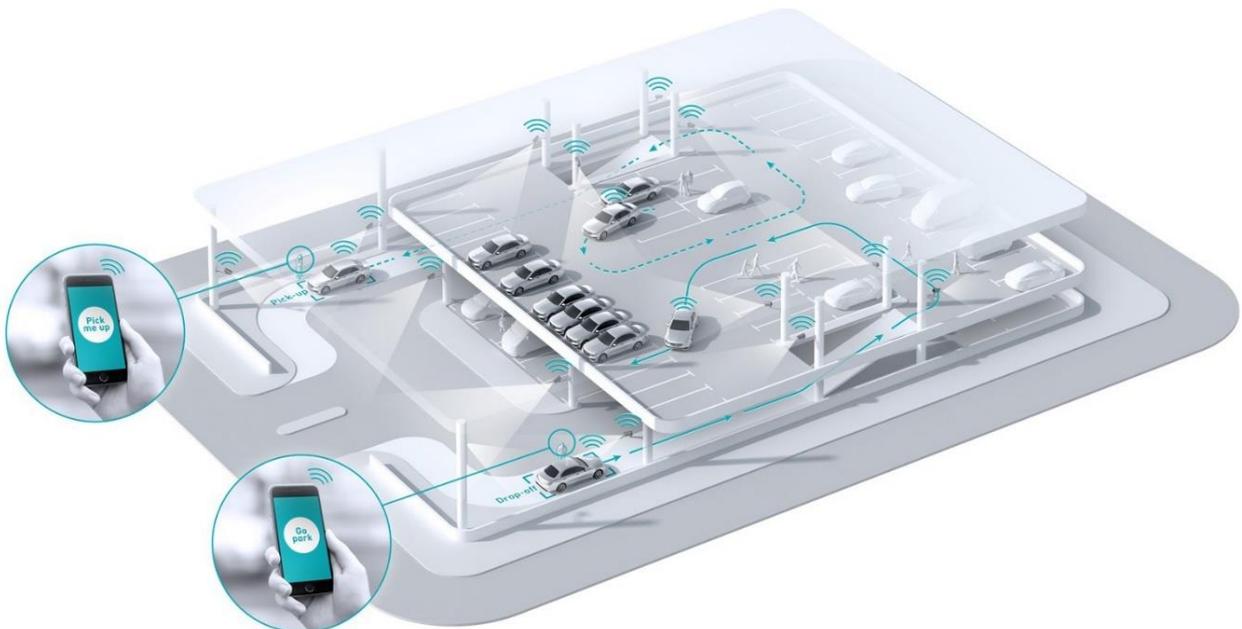


Abbildung 2-1: Anwendungsbeispiel – AVP im Parkhaus²¹

¹⁹ Vgl. Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015), a: S. 10–37; b: S. 15–16.

²⁰ Vgl. Müller, M.: Connected Parking (2017), S. 315.

²¹ Mit Änderungen entnommen aus: TÜV Rheinland: Fahrerloses Parken erstmals im realen Verkehr getestet.

2.2 Randbedingungen und Eigenschaften

Das AVP stellt ein Einstiegsszenario der Automatisierungsstufe 4 – *vollautomatisiert* dar. Aufgrund dessen ist die maximale Geschwindigkeit auf $30 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ limitiert und die Einsatzumgebung auf einen begrenzten Bereich um den Ort des Verlassens des Fahrers eingeschränkt. Dem Fahrzeug wird durch eine zentrale Parkplatzverwaltung ein definierter Parkplatz zugewiesen. Daher ist das Fahrzeug in diesem Use-Case nicht in der Lage, eigenständig einen Parkplatz zu suchen. Es besteht die Möglichkeit, dass das im Parkzustand befindliche Fahrzeug durch eine zentrale Parkplatzverwaltung mehrfach umgeparkt wird, um beispielsweise anderen Fahrzeugen, die von ihrem Fahrer angefordert wurden, das Wegfahren zu ermöglichen.^{19b}

Sowohl automatisiert fahrende Fahrzeuge als auch manuell geführte Fahrzeuge sind befugt, die Parkplatsumgebung zu befahren. Darüber hinaus sind Fußgänger, Radfahrer und Tiere (z.B. Hunde) in der Parkplatsumgebung anzutreffen.²²

Die Merkmale des AVP sind in Tabelle 2-1 zusammengefasst. Dabei werden Erschließungsstraßen als „angebaute Straßen innerhalb bebauter Gebiete, die im Wesentlichen der unmittelbaren Erschließung der angrenzenden bebauten Grundstücke oder dem Aufenthalt dienen“²³ definiert.

Angebaute Hauptverkehrsstraßen bezeichnen „angebaute Straßen innerhalb bebauter Gebiete, die im Wesentlichen der Verbindung dienen bzw. den Verkehr aus Erschließungsstraßen sammeln“²³.

Tabelle 2-1: Ausprägungen des AVP²⁴

Merkmals	Ausprägung
Art des Beförderten	kein Fördergut und keine Person
maximal zulässige Gesamtmasse des Fahrzeugs	500 kg – 8000 kg
Einsatzhöchstgeschwindigkeit	bis $30 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
Szenerie	Parkplatz bzw. Parkhaus, Erschließungsstraße, angebaute Hauptverkehrsstraße

Durch diese Randbedingungen werden die Anforderungen an das Fahrzeug im automatisierten Betrieb reduziert. Dadurch könnte das AVP als eines der ersten Fahrerassistenzsysteme der Automatisierungsstufe 4 eingeführt werden. Banzhaf et al.²⁵ nennen dafür drei Gründe: Erstens die geringe Maximalgeschwindigkeit, die einen relativ kurzen Anhalteweg zur Folge hat und somit einen schnellen Übergang in einen sicheren Zustand ermöglicht. Zweitens die bekannte und räumlich begrenzte

²² Vgl. Schönemann, V. et al.: Adaptive Safety Zone for infrastructure-supported Automated Valet Parking (in Publikation), S. 1–2.

²³ Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015), S. 25.

²⁴ Mit Änderungen entnommen aus Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015), S. 16.

²⁵ Vgl. Banzhaf, H. et al.: The Future of Parking (2017), S. 1832–1833.

Einsatzumgebung des AVP. Drittens die mögliche Unterstützung des Fahrzeugs durch die Parkplatzeinfrastruktur, welche ggf. auch über Sensorik verfügt und somit dem Fahrzeug Teile seiner Aufgabe abnimmt.

Laut Müller²⁶ wäre bei entsprechender Sensorik der Parkplatzeinfrastruktur das AVP schon auf Basis von heutiger Fahrzeug-Serienausstattung der Ober- und Mittelklasse realisierbar. Die technischen Anforderungen an das Fahrzeug seien dabei: eine elektronische Feststellbremse, ein elektromechanisches Lenksystem, ein Automatikgetriebe und Schnittstellen zur Kommunikation mit der Parkplatzeinfrastruktur.

Die Eingriffsmöglichkeiten beim AVP sind in Abbildung 2-2 dargestellt. Der Fahrer hat die Möglichkeit, die Fahrmission (Fahrt von Start bis Ziel als Ausführung einer Transportaufgabe^{27a}) selbstständig auszuführen und einen sog. *Safe Exit*-Befehl zu geben, bei dem sich das Fahrzeug von selbst in einen sicheren Zustand überführt. Als weitere Instanz tritt der Betreiber der AVP-Parkplatzeinfrastruktur auf, der die gleichen Rechte wie der Fahrer besitzt. Eine Sonderstellung haben Instanzen mit Wege- und Sonderrecht (beispielsweise Polizei oder Krankenwagen). Diese können neben den Rechten von Fahrer und Parkhausbetreiber auch auf die Navigations- und Bahnführungsebene eingreifen, um das Fahrzeug abzubremsen oder das Fahrtziel zu ändern.^{27b}

Bei gegensätzlichen Eingriffen durch die drei Instanzen wird auf die in Abbildung 2-2 dargestellte Hierarchie zurückgegriffen. Diese ist von Oben (dominant) nach Unten (rezessiv) abnehmend.

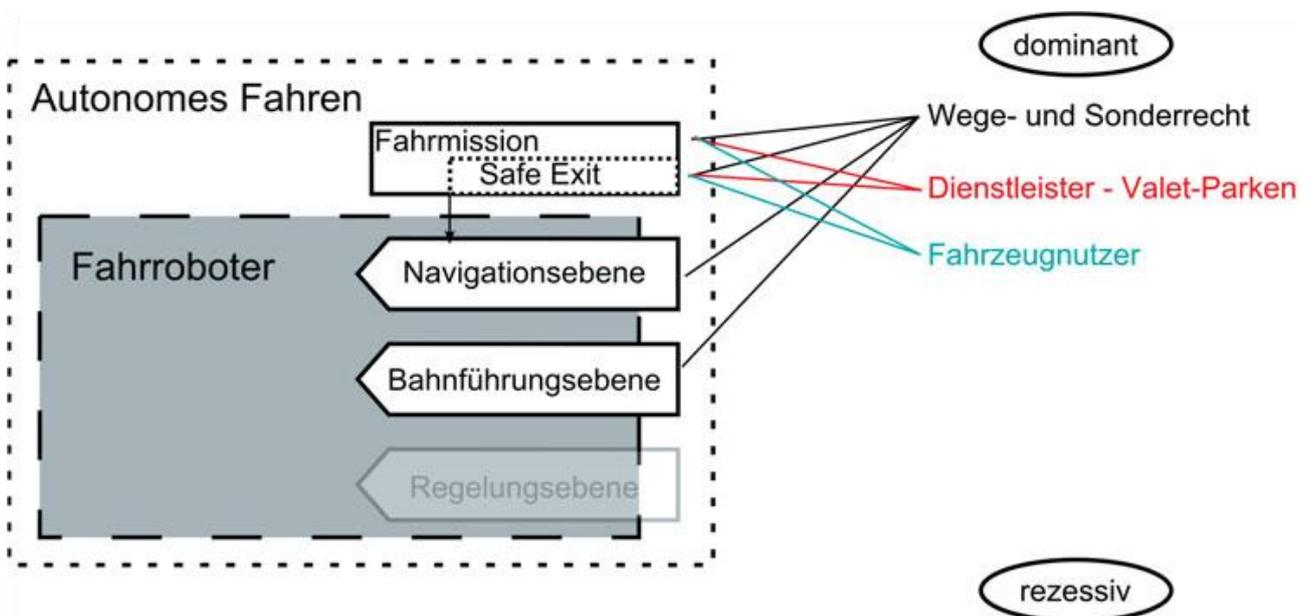


Abbildung 2-2: Eingriffsmöglichkeiten beim AVP²⁴

²⁶ Vgl. Müller, M.: Connected Parking (2017), S. 316.

²⁷ Vgl. Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015), a: S. 35; b: S. 16.

3 Lidar-Sensorik und deren Simulation

In diesem Kapitel werden die Grundlagen der Lidar-Sensorik und die Simulation dieser erklärt. Zunächst werden in Abschnitt 3.1 und in Abschnitt 3.2 das allgemeine Messprinzip und der Aufbau eines Lidar-Sensors erklärt. Danach wird in Abschnitt 3.3 erläutert, in welcher Form ein Lidar-Sensor Messdaten erzeugt. Abschnitt 3.4 behandelt Einflussfaktoren auf die maximale Reichweite eines Lidar-Sensors. Die grundlegenden Vorgänge und Komponenten der Simulation eines Lidar-Sensors werden in Abschnitt 3.5 erklärt.

3.1 Messprinzip

Lidar ist die Abkürzung für *light detection and ranging*. Es ist ein optisches Messverfahren zur Ortung und Messung der Entfernung von Objekten im Raum.^{28a} Zur Messung werden Laserstrahlen verwendet, deren Wellenlänge üblicherweise im Bereich 850 bis 1000 nm, also im Bereich der Wellenlänge von Infrarotstrahlung, liegt.²⁹

Ein häufig bei Fahrerassistenzsystemen verwendetes Messprinzip von Lidar-Sensoren ist die sog. *Time of Flight*-Methode (ToF). Bei der ToF-Methode wird ein Laserimpuls vom Sensor in die umliegende Atmosphäre ausgesendet (Sendepuls). Der Laserstrahl trifft in einer bestimmten Entfernung auf ein Objekt, wird von diesem zu einem bestimmten Anteil reflektiert und trifft dann als rückgestreuter Laserpuls (Echopuls) wieder auf den Sensor. Durch Messung der Zeit t zwischen Aussendung und Empfang des Laserimpulses und der Kenntnis der Lichtgeschwindigkeit in Luft c_0 ist es möglich, die Entfernung

$$d = \frac{c_0 t}{2} \quad (3-1)$$

des Objekts zu berechnen.^{28a} Die Entfernung zwischen Sensor und Objekt wird vom Laserstrahl zweimal durchlaufen, weswegen die Zeit t für die doppelte Entfernung steht.³⁰

Das Prinzip der ToF-Methode ist in Abbildung 3-1 dargestellt.

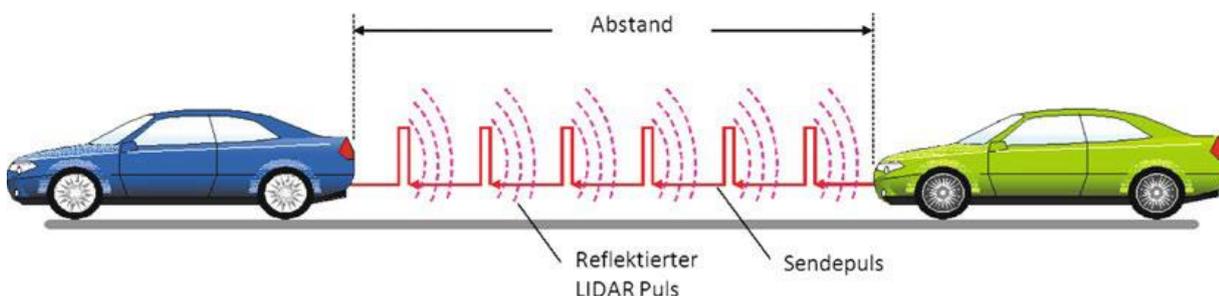


Abbildung 3-1: Prinzip der ToF-Methode³¹

²⁸ Vgl. Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015), a: S. 318; b: S. 320–322.

²⁹ Vgl. Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018), S. 612.

³⁰ Vgl. Konolige, K.; Nüchter, A.: Range Sensing (2016), S. 787.

³¹ Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015), S. 319.

3.2 Aufbau

Die Hauptkomponenten aktueller Lidar-Sensoren sind ein Sendezweig, ein Empfangszweig und ein rotierender Spiegel.^{28b}

Der Sendezweig sendet den Laserpuls aus, welcher eine möglichst kurze Pulsdauer besitzt, um mehrere empfangene Echos voneinander zu unterscheiden. Typische Werte der Sendezeit liegen bei 4 bis 30 ns.^{28b}

Der Laserpuls wird danach von einem mit konstanter Frequenz in einem definierten horizontalen Öffnungswinkel rotierenden Spiegel in die umliegende Atmosphäre reflektiert (siehe Abbildung 3-2). Neben dem horizontalen Öffnungswinkel (engl. *horizontal Field of View* (FOV)) gibt es einen vertikalen Öffnungswinkel (siehe Abbildung 3-3).³² Es werden nur Objekte erkannt, die sich innerhalb des horizontalen und vertikalen Öffnungswinkels befinden. Der horizontale Öffnungswinkel ergibt sich durch den Winkelbereich der Drehbewegung des Spiegels. Der vertikale Öffnungswinkel ist bei 2D-Lidar-Sensoren (Definition: Siehe Abschnitt 3.3) durch die vertikale Winkelauflösung des Sensors definiert.

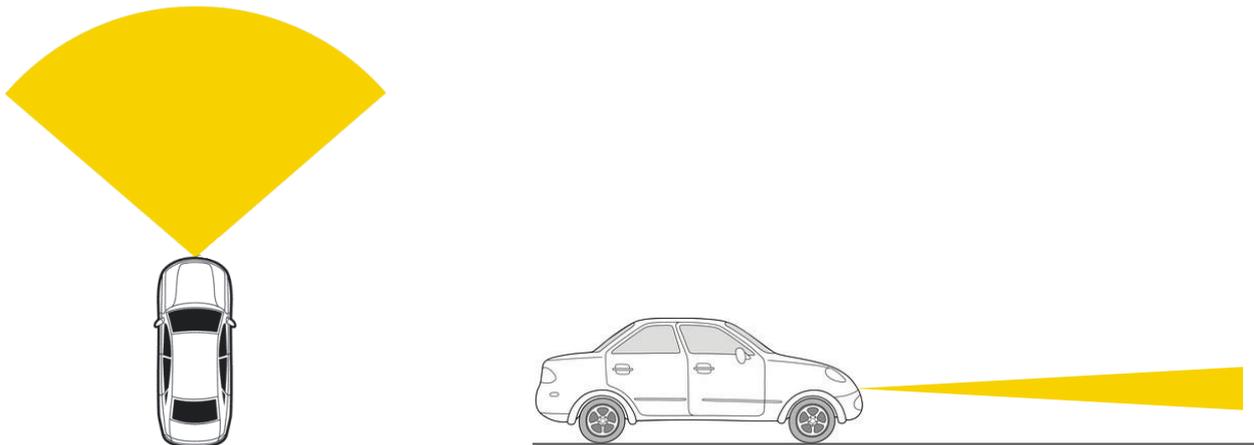


Abbildung 3-2: Horizontaler Öffnungswinkel³³ Abbildung 3-3: Vertikaler Öffnungswinkel³⁴

Der Laserimpuls gelangt nach Reflexion durch das Objekt in den Empfangszweig, der meist aus einer oder mehreren Photodioden besteht und wird dort detektiert.^{28b}

Ein möglicher Aufbau eines Lidar-Sensors ist in Abbildung 3-4 dargestellt.

In aktuellen Entwicklungen wird an Festkörper-Lidar-Sensoren (*Solid-State-Lidar*) gearbeitet. Diese verzichten auf bewegliche Komponenten und verwenden stattdessen phasengesteuerte Arrays oder MEMS-Spiegel (*Microelectromechanical system*). Im Vergleich zu den in diesem Abschnitt beschriebenen Lidar-Sensoren bieten Festkörper-Lidar-Sensoren Vorteile hinsichtlich der Fertigung, der Schnelligkeit, des Designs und der Kosten.³⁵

³² Vgl. Schindler, A.: Realisierung eines aktiven Fahrwerks mit Preview-Strategie (2009), S. 46.

³³ Mit Änderungen entnommen aus: Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), S. 3 - 3.

³⁴ Mit Änderungen entnommen aus: Duschek, M.: Masterthesis, Sicherheitszone für das automatisierte Valet Parking (2018), S. 41.

³⁵ Vgl. Dubois, C.: Solid State LiDAR (2018).

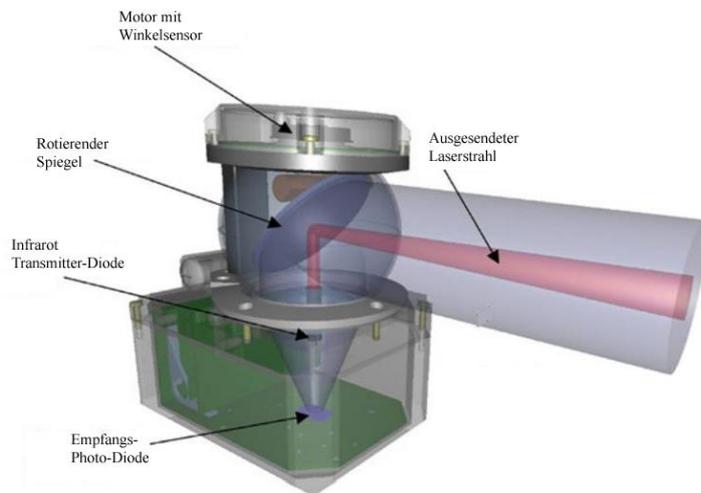


Abbildung 3-4: Aufbau eines Lidar-Sensors³⁶

3.3 Messausgabe

Die Messdaten eines Lidar-Sensors werden grundsätzlich in Form einer sog. Punktwolke ausgegeben. In dieser sind Punkte in einem sensorfesten Kugelkoordinatensystem eingetragen. Jeder Punkt entsteht dabei durch eine Oberfläche in der Umgebung, die den vom Sensor ausgesendeten Laserstrahl zurück in die Empfangs-Diode des Sensors reflektiert hat. Ein einzelner Punkt der Punktwolke wird durch die drei Parameter eines Kugelkoordinatensystems repräsentiert: Distanz d , Azimutwinkel φ (horizontal) und Elevationswinkel θ (vertikal).³⁷ Eine möglicherweise vorhandene räumliche Trennung der Ausgangspunkte der Strahlen wird dabei vernachlässigt.

Die drei Parameter eines beispielhaften durch den Lidar-Sensor detektierten Punktes P sind in Abbildung 3-5 dargestellt.

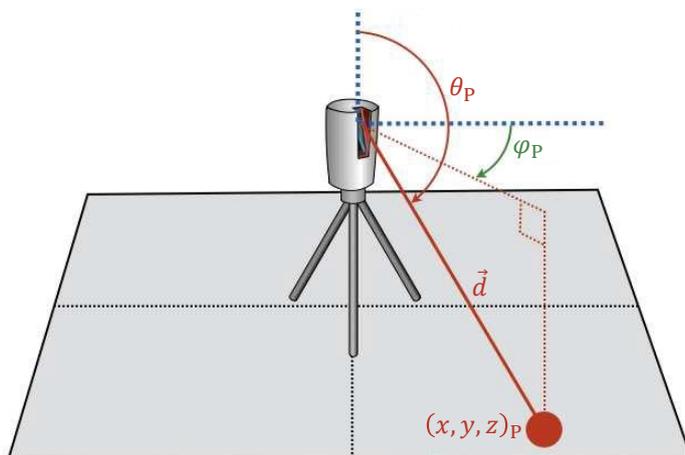


Abbildung 3-5: Parameter für die Beschreibung eines Lidar-Messpunkts³⁸

³⁶ Mit Änderungen entnommen aus: Ibeo Automobile Sensor GmbH: Ibeo Laserscanner (2006), S. 15.

³⁷ Vgl. Stäcker, L. S.: Masterthesis, Segmentieren und Tracking von Objekten (2017), S. 8.

³⁸ Mit Änderungen entnommen aus: Bailey, B. N.; Ochoa, M. H.: Tree reconstruction using LiDAR point cloud data (2018), S. 5.

Die Distanz wird durch die ToF-Methode ermittelt (siehe Abschnitt 3.1). Azimut- und Elevationswinkel ergeben sich durch die Aussenderichtung des Lidar-Strahls.

Heutige Lidar-Sensoren besitzen häufig mehrere Scanebenen (auch als Scanzeile oder Kanal bezeichnet), die übereinander angeordnet sind. Dadurch besteht die Möglichkeit, den vertikalen Erfassungsbereich zu vergrößern. So verfügt beispielsweise der beim Fachgebiet FZD verwendete Lidar-Sensor *ibeo LUX 2010* über vier übereinanderliegende Scanebenen, die jeweils eine vertikale Winkelauflösung von $0,8^\circ$ haben (siehe Abbildung 3-6). Somit wird ein vertikaler Öffnungswinkel von $3,2^\circ$ erreicht.³⁹

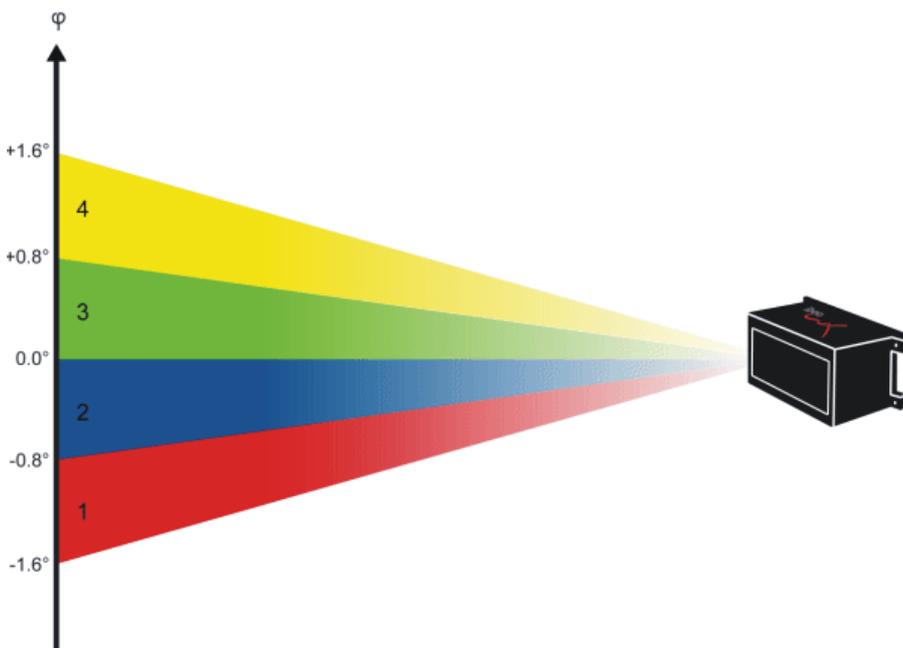


Abbildung 3-6: Vertikaler Öffnungswinkel *ibeo LUX 2010*⁴⁰

Durch die Anzahl der Scanebenen ergibt sich eine Möglichkeit zur Einteilung von Lidar-Sensoren in drei Kategorien: Lidar-Sensoren mit nur einer Scanebene werden als 2D-Sensoren bezeichnet. Sie erzeugen eine rein zweidimensionale Punktwolke, da die Höhe der ausgesendeten Laserstrahlen fest durch die Einbauposition des Spiegels vorgegeben ist. Somit liegen alle Punkte der Punktwolke in einer horizontalen Ebene. Lidar-Sensoren mit zwei bis üblicherweise sieben übereinander liegenden Scanebenen werden als 2,5D-Sensoren bezeichnet, da sie in zwei Dimensionen kontinuierliche Daten erzeugen und in einer Dimension diskrete Daten erzeugen.⁴¹

Ein Beispiel für einen 2,5D-Sensor ist der bereits erwähnte *ibeo LUX 2010* (siehe Abbildung 3-6). Abbildung 3-7 zeigt beispielhaft eine von einem vierzeiligen 2,5D-Lidar-Sensor durch das Scannen eines Pkws erzeugte Punktwolke.

³⁹ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: *ibeo LUX 2010* (2012), S. 14 - 2.

⁴⁰ Mit Änderungen entnommen aus: Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: *ibeo LUX 2010* (2012), S. 3 - 6.

⁴¹ Vgl. Kim, B. et al.: Pedestrian/Vehicle Detection Using a Multi-Layer Laser Scanner (2016), S. 400.

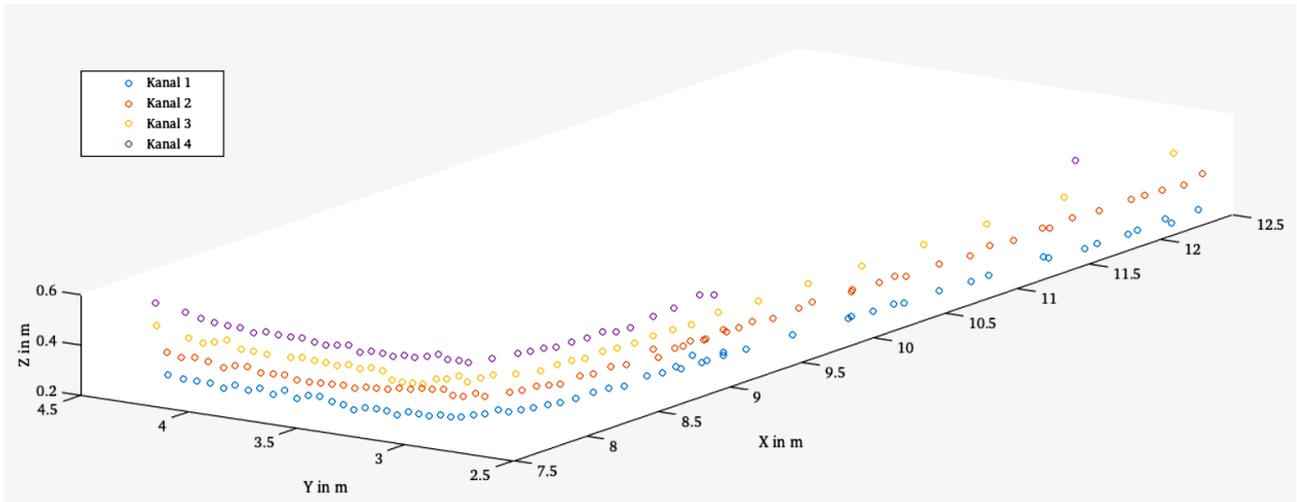


Abbildung 3-7: Punktwolke eines 2,5D-Lidar-Sensors von einem Pkw⁴²

Bei einer Zahl der Scanebenen größer sieben erfolgt die Bezeichnung entsprechend als 3D-Sensor. Dieser ist meistens auf dem Dach des Fahrzeugs platziert und rotiert mit 360° um die eigene Achse, sodass eine Punktwolke der kompletten Umgebung erstellt wird.⁴¹

Abbildung 3-8 zeigt beispielhaft eine von einem 3D-Lidar-Sensor erzeugte Punktwolke, die durch das Scannen eines Pkws erzeugt wurde.

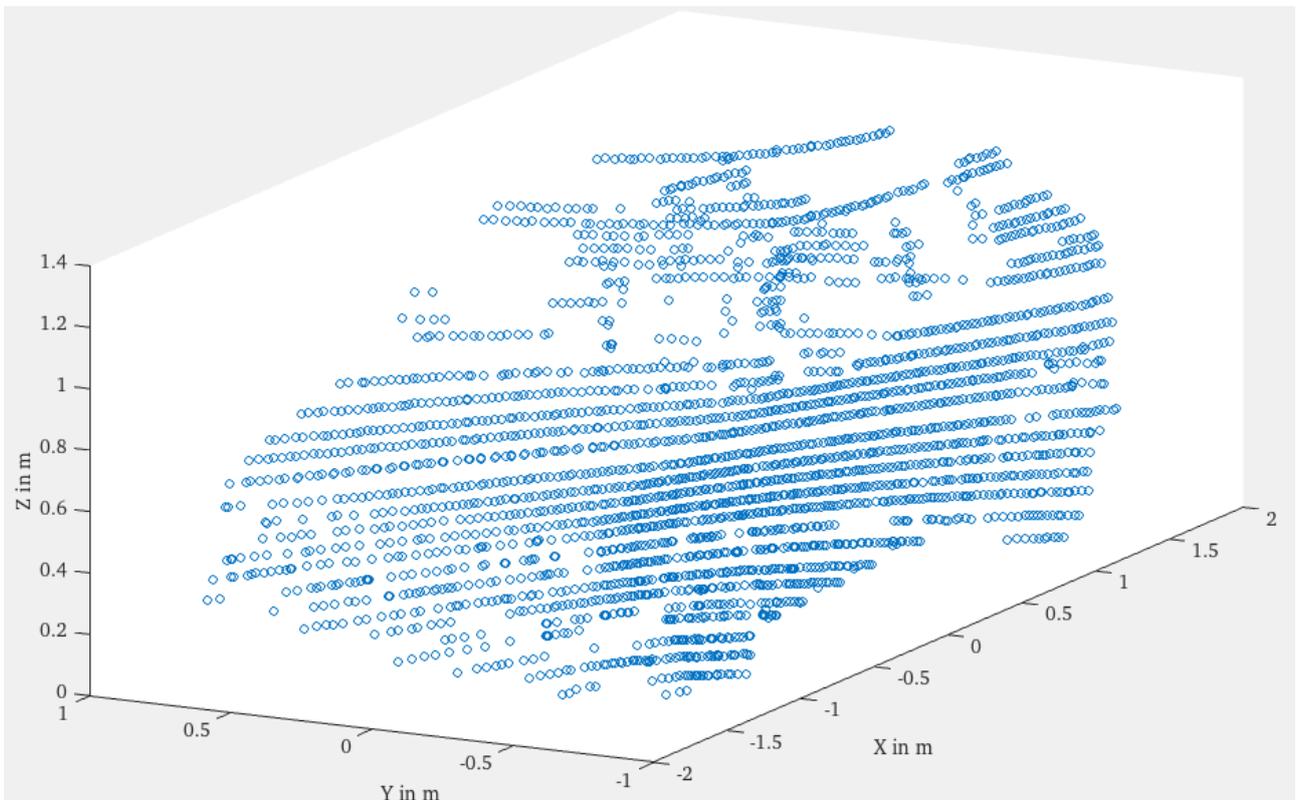


Abbildung 3-8: Punktwolke eines 3D-Lidar-Sensors von einem Pkw⁴²

⁴² Stäcker, L. S.: Masterthesis, Segmentieren und Tracking von Objekten (2017), S. 9–10.

3.4 Reichweitenperformance

Die erzielbare Reichweite eines Lidar-Sensors hängt hauptsächlich von der Pulsleistung des ausgesendeten Laserstrahls P_0 ab. Die maximal einsetzbare Pulsleistung ist jedoch aufgrund von Anforderungen an die Augensicherheit des Menschen begrenzt. Neben der Pulsleistung haben noch weitere Parameter Einfluss auf die Leistung des reflektierten Strahls P_1 , wie die Laser-Radar-Gleichung

$$P_1 = P_0 R_{\text{Obj}} T_{\text{Atm}}^2 \frac{A_{\text{Refl}}}{A_{\text{Strahl},0}} \frac{A_{\text{Sensor}}}{A_{\text{Strahl},1}} \quad (3-2)$$

zeigt.^{43a}

Die einzelnen Parameter der Gleichung sind in Tabelle 3-1 gelistet.

Tabelle 3-1: Parameter der Laser-Radar-Gleichung^{43a}

Parameter	Einheit	Erklärung
R_{Obj}	–	Reflektanz des gemessenen Objekts
T_{Atm}	–	Transmission der Atmosphäre
$A_{\text{Strahl},0}$	m ²	Querschnittsfläche des Laserstrahls vor Auftreffen
A_{Refl}	m ²	Reflexionsfläche. Diese entspricht dem kleineren Wert aus der Querschnittsfläche des ausgesendeten Laserstrahls $A_{\text{Strahl},0}$ und der angestrahlten Fläche des gemessenen Objekts A_{Obj} . Letztere ist beispielsweise kleiner als die Querschnittsfläche des ausgesendeten Laserstrahls, wenn der Laserstrahl nur teilweise auf eine Kante des Objekts trifft.
$A_{\text{Strahl},1}$	m ²	Querschnittsfläche des Laserstrahls nach der Reflexion. Diese ergibt sich aus dem Aufprallwinkel auf das Objekt und der Strahlaufweitung (Divergenz), die mit der Ausbreitung des Laserstrahls einhergeht.
A_{Sensor}	m ²	Empfangslinsenfläche des Sensors

Die Transmission der Atmosphäre T_{Atm} beschreibt die Dämpfung der Laserleistung durch die Atmosphäre. Einflussparameter auf T_{Atm} sind der Luftdruck und alle Formen von Niederschlag (Regen, Schnee, Nebel), was auch den im Verkehr relevanten Wasserdampf in Abgasen beinhaltet.^{43a} Somit besteht die Möglichkeit, dass die Sichtweite des Lidar-Sensors bei Nebel eingeschränkt ist oder bei Kontakt des Lidar-Strahls mit Regentropfen oder Staubkörnern falsche Entfernungen gemessen werden. Letzteres wird beispielsweise durch einen Lidar-Sensor verhindert, der in der Lage ist, mehrere Echos zu einem ausgesendeten Lidar-Puls zu messen (Mehrzielfähigkeit).⁴⁴

⁴³ Vgl. Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018), a: S. 612; b: S. 613.

⁴⁴ Vgl. Schindler, A.: Realisierung eines aktiven Fahrwerks mit Preview-Strategie (2009), S. 46–47.

Die Reflektanz des gemessenen Objekts R_{Obj} ist materialabhängig. Es existieren Tabellen für verschiedene Materialien für sichtbares Licht. Diese werden in erster Näherung für Lidar-Strahlung verwendet werden, da die Wellenlänge des Laserstrahls in einer ähnlichen Größenordnung wie die des sichtbaren Lichts liegt.^{45b}

Die maximale Reichweite eines Lidar-Sensors liegt üblicherweise im Bereich von 200 m. Die minimale Reichweite liegt bei etwa 0,3 m.⁴⁵ Dabei nimmt die Messgenauigkeit mit steigender Entfernung des Objekts ab. So misst beispielsweise der *Velodyne VLP-32* Lidar-Sensor in einem Entfernungsbereich bis 50 m mit einer Genauigkeit von 5 cm und im Entfernungsbereich bis 200 m mit einer Genauigkeit von 10 cm.⁴⁶

3.5 Lidar-Sensorsimulation

Wie in der Einleitung erwähnt, spielt Lidar-Sensorik eine entscheidende Rolle in Hinblick auf die zunehmende Automatisierung von Fahrzeugen. Die Aufgabe des Lidar-Sensorsystems ist unter anderem, dem Fahrzeug die Wahrnehmung der Umgebung zu ermöglichen. Daraus folgt das Ziel, dass am Ende der Datenverarbeitung der Lidar-Messdaten eine klassifizierte Objektliste vorhanden ist. Diese enthält alle durch den Sensor erfassten Objekte, inklusive einer Einordnung solcher in eine bestimmte Klasse (z.B. Pkw, Lkw, Fußgänger, Motorrad). Dabei wird ein Objekt durch seine Position, seine rechteckigen Maße und seine aktuelle Geschwindigkeit charakterisiert.

Um das Ziel der klassifizierten Objektliste zu erreichen, wird die Sensorsimulation grundsätzlich in zwei Teile zerlegt. Abbildung 3-9 zeigt die Struktur einer Lidar-Sensorsimulation.

Den ersten Teil bildet eine Simulationsumgebung. Bei FZD wird dafür die Software VTD verwendet. In dieser wird das **Sensormodell** (Abschnitt 3.5.1), welches eine Abbildung des realen Sensors in der virtuellen Umgebung darstellt, in ein virtuelles Versuchsfahrzeug integriert. Bei Letzterem besteht die Möglichkeit, die Fahrdynamik und verschiedene Fahrermodelle zu konfigurieren. Ausgang der Sensormodelle ist meist die Lidar-Punktwolke, wie sie auch ein realer Sensor erzeugt.

Im virtuellen Versuchsfahrzeug sind zwei Lidar-Sensormodelle verbaut. Die Punktwolken dieser beiden Lidar-Sensoren werden vor dem zweiten Teil der Sensorsimulation zu einer Punktwolke fusioniert.

Der zweite Teil wird durch das **Sensorsystem** (Abschnitt 3.5.2) gebildet, welches das Ziel hat, aus der Punktwolke eine klassifizierte Objektliste zu generieren, was durch verschiedene Auswertelgorithmen geschieht.

⁴⁵ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), S. 14 - 2.

⁴⁶ Vgl. Velodyne LiDAR: VLP-32 User Manual (2017), S. 95–96.

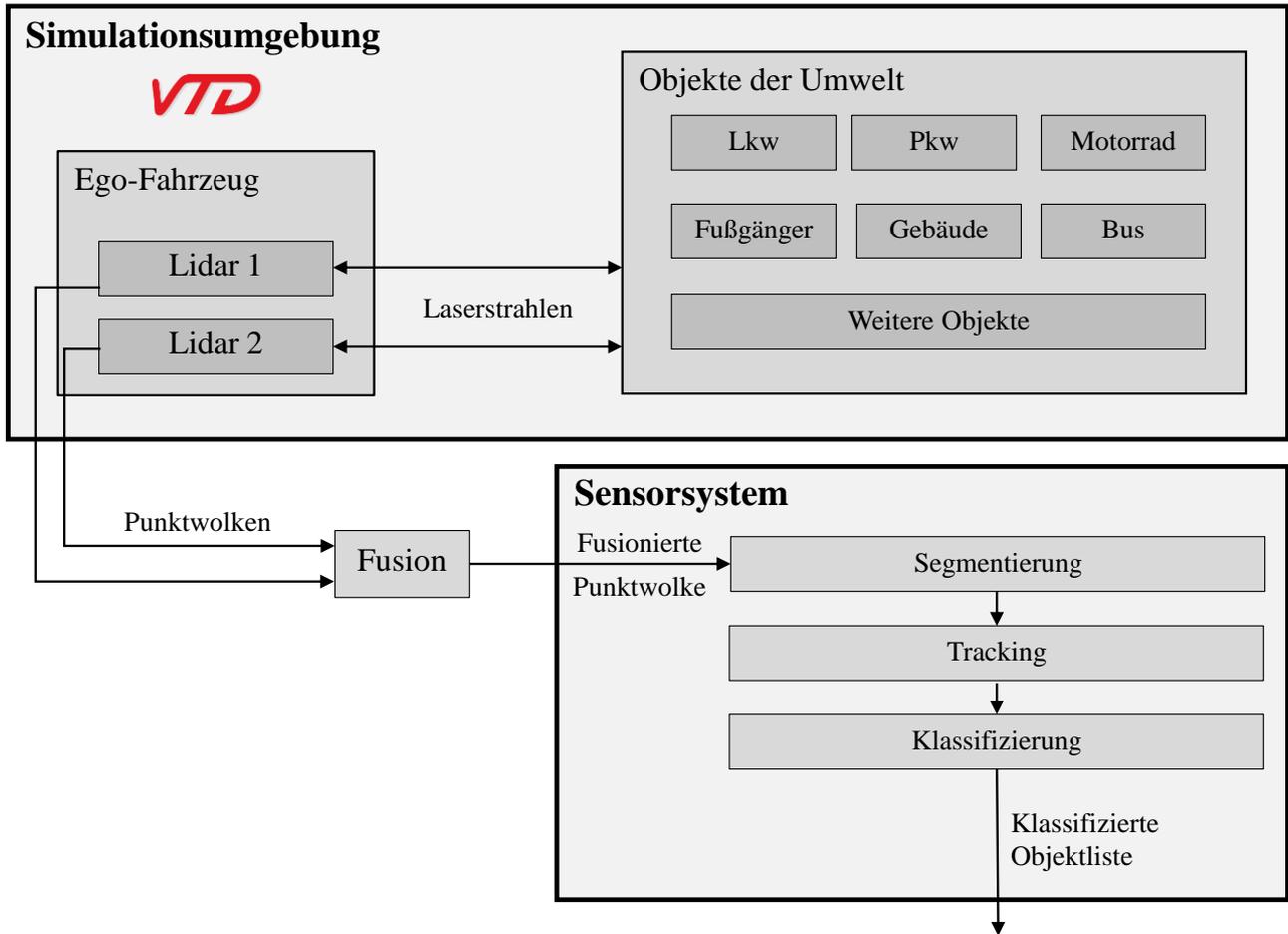


Abbildung 3-9: Struktur Lidar-Sensorsimulation⁴⁷

3.5.1 Sensormodell

Grundsätzlich wird in drei Kategorien von Sensormodellen unterschieden: Ideale, phänomenologische und physikalische Modelle (siehe Abbildung 3-10).^{48a}

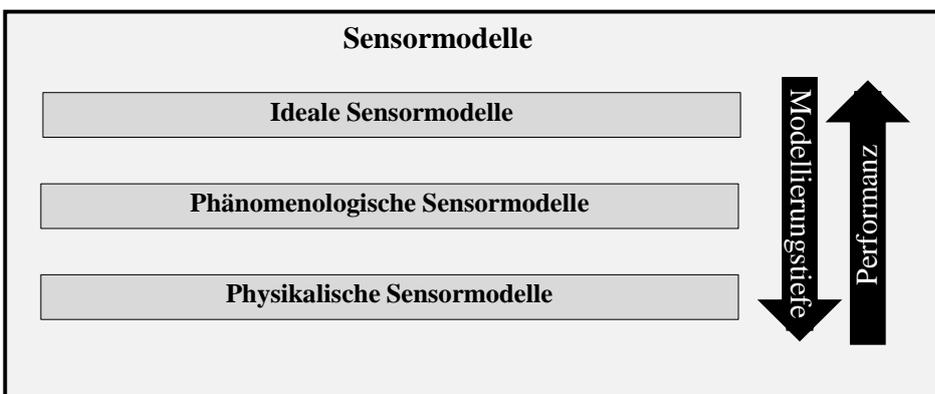


Abbildung 3-10: Kategorien von Sensormodellen

⁴⁷ In Anlehnung an: Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018), S. 12.

⁴⁸ Vgl. Holder, M. et al.: Derivation of Requirements for a Lidar Sensor Model (2018), a: S. 2; b: S. 1.

Ideale Sensormodelle extrahieren meist direkt eine Objektliste aus der Simulation. Es werden keine sensorspezifischen Messfehler berücksichtigt.^{48a}

Phänomenologische Sensormodelle berücksichtigen sensorspezifische Eigenschaften, wie den Öffnungswinkel des Sensors und eine begrenzte Auflösung. Das Modell wird mit stochastischen Fehlermodellen auf Basis von Beobachtungen und Expertenwissen angereichert.^{48a}

Physikalische Sensormodelle generieren auf Basis der auftretenden physikalischen Phänomene bei der Strahlausbreitung Rohdaten, wie es ein realer Sensor tun würde. Dies lässt sich beispielsweise durch die *Raytracing*-Methode erreichen, bei der jeder Lichtstrahl separat simuliert wird.^{48a}

Aus den drei Modellierungskategorien ergibt sich ein grundsätzlicher Konflikt zwischen geringer Rechenzeit (hohe Performanz) auf der einen Seite und ausreichender Modellierungstiefe auf der anderen Seite (siehe Abbildung 3-10). Ideale Sensormodelle bieten eine schnelle Rechenzeit, aber nur wenig Modellierungsgenauigkeit. Physikalische Sensormodelle dagegen kommen der Realität am nächsten, benötigen aber viel Rechenaufwand.^{48b}

Höfer und Härter stellen im Kontext der Simulation der gesamten Fahrzeugsensorik einen möglichen Ausweg mit der sog. *Purpose Driven Fidelity*-Methode vor. Dabei verfügen je nach Anwendungsfall nur bestimmte Sensormodelle über einen hohen Detaillierungsgrad, während andere eher vereinfacht modelliert sind. Somit besteht die Möglichkeit, die Funktionsfähigkeit der verschiedenen Sensoren nacheinander zu überprüfen.⁴⁹

In dieser Arbeit werden zwei identische, bei FZD erstellte Sensormodelle verwendet, die jeweils rechts und links in der Stoßstange des Ego-Fahrzeugs nach Vorbild der Positionierung der Sensoren im realen Versuchsfahrzeug (siehe Abbildung 6-1) positioniert sind. Die beiden Sensormodelle sind eine virtuelle Abbildung des *ibeo LUX 2010* Lidar-Sensors, der wie beschrieben zweimal im realen Versuchsfahrzeug verbaut ist.

Das Sensormodell wurde auf Basis des *Raycasting*-Verfahrens erstellt, welches im Gegensatz zum bereits erwähnten *Raytracing* nur den Hinweg des Lidar-Pulses zum Objekt modelliert.⁵⁰ Durch Integration des Sensormodells in die Simulationssoftware VTD können Punktwolken in verschiedenen simulierten Fahrscenarien erzeugt werden (synthetische Messdaten). Damit entspricht es einem physikalischen Sensormodell.

3.5.2 Sensorsystem

Das Sensorsystem verarbeitet die durch das Sensormodell erzeugte Punktwolke weiter, um eine klassifizierte Objektliste zu erzeugen. Dies erfolgt in drei Schritten (siehe Sensorsystem in Abbildung 3-9).

⁴⁹ Vgl. Höfer, A.; Härter, H.: Sensormodelle bei einem virtuellen Fahrversuch (2018).

⁵⁰ Vgl. Watt, A.; Watt, M.: *Advanced Animation and Rendering Techniques* (1991), S. 305–312.

3.5.2.1 Segmentierung

Ziel der Segmentierung ist die Extraktion homogener Regionen, deren Punkte ähnliche Charakteristiken aufweisen und somit wahrscheinlich zum gleichen Objekt gehören, aus der Punktwolke. Jede dieser Regionen wird dann als Segment bezeichnet und stellt gleichzeitig einen Kandidaten für ein noch unklassifiziertes Objekt dar. Bei der Segmentierung geht es also um das Erkennen und Unterscheiden von Objekten, unabhängig von der Klasse des Objekts.^{51a}

Abbildung 3-11 zeigt ein Beispiel für eine segmentierte Punktwolke. Oben links ist das dazugehörige Kamerabild der realen Umgebung dargestellt.

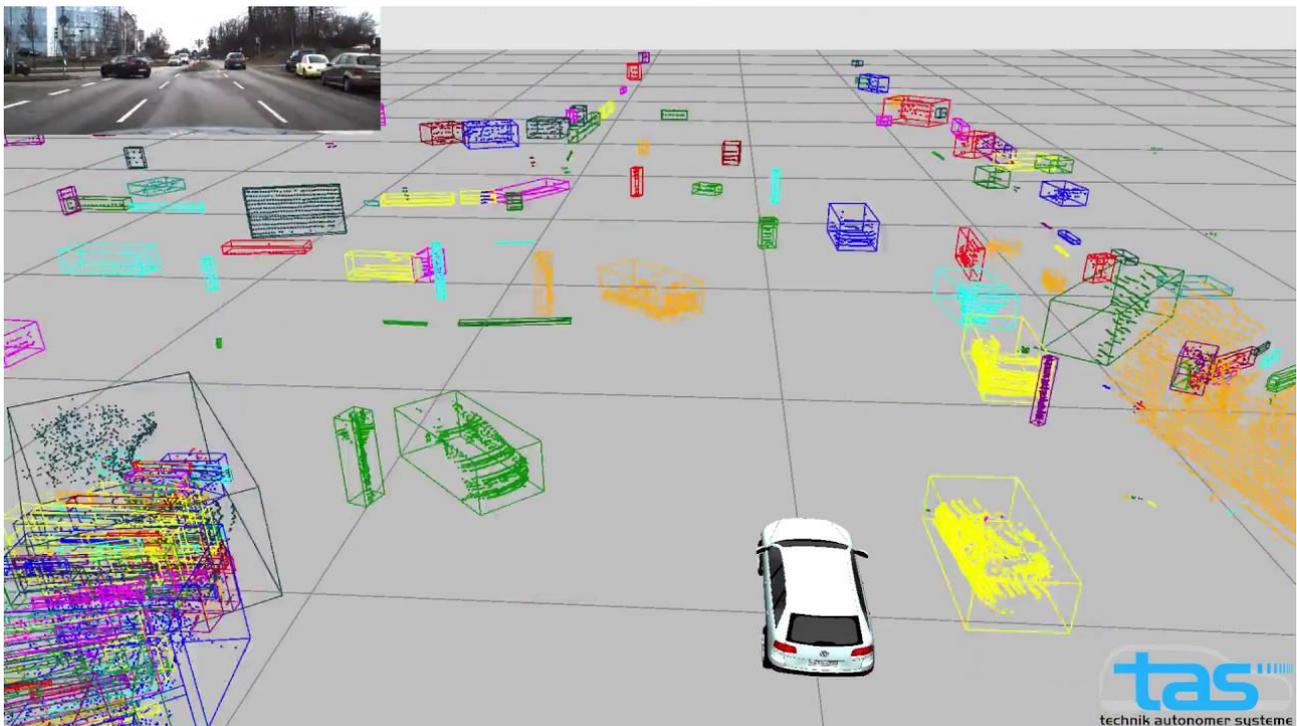


Abbildung 3-11: Beispiel einer segmentierten Punktwolke⁵²

Die Segmentierung erfolgt durch unterschiedliche Algorithmen. Nguyen und Le^{51b} unterscheiden in fünf verschiedene Klassen von Segmentierungsalgorithmen, auf deren Funktionsweise hier nicht näher eingegangen wird.

3.5.2.2 Tracking

Tracking ist die zeitliche Verfolgung der Objektkandidaten aus dem Segmentierungsalgorithmus. Dabei wird die aktuelle und zukünftige Position des potenziellen Objekts durch aktuelle und vorherige Messwerte bestimmt bzw. geschätzt.^{53a}

⁵¹ Vgl. Nguyen, A.; Le, B.: 3D Point Cloud Segmentation: A survey (2013), a: S. 225; b: S. 226–228.

⁵² UniBwM: Fast Multi-Pass 3D Point Segmentation (2018).

⁵³ Vgl. Stäcker, L. S.: Masterthesis, Segmentieren und Tracking von Objekten (2017). a: S.11–12; b S.49–50; c: S. 26–28.

Beim vorhandenen Sensorsystem des Fachgebiets FZD wird ein sog. *Extended Object Tracker* verwendet. Dieser ist nach der in Abbildung 3-12 gezeigten Struktur aufgebaut.

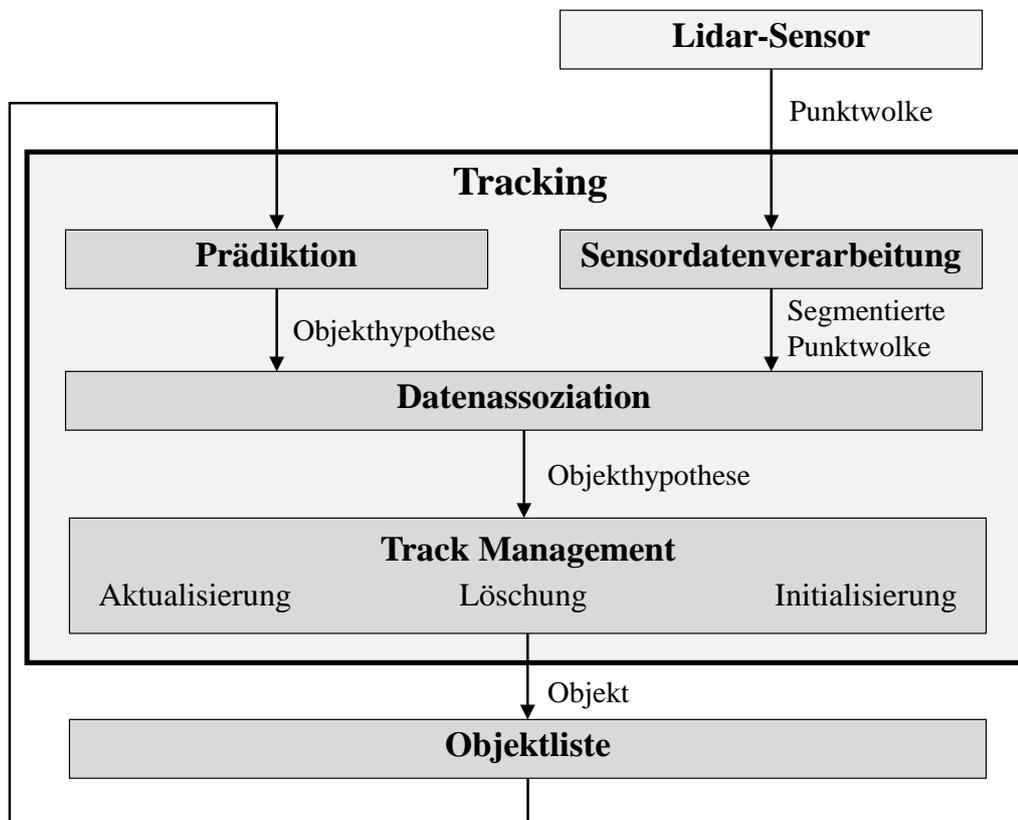


Abbildung 3-12: Struktur Tracking-Algorithmus⁵⁴

Der erste Schritt der **Sensordatenverarbeitung** beinhaltet die in Abschnitt 3.5.2.1 erklärte Segmentierung und die Entfernung von unerwünschten Bodenreflexionen aus der Segmentierung.^{55a} Im darauffolgenden Schritt der **Datenassoziation** werden neu generierte Messwerte (segmentierte Punktwolken) den bestehenden Objekthypothesen zugeordnet. Der Begriff Objekthypothese beschreibt dabei, dass der zukünftige Zustand eines Objektes im Schritt der **Prädiktion** vorhergesagt wurde. Dies geschieht auf Basis des aktuellen Zustands des Objekts, wie beispielsweise der Annahme einer Objektbewegung mit konstanter Geschwindigkeit.^{55b}

Für die Datenassoziation wird das sog. *Nearest Neighbor*-Verfahren verwendet. Dabei wird jedes Segment zu dem Objekt zugeordnet, dessen vorhergesagte Position (Objekthypothese aus Prädiktion) den geringsten euklidischen Abstand zu diesem Segment besitzt.^{55a} Somit wird also jedes Segment zu dem Objekt zugeordnet, welches es höchstwahrscheinlich repräsentiert. Wenn ein Segment aus dem Schritt der Sensordatenverarbeitung keiner Objekthypothese zugeordnet wird, weil entweder allen Objekthypothesen bereits ein Segment zugeordnet wurde, oder noch keine Objekte erstellt wurden, handelt es sich um ein neues, noch nicht initialisiertes Objekt. Dieses wird nachfolgend vom **Track-Management** initialisiert, wenn es in fünf aufeinanderfolgenden Messungen erfasst wird.^{55c}

⁵⁴ Mit Änderungen entommen aus Knerr, J.: Masterthesis, Entwicklung eines LiDAR-Tracking-Algorithmus (2018), S. 18.

⁵⁵ Vgl. Knerr, J.: Masterthesis, Entwicklung eines LiDAR-Tracking-Algorithmus (2018), a: S. 18–19; b: S. 22; c: S. 21.

Im Track-Management werden die Objekte verwaltet, was die Aufgaben Aktualisierung, Initialisierung und Löschung beinhaltet. Bei der Aktualisierung wird mittels eines Kalman-Filters der Zustand jedes Objekts erneuert.^{55c} Der Zustand eines Objekts wird dabei durch die Position seines Schwerpunkts, seine Relativ- und Absolutgeschwindigkeit und seine rechteckigen Abmessungen beschrieben.⁵⁶ Außerdem wird jedem Objekt eine individuelle ID zugeordnet. Die Initialisierung ist die Erstellung eines neuen Objekts nach Erfassung in fünf aufeinanderfolgenden Messungen. Ein bestehendes Objekt wird gelöscht nach fehlender Erkennung in zehn aufeinanderfolgenden Messungen (Löschung).^{55c}

3.5.2.3 Klassifizierung

Die Klassifizierung ist der letzte Schritt des Sensorsystems. Das Ziel ist die Zuweisung einer spezifischen Klasse (z.B. Pkw, Lkw, Motorrad, Fußgänger) zu den erkannten Objekten.

Ein möglicher Ansatz zur Realisierung basiert auf *Machine Learning*. Dabei werden in einem ersten Schritt Merkmale der Objekte extrahiert. Merkmale sind beispielsweise die Abmessungen des Objekts, die Standardabweichung der Punkte in die drei Raumrichtungen oder die Anzahl der Punkte.^{53b} In einem zweiten Schritt erfolgt eine Vorhersage der Klasse des Objekts durch einen sog. Entscheidungsbaum. Informationen zur Funktionsweise können beispielsweise bei Stäcker^{53c} nachgelesen werden.

⁵⁶ Vgl. Granstrom, K. et al.: Extended Object Tracking (2017), S. 2–3.

4 Bestimmung der Referenztrajektorie

In diesem Kapitel werden verschiedene Möglichkeiten zur Generierung einer Referenztrajektorie von allen an den Szenarien beteiligten dynamischen Objekten im realen Versuch recherchiert, auf ihre Eignung und Realisierbarkeit geprüft und in Versuchen bewertet. Abschnitt 4.1 gibt zunächst eine Motivation für die Notwendigkeit, im realen Versuch eine Referenztrajektorie zu erzeugen. Die Erläuterung der Grundlagen zur Beschreibung der Position des Fahrzeugs in einem kartesischen Koordinatensystem erfolgt in Abschnitt 4.2. In Abschnitt 4.3 wird die Vorgehensweise zur Bewertung der in Abschnitt 4.4 erläuterten Ansätze beschrieben. Die Bewertung der verschiedenen Ansätze wird in Abschnitt 4.5 in einer Entscheidungsmatrix zusammengefasst. Anhand dieser erfolgt die Auswahl von Ansätzen, die in Abschnitt 4.6 in Versuchen miteinander verglichen und darauf aufbauend in Abschnitt 4.7 bewertet werden.

4.1 Motivation

Um die Qualität des Lidar-Sensormodells zu beurteilen, ist es erforderlich, dass die Rahmenbedingungen des virtuellen Szenarios in der Simulationsumgebung VTD denen des realen Szenarios möglichst ähnlich sind. Zu den Rahmenbedingungen zählt einerseits die Umgebung des Szenarios und andererseits die am Szenario beteiligten dynamischen Objekte (z.B. das Fahrzeug selbst, Fußgänger, Fahrradfahrer, Passanten mit Einkaufswagen etc.) inklusive der Geschwindigkeit und der Position dieser im Verlauf des Szenarios.

Die Umgebung der Szenarien stellt eine Tiefgarage dar, die einen typischen Einsatzort eines AVP-Szenarios repräsentiert. In diesem sollen die realen Versuche durchgeführt werden. In VTD existiert eine virtuelle Nachbildung dieses Parkhauses, welche als Umgebung für die Simulation dient. Somit ist die Ähnlichkeit der Szenarioumgebung gewährleistet.

Die Position der dynamischen Objekte im Verlauf des Szenarios wird als Trajektorie bezeichnet. Im realen Versuch wird die Trajektorie aufgezeichnet (Erstellung der Referenztrajektorie), damit diese in die Simulationsumgebung VTD eingelesen wird und das Fahrzeug diese im virtuellen Versuch abfährt. Die Übertragung der Trajektorie des Fahrzeugs und anderer dynamischer Objekte vom realen in das virtuelle Szenario stellt jedoch aufgrund der Umgebung der Tiefgarage eine besondere Herausforderung dar: Normalerweise wird die Referenztrajektorie des Fahrzeugs durch hochgenaues DGPS bestimmt. Analog ist dies für andere dynamische Objekte möglich. In der Tiefgarage schlägt diese Methode jedoch aufgrund von geringer GPS-Signalstärke fehl.

Um die Vergleichbarkeit von virtuellem und realem Szenario dennoch zu gewährleisten, werden Möglichkeiten untersucht, die Referenztrajektorie des Fahrzeugs und anderer dynamischer Objekte während der realen Versuche ohne GPS-Daten zu generieren.

Die Referenztrajektorie beinhaltet die Koordinaten des jeweiligen Objekts in einem kartesischen Koordinatensystem in aufeinanderfolgenden zeitdiskreten Schritten (siehe Abschnitt 4.2). Das jeweilige Objekt wird also in Bezug zu einem definierten Fixpunkt lokalisiert.

4.2 Koordinatensysteme

Die Position des Fahrzeugs zu einem Zeitpunkt t wird in einem kartesischen Weltkoordinatensystem (W) bestimmt (siehe Abbildung 4-1). Sie wird durch die Koordinaten des Mittelpunkts der Fahrzeughinterachse (H) $x_{H,t}^{(W)}$, $y_{H,t}^{(W)}$ und den Gierwinkel $\psi_t^{(W)}$ der $x^{(F)}$ -Achse des fahrzeugfesten Koordinatensystems (F) relativ zur $x^{(W)}$ -Achse des Weltkoordinatensystems beschrieben.

Nach DIN ISO 8855^{57a} zeigt die $x^{(F)}$ -Achse in Richtung der Fahrzeuglängsachse, positiv in Fahrtrichtung nach vorne, und die $y^{(F)}$ -Achse senkrecht zur Fahrzeuglängsmittlebene, in Fahrtrichtung nach links gerichtet. Der Ursprung liegt im Mittelpunkt der Fahrzeughinterachse (H). Unter Annahme einer ebenen Fahrbahn wird die Höhe als konstant angenommen.

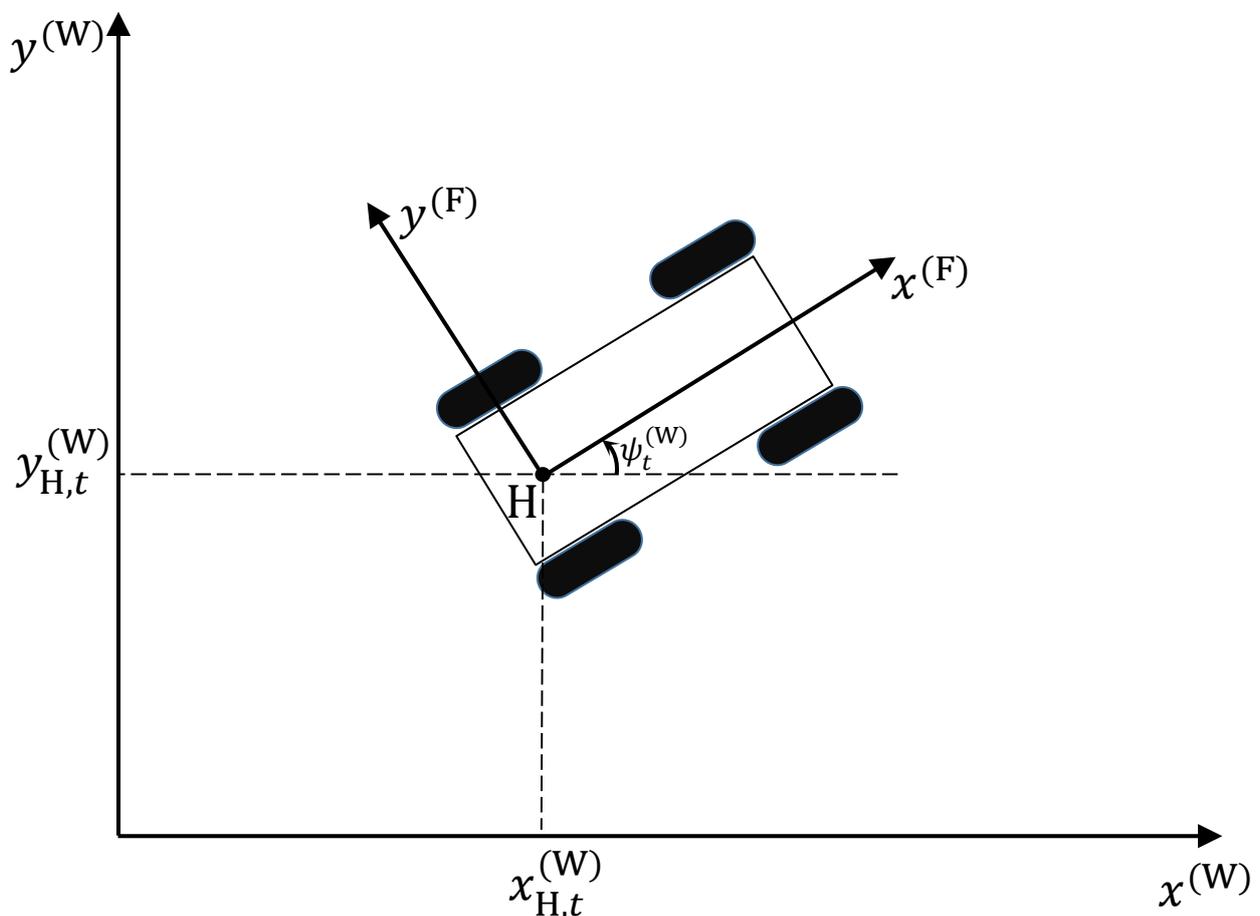


Abbildung 4-1: Zusammenhang Weltkoordinatensystem – fahrzeugfestes Koordinatensystem

In Abbildung 4-2 sind die Drehfreiheitsgrade im fahrzeugfesten Koordinatensystem dargestellt. Nach DIN ISO 8855 wird die Drehung um die $x^{(F)}$ -Achse mit „Wanken“ bezeichnet (Wankwinkel ϕ). Die Drehung um die $y^{(F)}$ -Achse heißt „Nicken“ (Nickwinkel θ). Eine Drehung um die $z^{(F)}$ -Achse wird als „Gieren“ bezeichnet (Gierwinkel ψ).^{57b}

⁵⁷ Vgl. Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN ISO 8855 (2013), a: S. 6–7; b: S. 16.

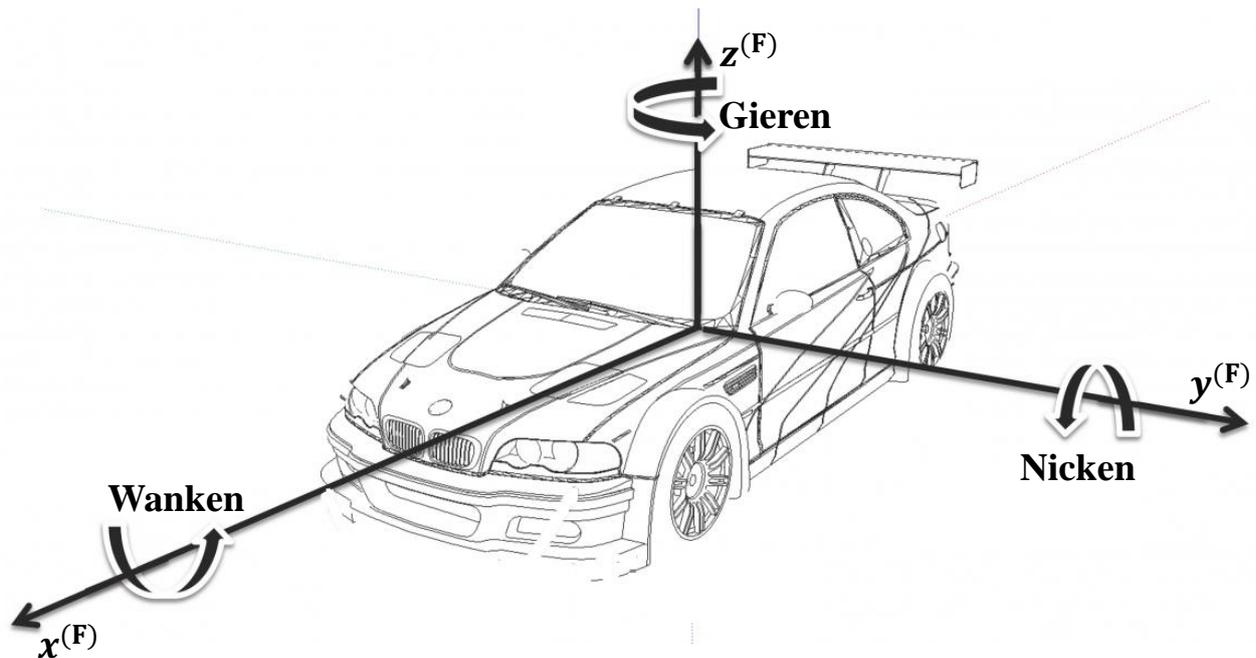


Abbildung 4-2: Drehfreiheitsgrade im fahrzeugfesten Koordinatensystem⁵⁸

4.3 Vorgehensweise

Der Fokus der Recherche liegt zunächst darauf, verschiedene Ansätze zu ermitteln, mit denen es möglich ist, die Referenztrajektorie des Fahrzeugs zu erzeugen (siehe Abschnitt 4.4). In einem nachfolgenden Schritt wird jeder dieser Ansätze anhand von zwei Kriterien bewertet, um die Eignung für die Generierung der Referenztrajektorie einzuschätzen.

Das erste Kriterium ist die **Umsetzbarkeit** des Ansatzes. Dabei wird einerseits der für die Realisierung des jeweiligen Ansatzes zu erwartende Aufwand abgeschätzt. Andererseits ist es entscheidend, ob das verwendete Versuchsfahrzeug mit der für den jeweiligen Ansatz notwendigen Technik ausgerüstet ist.

Das zweite Kriterium ist die **zu erwartende Genauigkeit** des Ansatzes. Als erforderliche Genauigkeit für die Generierung einer Referenztrajektorie wird ein Zielbereich von 10 bis 20 cm festgelegt. Dieser orientiert sich an der Genauigkeit der aktuellen Konfiguration des Versuchsfahrzeugs mit DGPS, welche sich aus mehreren Komponenten zusammensetzt: Die verwendeten Lidar-Sensoren (*ibeo LUX 2010*) verfügen über eine Messgenauigkeit von 4 cm (siehe Anhang A.1, Tabelle A-1). Das Kreismesssystem *ADMA-G-PRO+* ist mit einer Genauigkeit von ca. 5 cm im Versuchsfahrzeug verbaut und ist in der Lage, die Position des Fahrzeugs mittels DGPS mit einer Genauigkeit von 1 bis 2 cm zu bestimmen.⁵⁹

Die Ergebnisse der Einschätzungen zu den beiden Kriterien werden in Abschnitt 4.5 in einer Entscheidungsmatrix zusammengefasst. Anhand dieser wird entschieden, welche Ansätze in Versuchen

⁵⁸ Mit Änderungen entnommen aus: Balzer, P.: Rotationsmatrix erklärt in DIN70000 ZYX Konvention (2014).

⁵⁹ Vgl. GeneSys Elektronik GmbH: User Manual ADMA 3.0 (2018), S. 56.

auf ihre Eignung für die Trajektorienbestimmung geprüft werden. Nach Durchführung der Versuche werden die Ergebnisse der getesteten Ansätze verglichen und der für die Generierung einer Referenztrajektorie geeignetste ausgewählt (Abschnitt 4.6 und Abschnitt 4.7).

4.4 Ansätze zur Trajektoriengenerierung

4.4.1 Tropfenmarkierungen

Dieser Ansatz basiert darauf, dass das Fahrzeug während der Fahrt mit einer konstanten Frequenz Tropfen einer Flüssigkeit auf dem Boden hinterlässt. Durch Ausmessen der Position der einzelnen Tropfen besteht die Möglichkeit, die Position des Fahrzeugs zu verschiedenen Zeitpunkten $(x_{Tr,t}^{(W)}, y_{Tr,t}^{(W)})$ im Weltkoordinatensystem W zu bestimmen. Durch die bekannte Tropffrequenz ist es möglich, die vergangene Zeit zwischen zwei Tropfen zu bestimmen.

Zur Umsetzung ist es notwendig, eine Apparatur zu finden, die Tropfen anhand einer von einem Regler eingestellten Frequenz freigibt. Außerdem ist eine Möglichkeit zur Befestigung dieser am Fahrzeug bzw. an den anderen dynamischen Objekten erforderlich.

Aufgrund des begrenzten Rahmens dieser Arbeit wird keine eigene Apparatur konstruiert, sondern eine bereits vorhandene Apparatur verwendet und modifiziert. Nach Recherche und eigenen Überlegungen hat sich als Basis zur Tropfenerzeugung ein krankenhausbliches Infusionssystem (siehe Abbildung 4-3) als am geeignetsten erwiesen. Dieses verfügt über eine Rollenklemme, mit welcher die Tropffrequenz durch Verengung des Schlauchquerschnitts stufenlos geregelt wird.

Der Schlauch des Infusionssystems wird gekürzt und das offene Ende des Schlauchs mit einer Blasenspritze verbunden, welche als Flüssigkeitsbehälter fungiert. Die Tropfen werden durch die obere Spitze der Tropfkammer des Infusionssystems freigegeben. Der Aufbau aus Blasenspritze, Schlauch, Rollenklemme und Tropfkammer wird an einem Stab befestigt. Die Gesamtheit dieser Komponenten wird in dieser Arbeit im Folgenden als *Tropfsystem* bezeichnet.

Der Aufbau des Tropfsystems ist in Abbildung 4-4 dargestellt. Dieses wird am Fahrzeug angebracht.

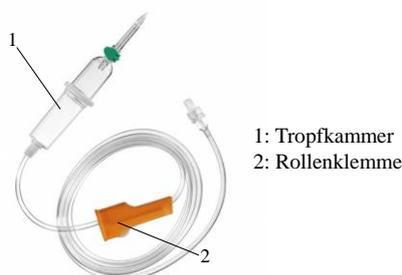


Abbildung 4-3: Infusionssystem⁶⁰



Abbildung 4-4: Tropfsystem

Die Trajektorie anderer an den Szenarien beteiligten dynamischen Objekte wird analog durch Anbringung des Tropfsystems an diesen erzeugt.

⁶⁰ Mit Änderungen entnommen aus: Radecker Notfallmedizin: Infusionssystem Intrafix Primeline.

Bewertung

Die Umsetzbarkeit dieses Ansatzes ist mit den gezeigten Utensilien einfach möglich.

Die zu erwartende Genauigkeit des Ansatzes ist an viele Faktoren gekoppelt. Abweichungen treten beispielsweise durch die Höhe der Tropffrequenz, die Abweichung zwischen tatsächlicher und angenommener Tropffrequenz und vor allem durch die Genauigkeit bei der Ausmessung der einzelnen Punkte auf. Nach eigenen Abschätzungen, ist davon auszugehen, dass der Gesamtfehler kleiner als 20 cm ist und somit die Genauigkeit dieses Ansatzes im Bereich der geforderten Genauigkeit liegt.

4.4.2 Kamerabasierte Auswertung

Die Idee dieses Ansatzes basiert darauf, die Szenarien durch zwei ortsfeste Videokameras zu filmen und durch Auswertung der Videos die Trajektorie der beteiligten dynamischen Objekte zu bestimmen. Die Objekte werden mit Markierungen versehen, die die Auswertung der Bewegung erleichtern. Um die Trajektorie aus dem Video zu bestimmen, ist die Extraktion einer Tiefeninformation notwendig, die ein normales Video nicht liefert. Dazu ist es erforderlich, dass die beiden Kameras exakt zueinander positioniert sind (Kalibrierungen) und die gefilmten Ausschnitte sich zu einem bestimmten Anteil überschneiden. Das mathematische Modell zur Gewinnung von 3D-Informationen aus Bildern wird als *Epipolargeometrie* bezeichnet.⁶¹ Abbildung 4-5 zeigt dieses Prinzip anhand eines Beispiels mit zwei Bildern der gleichen Szenerie aus unterschiedlichen Perspektiven.

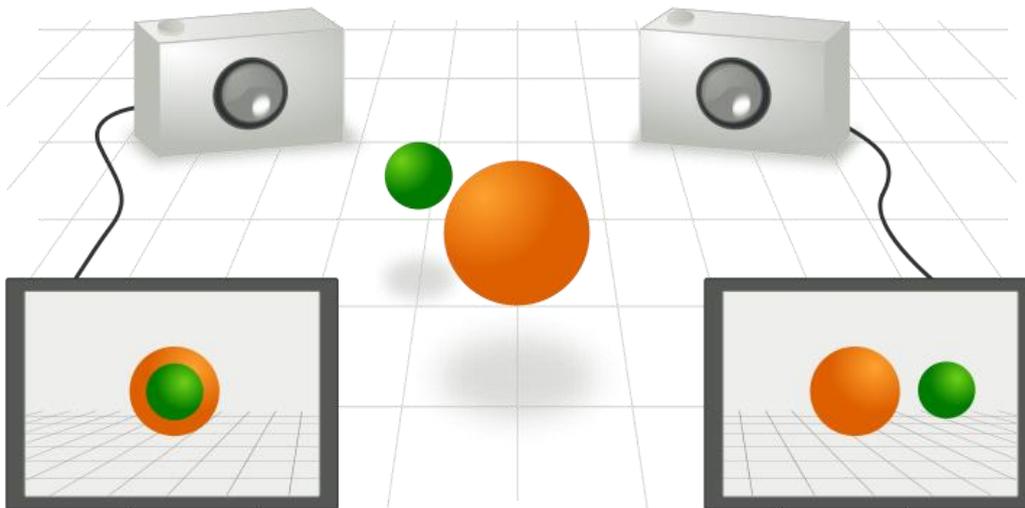


Abbildung 4-5: Prinzip der Epipolargeometrie⁶²

⁶¹ Vgl. Hartley, R.; Zisserman, A.: Multiple View Geometry in Computer Vision (2015), S. 239.

⁶² Nordmann, A.: Epipolargeometrie (2008).

Bewertung

Der zu erwartende Aufwand zur Realisierung dieses Ansatzes überschreitet den Rahmen dieser Arbeit, da es einerseits notwendig wäre, einen Auswertalgorithmus zur Gewinnung der Tiefeninformation aus der Fusion der Videos zu implementieren. Andererseits wäre die Erstellung eines Algorithmus erforderlich, der die Markierungen auf den Objekten während der Szenarien verfolgt und daraus die Position dieser extrahiert (Tracking). Weiterhin ergibt sich die Herausforderung, dass eine Videokamera nur einen begrenzten Erfassungsbereich hat, der insbesondere in einem Parkhaus durch viele Säulen eingeschränkt wird. Infolgedessen wäre es notwendig, mehr als zwei Kameras im Parkhaus zu positionieren, um die gesamten Szenarien aufzuzeichnen. Auch die dunkle Umgebung eines Parkhauses würde eine Schwierigkeit für die Auswertung der Videos darstellen.

Zur Bestimmung der Genauigkeit dieses Ansatzes wären Versuche erforderlich.

4.4.3 Radbasierte Odometrie

Odometrie ist eine Methode zur Schätzung der Position und Orientierung eines mobilen Systems. Die Schätzung basiert auf Sensoren, die Daten des Vortriebssystems sammeln.^{63a} Im Falle des Fahrzeugs wird die Raddrehzahl durch den Sensor des Antiblockiersystems (ABS) gemessen. Ausgehend von einer bekannten Anfangsposition wird die Trajektorie des Fahrzeugs aus der Raddrehzahl durch ein Modell berechnet.

Das hier verwendete Modell orientiert sich an Jha und Kumar^{63b}. Die Position des Fahrzeugs im Weltkoordinatensystem W zum Zeitpunkt t

$$\psi_t^{(W)} = \psi_{t-1}^{(W)} + \Delta\psi \quad (4-1)$$

$$x_{H,t}^{(W)} = x_{H,t-1}^{(W)} + \Delta d_H \cdot \cos(\psi_{t-1}^{(W)} + \Delta\psi) \quad (4-2)$$

$$y_{H,t}^{(W)} = y_{H,t-1}^{(W)} + \Delta d_H \cdot \sin(\psi_{t-1}^{(W)} + \Delta\psi) \quad (4-3)$$

wird inkrementell mit der Abtastfrequenz des ABS-Sensors f_{ABS} berechnet (siehe auch Abbildung 4-7).

Dabei wird angenommen, dass sich der Mittelpunkt der Hinterachse H zwischen den Abtastzeitpunkten t und $t - 1$ um die Distanz Δd_H fortbewegt.

Die zurückgelegte Distanz des Mittelpunkts der Hinterachse zwischen zwei Abtastschritten

$$\Delta d_H = \frac{\Delta d_l + \Delta d_r}{2} \quad (4-4)$$

ergibt sich aus dem Mittelwert der zurückgelegten Distanz von rechtem und linkem Hinterrad zwischen zwei Abtastschritten.

⁶³ Vgl. Jha, A.; Kumar, M.: Two Wheels Differential Type Odometry for Mobile Robots (2014), a: S. 1; b: -.

Diese wiederum werden aus den mittleren Radgeschwindigkeiten des rechten und linken Hinterrades zwischen zwei Abtastschritten

$$\Delta d_r = \frac{v_r}{f_{\text{ABS}}} \quad (4-5)$$

$$\Delta d_l = \frac{v_l}{f_{\text{ABS}}} \quad (4-6)$$

berechnet.

Die mittleren Radgeschwindigkeiten des rechten und linken Hinterrades zwischen zwei Abtastschritten

$$v_r = \frac{v_{r,t-1} + v_{r,t}}{2} \quad (4-7)$$

$$v_l = \frac{v_{l,t-1} + v_{l,t}}{2} \quad (4-8)$$

werden als die Mittelwerte der Geschwindigkeiten zu den Abtastzeitpunkten t und $t - 1$ interpoliert.

Für die Bestimmung der zurückgelegten Distanz werden die Radgeschwindigkeiten der Hinterräder verwendet, da das Versuchsfahrzeug über Frontantrieb verfügt und die Geschwindigkeiten der Hinterräder somit weniger Schlupfeinflüssen unterliegen.

Die Änderung des Gierwinkels zwischen zwei Abtastschritten

$$\Delta\psi = \frac{\Delta d_r - \Delta d_l}{b} \quad (4-9)$$

wird aus der Spurweite b (Abstand zwischen den Radaufstandspunkten in $y^{(F)}$ -Richtung⁶⁴) und der Differenz der zurückgelegten Wege von rechtem und linkem Hinterrad zwischen zwei Abtastschritten berechnet.

Dabei wird angenommen, dass sich das linke und rechte Hinterrad zwischen zwei Abtastschritten jeweils entlang einer Kreisbahn mit dem Radius r_l bzw. r_r um den gemeinsamen Mittelpunkt M bewegen (siehe Abbildung 4-6).

Das Prinzip der inkrementellen Berechnung der neuen Position ist in Abbildung 4-7 dargestellt.

⁶⁴ Vgl. Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN ISO 8855 (2013), S. 12.

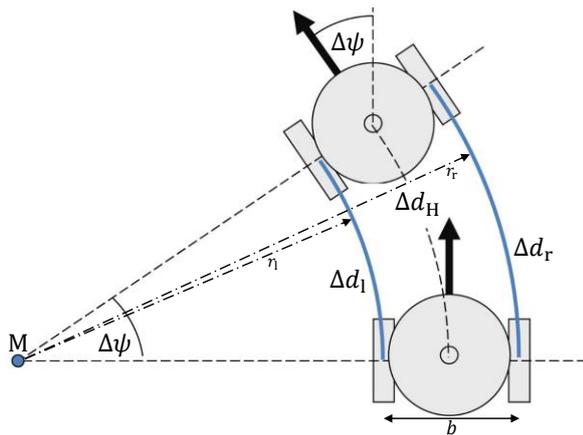


Abbildung 4-6: Berechnung der Gierwinkeländerung⁶⁵

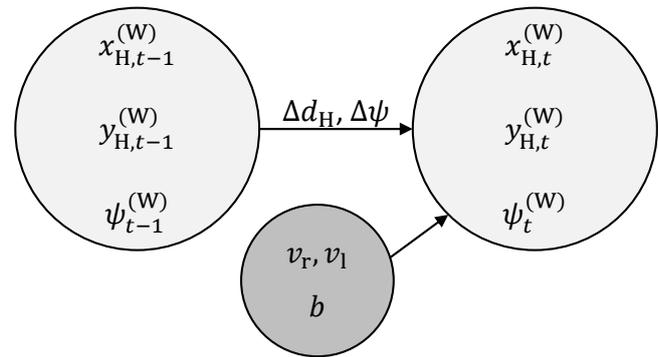


Abbildung 4-7: Inkrementelle Berechnung neue Position⁶⁶

Bewertung

Die Umsetzbarkeit dieses Ansatzes ist gegeben, da im Versuchsfahrzeug die Radgeschwindigkeiten der einzelnen Räder durch den ABS-Sensor mit einer Frequenz von $f_{ABS} = 50$ Hz gemessen werden.

Die zu erwartende Genauigkeit ist nur schwer abzuschätzen. In der Realität gibt es einige Effekte, die einen Einfluss auf die Streckenmessung haben und in der Modellierung nicht berücksichtigt werden:

- Der ABS-Sensor ist mit Messungenauigkeiten behaftet und hat eine endliche Abtastfrequenz. Zwischen zwei Abtastschritten wird eine konstante Bewegungsrichtung angenommen.
- Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs

$$v_F = 2\pi \cdot r_0 \cdot n_{Rad} \quad (4-10)$$

wird vom ABS-Sensor durch die Messung der Raddrehzahl berechnet. Dies geschieht durch Multiplikation der Raddrehzahl n_{Rad} mit dem Umfang eines Kreises mit dem Radius des Reifens r_0 .

Aus der gemessenen Geschwindigkeit des Fahrzeugs wird in diesem Modell die zurückgelegte Strecke berechnet (siehe Formeln (4-5) und (4-6)). Die zurückgelegte Strecke bei einer Radumdrehung ist jedoch nicht exakt der Umfang eines Kreises mit dem Radius des Reifens r_0 , da sich der Reifenradius durch Einflussfaktoren wie der Einfederung unter der Fahrzeuglast, dem Luftdruck und der Temperatur während der Fahrt ändert.^{67,68}

Dieser Sachverhalt ist in Abbildung 4-8 dargestellt. Im Stand hat der Reifen den fiktiven Radius r_{stat} , der bei der Fahrt in den sich ändernden dynamischen Reifenradius r_{dyn} übergeht.

⁶⁵ Mit Änderungen entnommen aus: Boersch, I.: Navigation mobiler Systeme (2014), S. 17.

⁶⁶ In Anlehnung an: Boersch, I.: Navigation mobiler Systeme (2014), S. 16.

⁶⁷ Vgl. Dziubek, N. et al.: Fahrstreifengenaue Ortung von Kraftfahrzeugen (2011), S. 7–8.

⁶⁸ Vgl. Bootz, A. et al.: Fahrwerk (2016), S. 810.

- Durch Schlupfbewegungen dreht sich der Reifen schneller oder langsamer als die über den Reifenradius berechnete Geschwindigkeit.⁶⁷ Schlupf tritt prinzipbedingt immer bei Geschwindigkeitsänderungen und einem an den Rädern anliegenden Antriebsmoment auf.
- Durch Unebenheiten bzw. Steigungen in der Fahrbahn ist die berechnete Strecke größer als die tatsächlich in der $x^{(W)}, y^{(W)}$ -Ebene gefahrene Strecke (siehe Abbildung 4-9).

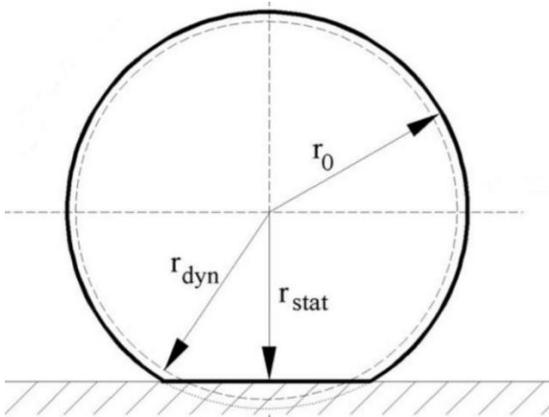


Abbildung 4-8: Reifenradien⁶⁹

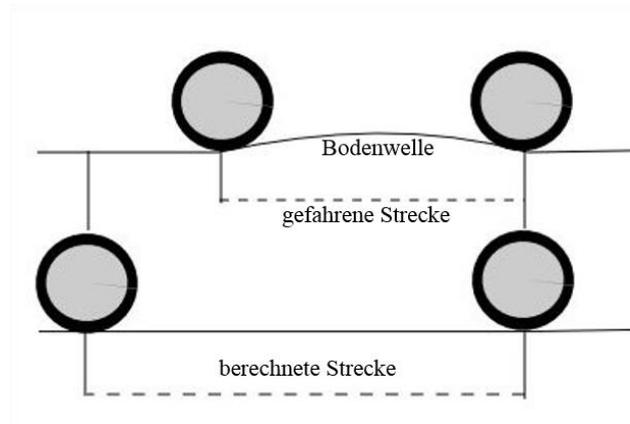


Abbildung 4-9: Fehler durch Unebenheiten⁷⁰

Aufgrund dieser Unsicherheiten werden die Abweichungen der Trajektorie des radbasierten Odometrie-Ansatzes zur tatsächlich gefahrenen Trajektorie mit der Länge der gefahrenen Strecke zunehmen, da die berechnete Position durch keine Daten während der Fahrt korrigiert wird.

In Versuchen wird untersucht, wie stark diese Abweichungen der Odometrie-Trajektorie bei Parkmanövern, die relativ kurze Strecken enthalten, sein werden.

Eine Korrektur der Odometrie-Trajektorie ist durch zwei unterschiedliche Erweiterungen des Ansatzes möglich. Erstens besteht die Möglichkeit, auf der Versuchsstrecke Lichtschranken zu positionieren und Schaumstreifen (z.B. Rasierschaum) quer zur Fahrtrichtung des Versuchsfahrzeugs aufzubringen. Die Position der Reifen beim Durchfahren der Schaumstreifen ist dann im Nachhinein erkennbar und es ist möglich, diese auszumessen. Die Lichtschranken registrieren den Zeitpunkt, an dem das Fahrzeug diese passiert. Durch die Schaumstreifen erfolgt eine Korrektur der Position des Fahrzeugs. Der Zeitpunkt an dem das Fahrzeug die Schaumstreifen durchfährt, wird durch die Lichtschranken registriert. Die zweite Möglichkeit besteht in der nachträglichen Kombination des Odometrie-Ansatzes mit dem Ansatz der Tropfenmarkierungen (Abschnitt 4.4.1). Sobald im zeitlichen Verlauf der Fahrt ein „neuer“ Tropfen zur Verfügung steht, wird der Ausgangspunkt für die Berechnung der Odometrie-Trajektorie auf die Position dieses Tropfens gesetzt. Die Korrektur durch die Tropfenmarkierungen hat Vorteile hinsichtlich der Genauigkeit der Korrektur und des Aufwands im Gegensatz zur Korrektur durch die Schaumstreifen und die Lichtschranken.

⁶⁹ Mit Änderungen entnommen aus: Winner, H.; Hofmann, M.: Einführung und Fahrwiderstände (2018), S. 35.

⁷⁰ Mit Änderungen entnommen aus: Rull, A.: Masterthesis, Odometrie-basierte Selbstlokalisierung und Kartierung (2010), S. 17.

4.4.4 Bluetooth-Lokalisierung

Dieser Ansatz basiert auf der Distanzmessung eines Bluetooth-Empfängers zu mindestens drei Bluetooth-Sendern. Die Distanz des Empfängers zu den Sendern wird dabei meist basierend auf dem Wert eines Indikators für die empfangene Signalstärke, der sog. *Received Signal Strength Indication* (RSSI), bestimmt.⁷¹

Der Empfänger wird am Fahrzeug angebracht und die Sender werden ortsfest positioniert. Die Positionen der Sender sind bekannt und durch die Distanzmessungen zu mindestens drei dieser Sender besteht die Möglichkeit, die absolute Position des Empfängers zu bestimmen. Dies geschieht entweder durch Trilateration oder durch das sog. *Fingerprinting*.⁷¹

Trilateration bezeichnet die Positionsbestimmung eines unbekanntes Punktes durch die Kenntnis der Distanz von diesem unbekanntes Punkt (P) zu drei Punkten (1, 2 und 3) mit bekannter Position.⁷²

Das Prinzip der Trilateration in der Ebene ist in Abbildung 4-10 dargestellt: Ist zunächst nur die Distanz d_1 vom Punkt 1 zum unbekanntes Punkt P bekannt, so liegt die mögliche Position des unbekanntes Punktes auf einem Kreis mit Radius d_1 , dessen Mittelpunkt im bekannten Punkt 1 liegt. Analog werden Kreise für die Punkte 2 und 3 erstellt. Diese drei Kreise schneiden sich dann entweder in dem gesuchten Punkt P (Fall a, Abbildung 4-10) oder es ergeben sich sechs Schnittpunkte (zwei Schnittpunkte pro Kreispaar) (Fall b, Abbildung 4-10). Die drei dieser sechs Schnittpunkte, die am nächsten beieinanderliegen, werden dann als Dreieck angenähert, dessen Mittelpunkt näherungsweise der Punkt P ist.

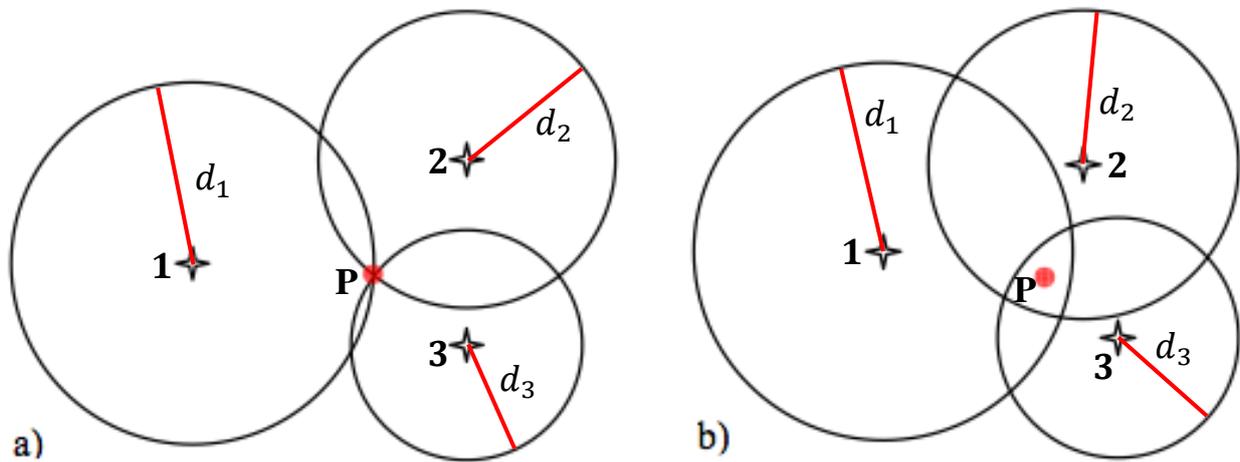


Abbildung 4-10: Prinzip der Trilateration⁷³

Beim *Fingerprinting* wird die Umgebung durch horizontale und vertikale Linien in einzelne Quader aufgeteilt. An jedem Eckpunkt der Quader wird jeweils die Signalstärke der einzelnen Sender gemessen. Die Signalstärken der einzelnen Sender werden dann für jeden dieser Eckpunkte in einer Daten-

⁷¹ Vgl. Noertjahyana, A. et al.: Indoor Positioning System Using Bluetooth with Trilateration Method (2017), S. 186.

⁷² Vgl. Oguejiofor, O. et al.: Trilateration Based Localization Algorithm for Wireless Sensor Network (2013), S. 22–23.

⁷³ Mit Änderungen entnommen aus: Miller, R.: Trilateration (2013).

bank abspeichert. Die Positionierung erfolgt dann durch Abgleich der aktuell vom Empfänger gemessenen Signalstärken der einzelnen Sender mit den zuvor in der Datenbank erfassten Signalstärken. Daraus wird die wahrscheinlichste Position des Empfängers bestimmt.^{74a}

Bewertung

Die Umsetzbarkeit dieses Ansatzes ist schwierig, da am Versuchsfahrzeug bisher keine Technik zur Bluetooth-Lokalisierung verbaut ist. Die Auswahl und Installation der Technik sowie die Erstellung einer Schnittstelle zur Auslesung der Messdaten müsste noch erfolgen. Weiterhin wäre ein Algorithmus zur Positionsberechnung aus den Messdaten erforderlich. Darüber hinaus wäre mit diesem Ansatz nur eine Lokalisierung des Versuchsfahrzeugs möglich. Die Erzeugung der Trajektorie anderer an den Szenarien beteiligter dynamischer Objekte ist damit nicht möglich.

Bei vielen Versuchen aus der Literatur zeigt sich, dass die Genauigkeit der Lokalisierung durch Bluetooth stark schwankend ist, da die Signalstärke durch viele weitere Einflussfaktoren, wie beispielsweise Hindernisse zwischen Sender und Empfänger oder die Materialien in der Umgebung beeinflusst wird.⁷⁵ Dadurch ist die Bestimmung der Distanz aus der RSSI an viele Unsicherheiten gekoppelt. Wang et al.^{74b} beispielsweise erreichen in ihrer besten Messreihe eine Genauigkeit von 0,64 m. Dies ist im Vergleich zum Zielwert der Genauigkeit von 10 bis 20 cm nicht ausreichend.

4.4.5 WLAN-Lokalisierung

Dieser Ansatz basiert analog zur Bluetooth-Lokalisierung auf der Distanzmessung eines Empfängers zu verschiedenen Sendern und der anschließenden Positionsbestimmung durch Trilateration oder *Fingerprinting*. Bei der WLAN-Lokalisierung werden die Sender durch verschiedene Access Points (z.B. Router oder Hotspot) repräsentiert. Der Empfänger ist beispielweise ein Smartphone. Die Distanz des Empfängers zu den Sendern wird dann analog zu Abschnitt 4.4.4 aus der RSSI bestimmt.^{76a}

Bewertung

Die Umsetzbarkeit dieses Ansatzes ist aus den gleichen Gründen wie bei der Bluetooth-Lokalisierung schwierig: Die Auswahl und Installation der Technik, sowie die Implementierung eines Algorithmus zur Datenverarbeitung müsste noch erfolgen.

Die Genauigkeit der Lokalisierung durch WLAN ist im Allgemeinen schlechter als bei der Lokalisierung durch Bluetooth. Brüning et al.^{76b} erreichen eine Genauigkeit zwischen 5 und 10 m. Diese ist klar über dem geforderten Zielbereich der Genauigkeit.

⁷⁴ Vgl. Wang, Y. et al.: Indoor Positioning System with Bluetooth Beacon (2016), a: S. 244; b: S. 246.

⁷⁵ Vgl. Bouchard, K. et al.: Evaluation of Bluetooth Beacons Behavior (2016), S. 3.

⁷⁶ Vgl. Brüning, S. et al.: Cooperative Positioning with MagicMap (2007), a: S. 3, b: S. 5.

4.4.6 Lidar-basierte Landmarken-Lokalisierung

Die Grundidee der Lokalisierung durch sog. Landmarken basiert auf der Positionsbestimmung des Fahrzeugs relativ zu den Landmarken. Diese haben eine bekannte Position, sind eindeutig durch Sensorik wahrnehmbar und der Abstand des Fahrzeugs zu den Landmarken ist bestimmbar.^{77a} Durch gleichzeitiges Messen der Distanz des Fahrzeugs zu mehreren Landmarken zu einem Zeitpunkt wird die Berechnung der Position des Fahrzeugs beispielsweise durch Trilateration (siehe Abschnitt 4.4.4) ermöglicht.

Grundsätzlich wird in passive und aktive Landmarken unterschieden. Aktive Landmarken strahlen elektromagnetische Wellen oder Schallwellen aus, welche von einem Empfänger am Fahrzeug aufgenommen werden.⁷⁸ Die in den beiden vorherigen Abschnitten beschriebenen Ansätze der Lokalisierung durch Bluetooth und Lokalisierung durch WLAN sind somit Beispiele für die Lokalisierung durch aktive Landmarken. Passive Landmarken dagegen sind beispielsweise Reflektoren oder visuelle Markierungen, deren Entfernung zum Fahrzeug durch visuelle Auswerteverfahren bestimmt wird.^{77b,78}

Somit ist die Lokalisierung anhand passiver Landmarken durch einen Lidar-Sensor des Versuchsfahrzeugs ein möglicher Ansatz. Der Lidar-Sensor auf dem Dach des Versuchsfahrzeugs (*Velodyne VLP-32*, siehe Abschnitt 6.1.2.1) hat einen horizontalen Erfassungsbereich von 360°, welcher die Erfassung der gesamten Versuchsumgebung ermöglicht. In dieser werden an verschiedenen Stellen Markierungen angebracht, welche als passive Landmarken fungieren. Nach Möglichkeit weisen diese eine große Reflektanz auf, um den Empfang der Echopulse durch den Lidar-Sensor zu vereinfachen. Die Position der Markierungen relativ zum Fahrzeug wird durch den Lidar-Sensor in zeitlich aufeinander folgenden Messungen erfasst. Mit dem bereits angesprochenen Prinzip der Trilateration ist dadurch eine Berechnung der Position im Verlauf des Szenarios möglich.

Bewertung

Das Versuchsfahrzeug verfügt mit dem *Velodyne VLP 32* Lidar-Sensor über die notwendige technische Ausstattung zur Realisierung des Ansatzes. Die Auswertung der Lidar-Messdaten zur Lokalisierung des Fahrzeugs übersteigt allerdings den Rahmen dieser Arbeit. Die gemessenen Punkte, die durch die Reflexion der Landmarken entstehen, bilden zusammen ein Segment (siehe auch Abschnitt 3.5.2.1). Bei diesem Ansatz ist es notwendig, dass die Segmente der einzelnen Landmarken jeweils in konsekutiven Messungen als Ganzes erkannt und verfolgt werden, damit zu jedem Messzeitpunkt die Distanz zum Referenzpunkt bekannt ist. Somit wäre ein Tracking-Algorithmus erforderlich, dessen Implementierung aufwendig in der Umsetzung ist.

Die zu erwartende Genauigkeit ist ohne eine Umsetzung schwer abzuschätzen. Ein Ansatz, der dem hier vorgestellten ähnlich ist, nennt sich *Lidar Odometry and Mapping* (LOAM). Dieser wurde in der Masterthesis von Bug^{79a} untersucht. Die dort gemessene Genauigkeit liegt in den besten Messungen

⁷⁷ Vgl. Boersch, I.: Navigation mobiler Systeme (2014), a: S. 35; b: S. 38.

⁷⁸ Vgl. Jotzo, J.: Diss., Aktive Landmarken zur Positionsbestimmung von autonomen Fahrzeugen (2011), S. 19.

⁷⁹ Vgl. Bug, D. D.: Masterthesis, Concepts for Simultaneous Localization and Mapping (2018), a: -; b: S. 42.

bei Werten $> 3 \text{ m}$.^{79b} Somit ist diese deutlich entfernt von der für diese Aufgabe benötigten Genauigkeit.

4.5 Entscheidungsmatrix

Die vorgenommenen Bewertungen der vorgestellten Ansätze werden in einer Entscheidungsmatrix (Tabelle 4-1) zusammengefasst:

Tabelle 4-1: Entscheidungsmatrix der Ansätze zur Trajektorienbestimmung

Ansatz	Umsetzbarkeit	Zu erwartende Genauigkeit
Tropfenmarkierungen	✓	?
Kamerabasierte Auswertung	✗	?
Radbasierte Odometrie	✓	?
Bluetooth-Lokalisierung	✗	✗
WLAN-Lokalisierung	✗	✗
Lidar-basierte Landmarken-Lokalisierung	✗	✗

Wie aus der Matrix ersichtlich, sind die Ansätze Tropfenmarkierungen und radbasierte Odometrie im Rahmen dieser Arbeit als realisierbar eingeschätzt. Die Genauigkeit und der Auswertungsaufwand dieser zwei Ansätze wird in Versuchen untersucht, um zu entscheiden, welcher Ansatz sich am besten für die Generierung der Referenztrajektorie eignet. Der am Ende von Abschnitt 4.4.3 hergeleitete Ansatz, bei dem im Nachhinein eine Korrektur der Odometrie-Trajektorie durch die Tropfenmarkierungen erfolgt, wird ebenfalls untersucht. Im Folgenden wird dieser als *kombinierter Ansatz* bezeichnet.

4.6 Versuchsaufbau und -durchführung

Die Versuche finden auf der Vorbereitungsfläche des August-Euler-Flugplatzes in Griesheim, dem Testgelände der TU Darmstadt, statt. Als Versuchsfahrzeug wird ein Honda Accord (2009) des Fachgebiets FZD verwendet (siehe Abbildung 6-1). Zur Festlegung der Position des Fahrzeugs wird ein ortsfestes zweidimensionales kartesisches Koordinatensystem auf die Versuchsfläche aufgemalt (siehe Abbildung 4-11). Dieses repräsentiert in den Versuchen das in Abbildung 4-1 dargestellte Weltkoordinatensystem (W). In diesem werden die Markierungen des Tropfsystems und die Startposition für das Odometrie-Modell ausgemessen.



Abbildung 4-11: Ortsfestes Koordinatensystem in Griesheim

4.6.1 Referenzdaten

Zur Beurteilung der Genauigkeit der durch die Ansätze erzeugten Trajektorien wird das am Versuchsfahrzeug angebrachte Kreismesssystem *ADMA-G-PRO+* (nachfolgend in dieser Arbeit mit *ADMA*, für *Automotive Dynamic Motion Analyzer*, bezeichnet) verwendet. Dieses ist in der Lage, den Standort per DGPS in Kombination mit Beschleunigungs- und Drehratensensoren von einer inertialen Messeinheit (IMU) mit einer Genauigkeit von bis zu 1 cm und einer Abtastfrequenz von 100 Hz zu bestimmen.^{80a,b}

Die Position der Mitte der Fahrzeughinterachse wird durch den *ADMA* grundsätzlich in geographischen Kugelkoordinaten, bestehend aus einem Längen- und Breitengrad, angegeben. Zum Vergleich der vom *ADMA* aufgezeichneten Trajektorie mit der durch die beiden anderen Ansätze generierten Trajektorien eignet sich jedoch die vom *ADMA* berechnete Position des Fahrzeugs im NED-Koordinatensystem (*North, East, Down*) besser. Dieses ist ein kartesisches Koordinatensystem, dessen x , y -Ebene tangential auf der Erdoberfläche an einem selbst festgelegten Ursprung liegt. Die x -Achse zeigt positiv nach Norden, die y -Achse positiv nach Osten und die z -Achse positiv in Richtung des Erdmittelpunkts.^{81,82}

Die Messdaten des *ADMA* im NED-Koordinatensystem werden in das Weltkoordinatensystem (W) transformiert, um die Trajektorien miteinander zu vergleichen. Dazu ist es erforderlich, dass der Versatz des Ursprungs des NED-Koordinatensystems zu dem des Weltkoordinatensystems und die Verdrehung der beiden Koordinatensysteme zueinander bekannter ist. Letztere wird durch einen Prismen-Peilkompass bestimmt, der eine Genauigkeit von $0,5^\circ$ besitzt.

⁸⁰ Vgl. GeneSys Elektronik GmbH: User Manual *ADMA* 3.0 (2018), a: S. 56; b: S. 11.

⁸¹ Vgl. GeneSys Elektronik GmbH: Technical Documentation *ADMA* 3.0 (2016), S. 54.

⁸² Vgl. Allen, J. W.; Bevy, D. M.: *Relating Vision Measurements To Global Navigation Satellite Systems* (2010), S. 1206.

4.6.2 Tropfenmarkierungen

Das in Abschnitt 4.4.1 vorgestellte Tropfsystem wird mit Klebeband an der Beifahrertür und dem rechten Seitenspiegel des Fahrzeugs angebracht. Die Spitze des Infusionsbehälters wird dabei so nah wie möglich am Boden positioniert, damit die abgegebenen Tropfen mit wenig äußeren Einflüssen auf den Boden aufkommen.

Abbildung 4-12 zeigt die Anbringung des Tropfsystems am Fahrzeug.



Abbildung 4-12: Tropfsystem am Fahrzeug

Die Auswertung erfolgt durch Ausmessen der einzelnen Markierungen auf dem Boden relativ zu den Koordinatenachsen des ortsfesten Koordinatensystems. Für jede Markierung wird also eine $x^{(W)}$ - und eine $y^{(W)}$ -Koordinate bestimmt. Zur Ausmessung der Markierungen wird ein Laser-Entfernungsmessgerät der Firma *PeakTech* verwendet, welches Entfernungen im Bereich von 0,05 bis 80 m mit einer Messgenauigkeit von 2 mm misst.⁸³ Mit einem Messwinkel wird die rechtwinklige Positionierung des Laser-Entfernungsmessgerät zur Achse des ortsfesten Koordinatensystems eingestellt. Die Tropffrequenz wird im Nachhinein durch die Dauer der Versuchsfahrt t_V und die abgegebene Anzahl an Tropfen während der Versuchsfahrt n_{Tr} bestimmt:

$$f_{Tr} = \frac{n_{Tr}}{t_V} \quad (4-11)$$

Grundsätzlich ist die durch die Tropfenmarkierungen erzeugte Trajektorie mit einem konstanten Versatz von der durch die Odometrie erzeugten Trajektorie entfernt, da die Trajektorie der Odometrie

⁸³ Vgl. PeakTech Prüf- und Messtechnik GmbH: Operation Manual: PeakTech 2801 / 2802 (2015), S. 5.

auf den Mittelpunkt der Fahrzeughinterachse (Ursprung des fahrzeugfesten Koordinatensystems) bezogen ist, wohingegen die Trajektorie der Tropfenmarkierungen auf die Verbauposition des Tropfsystems am Versuchsfahrzeug (siehe Abbildung 4-12) bezogen ist.

Um die Trajektorien miteinander zu vergleichen, ist eine Transformation der durch die Tropfenmarkierungen erzeugte Trajektorie $(x_{Tr,t}^{(W)}, y_{Tr,t}^{(W)})$ auf den Mittelpunkt der Hinterachse $(x_{H,t}^{(W)}, y_{H,t}^{(W)})$ notwendig. Dazu wird zunächst die Position des Tropfsystems im fahrzeugfesten Koordinatensystem $(x_{Tr}^{(F)}, y_{Tr}^{(F)})$ vermessen. Darüber hinaus wird der Gierwinkel des Fahrzeugs zu einem Zeitpunkt t während der Versuchsfahrt $\psi_t^{(W)}$ benötigt. Dieser wird vom ADMA gemessen.

Aus Kenntnis der drei Parameter $x_{Tr}^{(F)}, y_{Tr}^{(F)}$ und $\psi_t^{(W)}$ wird die Transformationsbeziehung aufgestellt:

$$\begin{pmatrix} x_{H,t}^{(W)} \\ y_{H,t}^{(W)} \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\cos(\psi_t^{(W)}) & \sin(\psi_t^{(W)}) & x_{Tr,t}^{(W)} \\ -\sin(\psi_t^{(W)}) & -\cos(\psi_t^{(W)}) & y_{Tr,t}^{(W)} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{Tr}^{(F)} \\ y_{Tr}^{(F)} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4-12)$$

4.6.3 Radbasierte Odometrie

Zur Durchführung dieses Ansatzes sind keine Vorbereitungen am Versuchsfahrzeug notwendig. Die Radgeschwindigkeit der einzelnen Räder und der Lenkwinkel des Fahrzeugs werden mit einer Frequenz von 50 Hz durch eine CAN-Verbindung (*Controller Area Network*) an einen Messrechner übertragen.

Als Basis für das Odometrie-Modell werden die Position und die Orientierung des Mittelpunkts der Fahrzeughinterachse im Weltkoordinatensystem zu Beginn einer Versuchsfahrt $(x_{H,0}^{(W)}, y_{H,0}^{(W)}, \psi_0^{(W)})$ ausgemessen. Diese Parameter werden als Ausgangswerte für die Berechnung der Position des Fahrzeugs durch das Odometrie-Modell verwendet.

Als Referenzwerte werden einerseits die vom ADMA während der Versuchsfahrt aufgezeichneten GPS-Koordinaten des Mittelpunkts der Fahrzeughinterachse verwendet. Andererseits wird in einer Versuchsfahrt ohne ADMA-Referenzdaten die Position des Mittelpunkts der Fahrzeughinterachse am Ende der Versuchsfahrt ausgemessen, um diesen mit dem durch das Odometrie-Modell berechneten Endpunkt zu vergleichen.

4.6.4 Versuchsfahrten und –ergebnisse

4.6.4.1 Versuchsfahrt 1 (V1)

In dieser ersten Versuchsfahrt werden alle drei Ansätze mit den Referenzdaten des ADMA verglichen. Es wird eine relativ einfache Trajektorie und eine niedrige Geschwindigkeit gewählt (siehe Tabelle 4-2). Das Fahrzeug startet mit einer kurzen Fahrt geradeaus und biegt danach in eine Rechtskurve ein.

Tabelle 4-2: Kenndaten V1

Kenndaten	Wert
gefahrenere Strecke s_V	8 m
Dauer t_V	7,5 s
Durchschnittsgeschwindigkeit v_m	$3,8 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
Maximalgeschwindigkeit v_{\max}	$5 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
Tropffrequenz f_{Tr}	2,4 Hz

Abbildung 4-13 zeigt links die Trajektorien der Tropfenmarkierungen (jeder Punkt repräsentiert einen ausgemessenen Tropfen) und der Odometrie im Vergleich zur Referenztrajektorie des ADMA. Rechts ist die Trajektorie des kombinierten Ansatzes im Vergleich zur Referenztrajektorie gezeigt. An den kreisförmigen Punkten, die die einzelnen Tropfen repräsentieren, wird jeweils die Ausgangsposition der Berechnung für die Odometrie korrigiert.

Es ist zu beachten, dass alle in Abschnitt 4.6.4 dargestellten Trajektorien der Tropfenmarkierungen, wie in Abschnitt 4.6.2 beschrieben, jeweils auf die Mitte der Hinterachse transformiert wurden.

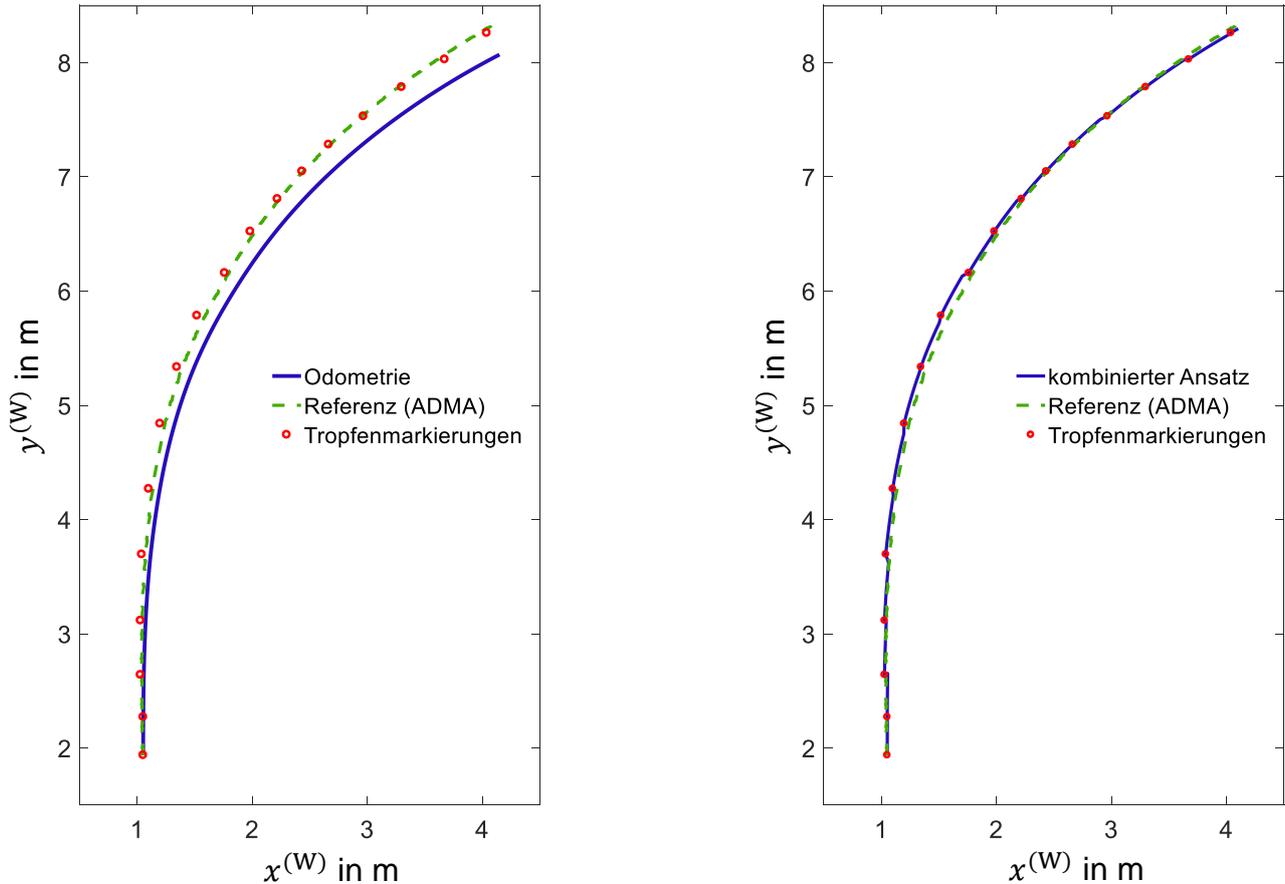


Abbildung 4-13: Trajektorien V1

Es zeigt sich, wie in Abschnitt 4.4.3 vermutet, eine mit der gefahrenen Strecke größer werdende Abweichung der Odometrie-Trajektorie von der Referenz (siehe auch Abbildung 4-14). Die Tropfenmarkierungen schwanken um die Referenztrajektorie.

Die Abweichung der Trajektorie der beiden Ansätze Tropfenmarkierungen und Odometrie zur Referenztrajektorie $d_{Abw,t}$ ist in Abbildung 4-14 über der gefahrenen Strecke des Fahrzeugs dargestellt. Dabei ist die Abweichung als der euklidische Abstand der Position des jeweiligen Ansatzes $(x_{Tr,t}^{(W)}, y_{Tr,t}^{(W)})$ bzw. $(x_{Odo,t}^{(W)}, y_{Odo,t}^{(W)})$ zur Position der Referenz $(x_{Ref,t}^{(W)}, y_{Ref,t}^{(W)})$ im Weltkoordinatensystem zum Zeitpunkt t der Versuchsfahrt definiert:

$$d_{Abw,t} = \sqrt{\left(x_{Tr,t}^{(W)} - x_{Ref,t}^{(W)}\right)^2 + \left(y_{Tr,t}^{(W)} - y_{Ref,t}^{(W)}\right)^2} \quad (4-13)$$

bzw.

$$d_{Abw,t} = \sqrt{\left(x_{Odo,t}^{(W)} - x_{Ref,t}^{(W)}\right)^2 + \left(y_{Odo,t}^{(W)} - y_{Ref,t}^{(W)}\right)^2} \quad (4-14)$$

Jedes Kästchen der roten (gestrichelten) Linie in Abbildung 4-14 repräsentiert einen ausgemessenen Tropfen.

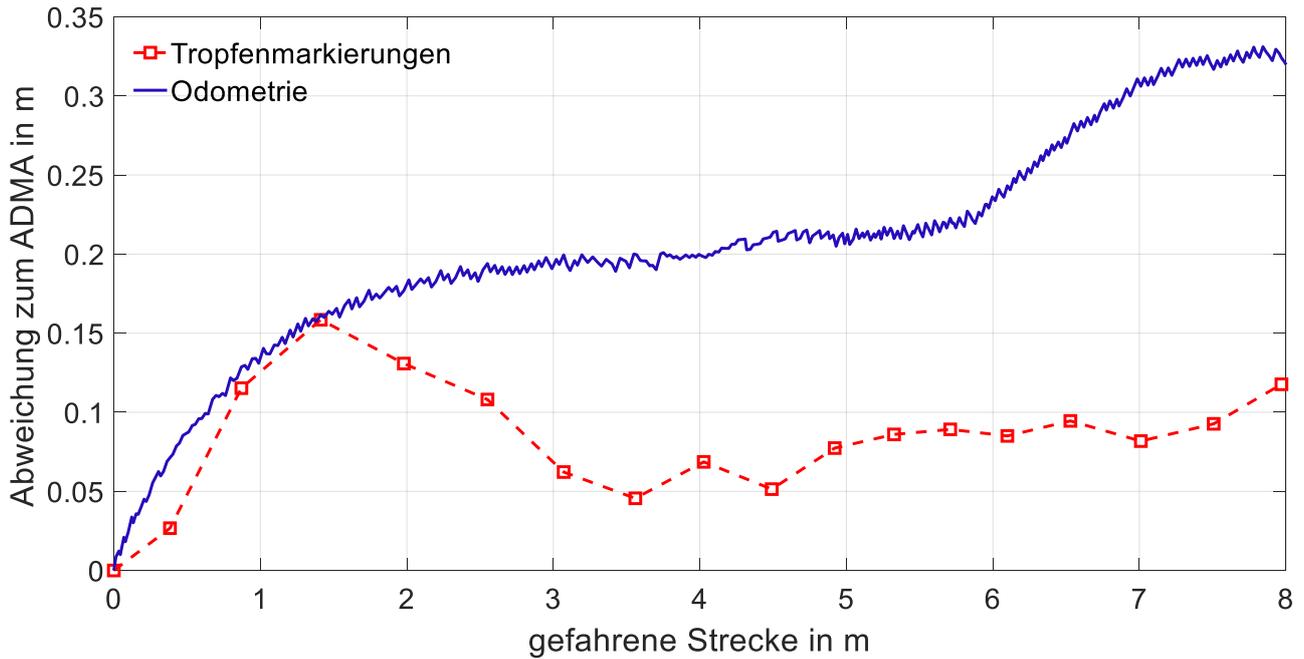


Abbildung 4-14: Abweichungen Tropfenmarkierungen und Odometrie – V1

Es ist, wie auch schon in Abbildung 4-13, zu erkennen, dass die Abweichung der Odometrie-Trajektorie mit der gefahrenen Strecke zunimmt, während die Abweichung der durch die Tropfenmarkierungen erzeugten Trajektorie größtenteils in einem Bereich zwischen 5 und 15 cm schwankt.

Abbildung 4-15 zeigt die zu Abbildung 4-14 zugehörigen Box-Plots. Der Median der Abweichung der Tropfenmarkierungen von der Referenz beträgt 8,6 cm. Der Median der Abweichung der Odometrie von der Referenz beträgt 21 cm.

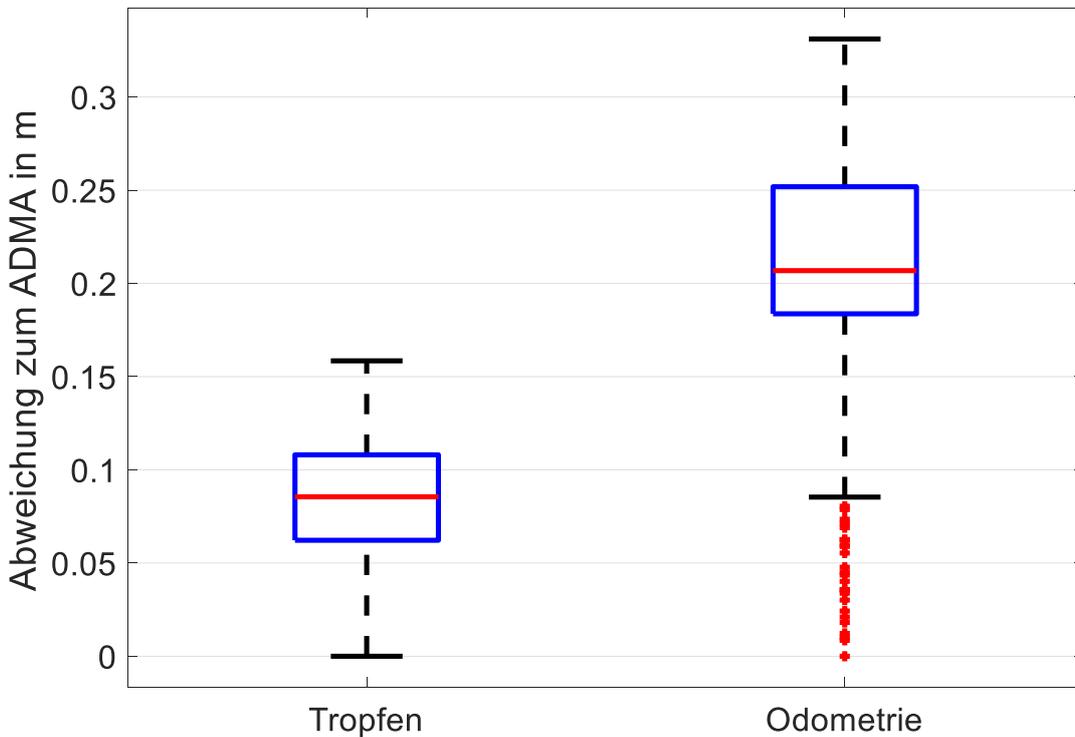


Abbildung 4-15: Box-Plots Abweichungen Tropfenmarkierungen und Odometrie – V1

Abbildung 4-16 zeigt analog zu Abbildung 4-14 die Abweichung der durch den kombinierten Ansatz erzeugten Trajektorie zur Referenztrajektorie über der gefahrenen Strecke. Die Korrektur der Odometrie-Daten durch die Tropfenmarkierungen ist an den einzelnen Sprüngen in den Abweichungen zu erkennen. Es zeigt sich, dass die Abweichungen durch die Korrektur teilweise auch größer werden, wenn die Abweichung des jeweiligen Tropfens zur Referenz größer ist, als die der durch die Odometrie berechneten Position.

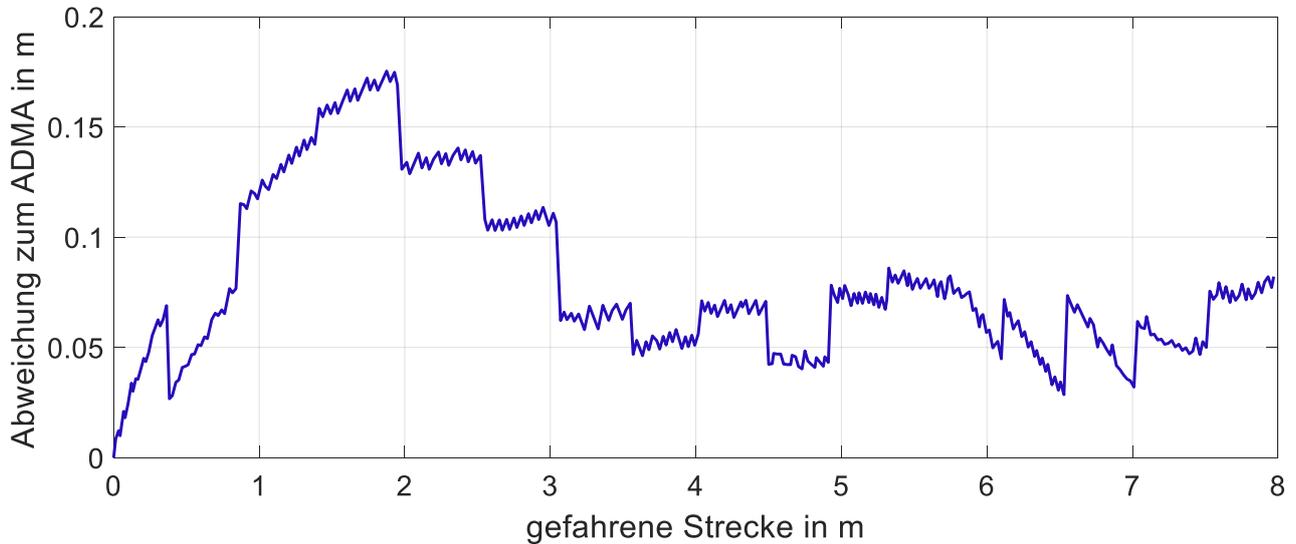


Abbildung 4-16: Abweichung kombinierter Ansatz – V1

Der mittlere Fehler ist beim kombinierten Ansatz jedoch deutlich geringer als bei Berechnung der Trajektorie durch die Odometrie, wie Abbildung 4-19 zeigt. Der Median der Abweichung der Trajektorie des kombinierten Ansatzes zur Referenztrajektorie liegt bei 6,9 cm.

Im Folgenden wird der Einfluss der Tropffrequenz auf die durch den kombinierten Ansatz erzeugte Trajektorie untersucht. In Abbildung 4-17 ist die durch den kombinierten Ansatz generierte Trajektorie bei der Hälfte (links) bzw. einem Drittel (rechts) der ursprünglich verwendeten Tropffrequenz (2,4 Hz) dargestellt.

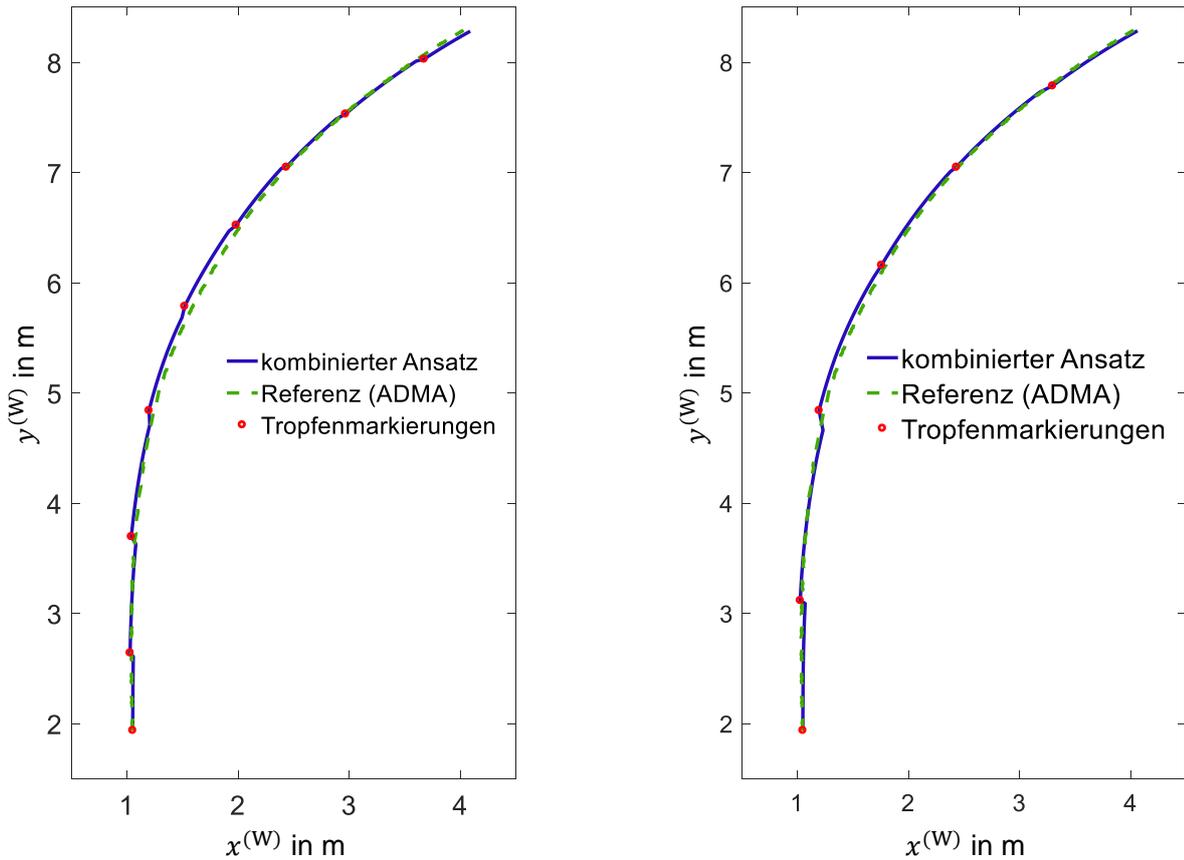


Abbildung 4-17: Trajektorien kombinierter Ansatz – V1, Links: 1,2 Hz, Rechts: 0,8 Hz

Es ist zu erkennen, dass die Sprünge der Trajektorie an den Stellen der Korrektur durch die Tropfenmarkierungen bei einer niedrigeren Tropffrequenz größer werden. Dies ist ebenfalls in Abbildung 4-18 zu erkennen, welche die Abweichung der durch den kombinierten Ansatz erzeugten Trajektorie zur Referenztrajektorie für die drei unterschiedlichen Tropffrequenzen (2,4 Hz, 1,2 Hz und 0,8 Hz) zeigt.

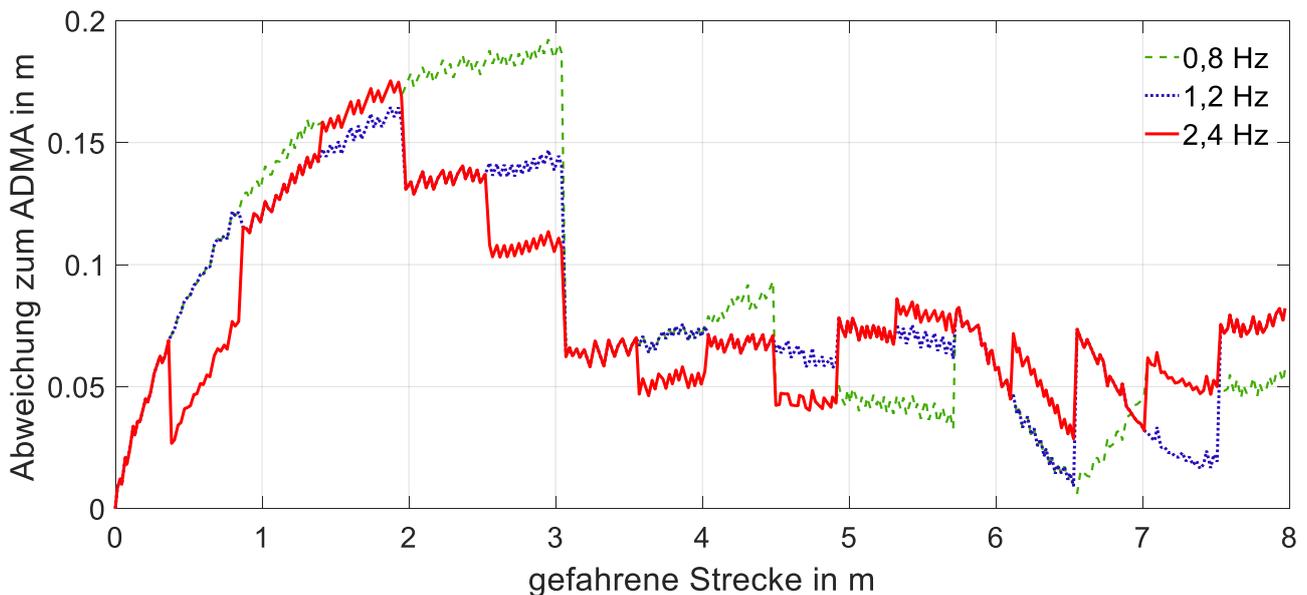


Abbildung 4-18: Abweichung kombinierter Ansatz in Abhängigkeit der Tropffrequenz –V1

Die Abweichung der drei Kurven stimmt an gemeinsamen Korrekturpunkten durch die Tropfenmarkierungen überein.

Wie Abbildung 4-19 zu entnehmen ist, befinden sich mehr Anteile der Trajektorie weiter weg von der Referenztrajektorie, je niedriger die Tropffrequenz gewählt wird. Der Median aller drei Kurven liegt im Bereich von 6 bis 8 cm.

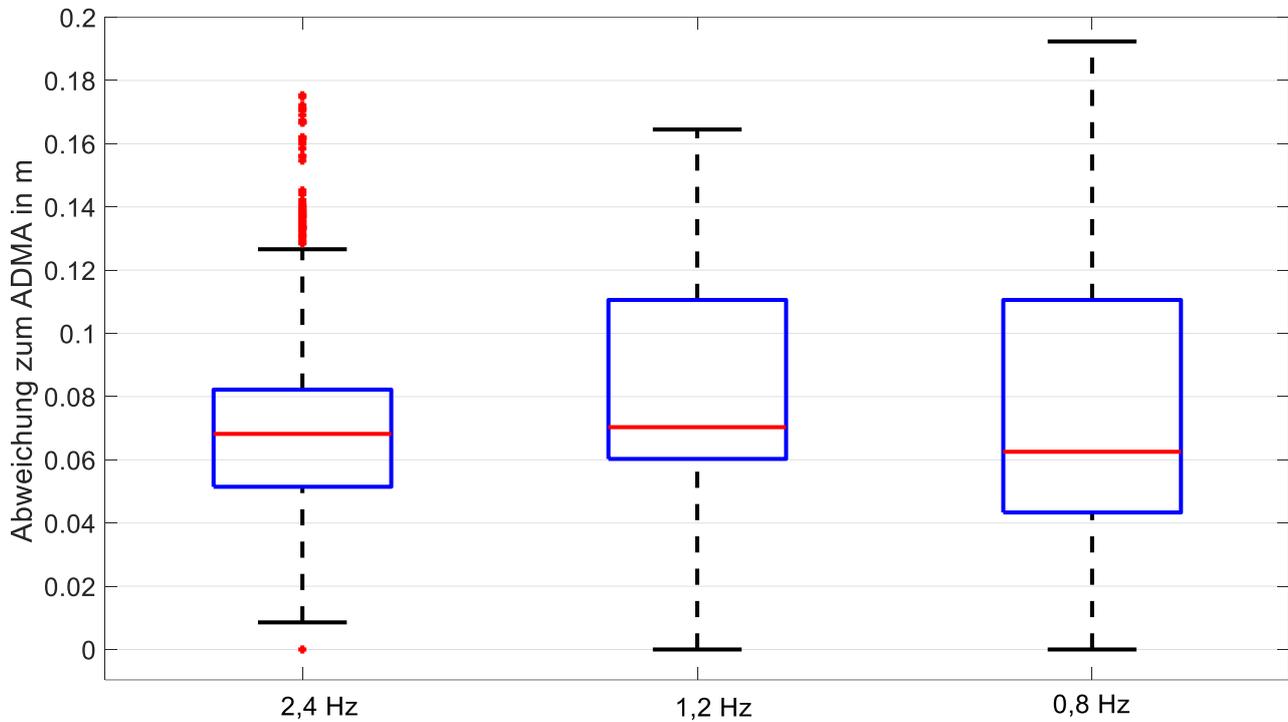


Abbildung 4-19: Box-Plots Abweichung kombinierter Ansatz in Abhängigkeit der Tropffrequenz – V1

4.6.4.2 Versuchsfahrt 2 (V2)

In dieser Versuchsfahrt wird das Verhalten des Odometrie-Modells bei im Vergleich zu Versuchsfahrt 1 etwas erhöhten Geschwindigkeiten, mehr Lenkradbewegungen und schnellem Abbremsen am Ende der Versuchsfahrt untersucht. Die Kenndaten der Versuchsfahrt sind in Tabelle 4-3 gelistet. Bei dieser Versuchsfahrt stehen keine Referenzdaten des ADMA zur Verfügung, weswegen der ausgemessene Endpunkt der Mitte der Fahrzeughinterachse als Referenz dient.

Tabelle 4-3: Kenndaten V2

Kenndaten	Wert
gefahrte Strecke s_V	19,3 m
Dauer t_V	8 s
Durchschnittsgeschwindigkeit v_m	$8,7 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
Maximalgeschwindigkeit v_{max}	$10,6 \frac{\text{km}}{\text{h}}$

Die durch das Odometrie-Modell berechnete Trajektorie (inklusive der Fahrgeschwindigkeit) und der ausgemessene Endpunkt der Mitte der Fahrzeughinterachse sind in Abbildung 4-20 dargestellt.

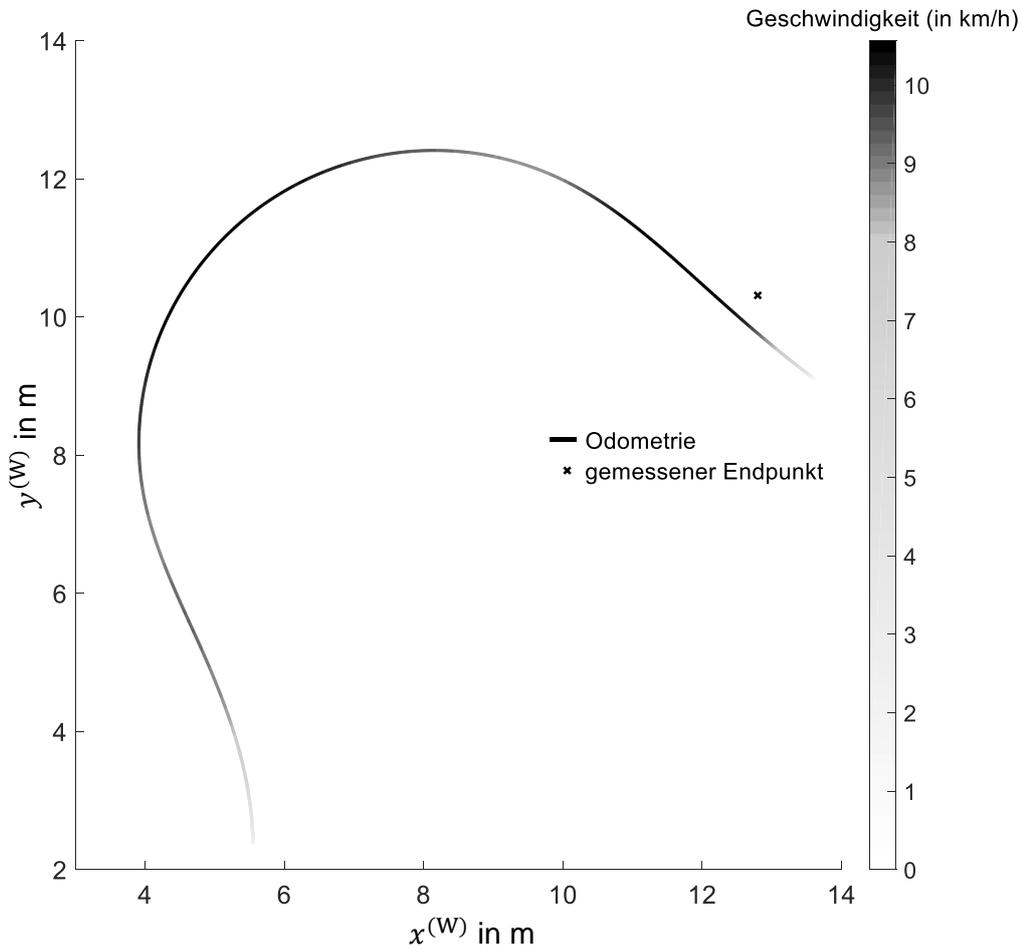


Abbildung 4-20: Trajektorie Odometrie – V2

Der euklidische Abstand des durch das Odometrie-Modell berechneten Endpunkts zum Referenzpunkt beträgt 1,45 m.

4.6.4.3 Versuchsfahrt 3 (V3)

In dieser Versuchsfahrt wird die durch die Odometrie berechnete Trajektorie bei einer kurvenreichen Strecke mit der Referenztrajektorie verglichen. Die Geschwindigkeit wird niedrig gehalten (siehe Tabelle 4-4). Die Odometrie-Trajektorie im Vergleich zur Referenztrajektorie ist in Abbildung 4-21 dargestellt.

Tabelle 4-4: Kenndaten V3

Kenndaten	Wert
gefahrte Strecke s_V	20,3 m
Dauer t_V	20,1 s
Durchschnittsgeschwindigkeit v_m	$3,6 \frac{\text{km}}{\text{h}}$
Maximalgeschwindigkeit v_{\max}	$7,05 \frac{\text{km}}{\text{h}}$

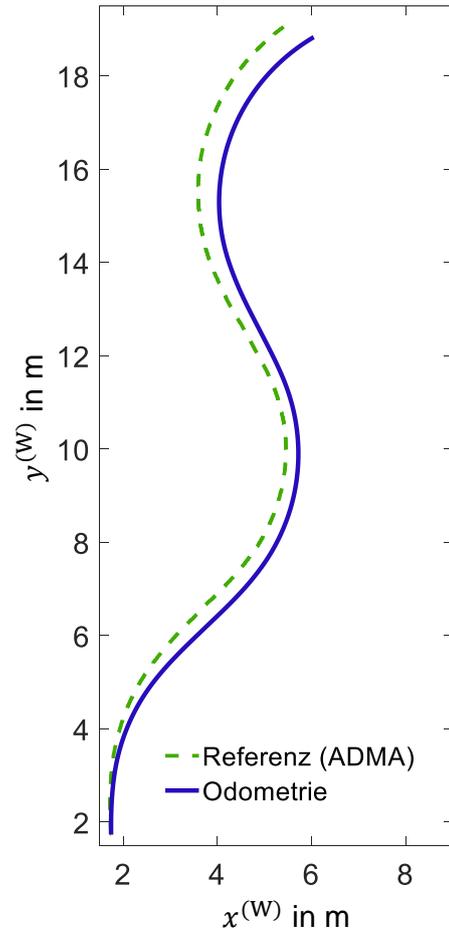


Abbildung 4-21: Trajektorien V3

Es ist auch hier eine mit der gefahrenen Strecke steigende Abweichung der durch das odometrische Modell berechneten Trajektorie von der Referenz zu erkennen. Dieser Sachverhalt ist ebenfalls in Abbildung 4-22 dargestellt, die analog zum Vorgehen in Versuchsfahrt 1 die Abweichung zwischen den beiden Trajektorien über der gefahrenen Strecke (links) und den dazugehörigen Boxplot (rechts) zeigt.

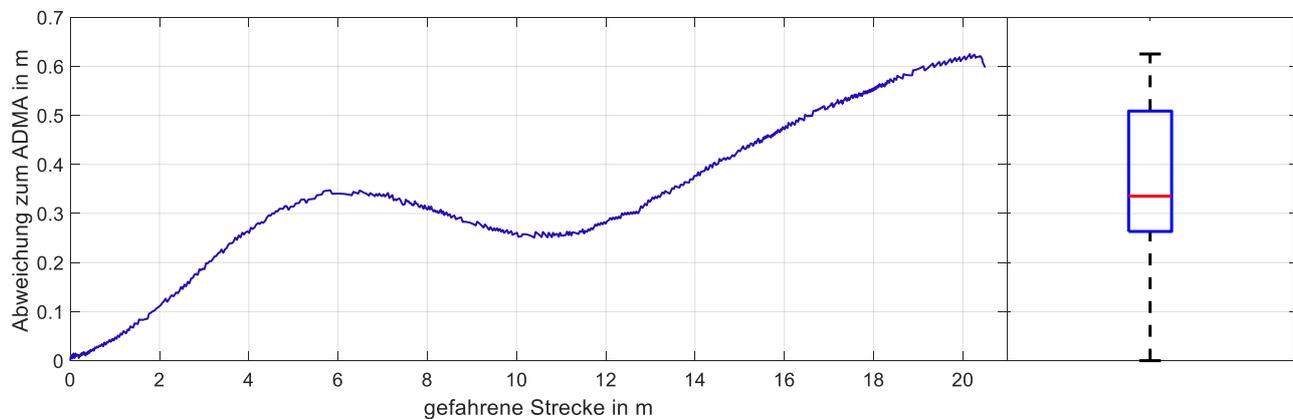


Abbildung 4-22: Abweichung Odometrie – V3

Der Median der Abweichung der Odometrie-Trajektorie liegt bei 0,33 m.

4.7 Bewertung der getesteten Ansätze

4.7.1 Radbasierte Odometrie

Es hat sich gezeigt, dass die durch das Odometrie-Modell berechnete Trajektorie im Verlauf der Fahrt immer weiter von der Referenztrajektorie abweicht. Somit ist bereits bei kurzen und nicht besonders dynamischen Fahrten die Abweichung größer als der Zielbereich der Genauigkeit von 10 bis 20 cm. Bei Versuchsfahrt 1 beispielsweise wird die Grenze von 20 cm bereits nach ca. 4 m überschritten (siehe Abbildung 4-14).

Die Ursache für den kontinuierlichen Drift der Odometrie-Trajektorie von der Referenztrajektorie liegt einerseits in der Nichtberücksichtigung der in Abschnitt 4.4.3 angesprochenen Effekte in der Modellierung und andererseits darin, dass bei der Berechnung der Trajektorie keinerlei Korrekturdaten einfließen, die einen Drift verhindern würden. Die einzige bekannte Position ist die Startposition des Fahrzeugs zu Beginn der Fahrt. Zusätzlich dazu sind die bei einem typischen AVP-Szenario auftretenden Geschwindigkeiten zeitweise noch höher als die Geschwindigkeiten in den hier getesteten Versuchsfahrten. Dadurch dürfte die Abweichung der Odometrie-Trajektorie von der Referenztrajektorie noch schneller mit der Zeit steigen. Dies zeigt auch Versuchsfahrt 2, die die dynamischste der durchgeführten Versuchsfahrten darstellt. Dort liegt die Abweichung des gemessenen Endpunktes zum durch das odometrische Modell berechneten Endpunkt mit ca. 1,5 m um ein Vielfaches höher als der Zielbereich der Genauigkeit.

Weitere Ungenauigkeiten ergeben sich aus der Messung des Startpunkts der Mitte der Fahrzeughinterachse, der der Ausgangspunkt für die Berechnung der Trajektorie durch das Odometrie-Modell ist. Hierbei spielen die Genauigkeit des Lasermessgeräts, die Messung des Gierwinkels des Fahrzeugs im Weltkoordinatensystem in der Startposition und die Positionierung des Lasermessgeräts in Bezug auf die selbstgewählten Achsen des Weltkoordinatensystems eine Rolle.

Wegen der schon nach kurzer Strecke hohen Abweichung der Odometrie-Trajektorie eignet sich dieser Ansatz nicht zur Generierung einer Referenztrajektorie für die AVP-Szenarien.

4.7.2 Tropfenmarkierungen

Die durch die Tropfenmarkierungen erzeugte Trajektorie weist in Versuchsfahrt 1 eine mittlere Abweichung von 8,6 cm und eine maximale Abweichung von ca. 16 cm zu der Referenztrajektorie auf. Damit liegt sie im Zielbereich der Genauigkeit von 10 bis 20 cm. Wie in Abbildung 4-14 zu erkennen ist, schwankt die Abweichung der durch die Tropfenmarkierungen erzeugte Trajektorie zur Referenztrajektorie unabhängig von der bereits zurückgelegten Strecke in einem Bereich von ca. 5 bis 16 cm. Die Abweichung der einzelnen Tropfen wird durch mehrere Faktoren beeinflusst:

- Die Genauigkeit des Lasermessgeräts.
- Die Positionierung des Lasermessgeräts in Bezug auf die selbstgewählten Achsen des Weltkoordinatensystems.

-
- Die Abweichung zwischen der angenommenen und tatsächlichen Tropffrequenz des Tropfsystems.
 - Die Schwankung der Tropffrequenz des Tropfsystems.
 - Die Transformation der ausgemessenen Tropfen auf die Mitte der Fahrzeughinterachse (siehe Abschnitt 4.6.2). Dabei spielen folgende Aspekte eine Rolle:
 - Die Ausmessung der Position des Tropfsystems im fahrzeugfesten Koordinatensystem.
 - Die Genauigkeit des Gierwinkels im Weltkoordinatensystem, der vom ADMA gemessen wird.
 - Die Genauigkeit der vom ADMA erzeugten Referenztrajektorie (siehe Abschnitt 4.6.1).

Da die durch die Tropfenmarkierungen erzeugte Trajektorie im Zielbereich der Genauigkeit liegt, stellt dieser Ansatz eine Möglichkeit zur Generierung einer Referenztrajektorie für ein AVP-Szenario dar. Ein Nachteil dieses Ansatzes ist der Aufwand zur Auswertung der Tropfenmarkierungen, da jeder Tropfen einzeln im selbstgewählten Weltkoordinatensystem ausgemessen wird. Mit steigender Dauer der gefahrenen Strecke steigt die Anzahl der auszumessenden Tropfen an. Aus diesem Nachteil ergibt sich die entscheidende Frage, wie hoch die Tropffrequenz gewählt wird, um eine ausreichende Genauigkeit zu erreichen. Je höher die Tropffrequenz ist, desto genauer ist die daraus erzeugte Trajektorie. Je niedriger die Tropffrequenz ist, desto weniger Aufwand ergibt sich durch die Ausmessung der einzelnen Tropfen.

Grundsätzlich werden die AVP-Szenarien teilweise mit höheren Fahrzeuggeschwindigkeiten als in den Versuchsfahrten durchgeführt werden, weswegen es erforderlich wäre, die Tropffrequenz noch höher als in den Versuchsfahrten zu wählen.

Aus einer beim AVP-Szenario im Vergleich zu den Versuchsfahrten größeren gefahrenen Strecke und der Notwendigkeit einer höheren Tropffrequenz ergibt sich ein Auswertungsaufwand, welcher zu hoch für die Anwendung dieses Ansatzes zur Generierung einer Referenztrajektorie für ein AVP-Szenario ist.

4.7.3 Kombiniertes Ansatz

Der kombinierte Ansatz liefert mit den einzelnen Tropfen regelmäßig Korrekturdaten für die berechnete Trajektorie des Odometrie-Modells. Dadurch wird eine mit der gefahrenen Strecke steigende Abweichung der generierten Trajektorie von der Referenztrajektorie verhindert.

Wie Abbildung 4-19 zu entnehmen ist, liegt die mittlere Abweichung zur Referenztrajektorie im Bereich von 6 bis 7 cm. Dies ändert sich auch nicht stark durch eine Verringerung der Tropffrequenz, wie Abbildung 4-19 zeigt. Die Tropffrequenz darf jedoch auch nicht zu niedrig gewählt werden, da bei kleiner werdender Tropffrequenz die Trajektorie an den Stellen der Korrektur durch die Tropfenmarkierungen größer werdende Sprünge aufweist, wie in Abbildung 4-18 zu erkennen ist. Sind die

Sprünge in der Trajektorie zu groß, ist eine Verwendung der Trajektorie im Simulationsprogramm VTD nicht möglich.

Mit dem kombinierten Ansatz besteht die Möglichkeit, das Problem des hohen Auswertungsaufwands des Ansatzes der Tropfenmarkierungen und das Problem des kontinuierlichen Drifts des odometrischen Ansatzes zu verringern. Es ist möglich, die Tropffrequenz zu reduzieren und eine zum Ansatz der Tropfenmarkierungen vergleichbare Genauigkeit zu erzielen.

Somit ist der kombinierte Ansatz der am besten geeignete Ansatz zur Generierung einer Referenztrajektorie in einem realen AVP-Szenario.

5 Entwicklung der Fahrsczenarien

In diesem Kapitel werden die in Realitat und Simulation durchgefuhrten Fahrsczenarien entwickelt. Dazu erfolgt in einem ersten Schritt (Abschnitt 5.1) die Erlauferung der zur Entwicklung der Fahrsczenarien angewendeten Methodik. Die daraus entwickelten Fahrsczenarien sind in Abschnitt 5.2 beschrieben.

Vorher sei angemerkt, dass die realen Versuche nicht wie ursprunglich geplant und in Abschnitt 4.1 beschrieben in einer Tiefgarage, sondern auf dem Parkplatz des August-Euler-Flugplatzes in Griesheim stattfinden. Der Grund hierfur ist die bessere Beherrschbarkeit der Versuche auf dem abgegrenzten Testgelande der TU Darmstadt im Gegensatz zu einem offentlichen Parkhaus. Bei letzterem besteht das Risiko, dass unbeteiligte Personen die Messungen storen und gefahrdet werden. Auf dem Parkplatz des Flugplatzes wird durch Platzieren von Hindernissen eine typische Parkhausumgebung nachgestellt.

5.1 Methodik

Das Ziel ist die Entwicklung von fur die Absicherung des AVP relevanten Sczenarien. Von daher wird bei der Entwicklung der Fahrsczenarien der Fokus auf zwei Aspekte gelegt: Einerseits wird darauf geachtet, dass die Fahrsczenarien eine Vielzahl von moglichen Situationen, die in einer typischen Umgebung des AVP vorkommen konnten, reprasentieren. Hierbei ist die Klarung typischer Merkmale einer AVP-Umgebung erforderlich. Andererseits wird darauf geachtet, wahrend der Fahrsczenarien moglichst anspruchsvolle Bedingungen fur die Lidar-Sensorik zu erreichen, um die Qualitat des Sensormodells bestmoglich zu beurteilen.

5.1.1 Typische Umgebung des Valet Parking

Die typische Umgebung eines AVP-Sczenarios orientiert sich an den in Abschnitt 2.2 beschriebenen Randbedingungen des AVP. Die beteiligten Objekte bzw. Personen sind automatisiert fahrende Fahrzeuge, manuell gefuhrte Fahrzeuge, Fuganger, Radfahrer und ggf. Tiere (z.B. Hunde). Es werden zwei Kategorien von AVP-Umgebungen unterschieden: Erstens ein uberdachtes Parkhaus, das beispielsweise an ein Einkaufszentrum oder einen Flughafen angrenzt. Infolgedessen ist es moglich, dass die im Parkhaus befindlichen Personen noch weitere Objekte mitfuhren, wie z.B. einen Einkaufswagen oder einen Koffer. Zweitens ist ein unuberdachter, ebenerdiger Parkplatz, wie er beispielsweise zu einem Supermarkt gehort, ein moglicher Einsatzbereich eines AVP-Sczenarios. Auch hier ist die Beteiligung von Personen, die weitere Objekte mitfuhren, moglich.

5.1.2 Anspruchsvolle Bedingungen Lidar-Sensorik

Im Folgenden werden einige Aspekte aufgelistet, die einen Einfluss auf die Funktionsfahigkeit des Lidar-Sensors haben. Diese folgen vor allem aus der Laser-Radar-Gleichung (siehe Formel (3-2)), welche die Leistung des Echo-Pulses in Abhangigkeit einiger Parameter beschreibt. Die Leistung des Echo-Pulses ist entscheidend fur die Detektion des selbigen durch den Lidar-Sensor.

Bei jedem Aspekt wird eine Einschätzung zur Kritikalität bezüglich der im vorherigen Abschnitt beschriebenen Umgebung des Szenarios gegeben. Kritikalität meint dabei, inwiefern der jeweilige Aspekt die Erfassung der Umgebung in einem AVP-Szenario durch den Lidar-Sensor beeinträchtigen könnte. Dabei sind sowohl die Rohdaten des Sensors (Punktwolke), als auch die am Ende der Datenverarbeitungskette (siehe Abschnitt 3.5.2 und 6.1.3) vorhandene Objektliste relevant.

Die Einschätzung der Kritikalität erfolgt in drei Stufen:

1. *Nicht kritisch*
2. *Unter Umständen kritisch*
3. *Kritisch*

Zusätzlich wird bei der Einschätzung der Kritikalität zwischen den beiden potenziellen Szenarioumgebungen *Parkhaus* und *unüberdachter Parkplatz* unterschieden, wenn diese in Bezug auf den betrachteten Aspekt unterschiedliche Auswirkungen haben. Andernfalls wird keine Unterscheidung gemacht.

5.1.2.1 Begrenzte Reichweite

Die erfassbare Umgebung ist auf die mit dem Lidar-Sensor maximal erreichbare Reichweite beschränkt. Der in der Simulation nachgebildete und der real verwendete Lidar-Sensor ist der *ibeo LUX 2010*, welcher eine maximale Reichweite von 200 m besitzt.⁸⁴

Einschätzung

Der in einem AVP-Szenario relevante Bereich liegt aufgrund der beschränkten Geschwindigkeit des Fahrzeugs und der anderen beteiligten Objekte in einer Entfernung, die deutlich unter der maximalen Reichweite des Lidar-Sensors von 200 m liegt.

Kritikalität: Nicht kritisch.

5.1.2.2 Transmission der Atmosphäre

Die Transmission der Atmosphäre beschreibt die Dämpfung der Laserleistung durch die Atmosphäre (siehe Abschnitt 3.4). Einflussparameter auf die Transmission sind die Temperatur, der Luftdruck, Feuchtigkeit und verschiedene Formen von Niederschlag, wie beispielsweise Regen, Schnee oder Nebel.^{85a}

Einschätzung

Die Funktionsfähigkeit des Lidar-Sensors wurde für normale atmosphärische Bedingungen ausgelegt. Von daher wird die Erfassung der Umgebung durch den Lidar-Sensor durch die bei einem AVP-Szenario vorherrschende Temperatur und den vorherrschenden Luftdruck nicht beeinträchtigt. In einem überdachten Parkhaus tritt kein Schnee oder Regen auf. Kalte Abgase, die kondensiertes Wasser

⁸⁴ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), S. 14 - 2.

⁸⁵ Vgl. Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018), a: S. 612; b: S. 612–613.

enthalten, stellen eventuell einen relevanten Faktor für die Dämpfung der Transmission der Atmosphäre dar.

Auf einem unüberdachten Parkplatz gelten die gleichen Annahmen wie beim Parkhaus, mit dem Unterschied, dass dort eine Beeinträchtigung des Lidar-Sensors durch Schnee oder Regen möglich ist.

Kritikalität – Parkhaus: Nicht kritisch.

Kritikalität – Parkplatz: Unter Umständen kritisch.

5.1.2.3 Reflektanz der zu messenden Objekte

Die sich in der Umgebung befindlichen Objekte reflektieren den einfallenden Laser-Puls nur anteilig, was die Leistung des zum Sensor zurückkommenden Echo-Pulses reduziert. Der restliche Anteil wird vom Objekt transmittiert und absorbiert.^{85b}

Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 5-1 dargestellt. Die Leistung des Laser-Pulses (P_0) wird zu einem Teil durch das angestrahlte Objekt reflektiert (P_{Refl}), zu einem anderen Teil von diesem absorbiert (P_A) und zum restlichen Teil von diesem transmittiert (P_T).

Die Reflektanz ist hauptsächlich von dem Material und dem Oberflächenzustand des Objekts abhängig.⁸⁶ Sie ist durch den Zusammenhang

$$R = \frac{P_{\text{Refl}}}{P_0} \quad (5-1)$$

definiert.⁸⁷

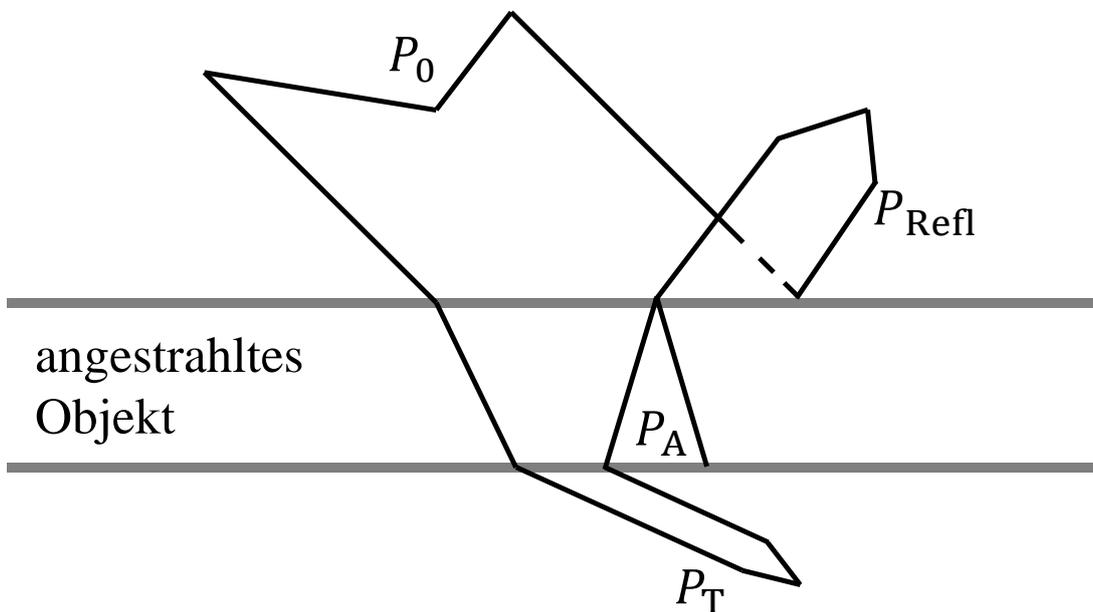


Abbildung 5-1: Absorption, Reflexion, Transmission⁸⁸

⁸⁶ Vgl. Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN 5036 (1978), S. 1–2.

⁸⁷ Vgl. Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015), S. 324.

⁸⁸ Mit Änderungen entnommen aus: Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018), S. 612.

Einschätzung

Es ist davon auszugehen, dass kein Objekt in der Umgebung eines AVP-Szenarios eine so geringe Reflektanz besitzt, sodass die Leistung des Echo-Pulses auf ein vom Lidar-Sensor nicht mehr detektierbares Niveau sinkt. Unter Umständen sind graue Säulen in einem Parkhaus, Objekte aus Ziegeln oder schwarze Kleidung einer Person kritisch, da diese eine geringe Reflektanz haben.

Kritikalität: Unter Umständen kritisch.

5.1.2.4 Geometrische Form der zu messenden Objekte

Eine Herausforderung für den Lidar-Sensor ist die vom Objekt reflektierte Energie zu einem ausreichenden Anteil wieder einzufangen.⁸⁷

Von den meisten Objekten, wie beispielsweise einem Fahrzeug, wird der ausgesendete Lidar-Puls ähnlich einem Lambert-Reflektor diffus in den halben Raumwinkel (180°) abgestrahlt (siehe Abbildung 5-2). Lidar-Sensoren sind darauf ausgelegt, dass die dadurch im Empfänger des Lidar-Sensors restlich vorhandene Leistung ausreicht, um das Objekt zu detektieren.⁸⁷

Besitzen die Objekte eine zum ausgesendeten Lidar-Puls schräg ausgerichtete oder gekrümmte Fläche, ist eine Totalreflexion möglich, die eine Detektion des Objekts durch den Lidar-Sensor verhindert. Ein Beispiel ist in Abbildung 5-3 dargestellt. Hier trifft der Lidar-Puls wegen der Steigung auf die schräg ausgerichtete Stoßstange und wird infolgedessen totalreflektiert.⁸⁷

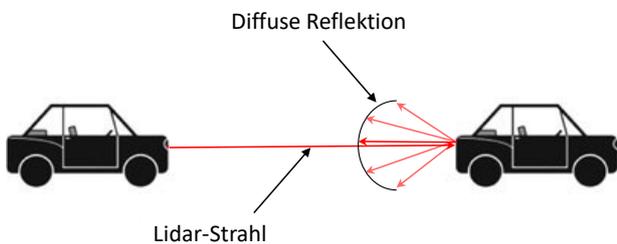


Abbildung 5-2: Lambert-Reflektor⁸⁹

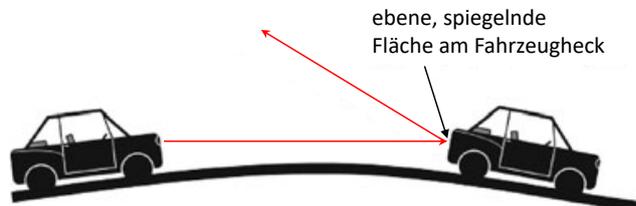


Abbildung 5-3: Totalreflexion⁸⁹

Einschätzung

Totalreflexion tritt vor allem bei runden Flächen auf. Bei einem typischen AVP-Szenario ist nicht davon auszugehen, dass die durch den Lidar-Sensor zu erfassenden Objekte der Umgebung runde Flächen besitzen. Somit besteht kein Risiko der Totalreflexion.

Kritikalität: Nicht kritisch.

5.1.2.5 Lichtmenge aus der Umgebung

Es besteht die Möglichkeit, dass der Lidar-Sensor durch das Umgebungslicht „geblendet“ wird. Die Sonne verbreitet ein Lichtspektrum, das auch Anteile im Infrarotbereich – dem Wellenlängenbereich

⁸⁹ Mit Änderungen entnommen aus: Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015), S. 325.

des vom Lidar ausgesendeten Laser-Pulses – enthält. Aufgrund dessen ist insbesondere bei tiefem Sonnenstand, wie bei Sonnenaufgang oder -untergang, eine Beeinträchtigung des Lidar-Sensors durch das umgebende Licht möglich.⁹⁰

Alternativ besteht die Möglichkeit, dass der Laser-Puls eines anderen mit Lidar-Sensorik ausgestatteten Autos den Lidar-Sensor des eigenen Fahrzeugs trifft. Dies ist unwahrscheinlich, da es erforderlich wäre, dass der Laser-Strahl des anderen Fahrzeugs genau in die Empfangs-Diode des eigenen Lidar-Sensors trifft.

Einschätzung

In einem Parkhaus ist wenig bzw. gar kein Sonnenlicht vorhanden, weswegen die Lichtmenge der Umgebung kein Problem für den Lidar-Sensor darstellt.

Ein unüberdachter Parkplatz ist direkt der Sonnenstrahlung ausgesetzt. Hier ist theoretisch eine Beeinträchtigung des Lidar-Sensors durch das Sonnenlicht möglich.

Kritikalität – Parkhaus: Nicht kritisch.

Kritikalität – Parkplatz: Unter Umständen kritisch.

5.1.2.6 Verdeckung von Objekten

Hindernisse in der Umgebung begrenzen den Erfassungsbereich des Lidar-Sensors, da der ausgesendete Laser-Puls von den meisten dieser Hindernisse nur zu einem verschwindenden Anteil transmittiert wird. Nur Hindernisse aus Glas oder Materialien mit ähnlichen Transmissionseigenschaften transmittieren den Laser-Puls zu einem ausreichenden Anteil, sodass der Lidar-Sensor in der Lage ist, Objekte hinter diesen Hindernissen zu detektieren.

Aufgrund dessen werden einige Objekte, die sich zwar in der direkten Umgebung des Lidar-Sensors befinden, aber durch Hindernisse verdeckt werden, nicht vom Lidar-Sensor detektiert und sind dementsprechend nicht in der Objektliste enthalten.

Einschätzung

In einer typischen Umgebung eines AVP-Szenarios existieren einige Hindernisse, die den Erfassungsbereich des Lidar-Sensors einschränken. Auf einem Parkplatz stehen viele andere Autos, die beispielsweise Fußgänger, insbesondere Kinder, verdecken. In einem Parkhaus sorgen neben anderen Autos viele statische Hindernisse, wie beispielsweise Säulen und Wände, für eine starke Einschränkung des Erfassungsbereichs des Lidar-Sensors. Deswegen ist das Auftauchen eines vom Lidar-Sensor bisher noch nicht detektierten Objekts in unmittelbarer Nähe des Fahrzeugs als eine kritische Situation im Kontext des AVP einzuschätzen.

Kritikalität: Kritisch.

⁹⁰ Vgl. Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015), S. 321.

5.1.2.7 Zusammenfassung

Die Kritikalität der einzelnen Aspekte im Kontext eines AVP-Szenarios ist in Tabelle 5-1 zusammengefasst. Dabei weisen die Symbole folgende Bedeutung auf:

✘: *Nicht kritisch*

~: *Unter Umständen kritisch*

✓: *Kritisch*

Tabelle 5-1: Kritikalität verschiedener Aspekte im Kontext des AVP

Aspekt	Kritikalität	
	Parkhaus	Parkplatz
Begrenzte Reichweite des Lidar-Sensors	✘	✘
Transmission der Atmosphäre	✘	~
Reflektanz der zu messenden Objekte	~	~
Geometrische Form der zu messenden Objekte	✘	✘
Lichtmenge aus der Umgebung	✘	~
Verdeckung von Objekten	✓	✓

5.2 Beschreibung der Fahrscenarien

Auf Basis der in Abschnitt 5.1.1 festgelegten typischen Umgebung eines AVP-Szenarios und der in Abschnitt 5.1.2 als *kritisch* bzw. *unter Umständen kritisch* eingestuftten Aspekte werden die für die Absicherung des AVP relevanten Fahrscenarien entwickelt.

In der derzeitigen Konfiguration ist es nicht möglich, die Aspekte *Transmission der Atmosphäre* (Abschnitt 5.1.2.2), *Reflektanz der zu messenden Objekte* (Abschnitt 5.1.2.3) und *Lichtmenge aus der Umgebung* (Abschnitt 5.1.2.5) für das Sensormodell zu bewerten, da einerseits im Simulationsprogramm VTD keine Wettereinflüsse wie Sonne oder Regen enthalten sind. Andererseits berücksichtigt das Sensormodell keine Materialeigenschaften der Objekte aus der Umgebung. Letzteres ist eine Limitierung des Sensormodells und nicht der Simulationsumgebung VTD. In VTD besteht die Möglichkeit, eine Materialdatenbank zu hinterlegen.

Wie Tabelle 5-1 zu entnehmen ist, stellt die Verdeckung von Objekten einen beim AVP besonders kritischen Aspekt dar. Aufgrund dessen liegt auf diesem Aspekt der Fokus bei der Entwicklung der Fahrscenarien.

5.2.1 Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“

In diesem Szenario entdeckt der Fahrer des Ego-Fahrzeugs eine freie Parklücke. Folglich fährt er zur Parklücke und parkt dort angekommen vorwärts ein. Während des Einparkens taucht ein Fußgänger hinter einem Hindernis, beispielsweise eine Säule oder Wand in einem Parkhaus, auf und kreuzt die vom Ego-Fahrzeug anvisierte Parklücke. Wegen des abrupten Auftauchens des Fußgängers ist der Fahrer des Ego-Fahrzeugs gezwungen, den Einparkvorgang durch Abbremsen zu unterbrechen. Nachdem sich der Fußgänger aus der Parklücke bewegt hat, wird der Einparkvorgang beendet.

Der schematische Aufbau des Szenarios ist in Abbildung 5-4 zu erkennen.

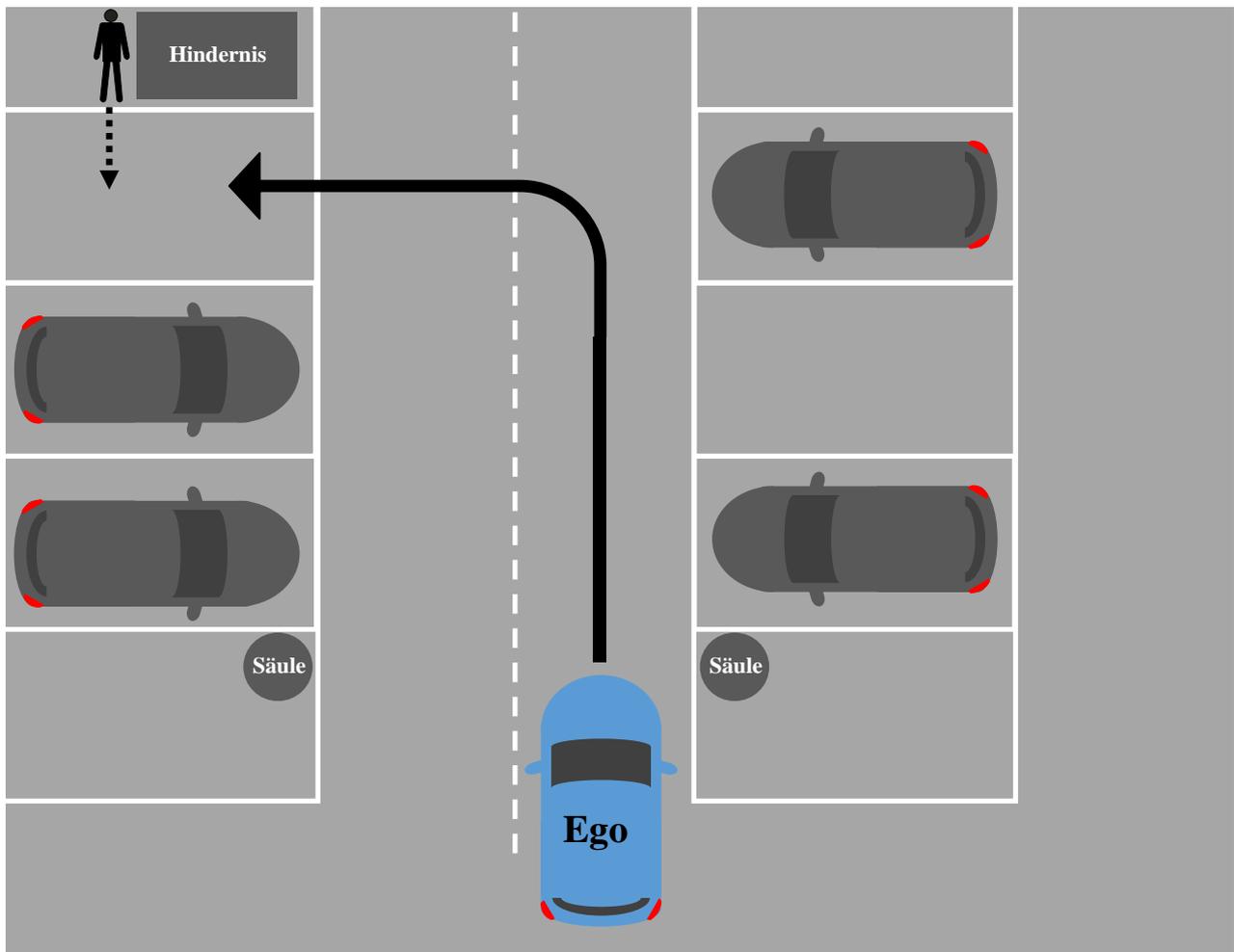


Abbildung 5-4: Aufbau Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“⁹¹

In diesem Szenario wird der Aspekt der Verdeckung von Objekten (siehe Abschnitt 5.1.2.6) durch den vom Hindernis verdeckten Fußgänger überprüft. Weiterhin fährt das Ego-Fahrzeug am Anfang des Manövers an zwei Säulen vorbei, die eine relativ geringe Reflektanz besitzen. Der Fußgänger trägt dunkle Kleidung. Hierdurch wird der Aspekt der geringen Reflektanz der zu messenden Objekte (siehe Abschnitt 5.1.2.3) für den realen Lidar-Sensor überprüft.

⁹¹ Abbildung basierend auf: Duschek, M.: Masterthesis, Sicherheitszone für das automatisierte Valet Parking (2018).

5.2.2 Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“

In diesem Szenario fährt das Ego-Fahrzeug zunächst auf dem Fahrstreifen der Parkplatsumgebung. Dies tritt beispielsweise bei der Suche nach einem freien Parkplatz oder dem Einfahren in die Parkplatsumgebung bzw. dem Herausfahren aus der Parkplatsumgebung auf. Hinter einem parkenden Fahrzeug taucht ein Passant mit einem Einkaufswagen auf, der zu seinem Fahrzeug auf der gegenüberliegenden Straßenseite läuft und dadurch den Fahrstreifen des Ego-Fahrzeugs kreuzt. Daher ist dieses zum Abbremsen gezwungen. Am Ende des Szenarios parkt das Ego-Fahrzeug in eine Parklücke ein.

Der schematische Aufbau des Szenarios ist in Abbildung 5-5 dargestellt.

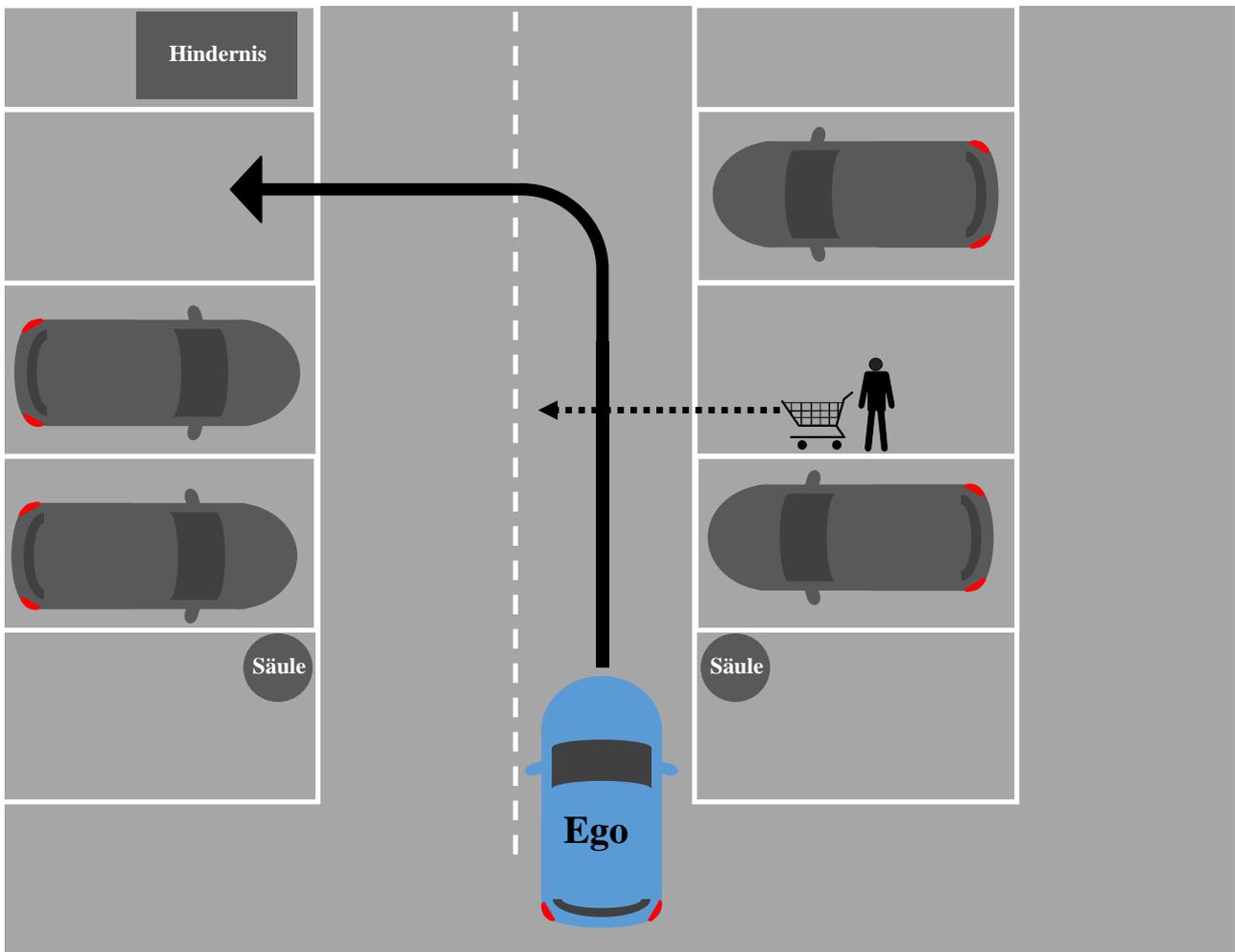


Abbildung 5-5: Aufbau Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“⁹¹

Auch bei diesem Szenario wird durch den hinter einem Hindernis auftauchenden kreuzenden Fußgänger die Verdeckung von Objekten überprüft. Die geringe Reflektanz wird analog zu Szenario 1 für den realen Lidar-Sensor beurteilt, da für Szenario 2 die zu Szenario 1 identische Umgebung verwendet wird.

6 Sensordatenerfassung

In diesem Kapitel wird beschrieben, wie die zur Bewertung des Sensormodells erforderlichen Messdaten erzeugt werden. Abschnitt 6.1 beschreibt die Erzeugung der realen Messdaten durch Durchführung der Fahrscenarien auf dem Parkplatz des August-Euler-Flugplatzes in Griesheim. In Abschnitt 6.2 wird die Erzeugung der synthetischen Messdaten durch Durchführung der Fahrscenarien in der Simulationsumgebung VTD geschildert.

6.1 Generierung der realen Sensordaten

Die realen Sensordaten werden mit zwei *ibeo LUX 2010*-Lidar-Sensoren (siehe Abschnitt 6.1.2.2) erzeugt, die am realen Versuchsfahrzeug angebracht sind.

6.1.1 Fahrzeug

Als Testfahrzeug wird ein Honda Accord (Baujahr 2009) des Fachgebiets FZD verwendet. Auf dem Dach ist ein *Velodyne VLP-32* Lidar-Sensor (siehe Abbildung 6-1 und Abbildung 6-4) verbaut, der die Umgebung mit einem horizontalen Öffnungswinkel von 360° erfasst. In der Stoßstange sind links und rechts jeweils ein *ibeo LUX 2010* Lidar-Sensor (siehe Abbildung 6-1) verbaut. Zusätzlich verfügt das Fahrzeug über das bereits in Abschnitt 4.6 beschriebene Kreismesssystem *GeneSys ADMA-G-PRO+*, welches in der Lage ist, den Standort des Fahrzeugs mittels DGPS mit einer Genauigkeit von bis zu 1 cm zu bestimmen.

Das Fahrzeug mit der verbauten Sensorik ist in Abbildung 6-1 dargestellt.



Abbildung 6-1: Versuchsfahrzeug Honda Accord

6.1.2 Sensorik

6.1.2.1 Velodyne VLP-32

Der *Velodyne VLP-32* ist ein 3D-Lidar-Sensor mit 32 Scanebenen und einem horizontalen Öffnungswinkel von 360° . Er ist in der Lage, Objekte bis zu einer Entfernung von 200 m zu detektieren.⁹² Der Sensor ist in Abbildung 6-4 dargestellt.

6.1.2.2 ibeo LUX 2010

Der *ibeo LUX 2010* ist ein 2,5D-Lidar-Sensor mit 4 Scanebenen und einem asymmetrischen horizontalen Öffnungswinkel von 85° (siehe Abbildung 6-2, Bereich 1), der auf 110° erweitert werden kann (siehe Abbildung 6-2, Bereich 2). Im letzteren Fall wird der zusätzliche Bereich nur von zwei Scanebenen erfasst. Es werden Objekte bis zu einer Entfernung von 200 m detektiert.^{93a}

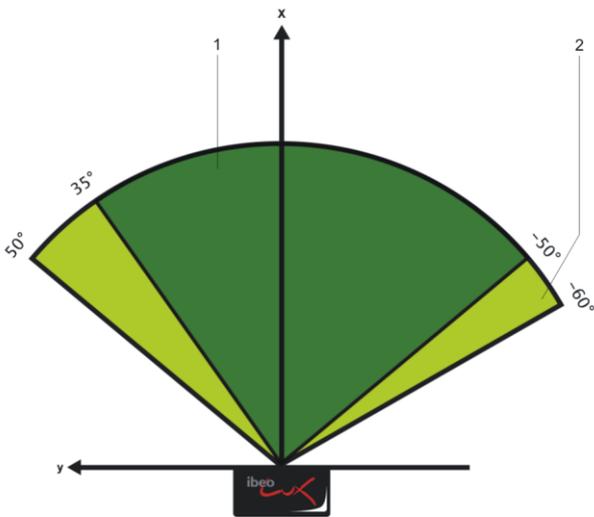


Abbildung 6-2: Horizontaler Öffnungswinkel *ibeo LUX 2010*^{94a}

Der Lidar-Sensor kann mit drei verschiedenen Scanfrequenzen (12,5 Hz/25 Hz/50 Hz) betrieben werden. In Abhängigkeit von dieser liegt die horizontale Winkelauflösung in einem Wertebereich zwischen $0,125^\circ$ und $0,5^\circ$.^{93b}

Neben der Position des detektierten Objekts misst der Sensor weitere Parameter, wie die Echopulsweite und die vergangene Zeit seit Messbeginn (siehe auch Abschnitt 6.1.3).^{93c}

Der Sensor ist in der Lage, pro ausgesendetem Laserpuls bis zu drei Echo-Pulse zu empfangen (Mehrzielfähigkeit). Dies ist notwendig, um Objekte hinter anderen, teildurchlässigen Objekten zu detektieren.⁹⁵

⁹² Vgl. Velodyne LiDAR: VLP-32 User Manual (2017), S. 95–96.

⁹³ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), a: S. 14 - 2; b: S. 3 - 14; c: S. 3 - 3; d: S. 3 - 7/3 - 8.

⁹⁴ Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), a: S. 3 - 13; b: S. 3 - 7.

⁹⁵ Vgl. Homm, F. B.: Diss., Fahrzeugeigenlokalisierung im Kontext hochautomatisierter Fahrfunktionen (2012), S. 58.

Ein beispielhaftes Szenario für die Mehrzielfähigkeit ist in Abbildung 6-3 dargestellt: Der ausgesendete Laserpuls trifft auf dem Weg zum zu detektierenden Objekt nach einer Zeit t_A auf eine Fensterscheibe in der Entfernung d_A . Von dieser wird der Laserpuls teilweise reflektiert (Ausschlag 1, Echopulsweite w_A). Der von der Scheibe transmittierte Anteil trifft dahinter auf einen Regentropfen (Ausschlag 2, Echopulsweite w_B) in der Entfernung d_B , von dem er ebenfalls teilweise reflektiert wird. Der eigentliche Echo-Puls des hinter der Scheibe und dem Regentropfen befindlichen Objekts (Ausschlag 4, Echopulsweite w_C), wird zeitlich als drittes zur Zeit t_C in der Entfernung d_C detektiert.^{93d}

Herstellerseitig wird eine adaptive Grenzspannung U_{th} festgelegt (siehe Markierung 3, Abbildung 6-3), ab der ein empfangenes Signal als ein Punkt deklariert wird. Alle Signale darunter werden als Hintergrundrauschen gewertet.^{93d} Dieses entsteht durch elektrisches Rauschen im Sensor, Partikel in der Luft oder Sonnenstrahlung, die in die Empfangs-Diode des Sensors gelangt.

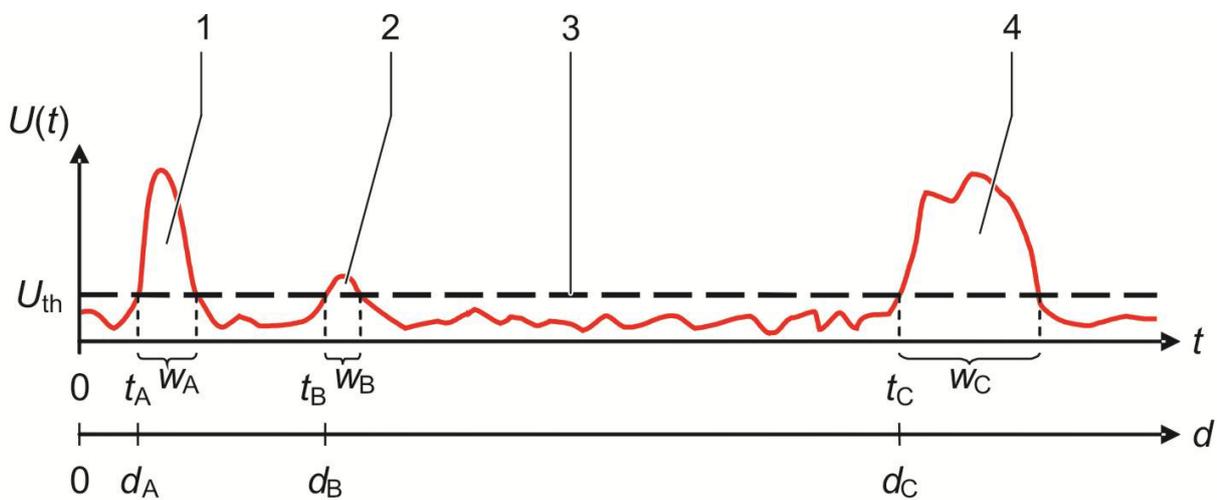


Abbildung 6-3: Mehrzielfähigkeit des *ibeo LUX 2010*^{94b}

Weitere technische Daten des *ibeo LUX 2010* können dem Anhang A.1, Tabelle A-1 entnommen werden. Der Sensor ist in Abbildung 6-5 dargestellt.



Abbildung 6-4: *Velodyne VLP-32*⁹⁶



Abbildung 6-5: *ibeo LUX 2010*⁹⁷

⁹⁶ Velodyne LiDAR: ULTRA PUCK VLP-32C (2018).

⁹⁷ AB Dynamics MF Japan: Ibeo LUX 2010 (2017).

Im Versuchsfahrzeug sind zwei *ibeo LUX 2010* verbaut. Dabei sind diese jeweils mit einem Gierwinkel von $\psi_{\text{Sensor}}^{(F)} = 17,906^\circ$ nach außen (siehe Abbildung 6-6) gegenüber dem fahrzeugfesten Koordinatensystem ausgerichtet.

Der horizontale Öffnungswinkel der beiden Lidar-Sensoren ist in der Konfiguration im Versuchsfahrzeug auf 110° eingestellt. Die exakte Einbauposition und die Orientierung der beiden Lidar-Sensoren im realen Versuchsfahrzeug im fahrzeugfesten Koordinatensystem sind in Tabelle 6-1 gelistet.

Tabelle 6-1: Einbauposition und Orientierung *ibeo LUX 2010* im Versuchsfahrzeug

	$x_{\text{Sensor}}^{(F)}$	$y_{\text{Sensor}}^{(F)}$	$z_{\text{Sensor}}^{(F)}$	Neigungswinkel $\theta_{\text{Sensor}}^{(F)}$	Wankwinkel $\phi_{\text{Sensor}}^{(F)}$	Gierwinkel $\psi_{\text{Sensor}}^{(F)}$
ibeo links	3,48 m	0,64 m	0,36 m	0°	0°	$17,906^\circ$
ibeo rechts	3,51 m	-0,57 m	0,36 m	0°	0°	$-17,906^\circ$

Abbildung 6-6 zeigt exemplarisch die Einbauposition und Orientierung des linken *ibeo LUX 2010* im Fahrzeug. Dabei bezeichnen $x^{(S)}$ und $y^{(S)}$ die Achsen des sensorfesten Koordinatensystems (S).

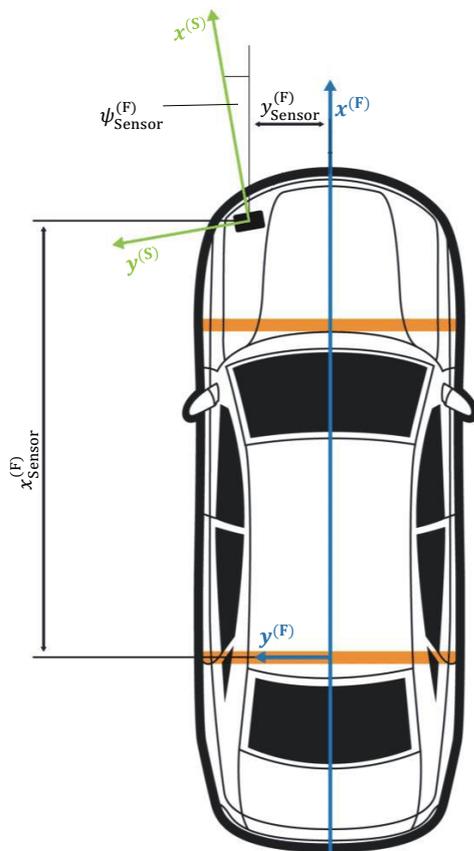


Abbildung 6-6: Einbauposition *ibeo LUX 2010*⁹⁸

⁹⁸ Mit Änderungen entnommen aus: Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: *ibeo LUX 2010* (2012), S. 10 - 2.

6.1.3 Datenverarbeitung

Die Messdaten der beiden ibeo-Sensoren, des ABS-Sensors und des ADMA werden mittels eines im Versuchsfahrzeug verbauten Messrechners über das *Robot Operating System* (ROS) in *bag*-Dateien abgespeichert. Vorteil dieser Variante ist, dass alle Messdaten einen einheitlichen Unix-Zeitstempel besitzen und somit die Möglichkeit besteht, diese zeitlich zu synchronisieren. Die Unixzeit zählt die Zeit in Sekunden und Nanosekunden seit dem 1. Januar 1970.

Vor der Abspeicherung der Lidar-Messdaten werden die von den beiden Lidar-Sensoren erzeugten Punktwolken bereits herstellerseitig durch eine *Electronic Control Unit* (ECU) von sensorfesten Kugelkoordinaten in fahrzeugfeste kartesische Koordinaten umgerechnet und zu einer Punktwolke fusioniert.

Der ibeo-Sensor speichert zu jedem Messpunkt aus der Punktwolke folgende Informationen:

- x, y, z -Koordinate des Messpunkts im fahrzeugfesten Koordinatensystem (in m)
- Echopulsweite des detektierten Echos (in m)
- Vergangene Zeit seit Messbeginn (in s)
- Nummer des zugehörigen Messscans (ein Messscan bezeichnet eine komplette Drehung um den horizontalen Öffnungswinkel)
- Die Scanebene, mit der der detektierte Punkt erkannt wurde

Mit dem Rechenprogramm *MATLAB* ist es möglich, die Lidar-Messdaten aus der *bag*-Datei zu extrahieren. Relevant sind die Koordinaten der einzelnen Messpunkte der Punktwolke im fahrzeugfesten Koordinatensystem. Anhand dieser erfolgt der Vergleich zwischen realen und synthetischen Sensordaten.

Die Punktwolke wird im *ibeo LUX 2010* ähnlich zur Struktur des Sensorsystems (siehe Abschnitt 3.5.2) verarbeitet: Zuerst werden in der fusionierten Punktwolke Bodenreflexionen oder andere Störungen (beispielsweise Regen) erkannt und für den nachfolgenden Schritt der Segmentierung ausgeblendet. Bei der Segmentierung werden bestimmte Punkte aus der Punktwolke gruppiert und in einzelne Segmente eingeteilt. Im nächsten Verarbeitungsschritt (Tracking) werden Objekte aus den Segmenten erstellt. Dabei werden die Eigenschaften Position, Größe und Geschwindigkeit eines jeden Objekts auf Basis der Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeugs und der Objektdaten aus den vorherigen Scans erfasst. Im letzten Schritt – der Klassifikation – erfolgt anhand der Eigenschaften der Objekte eine Einteilung dieser in sechs verschiedene Klassen: Auto, Zweirad (Motorrad oder Fahrrad), Lkw, Fußgänger, Unbekannt (groß), Unbekannt (klein).⁹⁹

Die am Ende dieser Datenverarbeitungskette stehende Objektliste wird neben den Punktwolken ebenfalls in der *bag*-Datei gespeichert.

⁹⁹ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), S. 4 - 4 - 4 - 9.

6.1.4 Versuchsaufbau- und durchführung

Die realen Versuche finden, wie auch schon die Versuche zur Bewertung der Ansätze zur Trajektorienbestimmung, auf dem August-Euler-Flugplatz in Griesheim statt. Als Basis für eine AVP-Umgebung wird der am Flugplatz vorhandene Parkplatz (siehe Abbildung 6-7) verwendet.



Abbildung 6-7: Parkplatz August-Euler-Flugplatz¹⁰⁰

Auf diesem wird eine typische AVP-Umgebung, nach Vorbild der in Abschnitt 5.2 festgelegten Szenarioumgebung, nachgestellt.

Die stehenden Fahrzeuge werden durch verschiedene Versuchsfahrzeuge des Fachgebiets FZD repräsentiert. In der Versuchsumgebung kommen die Fahrzeuge VW Passat, BMW 535i, VW Crafter und BMW i3 zum Einsatz.

Die Hindernisse und die räumliche Begrenzung der Parkumgebung werden durch unterschiedliche Gegenstände dargestellt, wie in Abbildung 6-8 zu erkennen.

Der Aufbau der realen Versuchsumgebung (ohne das Ego-Fahrzeug) ist in Abbildung 6-8 dargestellt.



Abbildung 6-8: Reale Versuchsumgebung

¹⁰⁰ Mit Änderungen entnommen von: Google LLC: Google Maps.

Um sicherzustellen, dass sich die statischen Objekte in realem und virtuellem Szenario an der gleichen Position befinden, wird die Position dieser, analog zum Vorgehen in Abschnitt 4.6, in einem selbstgewählten Weltkoordinatensystem (siehe Abbildung 6-7: $x^{(W)}, y^{(W)}$ -Koordinatensystem) mit einem Laserabstandsmessgerät ausgemessen.

Bei Durchführung der beschriebenen Parkszenarien ist es einerseits möglich, die Trajektorie des Ego-Fahrzeugs mit dem am Ende von Abschnitt 4.4.3 beschriebenen kombinierten Ansatz aus Odometrie und Tropfenmarkierungen zu bestimmen. Andererseits ist eine Bestimmung der Trajektorie durch die DGPS-Positionsdaten des ADMA realisierbar, da die Parkszenarien, anders als anfangs geplant, unter freiem Himmel und nicht in einem Parkhaus stattfinden.

Die Bestimmung der Trajektorie der an den Szenarien beteiligten Fußgänger erfolgt durch Anbringung des in Abschnitt 4.4.1 erklärten Tropfsystems an diesen und anschließendem Ausmessen der einzelnen Tropfen.

Die Lidar-Daten der beiden ibeo-Sensoren werden wie in Abschnitt 6.1.3 beschrieben, bei Durchführung der Szenarien aufgezeichnet.

6.2 Generierung der synthetischen Sensordaten

Die synthetischen Sensordaten werden durch die Integration des bei FZD erstellten Sensormodells in ein virtuelles Versuchsfahrzeug in der Simulationsumgebung VTD erzeugt.

6.2.1 Versuchsumgebung und -durchführung

Am Fachgebiet FZD wurde in VTD eine virtuelle Abbildung des August-Euler-Flugplatzes in Griesheim erstellt, welche als Umgebung für die virtuellen Versuche verwendet wird. Der gesamte Versuchsaufbau des realen Versuchs wird in einem Teilprogramm von VTD – dem *Scenario Editor* – nachgestellt.

Der Aufbau des *Scenario Editors* ist in Abbildung 6-9 dargestellt. Dort werden die in den Szenarien vorhandenen statischen Objekte entsprechend ihrer Position im realen Szenario platziert. Dazu werden die beim realen Szenario ausgemessenen Positionen der statischen Objekte aus dem selbstgewählten Weltkoordinatensystem in das Koordinatensystem der Nachbildung des Flugplatzes in VTD transformiert. Der Ursprung des Weltkoordinatensystems wird auf die Ecke eines Parkplatzes gelegt (siehe Abbildung 6-7). Somit besteht die Möglichkeit, den Ursprung bei Ansicht der Nachbildung des Flugplatzes im *Road Designer*, einem weiteren Teilprogramm von VTD, wiederzufinden und in VTD-Koordinaten zu bestimmen. Der Drehwinkel zwischen dem Weltkoordinatensystem und dem VTD-Koordinatensystem wird im realen Versuch analog zu Abschnitt 4.6.1 durch einen Kompass bestimmt. Dies ist möglich, da das VTD-Koordinatensystem mit der x -Achse nach Osten und der y -Achse nach Norden ausgerichtet ist.

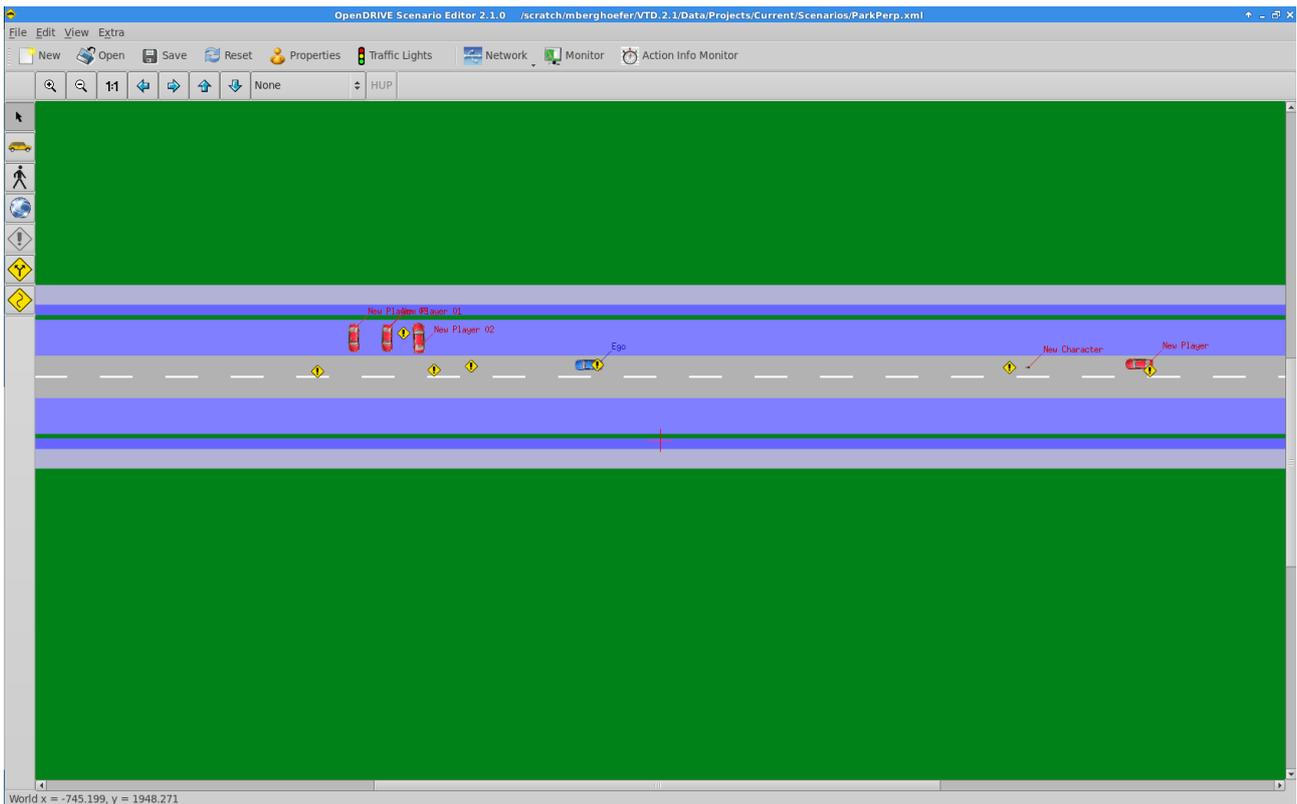


Abbildung 6-9: Scenario Editor VTD¹⁰¹

Abbildung 6-10 zeigt den Aufbau der virtuellen Versuchsumgebung (mit Ego-Fahrzeug) in VTD im Vergleich zu Abbildung 6-8.



Abbildung 6-10: Aufbau der virtuellen Versuchsumgebung¹⁰¹

Die Hindernisse und Abgrenzungen werden in VTD durch Quader mit einstellbaren Maßen dargestellt. Für die Repräsentation der an den Szenarien beteiligten Fußgänger ist in VTD ein Modell eines Fußgängers vorhanden.

¹⁰¹ Screenshot aus VTD

In VTD sind nicht alle im realen Versuch verwendeten Fahrzeuge vorhanden, weswegen in diesem Fall auf ein geometrisch ähnliches Fahrzeug zurückgegriffen wird. Tabelle 6-2 zeigt den Vergleich zwischen den im realen Szenario und den dafür im virtuellen Szenario verwendeten Fahrzeugen. Bei den Fahrzeugen, die in Realität und Simulation unterschiedlich sind, ist die Maße (Länge x Breite x Höhe) dieser in m angegeben.

Tabelle 6-2: Vergleich der Fahrzeuge im realen und virtuellen Szenario

Fahrzeug reales Szenario	Fahrzeug virtuelles Szenario
VW Passat (4,73 m x 1,78 m x 1,45 m)	Audi A6 (4,79 m x 1,80 m x 1,41 m) ¹⁰²
BMW 535i (4,80 m x 1,76 m x 1,46 m)	Audi A6 (4,79 m x 1,80 m x 1,41 m) ¹⁰²
VW Crafter	VW Crafter
BMW i3	BMW i3

Das Ego-Fahrzeug (Honda Accord) ist nicht in VTD vorhanden. Dies spielt jedoch keine Rolle, da es sich nicht im Sichtbereich der Lidar-Sensoren befindet. Relevant ist nur, dass die Einbauposition der virtuellen Sensoren im Ego-Fahrzeug äquivalent zu der im realen Versuchsfahrzeug (siehe Tabelle 6-1 und Abbildung 6-6) ist.

Die durch den ADMA bzw. durch den kombinierten Ansatz erzeugte Trajektorie des Ego-Fahrzeugs aus dem realen Versuch wird mittels eines bei FZD erstellten Skriptes in VTD eingelesen. Im Falle des ADMA werden GPS-Koordinaten gespeichert. Das Einlesen dieser in VTD ist möglich, da das virtuelle Abbild des August-Euler-Flugplatzes in VTD über eine Georeferenzierung verfügt, die in einer vorangegangenen Arbeit bei FZD von Vijayendra¹⁰³ implementiert wurde.

6.2.2 Datenverarbeitung

Die Messdaten der virtuellen Sensoren werden während Durchführung des Szenarios in VTD über die *ROS-VTD-Bridge* an das ROS gesendet. Dieses speichert die Messdaten, wie auch im realen Versuch, in *bag*-Dateien ab. Es werden die *x*, *y*, *z*-Koordinate des Messpunkts, die Zeit seit Messbeginn und die Nummer des zugehörigen Messscans erfasst.

Analog zu den realen Messdaten werden die synthetischen Messdaten mit *MATLAB* aus den *bag*-Dateien ausgelesen.

¹⁰² Maße entnommen aus VTD

¹⁰³ Vijayendra, V. B.: Masterthesis, Refinement of a Virtual Environment Representation (2018).

7 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die erzeugten realen und synthetischen Sensordaten miteinander verglichen. In Abschnitt 7.1 werden zunächst Metriken vorgestellt, mit denen der Vergleich der realen und synthetischen Sensordaten erfolgt. In Abschnitt 7.2 erfolgt der Vergleich der realen und synthetischen Sensordaten. Dies geschieht einerseits durch Berechnung der Metriken für die verschiedenen Parkszenarien und andererseits durch einen visuellen Vergleich von realen und simulierten Punktwolken.

7.1 Metriken zur Bewertung

Um die Qualität des Sensormodells zu bewerten, ist es erforderlich, die realen und synthetischen Messdaten auf geeignete Art und Weise zu vergleichen. Dazu werden Metriken verwendet. Metriken sind in diesem Fall Funktionen, die die Übereinstimmung zwischen realen und synthetischen Messdaten in einem Zahlenwert ausdrücken. Für jede Auswertestufe des Sensorsystems (Abschnitt 3.5.2) existieren Metriken. Im Rahmen dieser Arbeit ist gefordert, die realen und synthetischen Messdaten auf der ersten Verarbeitungsebene (Punktwolke) zu vergleichen. Daher werden im Folgenden die verwendeten Metriken zum Vergleich von Punktwolken beschrieben. Alle in Abschnitt 7.1 erläuterten Metriken basieren auf einer vorangegangenen Arbeit bei FZD von Huch.¹⁰⁴

Beim Großteil der hier vorgestellten Metriken ist für die Berechnung dieser die Erzeugung eines sog. *Occupancy Grid* (OG) aus den Punktwolken notwendig. Ein OG ist ein Gitter, das die betrachtete Umgebung in Zellen aufteilt. Jede dieser Zellen kann dabei zwei Zustände einnehmen: Frei oder belegt. Frei, falls sich kein Punkt in der Zelle befindet bzw. belegt, falls sich ein Punkt in der Zelle befindet. Die in dieser Arbeit verwendeten Metriken basieren auf zweidimensionale OGs. Das bedeutet, dass die z-Komponente aller Punkte als identisch angenommen wird.

Voraussetzung für die Anwendbarkeit der Metriken ist, dass das OG aus der realen Punktwolke und das OG aus der simulierten Punktwolke die gleiche Größe und somit die gleiche Anzahl an Zellen besitzen.

Abbildung 7-1 zeigt exemplarisch ein OG mit einer Zellgröße von 20 cm, welches aus einer vom Sensormodell in VTD generierten Punktwolke der Szenarioumgebung (siehe Abbildung 6-10) erzeugt wurde. Die Ansicht erfolgt von Oben. Die einzelnen Segmente mit belegten Zellen repräsentieren die in der Szenarioumgebung vorhandenen statischen Objekte. Die zum OG zugehörige Punktwolke ist in Abbildung 7-2 dargestellt.

¹⁰⁴ Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018).

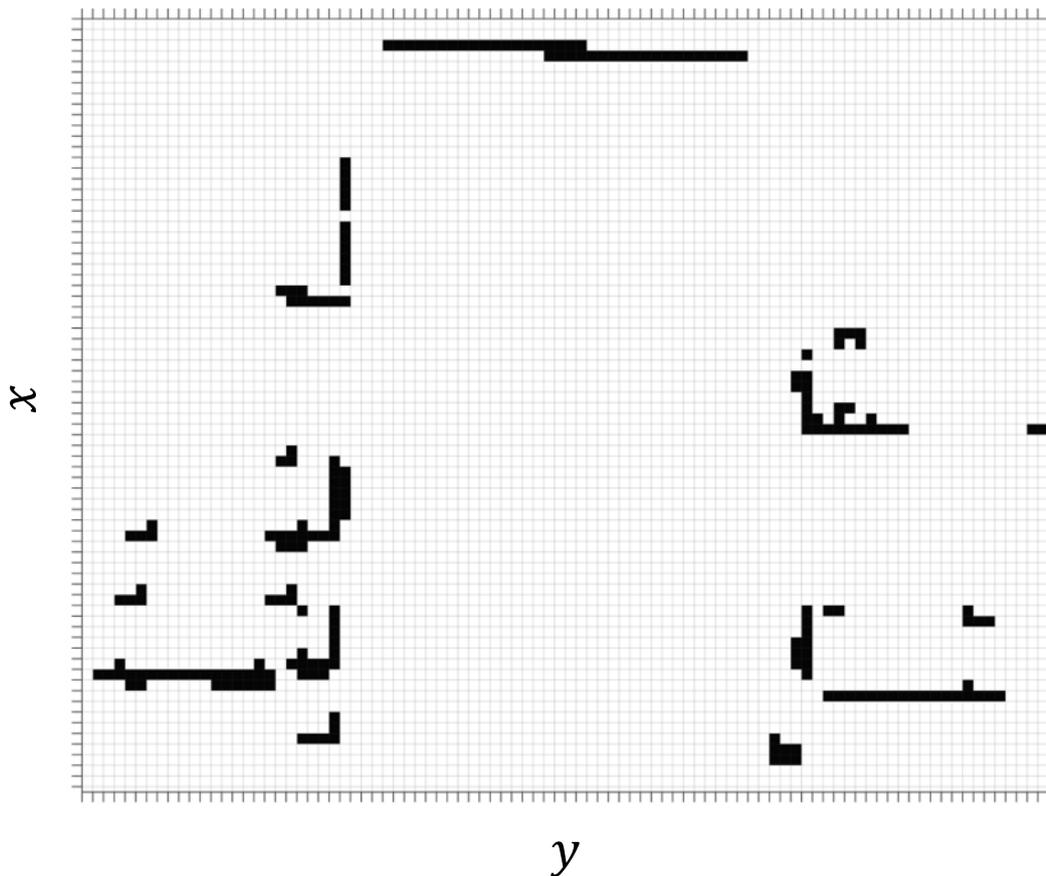


Abbildung 7-1: OG aus simulierter Punktwolke der Szenarioumgebung (Ansicht von Oben)

7.1.1 Overall Error

Die Berechnung des *Overall Error* (OE) erfolgt durch das zellweise Ermitteln der Differenz zwischen dem Belegungswert der Zelle des realen (OG_r) und dem Belegungswert der dazugehörigen Zelle des simulierten OG (OG_s). Der Belegungswert einer Zelle ist dabei gleich null, wenn die Zelle frei ist und eins, wenn die Zelle belegt ist. Der OE

$$OE = \sum_{x=0}^{Breite} \sum_{y=0}^{Höhe} |OG_s(x, y) - OG_r(x, y)| \quad (7-1)$$

wird dann durch Summieren der Beträge der Differenzwerte gebildet.

Eine Zelle wird eindeutig durch die Summationsindizes x und y charakterisiert. Die Übereinstimmung zwischen den beiden OGs ist größer, je niedriger der OE ist. Bei vollständiger Übereinstimmung ist $OE = 0$.^{105a}

¹⁰⁵ Vgl. Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018), a: S. 32–33; b: S. 71; c: S. 33; d: S. 34–35.

Zur besseren Verständlichkeit und Vergleichbarkeit mit anderen Metriken wird ein normierter OE

$$OE_{\text{norm}} = 1 - \frac{OE}{n_{\text{bel}}} \quad (7-2)$$

definiert, der bei vollständiger Übereinstimmung der beiden OGs den Wert eins, und bei keiner Übereinstimmung der OGs den Wert null annimmt. Dies wird mittels Division des OE durch die Anzahl der belegten Zellen beider OGs n_{bel} und anschließender Subtraktion von eins erreicht.^{105b}

Zu der Anzahl der belegten Zellen der beiden OGs n_{bel} werden zuerst alle belegten Zellen des realen OG gezählt. Danach wird auf diesen Wert die Anzahl der im simulierten OG belegten Zellen addiert, die nicht auch schon im realen OG belegt sind.

7.1.2 Kreuzkorrelationskoeffizienten nach Baron

Der Kreuzkorrelationskoeffizient nach Baron (KKB) berechnet sich zu

$$C_B = \frac{\langle OG_s \circ OG_r \rangle - \langle OG_s \rangle \langle OG_r \rangle}{\sigma(OG_s) \sigma(OG_r)} \quad (7-3)$$

mit den Vektoren $OG_s \in \mathbb{R}^{n \cdot m}$ bzw. $OG_r \in \mathbb{R}^{n \cdot m}$, welche die Belegungswerte aller Zellen des simulierten bzw. realen OG enthalten.^{105c} Das simulierte und das reale OG haben jeweils n -Zeilen und m -Spalten. $\langle \rangle$ ist der Durchschnittsoperator. \circ bezeichnet das Hadamard-Produkt, welches als die elementweise Multiplikation der Einträge der beiden Vektoren definiert ist.¹⁰⁶ σ ist die Standardabweichung des realen bzw. simulierten OGs. Der KKB liegt zwischen den Werten $-1,0$ und $1,0$. Dabei steht $-1,0$ für keine Übereinstimmung und $1,0$ für vollständige Übereinstimmung der beiden OGs.

7.1.3 Occupied/Free Cells Ratio

Die beiden Verhältnisse *Occupied Cells Ratio* (OCR) und *Free Cells Ratio* (FCR) vergleichen ein zu testendes OG (test) mit einem Referenz-OG (ref). In diesem Fall ist das zu testende OG gleich dem simulierten OG und das Referenz-OG gleiche dem realen OG.

Das OCR

$$OCR = \frac{n_{\text{bel,ref\&test}}}{n_{\text{bel,ref}}} \quad (7-4)$$

ist das Verhältnis der Anzahl der Zellen, die sowohl im zu testenden OG als auch im Referenz-OG belegt (bel) sind, zu der Anzahl der im Referenz-OG belegten Zellen.^{105d}

Analog zum OCR wird das FCR

$$FCR = \frac{n_{\text{fr,ref\&test}}}{n_{\text{fr,ref}}} \quad (7-5)$$

mit der Anzahl der freien (fr) Zellen definiert.^{105d}

¹⁰⁶ Vgl. Horn, R. A.; Johnson, C. R.: Matrix Analysis (2017), S. 371.

Das OCR bzw. das FCR nehmen bei vollständiger Übereinstimmung der beiden OGs den Wert eins und bei keiner Übereinstimmung der beiden OGs den Wert null an.

7.1.4 Occupied/Unoccupied Picture-Distance-Function

Die *Occupied Picture-Distance-Function* (OPDF) und die *Unoccupied Picture-Distance-Function* (UPDF) basieren auf der *Picture-Distance-Function* (PDF). Bei Letzterer wird für jede belegte Zelle des realen OG die Manhattan-Distanz (Definition siehe Anhang A.2) zur nächstgelegenen belegten Zelle des simulierten OG berechnet. Analog wird für jede belegte Zelle des simulierten OG die Manhattan-Distanz zur nächstgelegenen belegten Zelle des realen OG berechnet. Anschließend wird die Summe aller berechneten Distanzen gebildet und durch die Anzahl der im simulierten und realen OG belegten Zellen dividiert. Bei vollständiger Übereinstimmung der OGs nimmt die PDF den Wert null an.

Die PDF ist nicht normiert, weswegen die OPDF berechnet wird,

$$OPDF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{bel}}} d_{\text{Man},i}}{n_{\text{bel}} \cdot r} \quad (7-6)$$

deren Werte im Bereich zwischen null und eins liegen. Dabei repräsentiert n_{bel} die Anzahl der belegten Zellen des betrachteten OG und $d_{\text{Man},i}$ die Manhattan-Distanz der i -ten Zelle des OG zur nächstgelegenen belegten Zelle des mit diesem zu vergleichenden OG. Mit r wird ein maximaler Suchradius definiert.^{107a}

Analog zur OPDF wird die UPDF

$$UPDF = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n_{\text{fr}}} d_{\text{Man},i}}{n_{\text{fr}} \cdot r} \quad (7-7)$$

mit der Anzahl der freien Zellen des betrachteten OGs n_{fr} definiert.^{107a}

Die OPDF und die UPDF nehmen bei vollständiger Übereinstimmung der OGs den Wert eins und bei keiner Übereinstimmung den Wert null an.

7.1.5 Punktwolke-zu-Punktwolke-Distanz

Die Punktwolke-zu-Punktwolke-Distanz ist eine Metrik, die für zwei Punktwolken und nicht wie bisher für zwei OGs berechnet wird. Es wird für jeden Punkt der realen Punktwolke die Distanz zum diesem Punkt am nächsten gelegenen Punkt der simulierten Punktwolke berechnet.

Diese einzelnen Distanzen werden dann zur Punktwolke-zu-Punktwolke-Distanz

$$d'_{\text{PP}}(A, B) = \sum_{i=1}^M \min_j \|a_i - b_j\| \quad (7-8)$$

¹⁰⁷ Vgl. Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018), a: S. 37; b: S. 35–36; c: S. 75.

aufsummiert.^{107b}

Dabei bezeichnet $A = (a_1, \dots, a_M)$ die reale Punktwolke und $B = (b_1, \dots, b_N)$ die simulierte Punktwolke mit $a_i, b_j \in \mathbb{R}^3$.

Danach wird Formel (7-8) analog für die simulierte Punktwolke berechnet ($d'_{PP}(B, A)$) und der ungünstigere der beiden Fälle ausgewählt:

$$d_{PP}(A, B) = \max(d'_{PP}(A, B), d'_{PP}(B, A)) \quad (7-9)$$

7.1.6 Schwerpunkt-Distanz

Die Schwerpunkt-Distanz wird wie die Punktwolke-zu-Punktwolke-Distanz für zwei Punktwolken berechnet. Es wird der euklidische Abstand der Schwerpunkte der beiden Punktwolken

$$d_S(A, B) = \|a_S - b_S\| \quad (7-10)$$

berechnet.^{107c}

Dabei sind:

$$a_S = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M a_i \quad (7-11)$$

$$b_S = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N b_j \quad (7-12)$$

Analog zu 7.1.5 bezeichnet $A = (a_1, \dots, a_M)$ die reale Punktwolke und $B = (b_1, \dots, b_N)$ die simulierte Punktwolke mit $a_i, b_j \in \mathbb{R}^3$.

Die Übereinstimmung der Punktwolken ist größer, je kleiner die Schwerpunkt-Distanz ist. Bei vollständiger Übereinstimmung der Punktwolken nimmt die Schwerpunkt-Distanz den Wert null an.

7.2 Vergleich reale und synthetische Sensordaten

7.2.1 Vorverarbeitung der Sensordaten

Bevor die Metriken berechnet werden, wird sowohl bei den realen als auch bei den simulierten Punktwolken eine Vorverarbeitung vorgenommen:

Bei den simulierten Punktwolken werden Bodenreflexionen entfernt, welche die Ergebnisse der Metriken verfälschen würden. Dazu werden alle Punkte der simulierten Punktwolke entfernt, deren z-Koordinate kleiner als 10 cm ist. Dies ist zulässig, da alle zu den Objekten der Szenarioumgebung zugehörigen Punkte der Punktwolke aufgrund der Einbauhöhe der Lidar-Sensoren im Fahrzeug und der maximalen Entfernung der Objekte zu den Lidar-Sensoren oberhalb dieser Grenze liegen.

Abbildung 7-2 zeigt beispielhaft eine Punktwolke der virtuellen Szenarioumgebung mit Bodenreflexionen (links) und die dazugehörige Punktwolke ohne Bodenreflexionen (rechts). Die Ansicht auf die Punktwolken ist von Oben dargestellt.

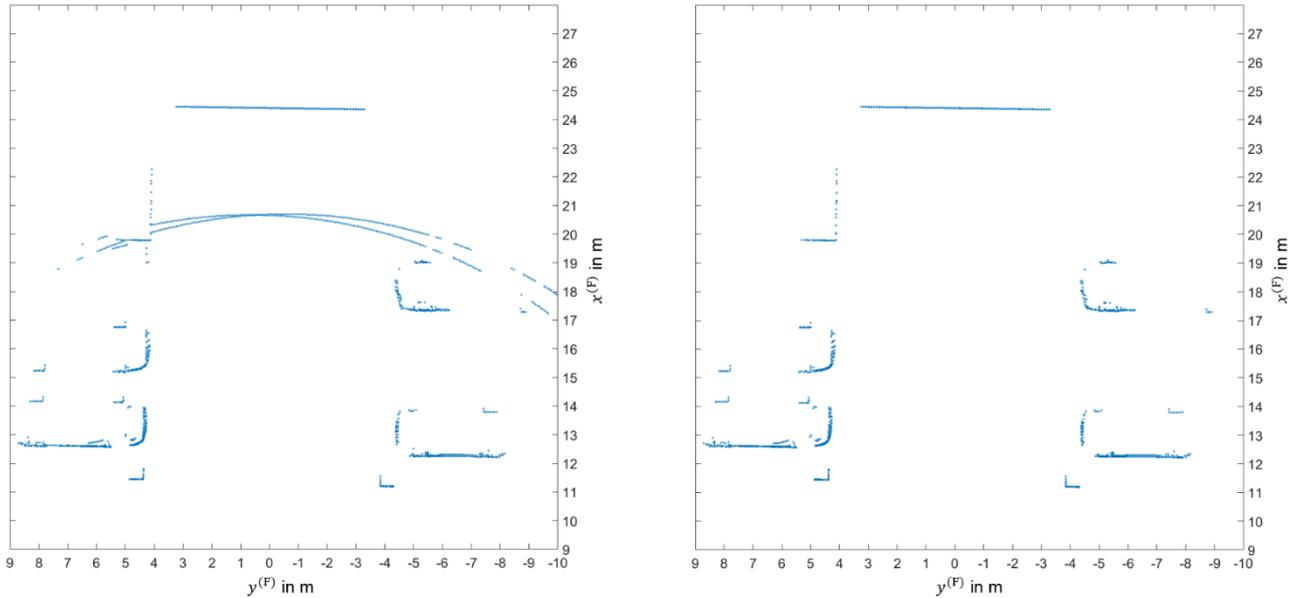


Abbildung 7-2: Vergleich simulierte Punktwolke mit (links) und ohne Bodenreflexionen (rechts)

In vorangegangenen Messungen bei FZD ist eine Abweichung zwischen der tatsächlichen Einbauposition und der angenommenen Einbauposition (siehe Tabelle 6-1) der ibeo-Sensoren bezüglich des Gierwinkels $\psi_{\text{Sensor}}^{(F)}$ im Versuchsfahrzeug festgestellt worden. In der Masterthesis von Huch wurde durch Experimente mit einem *Corner Reflector* eine Winkeldifferenz von $\psi_{\text{diff}} = 1,724^\circ$ gemessen.¹⁰⁸ Aufgrund dessen werden in dieser Arbeit alle verwendeten realen Punktwolken vor Berechnung der Metriken durch Anwendung der Rotationsmatrix

$$R_z(\psi_{\text{diff}}) = \begin{pmatrix} \cos(\psi_{\text{diff}}) & \sin(\psi_{\text{diff}}) & 0 \\ -\sin(\psi_{\text{diff}}) & \cos(\psi_{\text{diff}}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (7-13)$$

um den Winkel ψ_{diff} um die $z^{(F)}$ -Achse des fahrzeugfesten Koordinatensystems rotiert.

Darüber hinaus wird sowohl bei den simulierten Punktwolken als auch bei den realen Punktwolken der räumlich betrachtete Ausschnitt der jeweiligen Punktwolke auf den relevanten Bereich des Szenarios begrenzt. Somit werden gemessene Punkte, die zu Objekten bzw. Gegenständen gehören, die außerhalb des Szenarios sind, nicht beachtet. Dies ist notwendig, da bei Durchführung der realen Szenarios eine komplette Abschirmung der aufgebauten Parkumgebung von der äußeren Umgebung des Flugplatzes gegenüber den Lidar-Sensoren schwer möglich ist.

7.2.2 Berechnung der Metriken

Vor Berechnung der Metriken für die einzelnen Fahrscenarien, ist es notwendig zu klären, welche Zellauflösung der OGs verwendet wird. Dazu wird exemplarisch ein Segment, bestehend aus VW Passat und der danebenstehenden Säule (siehe Abbildung 7-4), aus der Punktwolke von Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“ in der Ausgangssituation (vergangene Zeit = 1 s, Ego-Fahrzeug steht auf

¹⁰⁸ Vgl. Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018), S. 55–57.

Startposition) betrachtet. Abbildung 7-3 zeigt die Ergebnisse der Metriken für das beschriebene Segment in Abhängigkeit der Zellgröße. Es werden die Zellauflösungen 0,05 m, 0,1 m, 0,125 m, 0,2 m, 0,25 m und 0,5 m untersucht. Die Benennung der einzelnen Metriken in der Legende stimmt mit deren jeweiligen Formelzeichen aus Abschnitt 7.1 überein.

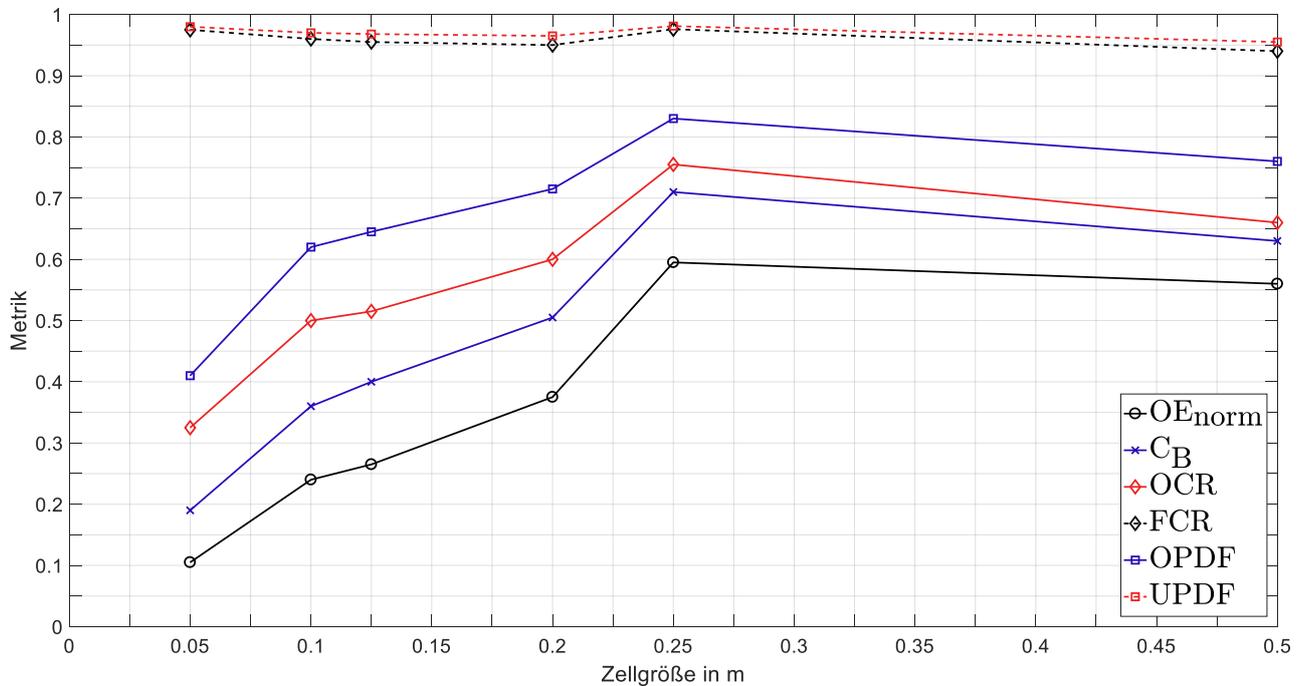


Abbildung 7-3: Metriken in Abhängigkeit der Zellgröße

Die beiden Metriken FCR und UPDF ändern sich kaum bei Variation der Zellgröße. Dies liegt daran, dass sie hauptsächlich von der Anzahl der freien Zellen abhängen, welche unabhängig von der Zellauflösung deutlich größer als die Anzahl der belegten Zellen ist. Die anderen vier Metriken – normierter OE, KKB, OCR und OPDF – steigen mit Erhöhung der Zellgröße an. Eine mögliche Ursache liegt darin, dass die steigende Zellgröße zu einer Abnahme der Anzahl der Zellen führt und somit die Wahrscheinlichkeit zunimmt, dass die gleichen Zellen im realen und simulierten OG belegt bzw. frei sind. Bei Vergleich der vier Metriken für die Zellgrößen 0,25 m und 0,5 m ist zu erkennen, dass die Metriken bei einzelnen Zellgrößen besonders hohe Werte aufweisen. Von daher ist es wichtig, immer mehrere Zellgrößen zu betrachten, um einzelnen Unregelmäßigkeiten zu erkennen und zu berücksichtigen.

Je größer die Zellgröße gewählt wird, desto mehr wird der betrachtete Ausschnitt vereinfacht, da immer mehr Punkte der Punktwolke in einer Zelle liegen. Die Zellgröße für die nachfolgenden Betrachtungen wird zu 0,04 m gewählt, da dies der radialen Messgenauigkeit des Lidar-Sensors entspricht. Somit wird die Vereinfachung durch die Erzeugung eines OG aus der Punktwolke niedrig gehalten.

Im nächsten Schritt wird untersucht, wie sich die Wahl des betrachteten Ausschnitts der Szenarioumgebung auf die Metriken auswirkt. Dazu wird die Szenarioumgebung in die in Abbildung 7-4 dargestellten Segmente unterteilt.

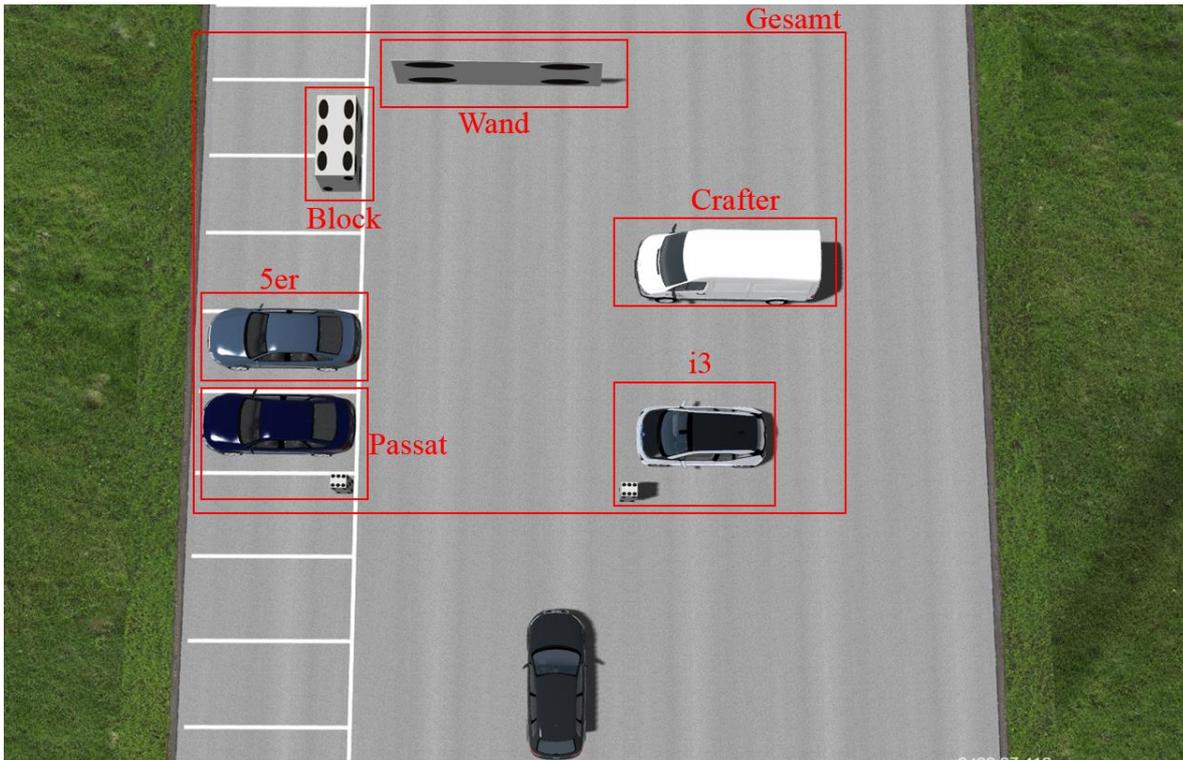


Abbildung 7-4: Segmente der Szenarioumgebung

Die Metriken werden nun separat für die einzelnen Segmente und dazu im Vergleich für die gesamte Szenarioumgebung berechnet. Abbildung 7-5 zeigt exemplarisch die Ergebnisse des OCR für das Szenario 1 nach 2 Sekunden. Die Ergebnisse des OCR für die einzelnen Segmente sind in den ersten sechs Balken dargestellt. Der siebte Balken gibt den Mittelwert der für die einzelnen Segmente berechneten Metriken an. Im achten Balken ist das Ergebnis des OCR bei Betrachtung der gesamten Szenarioumgebung dargestellt.

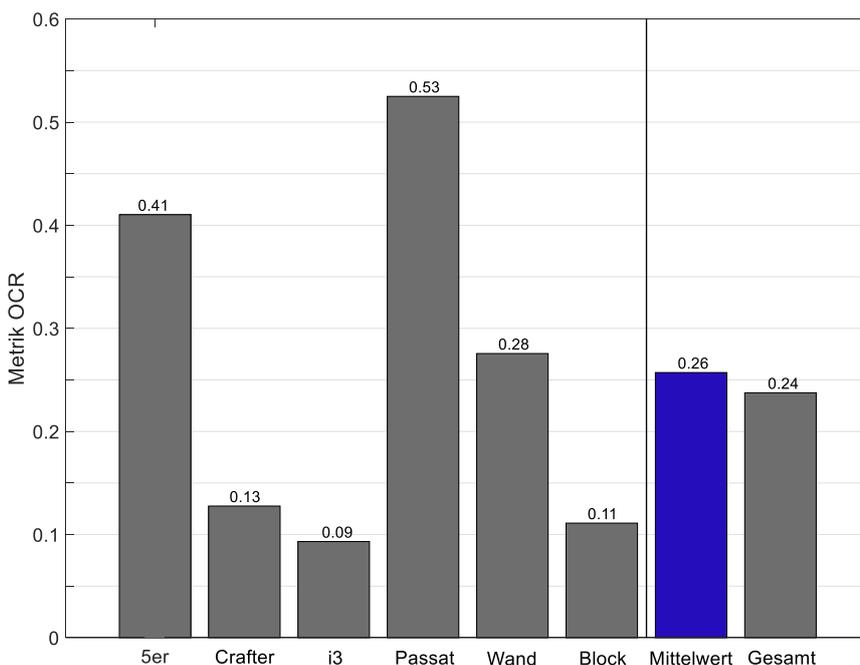


Abbildung 7-5: OCR einzelne Segmente im Vergleich zum OCR gesamte Szenarioumgebung

Es zeigt sich, dass der Mittelwert der Metriken der einzelnen Segmente in einer ähnlichen Größenordnung wie der Wert der Metrik bei Betrachtung der gesamten Szenarioumgebung liegt. Dies zeigt sich ebenfalls zu anderen Zeitpunkten des Szenarios und auch bei den anderen Metriken, die auf der Verwendung von OGs basieren. Die Ursache für diese Beobachtung liegt darin, dass die einzelnen Segmente zusammengesetzt den Großteil der Szenarioumgebung repräsentieren. Die Berechnung der Metriken für die gesamte Szenarioumgebung gibt also einen Gesamteindruck der Metriken der einzelnen Segmente und wird daher zur Beurteilung der einzelnen Fahrscenarien verwendet.

Aus Abbildung 7-5 ist des Weiteren zu entnehmen, dass die Metriken für die einzelnen Segmente jeweils unterschiedliche Werte annehmen. Eine mögliche Ursache dafür liegt einerseits darin, dass die Objekte jeweils unterschiedlich gut durch das Sensormodell erfasst werden. Andererseits hat aber auch die Genauigkeit der Positionierung der Objekte in der Simulation im Vergleich zur Realität einen großen Einfluss auf die Ergebnisse der Metriken für die einzelnen Segmente. Dies wird in Abschnitt 7.2.3 näher diskutiert.

Im Folgenden werden die Metriken im Verlauf der beiden Szenarien berechnet. Wie beschrieben wird dabei der gesamte vom Lidar-Sensor zum betrachteten Zeitpunkt wahrgenommene Teil der Szenarioumgebung betrachtet. Zu Beginn der Fahrscenarien sind alle statischen Objekte der Szenarioumgebung im Erfassungsbereich des Lidar-Sensors. Im Verlauf der Szenarien befinden sich immer weniger der statischen Objekte im Sichtbereich des Lidar-Sensors.

Dieser Sachverhalt ist in Abbildung 7-6 dargestellt. Links ist die simulierte Punktwolke zu Beginn von Szenario 1 dargestellt. Rechts ist die simulierte Punktwolke nach ca. 70% der gefahrenen Strecke dargestellt. Bei letzterer sind nur noch die Segmente „Block“ und „Wand“ (siehe Abbildung 7-4) zu erkennen. Die Ansicht ist jeweils von Oben und im fahrzeugfesten Koordinatensystem aufgetragen.

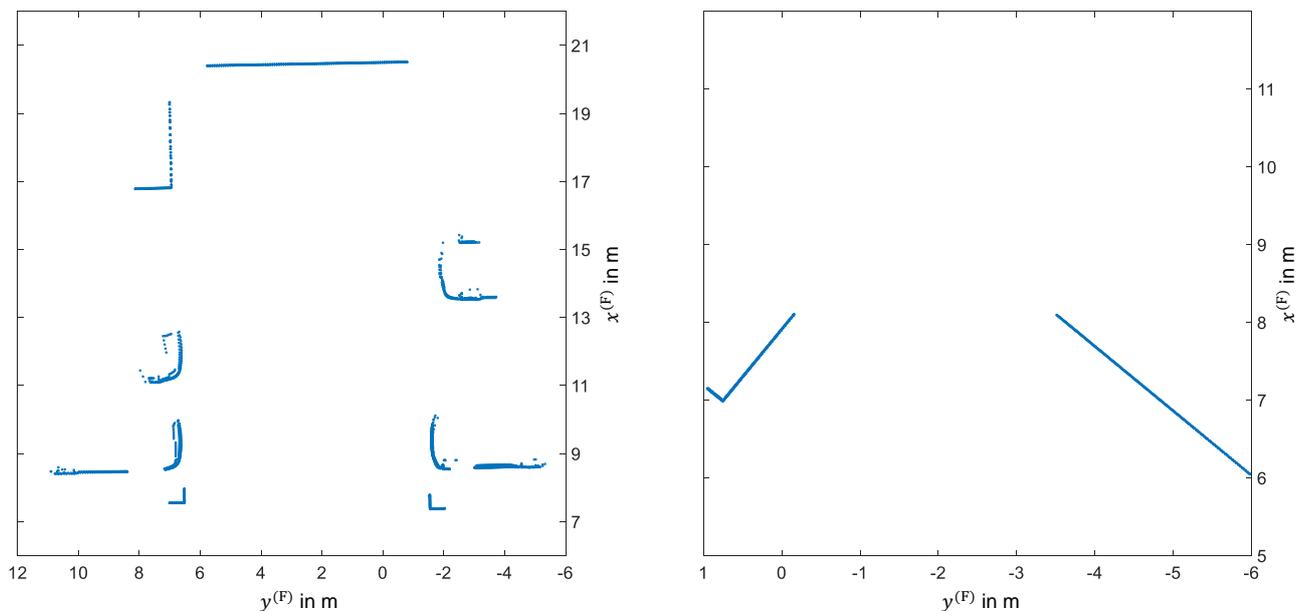


Abbildung 7-6: Punktwolke zu Beginn (links) und gegen Ende (rechts) – Szenario 1 (Ansicht von Oben)

Die Metriken FCR und UPDF werden bei den folgenden Betrachtungen nicht näher berücksichtigt, da sie, wie auch schon in Abbildung 7-3 zu erkennen ist, unabhängig vom betrachteten Ausschnitt

und der Zellgröße meist einen Wert nahe eins liefern und dementsprechend keinen Informationsgehalt haben. Bei der Auswertung werden diese Metriken dennoch mit beobachtet und auf Unregelmäßigkeiten überprüft, da sie zusätzliche Informationen zu den jeweiligen konträren Metriken OCR und OPDF liefern. So würde beispielsweise sowohl ein auf allen Zellen belegtes simuliertes OG, als auch ein mit dem realen OG komplett übereinstimmendes simuliertes OG den Wert $OCR = 1$ liefern. Das FCR würde im ersten Fall den Wert null, im zweiten Fall hingegen den Wert eins annehmen.

Abbildung 7-7 zeigt im oberen Diagramm die Metriken normierter OE, KKB, OCR und OPDF (Suchradius = eine Zellgröße) im Verlauf von Szenario 1. Dabei werden die Metriken ein Mal pro Sekunde während des Szenarios berechnet. Auf der Abszissenachse ist das Verhältnis der bereits gefahrenen Strecke zur maximal in diesem Szenario gefahrenen Strecke aufgetragen. Die Metriken werden nicht bis zum Ende der gefahrenen Strecke ($s/s_{max} = 1$) berechnet, da ab einem bestimmten Punkt des Szenarios kein relevantes Segment aus der Szenarioumgebung mehr im Sichtbereich des Lidar-Sensors ist. Die horizontalen Balken über dem Diagramm zeigen, welche Segmente zum jeweils betrachteten Zeitpunkt des Szenarios im Sichtbereich des Lidar-Sensors sind. Auf der rechten Ordinatenachse (Rot) ist die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs (v_{Ego}) aufgetragen. Das untere Diagramm zeigt den durchschnittlichen Abstand der Lidar-Sensoren zu allen im Sichtbereich der Lidar-Sensoren befindlichen Objekte. Die Abszissenachse des unteren Diagramms ist identisch mit der des oberen Diagramms.

3

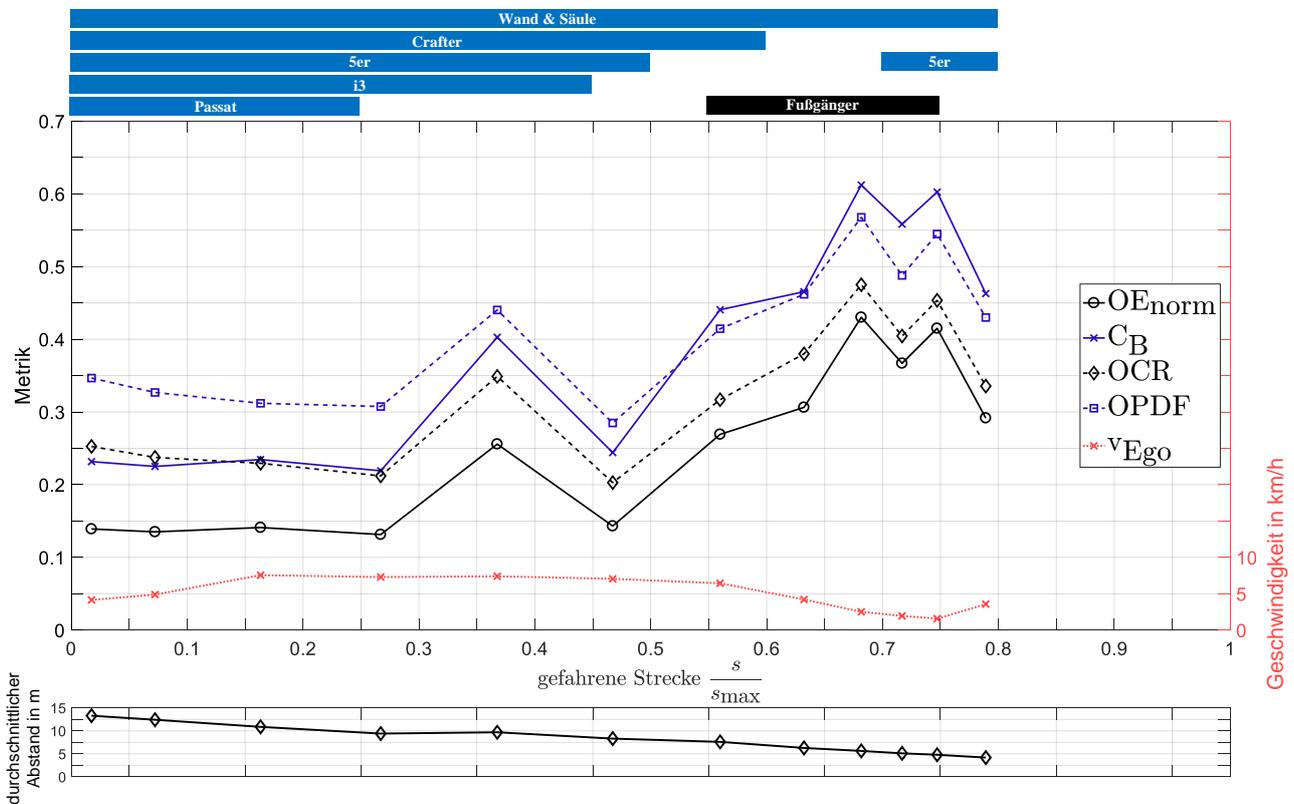


Abbildung 7-7: Metriken im Verlauf von Szenario 1

Abbildung 7-8 zeigt die zur vorherigen Abbildung zugehörigen Box-Plots. Die einzelnen Werte der Metriken im Verlauf von Szenario 1 sind in Tabelle A-2 im Anhang A.3 gelistet.

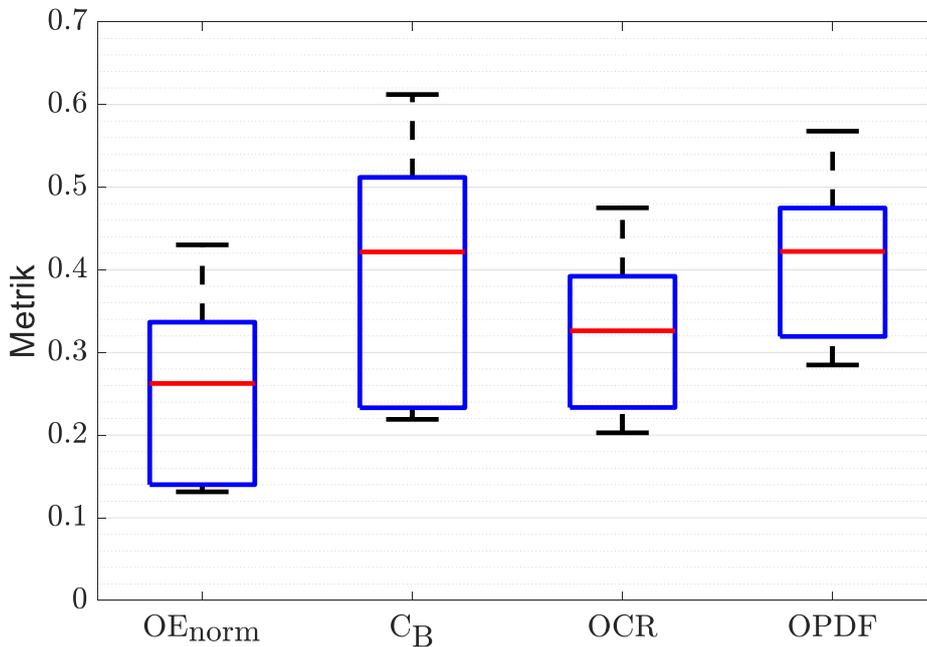


Abbildung 7-8: Box-Plots Metriken – Szenario 1

Der vier betrachteten Metriken verlaufen während des Szenarios ähnlich, jeweils in einer anderen Größenordnung. Die Metriken OPDF und KKB sind grundsätzlich größer als OCR und normierter OE. Letzterer weist die niedrigsten Werte auf. Die Werte der Metriken verbessern sich insgesamt gesehen im Verlauf des Szenarios. Eine mögliche Ursache für die Verbesserung der Metriken im Verlauf des Szenarios ist, dass gegen Ende des Szenarios nur noch die statischen Objekte „Wand“ und „Block“ im Sichtbereich des Lidar-Sensors sind, welche eine einfache und klar abgegrenzte geometrische Form haben. Dadurch ist die Ähnlichkeit zwischen den Objekten in Realität und Simulation groß. Eine weitere mögliche Ursache für die Verbesserung der Metriken zeigt sich bei Betrachtung des unteren Diagramms in Abbildung 7-7. Im Verlauf des Szenarios nimmt der durchschnittliche Abstand zu den im Sichtbereich der Sensoren befindlichen Objekten ab. Je geringer der Abstand zu den ausgemessenen Objekten ist, desto geringer ist der Effekt der Strahlaufweitung des realen Lidar-Strahls. Das Sensormodell berücksichtigt die Strahlaufweitung nicht. Von daher sind der reale und der simulierte Lidar-Strahl ähnlicher je näher das gemessene Objekt ist. Die Tendenz der Verbesserung der Metriken-Ergebnisse im Verlauf des Szenarios zeigt sich auch bei den auf Punktwolken basierenden Metriken Schwerpunkt-Distanz und Punktwolke-zu-Punktwolke-Distanz (siehe Tabelle A-2, Anhang A.3). Bei Letzterer ist zu beachten, dass sie nicht normiert ist und dementsprechend auch von der Anzahl der Punkte der realen und der simulierten Punktwolke abhängt, welche im Verlauf des Szenarios variiert. Die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs sinkt ab ca. 60% der gefahrenen Strecke, da dort der Fußgänger die Trajektorie des Fahrzeugs kreuzt und dieses dementsprechend zum Abbremsen gezwungen ist. Es ist nicht zu erkennen, dass die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs einen Einfluss auf die Ergebnisse der Metriken hat.

Abbildung 7-9 und Abbildung 7-10 zeigen analog zu Szenario 1 die Metriken bzw. die dazugehörigen Box-Plots im Verlauf von Szenario 2. Auch hier zeigt sich wie in Szenario 1 die Tendenz der Verbesserung der Metriken im Verlauf des Szenarios. Die möglichen Ursachen dafür sind die gleichen wie bei Szenario 1. Wie durch Vergleich der Box-Plots für Szenario 1 und Szenario 2 ersichtlich, ist der Median der Metriken in Szenario 1 in etwa 0,05 bis 0,1 höher als in Szenario 2. Die einzelnen Werte der Metriken im Verlauf von Szenario 2 sind in Tabelle A-3 im Anhang A.3 gelistet.

Der Bereich, in dem die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs nahe null ist, kennzeichnet den Zeitpunkt des Szenarios an dem der Fußgänger mit Einkaufswagen die Trajektorie des Ego-Fahrzeugs kreuzt und dieses dementsprechend zum Abbremsen gezwungen ist. Es ist nicht zu erkennen, dass die Geschwindigkeit des Ego-Fahrzeugs einen Einfluss auf die Ergebnisse der Metriken hat.

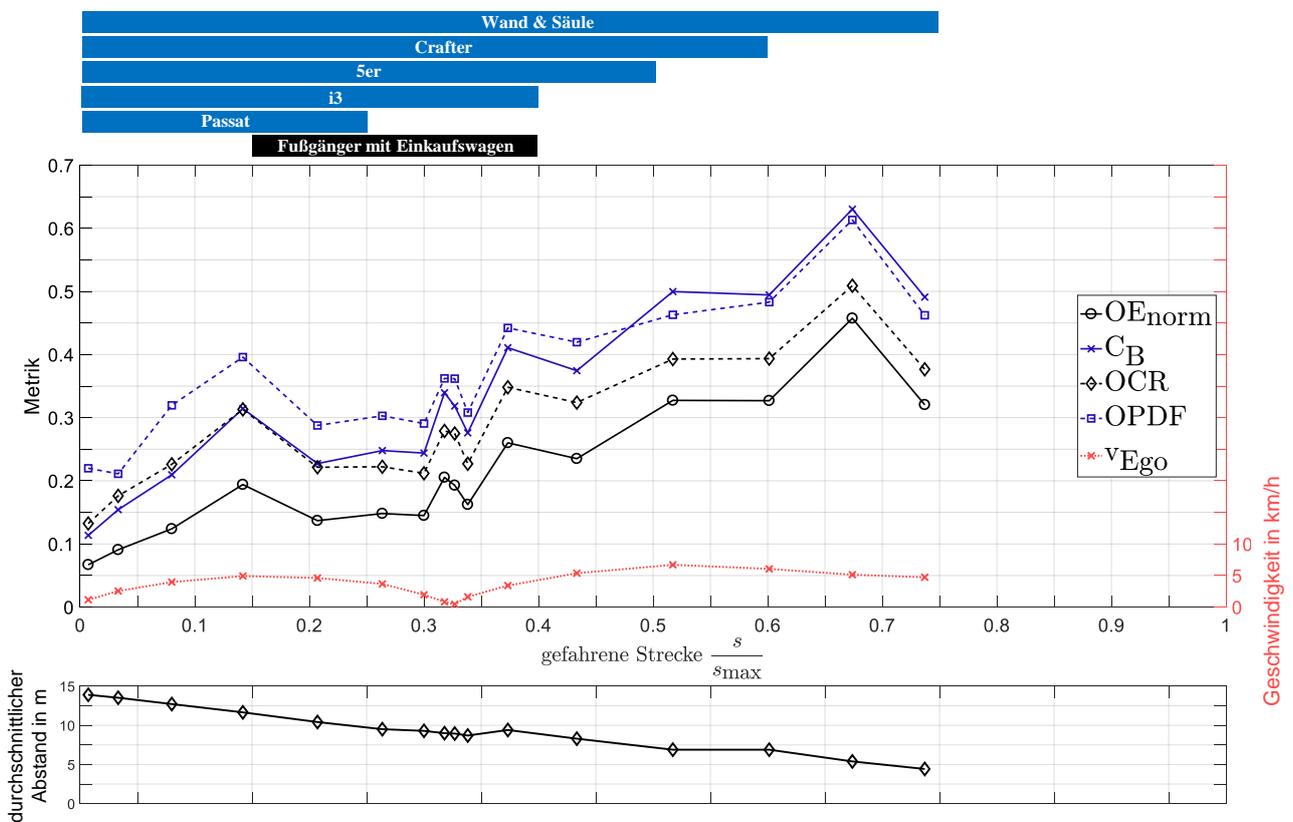


Abbildung 7-9: Metriken im Verlauf von Szenario 2

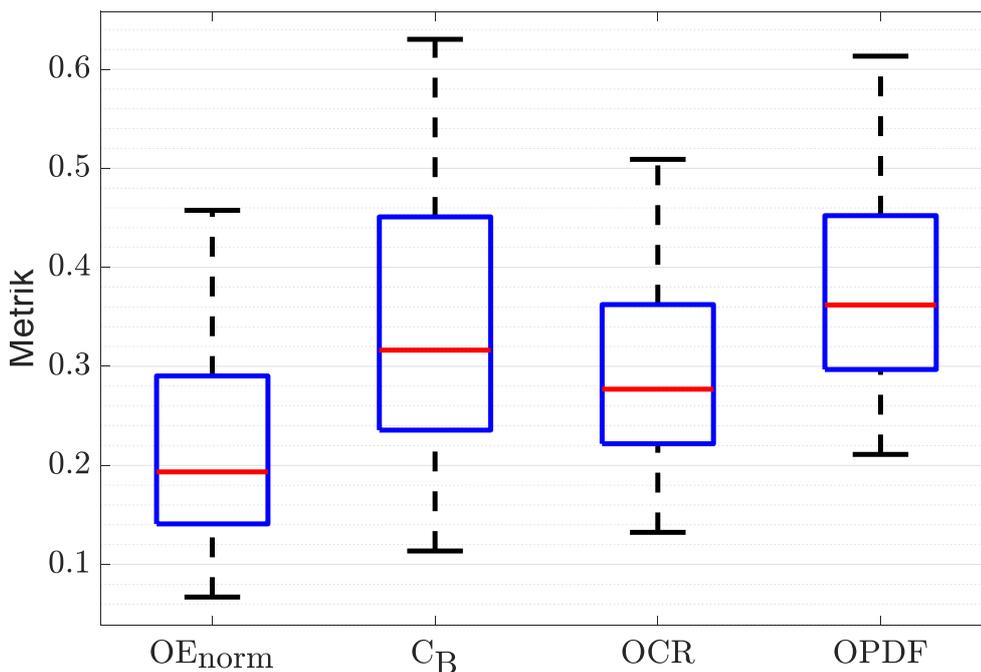


Abbildung 7-10: Box-Plots Metriken – Szenario 2

Die beiden Szenarien wurden in den realen Versuchen jeweils zweifach durchgeführt, um Unregelmäßigkeiten in den Ergebnissen zu erkennen. Die Auswertung hat gezeigt, dass der Verlauf der Metriken für die redundant ausgeführten Szenarien ähnlich zu den hier gezeigten Verläufen ist und die Metriken dabei in einer sehr ähnlichen Größenordnung liegen.

7.2.3 Visueller Vergleich der Punktwolken

In diesem Abschnitt werden die reale und simulierte Punktwolke der einzelnen Segmente der Szenarioumgebung visualisiert und miteinander verglichen. Anhand dessen wird bewertet, wie realitätsgetreu die Segmente vom Sensormodell in der virtuellen Umgebung erfasst werden. Dazu wird jeweils ein Zeitpunkt im Verlauf der Szenarien gewählt, in dem das betrachtete Segment bestmöglich im Sichtbereich des Lidar-Sensors ist. Alle in diesem Abschnitt dargestellten Punktwolken sind im fahrzeugfesten Koordinatensystem aufgetragen. Die linke Abbildung zeigt immer die reale Punktwolke. In der rechten Abbildung ist immer die simulierte Punktwolke dargestellt.

Zusätzlich wird bewertet, ob der beim Vergleich zwischen realer und simulierter Punktwolke entstandene visuelle Eindruck durch die Ergebnisse der Metriken bestätigt wird. Dazu wird beispielhaft die OCR-Metrik für jedes Segment im Verlauf von Szenario 1 betrachtet. Abbildung 7-11 zeigt für jedes Segment der Szenarioumgebung den Mittelwert der OCR-Metrik im Verlauf von Szenario 1. Die Segmente „Block“ und „Wand“ werden wegen der geometrischen Nähe der in den Segmenten enthaltenen Objekten gemeinsam betrachtet.

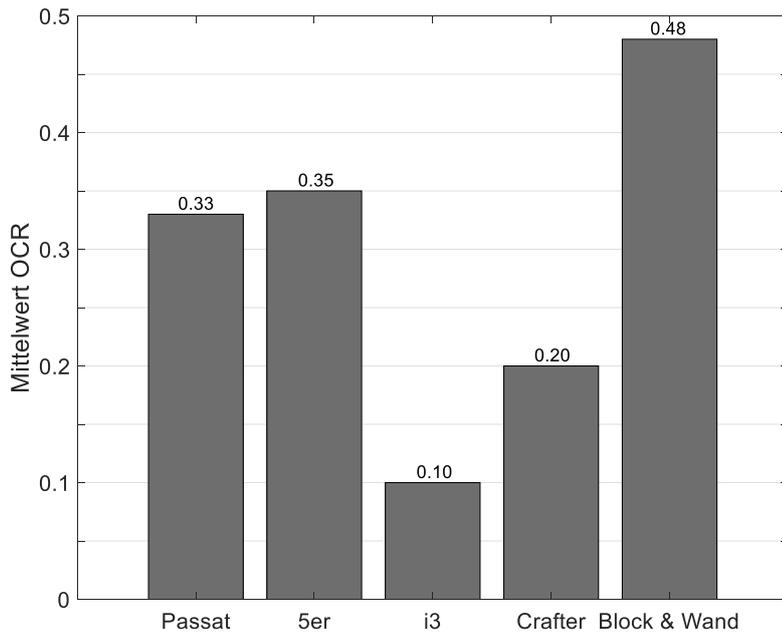


Abbildung 7-11: Mittelwert der OCR-Metrik der Segmente – Szenario 1

Die beispielhafte Betrachtung einer Metrik genügt, da die Metriken sehr ähnlich verlaufen und sich lediglich im Wertebereich unterscheiden, wie in den bisherigen Betrachtungen zu erkennen war.

Passat

In Abbildung 7-12 sind die Punktwolken für das Segment „Passat“ nach 2 Sekunden im Verlauf von Szenario 1 dargestellt. Die Ansicht erfolgt auf die vordere rechte Ecke des Fahrzeugs.

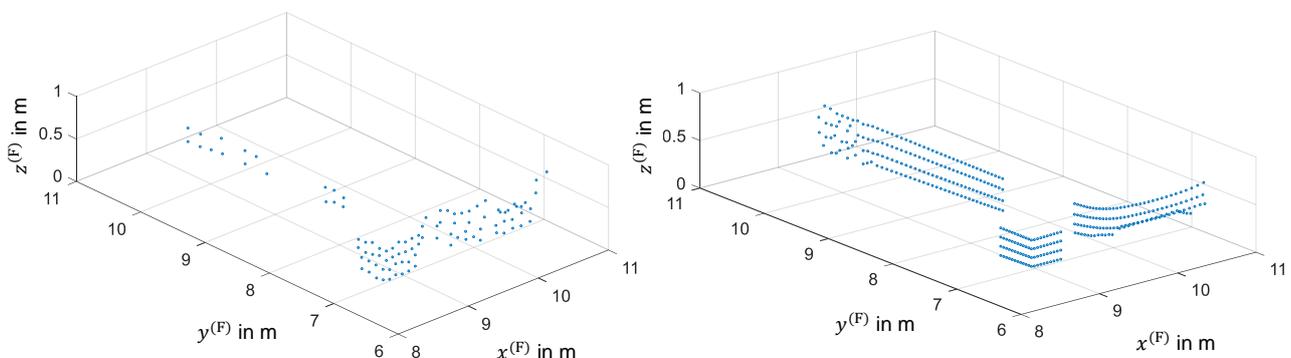


Abbildung 7-12: Punktwolken Segment „Passat“. Links: Reale Punktwolke, Rechts: Simulierte Punktwolke

Es zeigt sich, dass die Seite des Passats in der realen Punktwolke nur sehr unvollständig vom Lidar-Sensor erfasst wird, obwohl außer der Säule keine Sichtbehinderungen zwischen der Seite des Passats und dem Lidar-Sensor sind. Das Sensormodell bildet das Segment „Passat“ also nicht realitätsgetreu ab. Dieser Eindruck spiegelt sich jedoch nicht in den Werten der Metriken wider (siehe Abbildung 7-11). Der Mittelwert der OCR-Metrik für das Segment „Passat“ ist deutlich größer als der der Segmente „i3“ und „Crafter“.

i3

Abbildung 7-13 zeigt die Punktwolken für das Segment „i3“ nach 2 Sekunden im Verlauf von Szenario 1. Die Ansicht erfolgt auf die vordere linke Ecke des Fahrzeugs.

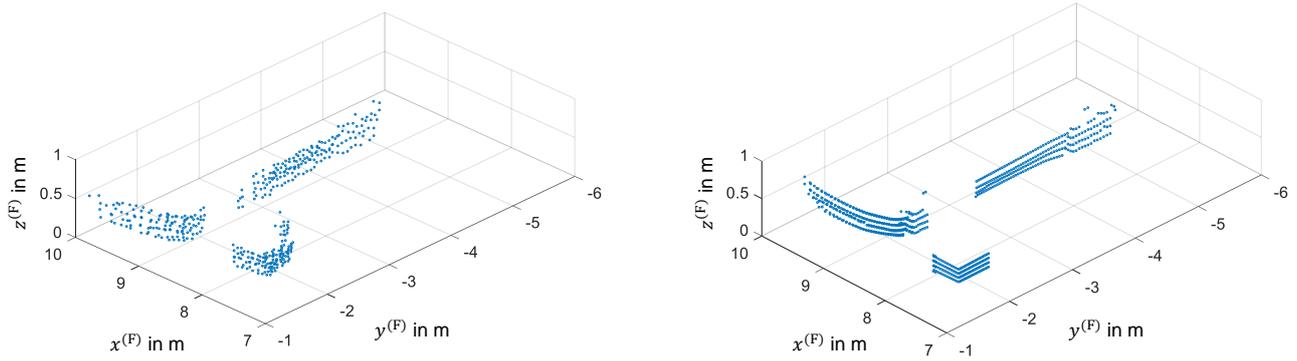


Abbildung 7-13: Punktwolken Segment „i3“. Links: Reale Punktwolke, Rechts: Simulierte Punktwolke

Es zeigt sich, dass das Segment „i3“ vom Sensormodell sehr realitätsgetreu abgebildet wird. Dieser Eindruck bildet sich jedoch nicht in den Metriken ab (siehe Abbildung 7-11). So sind beispielsweise für das Segment „Passat“ die Ergebnisse der Metriken im Verlauf der Szenarien deutlich höher als die für das Segment „i3“, obwohl der visuelle Vergleich der Punktwolken der Segmente das Gegenteil vermuten lässt. Eine mögliche Ursache dafür liegt darin, dass die Position und der Gierwinkel des BMW i3 im Weltkoordinatensystem im realen Versuch ungenauer gemessen wurden, als die des VW Passat. Die Verschiebung und die Verdrehung von Realität gegenüber Simulation, ist auch teilweise in Abbildung 7-13 zu erkennen. Dadurch liegen reale und simulierte Punktwolke beim Segment „Passat“ deutlich besser übereinander als beim Segment „i3“. Durch exemplarisches manuelles Verschieben und Verdrehen der realen Punktwolke des Segments „i3“ nach 2 Sekunden in Szenario 1, steigt der Wert der OCR-Metrik für das Segment „i3“ von 0,09 (siehe Abbildung 7-5) auf 0,61 an. Dieser Wert liegt, wie auch aus dem visuellen Vergleich der beiden Segmente zu vermuten war, über dem Wert der OCR-Metrik für das Segment „Passat“ zum gleichen Zeitpunkt (0,53). Dieses Beispiel zeigt, dass die Ergebnisse der Metriken stark durch einzelne Einflüsse, wie hier der Genauigkeit der Ausmessung der Position im realen Versuch, verändert werden können, welche nichts mit der Qualität des Sensormodells zu tun haben. Bei Minimierung dieser Einflüsse, wie hier durch das manuelle Verschieben und Verdrehen der Punktwolke, zeigt sich, dass die Metriken durch Verbesserung der Werte korrekt darauf reagieren.

5er

In Abbildung 7-14 sind die Punktwolken für das Segment „5er“ nach 8 Sekunden im Verlauf von Szenario 2 gezeigt. Die Ansicht erfolgt auf die vordere rechte Ecke des Fahrzeugs.

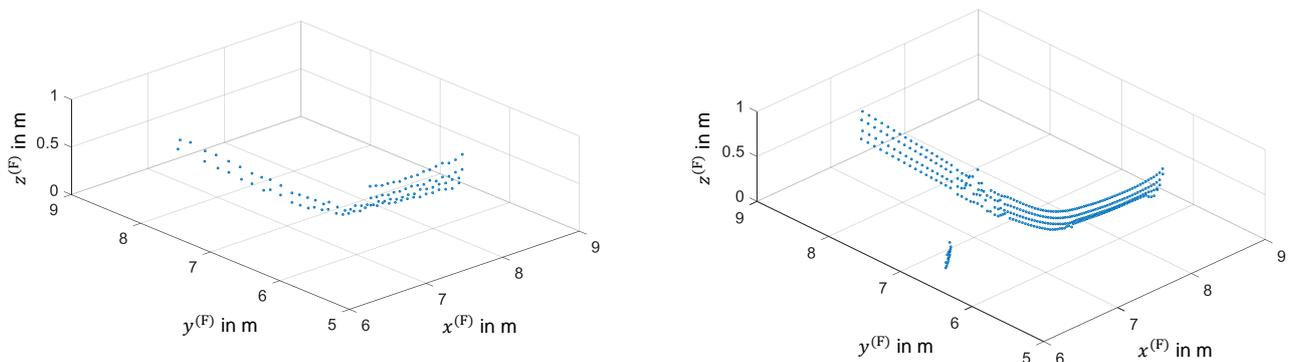


Abbildung 7-14: Punktwolken Segment „5er“. Links: Reale Punktwolke, Rechts: Simulierte Punktwolke

Es ist zu erkennen, dass die vom Sensormodell generierte simulierte Punktwolke der realen Punktwolke sehr ähnlich ist. Die bereits beim Segment „Passat“ beobachtete Tendenz, dass von der Seite des Fahrzeugs in der realen Punktwolke nur wenige Punkte vorhanden sind zeigt sich auch hier, jedoch nicht in dem Umfang wie beim Segment „Passat“. Die relativ ähnliche Abbildung der realen Punktwolke bestätigt sich durch vergleichsweise gute Werte der Metriken (siehe Abbildung 7-11).

Crafter

Abbildung 7-15 zeigt die Punktwolken für das Segment „Crafter“ nach 12 Sekunden im Verlauf von Szenario 2. Die Ansicht erfolgt auf die vordere linke Ecke des Fahrzeugs.

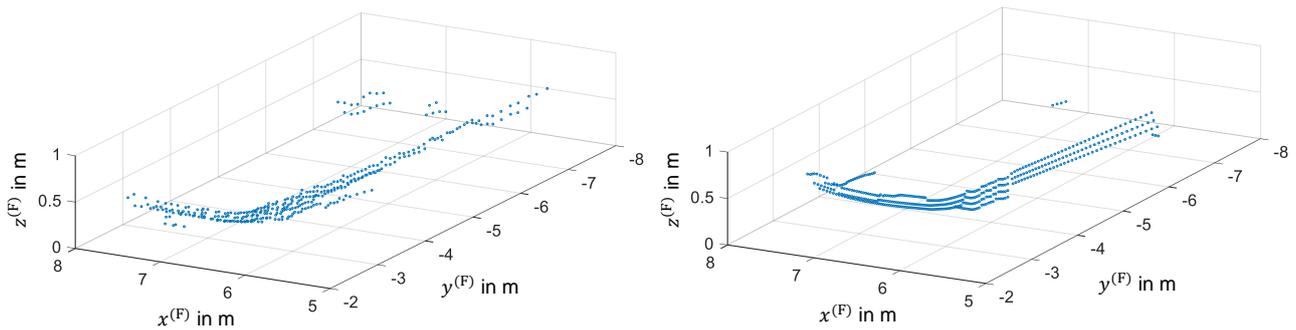


Abbildung 7-15: Punktwolken Segment „Crafter“. Links: Reale Punktwolke, Rechts: Simulierte Punktwolke

Es zeigt sich, dass die reale und simulierte Punktwolke sehr ähnlich sind. Dieser Eindruck spiegelt sich jedoch – ähnlich zum Segment „i3“ – nicht in den Ergebnissen der Metriken wider. Eine mögliche Ursache liegt auch hier in einer Verschiebung der simulierten Punktwolke gegenüber der realen Punktwolke, die aus der ungenauen Messung der Position des Crafters im realen Versuch resultiert.

Block und Wand

Die Segmente „Block“ und „Wand“ werden gemeinsam betrachtet, da sie beide die Form eines Quaders haben und nah beieinander liegen. In Abbildung 7-16 sind die Punktwolken der beiden Segmente nach 9 Sekunden in Szenario 1 dargestellt.

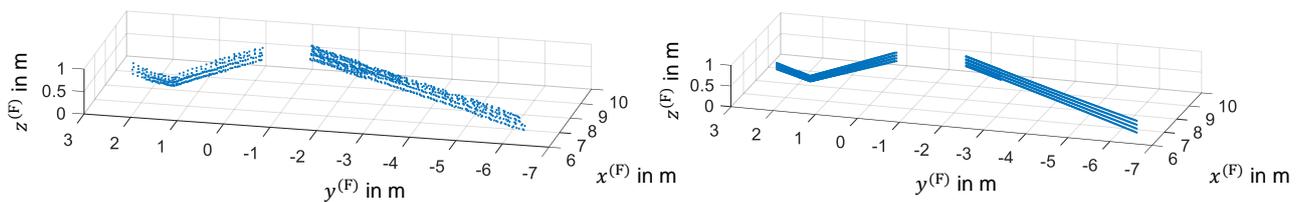


Abbildung 7-16: Punktwolken Segmente „Block“ und „Wand“. Links: Reale Punktwolke, Rechts: Simulierte Punktwolke

Es zeigt sich, dass die durch das Sensormodell erzeugte simulierte Punktwolke sehr ähnlich zu der realen Punktwolke ist. Dies zeigt sich auch in den Ergebnissen der Metriken (siehe Abbildung 7-5). Die Metriken für die beiden Segmente „Block“ und „Wand“ weisen im Vergleich zu den anderen Segmenten die besten Ergebnisse auf.

Fußgänger mit Einkaufswagen

Ein in Szenario 2 temporär vorhandenes Segment stellt der Fußgänger mit Einkaufswagen dar. Der Einkaufswagen wird in der Simulation als Quader modelliert, da in VTD kein Einkaufswagen implementiert ist. Der visuelle Vergleich der realen und simulierten Punktwolken, hat das Ziel zu zeigen, ob diese Modellierung die Realität ausreichend genau abbildet. Dazu sind in Abbildung 7-17 die reale (Oben) und die simulierte Punktwolke (Unten) zu dem Zeitpunkt in Szenario 2 dargestellt, an dem sich der Fußgänger mit Einkaufswagen frontal vor dem Fahrzeug befindet. Die Ansicht ist in der fahrzeugfesten $y^{(F)}$, $z^{(F)}$ -Ebene dargestellt. In der realen Punktwolke ist zu erkennen, dass der Einkaufswagen nur relativ wenig Reflexionspunkte besitzt. Besonders vom Eisenkäfig des Einkaufswagens werden nur wenige Lidar-Strahlen reflektiert, was neben der Beschaffenheit des Einkaufswagens aber auch vom vertikalen Erfassungsbereich der Lidar-Sensoren abhängt.

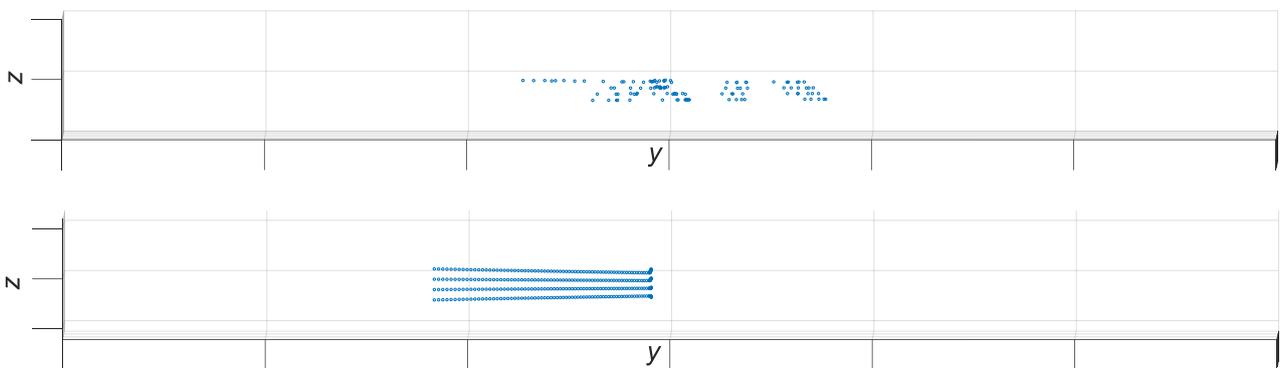


Abbildung 7-17: Punktwolken Fußgänger mit Einkaufswagen. Oben: Reale Punktwolke, Unten: Simulierte Punktwolke. Der simulierte Quader verfügt also über deutlich mehr Reflexionspunkte als der reale Einkaufswagen. Dies hat zur Folge, dass in der Simulation einige Bereiche von anderen statischen Objekten der Szenarioumgebung durch den Quader verdeckt werden, die in Realität nicht durch den Einkaufswagen verdeckt werden. Zusätzlich werden in der realen Punktwolke einige Punkte der – vom Fahrzeug aus gesehenen – hinteren Wand des Eisenkäfigs gemessen, was jedoch in der Simulation durch die Modellierung als undurchlässiger Quader nicht möglich ist.

Aus den genannten Gründen ist eine Modellierung eines Einkaufswagens als einfacher Quader in der Simulation nicht ausreichend. Es wäre erforderlich, ein 3D-CAD-Modell eines Einkaufswagens in VTD zu integrieren. Aufgrund der feinen Gitterstruktur des Eisenkäfigs, würde dieses Modell jedoch die Rechenleistung der meisten Rechner übersteigen. Somit ist eine simulationsbasierte Absicherung von Parkszenarien mit der Beteiligung eines Einkaufswagens derzeit nicht möglich.

8 Bewertung der Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die im vorherigen Kapitel berechneten Ergebnisse der Metriken anhand verschiedener Aspekte bewertet. In Abschnitt 8.1 wird darauf eingegangen, inwiefern die verwendete Methodik zur Erzeugung der realen und synthetischen Sensordaten einen Einfluss auf die Abweichungen dieser hat. Abschnitt 8.2 betrachtet den Einfluss der entwickelten Fahrscenarien auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten. Der Einfluss durch die Limitationen der verwendeten Simulationsumgebung auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten wird in Abschnitt 8.3 diskutiert. Die Bewertung des Sensormodells anhand der Ergebnisse der Metriken und dem visuellen Vergleich der realen und simulierten Punktwolken erfolgt in Abschnitt 8.4.

8.1 Einfluss der Methodik

Durch die Erstellung eines OG aus den Punktwolken wird eine Vereinfachung dieser vorgenommen, was Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten hervorruft. Die Vereinfachung wird durch Aufteilung der Umgebung in einzelne Zellen mit einer nicht-infinitesimalen Zellgröße gemacht. Weiterhin berücksichtigt das in dieser Arbeit verwendete OG nicht, wie viele Punkte in einer belegten Zelle enthalten sind. So hat beispielsweise sowohl eine Zelle, die einen Punkt beinhaltet, als auch eine Zelle, die 500 Punkte beinhaltet, den Belegungswert eins. Darüber hinaus wird die z-Koordinate aller Punkte der Punktwolke gleichgesetzt, sodass die Information der Höhe verloren geht.

Des Weiteren hat die dynamische Aufzeichnung der Messdaten der Fahrscenarien durch drei Faktoren einen Einfluss auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten.

Erstens ergibt sich durch die dynamische Aufzeichnung der Messdaten die Konsequenz, dass für die im vorherigen Abschnitt betrachteten Zeitpunkte der Szenarien jeweils nur ein Messscan des Lidar-Sensors für den Vergleich mit der simulierten Punktwolke zur Verfügung steht. Dadurch besteht nur die Möglichkeit, ein binäres OG mit den Belegungswerten null oder eins zu erzeugen. Alternativ wäre eine statische Durchführung der Fahrscenarien möglich. Dazu würden die Fahrscenarien jeweils zu einzelnen Zeitpunkten angehalten und aufgezeichnet werden. Die dynamischen Objekte sind dann für die Aufzeichnung stillstehend. Durch die statische Messung ist dann die Erstellung eines probabilistischen OGs möglich, da für jeden aufgezeichneten Zeitpunkt mehr als ein Messscan zur Verfügung steht. Die OGs der einzelnen Messscans werden dann zu einem OG zusammengelegt, wobei sich der Belegungswert einer Zelle des zusammengelegten OG als Mittelwert der einzelnen Belegungswerte der aus den einzelnen Scans erzeugten OGs ergibt. Dadurch ergeben sich Belegungswerte zwischen null und eins. Durch Betrachtung mehrerer Messscans im Vergleich zur Betrachtung von einem Messscan, würde die Zahl der insgesamt belegten Zellen im realen OG steigen. Dadurch würden auch die Metriken ansteigen, da durch die höhere Anzahl der belegten Zellen die Wahrscheinlichkeit steigt, dass eine Zelle des simulierten OG mit der des realen OG übereinstimmt.

Zweitens ergibt sich durch die dynamische Aufzeichnung der Messdaten eine zeitliche Ungenauigkeit zwischen den realen und den simulierten Fahrscenarien. Trotz der Übertragung der im realen Versuch aufgezeichneten Trajektorie in die Simulationsumgebung VTD, ist eine perfekte zeitliche Synchronisierung zwischen realem und virtuellem Versuch aufgrund von Messunsicherheiten nicht möglich. Somit werden bei Vergleich einer realen und simulierten Punktwolke zu einem festen Zeitpunkt nie die exakt gleichen Zeitpunkte aus Realität und Simulation betrachtet. Die daraus resultierende mögliche Abweichung der Punktwolken zeigt eine Beispielrechnung: Bei einer zeitlichen Abweichung zwischen realem und simulierten Fahrscenario von einem Lidar-Messscan ($f_{\text{Scan}} = 12,5 \text{ Hz}$, $\Delta t = 0,08 \text{ s}$) und einer durchschnittlichen Geschwindigkeit des Fahrzeugs von $4 \frac{\text{km}}{\text{h}}$ im Szenario, ergibt sich eine in diesem Zeitraum vom Fahrzeug gefahrene Strecke von 9 cm. Diese 9 cm wirken sich direkt auf die geometrische Abweichung zwischen realer und simulierter Punktwolke aus, was wiederum das Ergebnis der Metriken beeinflusst.

Drittens ergibt sich durch die dynamische Aufzeichnung eine Abweichung der vom Fahrzeug im virtuellen Szenario gefahrenen Trajektorie zur tatsächlich im realen Versuch gefahrenen Trajektorie. Diese entsteht erstens durch die Messungenauigkeiten des ADMA, der die Trajektorie des Fahrzeugs im realen Szenario aufzeichnet. Im optimalen Fall liegt diese bei 1 cm. Zweitens ergibt sich diese Abweichung durch das Ausmessen der Position des ADMA im fahrzeugfesten Koordinatensystem. Anhand dieser wird die gemessene Position des ADMA auf die Mitte der Fahrzeughinterachse transformiert. Der Fehler dieser Ausmessung wird zu 4 cm geschätzt. Drittens resultiert diese Abweichungen aus der Transformation der vom ADMA gemessenen GPS-Kugelkoordinaten in das kartesische VTD-Koordinatensystem. Die Abweichung der beiden Trajektorien wirkt sich direkt auf die Abweichung zwischen realer und simulierter Punktwolken aus, was eine Beeinflussung der Metriken zur Konsequenz hat.

Die Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten wird darüber hinaus durch die Messungenauigkeit beim Ausmessen der Positionen der einzelnen statischen Objekte der Versuchsumgebung bei Durchführung der realen Versuche beeinflusst. Anhand dieser Messwerte werden die Fahrzeuge im virtuellen Szenario platziert. Dementsprechend übertragen sich diese Ungenauigkeiten in die virtuelle Versuchsumgebung und führen zu geometrischen Abweichungen der realen und simulierten Punktwolke. Dass dieser Einfluss auf die Ergebnisse der Metriken sehr hoch sein kann, hat sich bei Betrachtung des Segments „i3“ im vorherigen Kapitel (Abschnitt 7.2.3) gezeigt.

Ein weiterer Faktor, der die Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten beeinflusst, ist die Unsicherheit der exakten Einbauposition der ibeo-Sensoren im Versuchsfahrzeug (siehe Abschnitt 7.2.1). Die Abweichung zwischen tatsächlicher und angenommener Einbauposition wurde in einer vorangegangenen Arbeit bei FZD experimentell geschätzt und dementsprechend in dieser Arbeit korrigiert. Dennoch ist weiterhin eine Abweichung des Gierwinkels zwischen realen und simulierten Punktwolken zu erkennen, welche eine Abweichung zwischen realer und simulierter Punktwolke zur Folge hat.

8.2 Einfluss der Fahrscenarien

Die Szenarioumgebung besteht aus vielen statischen Objekten. Die im vorherigen Abschnitt genannte Messgenauigkeit beim Ausmessen der Positionen der Objekte hat somit an vielen Stellen der Punktwolke eine Auswirkung auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten.

Die Beteiligung von dynamischen Fußgängern an den Fahrscenarien hat durch zwei Faktoren Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten zur Folge.

Erstens wird die Trajektorie der Fußgänger durch Zeitstoppen und Ausmessen von einzelnen Tropfen auf dem Boden ermittelt. Dadurch ergeben sich sowohl zeitliche als auch örtliche Unsicherheiten beim Übertragen der Trajektorie der Fußgänger in die Simulationsumgebung, welche sich auf die simulierte Punktwolke auswirken und eine Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten zur Folge haben.

Zweitens ist bei Messung eines dynamischen Objekts durch den Lidar-Sensor prinzipbedingt die Punktwolke breiter als das Objekt, da sich das Objekt während eines Messscans fortbewegt. In der Simulation ist dies nicht berücksichtigt. Dort wird die Umgebung für die Dauer des Messscans angehalten.¹⁰⁹ Aufgrund der geringen Geschwindigkeit der an den Szenarien beteiligten Objekten ist dieser Einfluss auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten jedoch sehr gering.

8.3 Einfluss der Limitationen der Simulationsumgebung

Der Einfluss auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten durch die Limitationen der Simulationsumgebung besteht hauptsächlich in der Darstellung der im realen Versuch beteiligten statischen und dynamischen Objekte in der Simulationsumgebung.

So sind die in Realität verwendeten Fahrzeuge VW Passat und BMW 535i nicht in VTD enthalten. Stattdessen wird in der Simulation das zu beiden Fahrzeugen geometrisch ähnlichste in VTD vorhandene Fahrzeug Audi A6 verwendet. Dadurch ergeben sich Abweichungen in den Abmessungen und der Form zwischen den in der Realität und in der Simulation verwendeten statischen Fahrzeugen, welche Auswirkungen auf Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten haben.

Darüber hinaus ist in der verfügbaren Version von VTD nur ein Modell eines Fußgängers enthalten, dessen Größe und Breite nicht einstellbar ist. Dieser führt auch keine Laufbewegung mit den Beinen aus, sondern „fährt“ nur über den Boden. Durch die geometrischen Unterschiede und das unterschiedliche Laufverhalten des Fußgängers, ergibt sich eine Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten. Es sei angemerkt, dass in der gegen Ende dieser Arbeit erschienenen Softwareversion des Simulationsprogramms (VTD 2.2) ein Fußgänger mit Laufbewegung der Beine implementiert ist.

Der im realen Versuch verwendete Einkaufswagen ist nicht in VTD implementiert. Als Ersatz wird ein einfacher Quader mit den Maßen des Einkaufswagens verwendet. Wie bei Visualisierung der

¹⁰⁹ Vgl. Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018), S. 615.

Punktwolken im vorherigen Kapitel (Abschnitt 7.2.3) zu erkennen ist, besitzt dieser deutlich mehr Reflexionspunkte als der in Realität verwendete Einkaufswagen. Somit wird er vom Sensormodell im simulierten Szenario deutlich früher als vom Lidar-Sensor im realen Szenario erkannt und verdeckt darüber hinaus andere Objekte in der Simulation, die in Realität nicht durch den Einkaufswagen verdeckt werden. Dies hat eine Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten zur Folge.

8.4 Einfluss und Bewertung des Sensormodells

In diesem Abschnitt werden zunächst die Limitationen des aktuellen Sensormodells genannt, die einen Einfluss auf die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten haben. Anschließend wird anhand der Ergebnisse der Metriken und dem visuellen Vergleich der realen und simulierten Punktwolken unter Berücksichtigung der in diesem Abschnitt genannten Einflüsse eine Bewertung des Sensormodells vorgenommen. Am Ende wird ein abschließendes Fazit zur Methode der simulationsbasierten Absicherung gegeben.

Der vom realen Sensor ausgesendete Lidar-Puls unterliegt dem Effekt der Strahlaufweitung, welcher beim Sensormodell nicht berücksichtigt ist. Die vom Sensormodell ausgesendeten Lidar-Pulse bleiben immer ideal punktförmig. Beispielsweise bei einer Entfernung von 10 m beträgt die Strahlaufweitung ca. 14 cm. Der reale Lidar-Puls hat dann also einen Durchmesser von 14 cm.

Das Sensormodell berücksichtigt keine Materialeigenschaften der Objekte der Umgebung. Dadurch werden die materialabhängigen Eigenschaften Transmission, Absorption und Reflektanz (siehe Abschnitt 5.1.2.3) nicht betrachtet, welche den Empfang des reflektierten Lidar-Pulses potenziell behindern. Die Simulationsumgebung VTD bietet durch die Möglichkeit, eine Materialdatenbank zu hinterlegen bereits die notwendigen Voraussetzungen für die Erweiterung des Sensormodells um die Berücksichtigung von Materialeigenschaften.

Weiterhin hat die geometrische Form der Objekte in der Simulation keinen Einfluss auf die Detektion des ausgesendeten Lidar-Pulses. Sobald der ausgesendete simulierte Lidar-Puls einen Punkt eines Objektes trifft, wird der Punkt als detektiert in der Punktwolke gespeichert. Es erfolgt keine Betrachtung des Rückweges in den Empfangszweig des Lidar-Sensors.

Darüber hinaus wird in der Simulation das Transmissionsverhalten der Atmosphäre nicht berücksichtigt. In Realität kommt es durch das Transmissionsverhalten der Atmosphäre zu Abschwächungen des ausgesendeten Lidar-Pulses.

Jeder der genannten Aspekte hat eine Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten zur Folge.

Eine Bewertung des Sensormodells anhand der Ergebnisse der Metriken ist zunächst aus drei Gründen schwierig. Erstens wurden nur zwei der berechneten Metriken (normierter OE und KKB) in der

Literatur – bei Schaermann et al.¹¹⁰ – im Kontext der Bewertung einer Lidar-Sensorsimulation erwähnt. Der Rest der verwendeten Metriken wurde jedoch in der Masterthesis von Huch¹¹¹ auf ihre Eignung für die Bewertung einer Lidar-Sensorsimulation überprüft. Die Ergebnisse dieser Arbeit bestätigen dies, da die angesprochenen Metriken ein ähnliches Verhalten wie die in der Literatur verwendeten Metriken normierter OE und KKB zeigen. Zweitens liegen keine Erfahrungswerte vor, welche Werte der Metriken eine gute Lidar-Sensorsimulation kennzeichnen. Drittens werden die Ergebnisse der Metriken durch die in den vorherigen Abschnitten erläuterten Einflüsse verändert, welche nicht auf die Qualität des Sensormodells zurückzuführen sind. Es ist schwierig abzuschätzen, in welchem Maß die Metriken durch diese Einflüsse verändert werden. Beispielsweise bei Betrachtung der Segmente „i3“ und „Crafter“ im vorherigen Kapitel (Abschnitt 7.2.3) hat sich gezeigt, dass der Einfluss der ungenauen Positionierung der Objekte in der Simulation einen sehr großen Einfluss auf die Ergebnisse der Metriken hat.

Aufgrund dessen ist eine Bewertung des Sensormodells anhand der Ergebnisse der Metriken nicht möglich.

Der visuelle Vergleich der realen und simulierten Punktwolken hat gezeigt, dass geometrisch einfache Formen (Segmente „Block“ und „Wand“) in der Simulation sehr realitätsgetreu vom Lidar-Sensor erfasst werden. Bis auf das Fahrzeug VW Passat wurden die Fahrzeuge der Szenarioumgebung (BMW i3, BMW 535i und VW Crafter) realitätsgetreu vom Sensormodell erfasst. Es hat sich gezeigt, dass in der simulierten Punktwolke tendenziell einige Punkte der Fahrzeuge gemessen werden, die nicht in der realen Punktwolke vorhanden sind. Mögliche Ursachen liegen in der Nichtberücksichtigung des Reflexionsverhaltens der Objekte, des Transmissionsverhaltens der Atmosphäre und der Materialeigenschaften der Objekte durch das Sensormodell. Die Beteiligung eines Einkaufswagens an einem der Fahrscenarien hat gezeigt, dass die Integration eines Einkaufswagens in ein simuliertes AVP-Szenario aktuell nicht möglich ist.

Es wurden die Limitierungen des aktuellen Sensormodells aufgezeigt. Vom durch den visuellen Vergleich der realen und simulierten Punktwolke gewonnenen Eindruck, wird der Großteil der Umgebung von AVP-Szenarien sehr realitätsgetreu durch das Sensormodell erfasst. Aufgrund der zahlreichen genannten Unsicherheiten, die einen Einfluss auf Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten haben, ist jedoch in der aktuellen Konfiguration derzeit keine simulationsbasierte Absicherung von AVP-Szenarien im Kontext des automatisierten Fahrens möglich. Das Ziel ist nun, den Einfluss dieser Faktoren zu minimieren. Dadurch ist die Erzeugung verlässlicher Erfahrungswerte für die Ergebnisse der Metriken möglich, welche Anhaltspunkte für die quantitative Bewertung einer Lidar-Sensorsimulation liefern.

¹¹⁰ Vgl. Schaermann, A. et al.: Validation of Vehicle Environment Sensor Models (2017), S. 409.

¹¹¹ Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018).

Die Methode der simulationsbasierten Absicherung von automatisierten Fahrfunktionen ist ein noch relativ junges Themengebiet. Dies zeigt sich an mehreren Stellen.

So gibt es nur sehr wenig Anbieter von Simulationssoftware, welche durch Schnittstellen erweiterbar ist, wie in diesem Fall durch Integration eigener Sensormodelle oder das Einlesen einer externen GPS-Trajektorie. Die verwendete Simulationsumgebung VTD in Kombination mit dem eigenen Sensormodell, hat sich als sehr fehleranfällig erwiesen, was eine sehr zeitintensive Simulationsphase zur Folge hatte. Die Abbildung der Realität in VTD war insgesamt betrachtet gut möglich.

Weiterhin gibt es in der Literatur bisher nur wenige Methodiken zum Vergleich von realen und synthetischen Lidar-Sensordaten. Bei den vorhandenen Metriken ist nicht vollständig geklärt, ob sie sich für den Vergleich von Lidar-Punktwolken eignen und es liegen dementsprechend auch keine Erfahrungswerte vor anhand denen eine Bewertung der Ergebnisse der Metriken möglich wäre.

Darüber hinaus existieren bei der in dieser Arbeit angewandten Methodik zum Vergleich von realen und synthetischen Sensordaten noch einige Faktoren, die eine Abweichung zwischen realen und synthetischen Sensordaten hervorrufen und das eigentliche Ziel – die Bewertung des Sensormodells – nur schwer möglich machen.

Es ist zu erkennen, dass das Themengebiet der simulationsbasierten Absicherung erst am Anfang steht und in Zukunft noch viele Anstrengungen notwendig sind, um das Ziel der Absicherung des automatisierten Fahrens auf virtuellem Weg zu erreichen.

9 Fazit und Ausblick

In dieser Bachelorthesis wurde ein vorhandenes Lidar-Sensormodell im Kontext von AVP-Szenarien bewertet. Dazu wurden relevante Fahrscenarien entwickelt, durch deren Durchführung in realen und virtuellen Versuchen reale bzw. synthetische Messdaten erzeugt wurden. Der Vergleich dieser ermöglichte eine Bewertung des Sensormodells.

Zu Beginn erfolgte die Definition des AVP als ein Use-Case des automatisierten Fahrens. Weiterhin wurden Grundlagen zum Messprinzip eines Lidar-Sensors und der Struktur einer Lidar-Sensorsimulation erläutert.

Die Umgebung für die realen Versuche stellte nach der Aufgabenstellung ein Parkhaus dar. Aufgrund der Eigenschaften dieser Umgebung war es für die identische Durchführung der entwickelten Fahrscenarien in realer und virtueller Umgebung notwendig, dass die Trajektorie des Ego-Fahrzeugs und der anderen beteiligten dynamischen Objekte während der realen Versuche ohne die Verwendung von GPS mit ausreichender Genauigkeit erzeugt wurde. Dies stellte den ersten Hauptteil dieser Arbeit dar.

Dazu erfolgten in einem ersten Schritt Literaturrecherche und Ideenfindung zu Ansätzen für die GPS-autarke Lokalisierung des Ego-Fahrzeugs. Diese wurden beschrieben und anhand von zwei Kriterien auf ihre Eignung für diese Arbeit bewertet. Es wurde einerseits die Realisierbarkeit bewertet, was den für die Umsetzung zu erwartenden Aufwand sowie die für die Umsetzung benötigte Technik umfasste. Andererseits wurde bewertet, ob die zu erwartende Genauigkeit des jeweiligen Ansatzes im festgelegten Zielbereich der Genauigkeit lag.

Es wurden zwei Ansätze ermittelt, die als im Rahmen dieser Arbeit realisierbar eingeschätzt wurden. Erstens wurde ein in der Arbeit als *Tropfsystem* bezeichnetes System entwickelt, welches mit einer stufenlos einstellbaren konstanten Frequenz Tropfen auf dem Boden hinterließ. Dieses wurde am Ego-Fahrzeug bzw. den anderen beteiligten dynamischen Objekten angebracht. Durch Ausmessen der einzelnen auf dem Boden hinterlassenen Tropfen war die Erzeugung der Trajektorie möglich. Zweitens wurde ein radbasierter Odometrie-Ansatz ermittelt, welcher die Position des Fahrzeugs ausgehend von einer bekannten Startposition anhand der Messung der Raddrehzahl der Hinterräder inkrementell berechnet hat.

In einem zweiten Schritt wurden die beiden Ansätze in Experimenten miteinander verglichen, um deren Genauigkeit zu bestimmen und zu entscheiden, ob sie geeignet für die Erzeugung der Trajektorie des Ego-Fahrzeugs waren.

Die Versuche haben gezeigt, dass die durch das Tropfsystem erzeugte Trajektorie unabhängig von der gefahrenen Strecke, eine mittlere Genauigkeit besaß, die im geforderten Genauigkeitsbereich lag. Der zur Ausmessung der einzelnen Tropfen erforderliche Aufwand war jedoch sehr hoch, weswegen eine Eignung für den Zweck der Trajektoriengenerierung nur bedingt gegeben war. Die durch das Odometrie-Modell berechnete Trajektorie zeigte eine mit der gefahrenen Strecke immer größer werdende Abweichung von der Referenztrajektorie. Die Ursachen hierfür lagen in der Nichtberücksichtigung einiger Effekte in der Modellierung, wie einem dynamischen Reifenradius, Schlupf und einer

unebenen Fahrbahn. Aufgrund dessen war dieser Ansatz nicht geeignet für den Zweck der Generierung einer Referenztrajektorie.

Anhand der Ergebnisse der Versuche wurde ein dritter Ansatz entwickelt, der die beiden davor verwendeten Ansätze kombinierte. Bei diesem wurde die Trajektorie des Odometrie-Modells durch einzelne mit dem Tropfsystem hinterlassene Tropfen korrigiert. Sobald im zeitlichen Verlauf der gefahrenen Strecke ein neuer Tropfen vorhanden war, wurde der Ausgangspunkt für die Berechnung des Odometrie-Modells auf die Position dieses Tropfens gelegt. Dadurch bestand die Möglichkeit, einen Drift der Odometrie-Trajektorie durch regelmäßige Korrekturen zu verhindern und die Tropffrequenz niedriger zu wählen. Die Genauigkeit dieses kombinierten Ansatzes lag in einer ähnlichen Größenordnung, wie der Ansatz des Tropfsystems und somit im Zielbereich der Genauigkeit.

Eine weitere Verbesserung der Genauigkeit der Odometrie-Trajektorie wäre durch eine Erweiterung des aufgestellten Modells möglich. Beispielsweise im Odometrie-Modell aus der Masterthesis von Hellwig¹¹² kommt ein Extended Kalman Filter (EKF) zum Einsatz, der zur Schätzung der Position des Fahrzeugs neben der Raddrehzahl, den Lenkradwinkel und die Gierrate berücksichtigt. Das Tropfsystem wurde in dieser Arbeit auf Basis eines krankenhausüblichen Infusionssystems entwickelt. Durch Konstruktion einer eigenen Apparatur wären Verbesserungen hinsichtlich der Konstanz der Tropffrequenz und der Anbringung am Fahrzeug möglich.

Im zweiten Hauptteil dieser Arbeit wurden zunächst AVP-Fahrszenarien entwickelt. Bei Entwicklung dieser wurde einerseits darauf geachtet, dass eine für das AVP typische Umgebung erzeugt wurde und andererseits anspruchsvolle Bedingungen für den Lidar-Sensor geschaffen wurden. Letzteres wurde durch Betrachtung des Einflusses von verschiedenen Aspekten auf die Funktionsfähigkeit eines Lidar-Sensors ermittelt. Zu jedem dieser Aspekte erfolgte eine Einschätzung zur Kritikalität bezüglich einer AVP-Umgebung. Aus dieser Betrachtung ergab sich, dass die Verdeckung von anderen an den Szenarien beteiligten dynamischen Objekten (z.B. Fußgänger) durch statische Hindernisse der Umgebung ein besonders kritischer Aspekt war. Von daher lag der Fokus der entwickelten Fahrszenarien auf diesem Aspekt. Die Einschätzung zur Kritikalität der Aspekte erfolgte in dieser Arbeit nur qualitativ. Eine Quantifizierung der Kritikalität der verschiedenen Aspekte anhand von Versuchen wäre eine Verbesserung dieser Methodik.

Die Fahrszenarien wurden in Realität mit einem mit Lidar-Sensorik ausgestatteten Versuchsfahrzeug durchgeführt. Dabei wurde eine typische AVP-Szenarioumgebung auf dem Parkplatz des August-Euler-Flugplatzes in Griesheim nachgestellt. Die virtuelle Durchführung der Fahrszenarien erfolgte in der Simulationsumgebung VTD mit einem virtuellen Versuchsfahrzeug, das mit dem zu bewertenden Lidar-Sensormodell ausgestattet war. Aufgrund der Nachbildung einer AVP-Umgebung, wies diese eine relativ einfache Struktur auf. Eine Verbesserung ist in Zukunft möglich durch die Wahl einer komplexeren AVP-Umgebung, welche noch mehr statische Objekte enthält, wie beispielsweise ein Parkhaus.

¹¹² Vgl. Hellwig, S.: Masterthesis, Development of a Radar SLAM Algorithm (2018), S. 19–22.

Die dadurch generierten realen und synthetischen Lidar-Messdaten wurden in zwei Schritten auf der Verarbeitungsebene der Punktwolken auf ihre Übereinstimmung verglichen. Erstens wurden verschiedene Metriken vorgestellt, die die Übereinstimmung zwischen einer realen und einer simulierten Punktwolke in einem Zahlenwert ausdrücken. Diese Metriken wurden im Verlauf der Fahrszenarien berechnet. Es hat sich eine Verbesserung der Metriken im Verlauf der Szenarien gezeigt, was eine größere Übereinstimmung zwischen realer und simulierter Punktwolke implizierte. Eine mögliche Ursache dafür lag darin, dass gegen Ende der Szenarien nur noch weniger und geometrisch einfachere Objekte im Sichtbereich des Lidar-Sensors waren. Diese Objekte wurden aufgrund ihrer geometrisch einfachen Formen in der Simulation sehr realitätsgetreu dargestellt. Weiterhin hat sich gezeigt, dass sich die Metriken im Verlauf der Szenarien ähnlich verhielten und sich nur durch den Wertebereich unterschieden. In Zukunft würde also eine Betrachtung einer dieser Metriken genügen, wenn Erkenntnisse über die quantitative Beurteilung der verschiedenen Metriken vorliegen. Zweitens wurden die realen und simulierten Punktwolken der einzelnen Segmente der Szenarioumgebung visuell verglichen. Anhand dessen wurde beschrieben, wie realitätsgetreu die statischen Objekte in der simulierten Punktwolke vom Sensormodell erfasst wurden und es wurde verglichen, ob sich der Eindruck des visuellen Vergleichs in den Ergebnissen der Metriken für das jeweilige Segment widerspiegelt hat. Dabei hat sich gezeigt, dass der Großteil der in der Szenarioumgebung verwendeten Autos realitätsgetreu durch das Sensormodell abgebildet wurde. Die Metriken haben teils zu diesem Eindruck widersprüchliche Ergebnisse erzeugt, was möglicherweise auf eine ungenaue Positionierung einiger Objekte in der Simulationsumgebung zurückzuführen war, welche aus ungenauen Messungen im realen Versuch resultierte.

Im letzten Schritt wurden die Ergebnisse des Vergleichs von realen und synthetischen Sensordaten bewertet. Dabei wurden zuerst verschiedene Einflüsse betrachtet, die Abweichungen zwischen realen und synthetischen Sensordaten zur Folge hatten, aber nicht auf das Sensormodell zurückzuführen waren. Diese ergaben sich aus der in dieser Arbeit angewandten Methodik, den Eigenschaften der Fahrszenarien und den Limitationen der Simulationsumgebung. Alle diese Einflüsse verfälschten die Ergebnisse der Metriken und erschwerten eine Beurteilung des Sensormodells anhand dieser. Aufgrund dessen ist das Ziel bei zukünftigen Messungen, diese Einflüsse zu minimieren. Besonders die Durchführung von vielen statischen Messungen, statt der in dieser Arbeit verwendeten Methode einer dynamischen Messung, stellt eine Maßnahme dar, die Verbesserungspotential hinsichtlich der Minimierung einiger Einflüsse bietet. Außerdem hat sich gezeigt, dass es sehr wichtig ist, die Positionen der Objekte im realen Versuch mit hoher Genauigkeit zu erfassen, um Fehler in der Positionierung der Objekte in der Simulation möglichst gering zu halten.

Eine Bewertung des Sensormodells anhand der Metriken wurde aufgrund von fehlenden Erfahrungswerten im Kontext einer Lidar-Sensorsimulation und den zahlreichen nicht durch das Sensormodell bedingten Einflüssen nicht vorgenommen. Der visuelle Vergleich der Punktwolken ließ darauf schließen, dass viele Objekte durch das Sensormodell realitätsgetreu abgebildet wurden. Mit den derzeitigen Randbedingungen war eine simulationsbasierte Absicherung von AVP-Szenarien mit dem vorhandenen Lidar-Sensormodell nicht möglich.

Anhang

A.1 Technische Daten ibeo LUX 2010 Lidar-Sensor

Tabelle A-1: Technische Daten *ibeo LUX 2010*¹¹³

Anzahl Scanebenen	4
Reichweite	200 m
Genauigkeit	4 cm
Horizontale(r) Öffnungswinkel/Winkelauflösung	85° bzw. 110° (−60° bis +50°) /0,125° – 0,5°
Vertikale(r) Öffnungswinkel/Winkelauflösung	3,2°/0,8°
Drehfrequenz	12,5/25/50 Hz
Wellenlänge	905 nm
Masse	< 1000 g
Abmessungen	88 × 164,5 × 93,2 mm

A.2 Manhattan-Distanz

Die Manhattan-Distanz zweier Punkte $a = (x_1, y_1)$ und $b = (x_2, y_2)$ ist zu:

$$d_{\text{Man}}(a, b) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (\text{A-1})$$

definiert.¹¹⁴

Abbildung A-1 zeigt die Manhattan-Distanz (durchgezogene Linie) der beiden Punkte a und b im Vergleich zur euklidischen Distanz (gestrichelte Linie) der Punkte a und b .

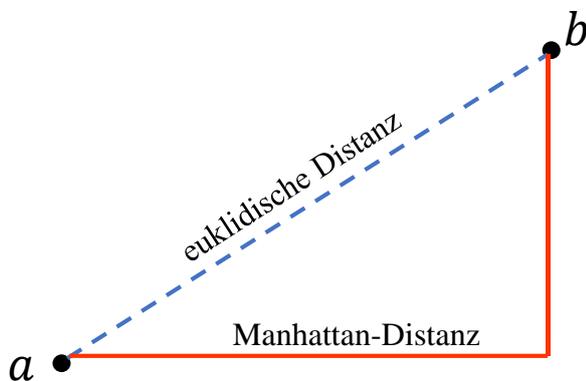


Abbildung A-1: Vergleich von Manhattan-Distanz und euklidischer Distanz

¹¹³ Vgl. Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012), S. 14 - 2.

¹¹⁴ Vgl. Malkauthekar, M. D.: Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance Measure In Face Recognition (2014), S. 503.

A.3 Ergebnisse der Metriken

Tabelle A-2 zeigt die Ergebnisse der Metriken im Verlauf von Szenario 1. Der jeweils beste Wert einer Metrik ist fett markiert.

Tabelle A-2: Metriken Szenario 1 – „Kreuzender Fußgänger“, Zellgröße 0,04 m

Vergangene Zeit t_{Szenario}	Gefahrene Strecke $\frac{s}{s_{\text{max}}}$	Metrik					
		OE_{norm}	C_B	OCR	$OPDF$ ($r = 0,04 \text{ m}$)	d_{PP}	d_S
1 s	0,02	0,139	0,232	0,253	0,347	461 m	0,42 m
2 s	0,07	0,135	0,225	0,238	0,327	505 m	0,62 m
3 s	0,16	0,141	0,235	0,229	0,312	619 m	0,59 m
4 s	0,27	0,131	0,219	0,212	0,308	379 m	1,42 m
5 s	0,37	0,256	0,403	0,349	0,440	519 m	1,80 m
6 s	0,47	0,143	0,244	0,203	0,285	302 m	1,69 m
7 s	0,56	0,269	0,441	0,317	0,415	521 m	0,86 m
8 s	0,63	0,306	0,465	0,380	0,462	476 m	1,01 m
9 s	0,68	0,430	0,612	0,475	0,568	146 m	0,51 m
10 s	0,72	0,367	0,558	0,404	0,488	198 m	0,77 m
11 s	0,75	0,415	0,602	0,454	0,545	97 m	1,08 m
12 s	0,79	0,292	0,463	0,336	0,430	92 m	0,89 m
Mittelwert		0,252	0,392	0,321	0,410	360 m	0,97 m

Tabelle A-3 zeigt die Ergebnisse der Metriken im Verlauf von Szenario 2. Der jeweils beste Wert einer Metrik ist fett markiert.

Tabelle A-3: Metriken Szenario 2 – „Parkplatzfahrt“, Zellgröße 0,04 m

Vergan- gene Zeit t_{Szenario}	Gefah- rene Strecke $\frac{s}{s_{\text{max}}}$	Metrik					
		OE_{norm}	C_B	OCR	$OPDF$ ($r = 0,04 \text{ m}$)	d_{PP}	d_S
1 s	0,01	0,067	0,114	0,132	0,220	511 m	0,89 m
2 s	0,03	0,091	0,154	0,176	0,211	586 m	0,92 m
3 s	0,08	0,124	0,210	0,226	0,320	664 m	0,71 m
4 s	0,14	0,194	0,314	0,313	0,396	705 m	1,04 m
5 s	0,21	0,137	0,227	0,221	0,288	814 m	0,52 m
6 s	0,26	0,148	0,248	0,222	0,303	795 m	1,18 m
7 s	0,30	0,145	0,244	0,212	0,291	717 m	1,10 m
8 s	0,32	0,205	0,339	0,279	0,362	440 m	1,24 m
9 s	0,33	0,193	0,318	0,275	0,362	404 m	1,76 m
10 s	0,34	0,162	0,276	0,227	0,308	382 m	2,01 m
11 s	0,37	0,260	0,411	0,348	0,442	492 m	1,76 m
12 s	0,43	0,235	0,374	0,324	0,420	265 m	1,25 m
13 s	0,52	0,327	0,500	0,393	0,463	201 m	1,31 m
14 s	0,60	0,327	0,494	0,394	0,483	318 m	0,84 m
15 s	0,67	0,457	0,630	0,509	0,613	138 m	0,37 m
16 s	0,74	0,320	0,491	0,377	0,462	141 m	0,95 m
Mittelwert		0,212	0,334	0,289	0,371	473 m	1,12 m

A.4 Zeitplan

	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10	W11	W12	W13	W14	W15	W16	W17	W18	W19	W20	
	16.10	22.10	29.10	05.11	12.11	19.11	26.11	03.12	10.12	17.12	24.12	31.12	07.01	14.01	21.01	28.01	04.02	11.02	18.02	25.02	
Bachelorthesis 1333/18 Moritz Berghöfer																					
Einarbeitung: - Literaturrecherche Lidar, Valet Parking - Einarbeitung VTD - Einarbeitung Metriken - Ausarbeitung schreiben																					
Trajektorienbestimmung: - Recherche zu Lokalisierungsansätzen - Realisierung möglicher Ansätze - Vergleich und Bewertung möglicher Ansätze in Versuchen - Ausarbeitung schreiben																					
Experimente & Simulation - Entwurf von AVP-Szenarien - Versuchsplanung - Durchführung Experimente - Durchführung Simulation - Auswertung der Messdaten - Ausarbeitung schreiben																					
Ausarbeitung - Fehlende Kapitel schreiben																					
Kontrolle - Endkontrolle - Vorkorrektur - Nacharbeiten - Zeitpuffer - Abgabe																					

Abbildung A-2: Zeitplan, Oben/Grau: Geplant, Unten/Rot: Tatsächlich

Literaturverzeichnis

AB Dynamics MF Japan: Ibeo LUX 2010 (2017)

AB Dynamics MF Japan: Ibeo LUX 2010; <http://www.abd-mf-jp.com/item/ibeo/>, 2017, Zugriff 12.11.2018

Allen, J. W.; Bevly, D. M.: Relating Vision Measurements To Global Navigation Satellite Systems (2010)

Allen, John W.; Bevly, David M.: Relating Local Vision Measurements To Global Navigation Satellite Systems Using Waypoint Based Maps, in: IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS), 2010, IEEE, Piscataway, NJ, 2010

Altinger, H. et al.: Pilotiertes Parken im Parkhaus (2013)

Altinger, Harald; Schuller, Florian; Reich, Andreas; Mueller-Bessler, Bernahrd: Pilotiertes Parken im Parkhaus, in: VDI-Berichte, 2013

Bailey, B. N.; Ochoa, M. H.: Tree reconstruction using LiDAR point cloud data (2018)

Bailey, Brian N.; Ochoa, Miguel H.: Semi-direct tree reconstruction using terrestrial LiDAR point cloud data, in: Remote Sensing of Environment, Jahrgang 208, S. 133–144, 2018

Balzer, P.: Rotationsmatrix erklärt in DIN70000 ZYX Konvention (2014)

Balzer, Paul: Rotationsmatrix und Quaternion einfach erklärt in DIN70000 ZYX Konvention; <https://www.cbcity.de/tutorial-rotationsmatrix-und-quaternion-einfach-erklart-in-din70000-zyx-konvention>, 2014, Zugriff 17.12.2018

Banzhaf, H. et al.: The Future of Parking (2017)

Banzhaf, Holger; Nienhuser, Dennis; Knoop, Steffen; Zollner, J. M.: The Future of Parking: A Survey on Automated Valet Parking with an Outlook on High Density Parking, in: 28th IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, Piscataway, NJ, 2017

Bengler, K. et al.: Three Decades of Driver Assistance Systems (2014)

Bengler, Klaus; Dietmayer, Klaus; Farber, Berthold; Maurer, Markus; Stiller, Christoph; Winner, Hermann: Three Decades of Driver Assistance Systems: Review and Future Perspectives, in: IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine (4), Jahrgang 6, S. 6–22, 2014

BMW: Forschungsprojekt PEGASUS

Bundesministerium für Wirtschaft und Energie: Forschungsprojekt PEGASUS; <https://www.pegasusprojekt.de/de/about-PEGASUS>, Zugriff 29.10.2018

Boersch, I.: Navigation mobiler Systeme (2014)

Boersch, Ingo: Navigation mobiler Systeme, Lehrveranstaltung Autonome Mobile Systeme, Technische Hochschule Brandenburg, 2014

Bootz, A. et al.: Fahrwerk (2016)

Bootz, Andreas; Gruber, Steffen; Holtschulze, Jens; Kroiss, Hugo; Kunze, Klaas; Müller, Roman; Pauly, Axel; Remfrey, James; Rieger, Hansjörg; Sagan, Erich; Schwarz, Martin; Seethaler, Ludwig; Sandler, Jan; Strobl, Hubert; Unterstraßer, Thomas; Volk, Heiner: Fahrwerk, in: Pischinger, Stefan; Seiffert, Ulrich (Hrsg.): Vieweg Handbuch Kraftfahrzeugtechnik, ATZ / MTZ-Fachbuch, 8. Auflage, Springer Vieweg, Wiesbaden, 2016

Bouchard, K. et al.: Evaluation of Bluetooth Beacons Behavior (2016)

Bouchard, Kevin; Ramezani, Ramin; Arjun; Naeim, Arash: Evaluation of Bluetooth Beacons Behavior, in: Chakrabarti, Satyajit; Saha, Himadri N. (Hrsg.): 2016 IEEE 7th Annual Ubiquitous Computing, Electronics Mobile Communication Conference (UEMCON), IEEE, Piscataway, NJ, 2016

Bruning, S. et al.: Cooperative Positioning with MagicMap (2007)

Bruning, Stefan; Zapotoczky, Johannes; Ibach, Peter; Stantchev, Vladimir: Cooperative Positioning with MagicMap, in: Kaiser, Thomas (Hrsg.): 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, 2007, Hannoversche Beiträge zur Nachrichtentechnik 0 Nr. 4, IEEE Service Center, Piscataway, NJ, 2007

Bug, D. D.: Masterthesis, Concepts for Simultaneous Localization and Mapping (2018)

Bug, David D.: Comparison and Evaluation of Concepts for Simultaneous Localization and Mapping in the Context of Autonomous Driving, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

Cacilo, A. et al.: Hochautomatisiertes Fahren auf Autobahnen (2015)

Cacilo, Andrej; Schmidt, Sarah; Wittlinger, Philipp; Herrmann, Florian; Bauer, Wilhelm; Sawade, Oliver; Doderer, Hannes; Hartwig, Matthias; Scholz, Volker: Hochautomatisiertes Fahren auf Autobahnen - industriepolitische Schlussfolgerungen: Dienstleistungsprojekt 15/14, Studie im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie (BMWi), Fraunhofer IAO, Stuttgart, 2015

Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN 5036 (1978)

Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN 5036: Strahlungstechnische und lichttechnische Eigenschaften von Materialien, Beuth Verlag, Berlin, 1978

Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN ISO 8855 (2013)

Deutsches Institut für Normung e. V.: DIN ISO 8855: Straßenfahrzeuge - Fahrzeugdynamik und Fahrverhalten - Begriffe, Beuth Verlag, Berlin, 2013

Dietmayer, K.: Prädiktion von maschineller Wahrnehmungsleistung (2015)

Dietmayer, Klaus: Prädiktion von maschineller Wahrnehmungsleistung beim automatisierten Fahren, in: Maurer, Markus et al. (Hrsg.): Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Springer, Heidelberg, 2015

Dubois, C.: Solid State LiDAR (2018)

Dubois, Chantelle: What Is Solid State LiDAR and Is It Faster, Cheaper, Better?; <https://www.allaboutcircuits.com/news/solid-state-lidar-faster-cheaper-better/>, 2018, Zugriff 28.02.2019

Duschek, M.: Masterthesis, Sicherheitszone für das automatisierte Valet Parking (2018)

Duschek, Mara: Erarbeitung einer Sicherheitszone für das vollautomatisierte Valet Parking, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

Dziubek, N. et al.: Fahrstreifengenaue Ortung von Kraftfahrzeugen (2011)

Dziubek, Nico; Winner, Hermann; Becker, Matthias; Leinen, Stefan: Fahrstreifengenaue Ortung von Kraftfahrzeugen durch Datenfusion und Fehlerkompensation von Standard-Seriensensoren, in: Deutsche Gesellschaft für Ortung und Navigation (DGON) (Hrsg.): Positionierung und Navigation für Intelligente Transportsysteme (Posnav), 2011

Enable S3 - About the project Enable S3 - About the project; <https://www.enable-s3.eu/about-project/>, Zugriff 28.02.2019

Gasser, T. M. et al.: Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung (2012)

Gasser, Tom M.; Arzt, Clemens.; Ayoubi, Mihir; Bartels, Arne; Bürkle, Lutz; Eier, Jana; Flemisch, Frank; Häcker, Dirk; Hesse, Tobias; Huber, Werner; Lotz, Christine; Maurer, Markus; Ruth-Schumacher, Simone; Schwarz, Jürgen; Vogt, Wolfgang: Rechtsfolgen zunehmender Fahrzeugautomatisierung, in: Berichte der Bundesanstalt für Straßenwesen F 83, 2012

GeneSys Elektronik GmbH: Technical Documentation ADMA 3.0 (2016)

GeneSys Elektronik GmbH: Technical Documentation ADMA 3.0, Document Revision 1.6, 2016

GeneSys Elektronik GmbH: User Manual ADMA 3.0 (2018)

GeneSys Elektronik GmbH: User Manual ADMA 3.0, Document Revision 1.8, 2018

Google LLC: Google Maps

Google LLC: Google Maps; <https://www.google.com/maps>, Zugriff 06.02.2017

Gotzig, H.; Geduld, G.: LIDAR-Sensorik (2015)

Gotzig, Heinrich; Geduld, Georg: LIDAR-Sensorik, in: Winner, Hermann et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

Granstrom, K. et al.: Extended Object Tracking (2017)

Granstrom, Karl; Baum, Marcus; Reuter, Stephan: Extended Object Tracking: Introduction, Overview and Applications, in: Journal of Advances in Information Fusion, 2017

Hakuli, S.; Krug, M.: Virtuelle Integration (2015)

Hakuli, Stephan; Krug, Markus: Virtuelle Integration, in: Winner, Hermann et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

Hälker, J.; Barth, H.: Lidar als Schlüsseltechnik für das automatisierte und autonome Fahren (2018)

Hälker, Jens; Barth, Harald: Lidar als Schlüsseltechnik für das automatisierte und autonome Fahren, in: ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift S3, Jahrgang 120, S. 70–73, 2018

Hartley, R.; Zisserman, A.: Multiple View Geometry in Computer Vision (2015)

Hartley, Richard; Zisserman, Andrew: Multiple View Geometry in Computer Vision, 2. Auflage, Cambridge Univ. Press, Cambridge, 2015

Hellwig, S.: Masterthesis, Development of a Radar SLAM Algorithm (2018)

Hellwig, Sven: Development of a Radar SLAM Algorithm, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

Höfer, A.; Härter, H.: Sensormodelle bei einem virtuellen Fahrversuch (2018)

Höfer, Andreas; Härter, Hendrick: Was verschiedene Sensormodelle bei einem virtuellen Fahrversuch bieten; <https://www.next-mobility.news/was-verschiedene-sensormodelle-bei-einem-virtuellen-fahrversuch-bieten-a-740168/?cmp=nl-393&uuid=ED6EB58E-EA47-8766-B47EC6A7A284C841>, 2018, Zugriff 01.11.2018

Holder, M. et al.: Derivation of Requirements for a Lidar Sensor Model (2018)

Holder, Martin; Rosenberger, Philipp; Bert, Felix; Winner, Hermann: Data-driven Derivation of Requirements for a Lidar Sensor Model, in: Grazer Symposium Virtuelles Fahrzeug 2018, 2018

Homm, F. B.: Diss., Fahrzeugeigenlokalisation im Kontext hochautomatisierter Fahrfunktionen (2012)

Homm, Florian B.: Fahrzeugeigenlokalisation im Kontext hochautomatisierter Fahrfunktionen, Dissertation Technische Universität München, 2012

Horn, R. A.; Johnson, C. R.: Matrix Analysis (2017)

Horn, Roger A.; Johnson, Charles R.: Matrix Analysis, Cambridge University Press, New York, NY, 2017

Huch, S.: Masterthesis, Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation (2018)

Huch, Sebastian: Entwicklung einer umfassenden Metrik für die Bewertung einer Lidar-Sensor-Simulation durch Betrachtung mehrerer aufeinander folgender Verarbeitungsebenen, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

Ibeo Automobile Sensor GmbH: Ibeo Laserscanner (2006)

Ibeo Automobile Sensor GmbH: Ibeo Laserscanner Der Multi-Applikations-Sensor, Braunschweig, 2006

Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 (2012)

Ibeo Automobile Sensor GmbH: Operating Manual: ibeo LUX 2010 Laserscanner, 2012

IEEE Intelligent Vehicles Symposium et al.: 28th IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2017)

28th IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, Piscataway, NJ, 2017

Jha, A.; Kumar, M.: Two Wheels Differential Type Odometry for Mobile Robots (2014)

Jha, Abhishek; Kumar, Manoj: Two Wheels Differential Type Odometry for Mobile Robots, in: Shukla, Balvinder (Hrsg.): 3rd International Conference on Reliability, Infocom Technologies and Optimization (ICRITO) - (Trends and Future Directions), 2014, IEEE, Piscataway, NJ, 2014

Jotzo, J.: Diss., Aktive Landmarken zur Positionsbestimmung von autonomen Fahrzeugen (2011)

Jotzo, Joachim: Aktive Landmarken zur Positionsbestimmung von autonomen Fahrzeugen, Dissertation Technische Universität Chemnitz, 2011

Kang, D. H. et al.: Vision-based Autonomous Indoor Valet Parking System (2017)

Kang, Dong H.; Kang, Chang M.; Kim, Joong-Sik; Kim, Seunghyun; Kim, Whoi-Yul; Lee, Seung-

Hi; Chung, Chung C.: Vision-based Autonomous Indoor Valet Parking System, in: ICCAS 2017, IEEE, Piscataway, NJ, 2017

Kim, B. et al.: Pedestrian/Vehicle Detection Using a Multi-Layer Laser Scanner (2016)

Kim, Beomseong; Choi, Baehoon; Park, Seongkeun; Kim, Hyunju; Kim, Euntai: Pedestrian/Vehicle Detection Using a Multi-Layer Laser Scanner, in: IEEE Sensors Journal (2), Jahrgang 16, S. 400–408, 2016

Knerr, J.: Masterthesis, Entwicklung eines LiDAR-Tracking-Algorithmus (2018)

Knerr, Jonathan: Entwicklung eines LiDAR-Tracking-Algorithmus für Sensormodelle, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

Konolige, K.; Nüchter, A.: Range Sensing (2016)

Konolige, Kurt; Nüchter, Andreas: Range Sensing, in: Siciliano, Bruno; Khatib, Oussama (Hrsg.): Springer Handbook of Robotics, Springer, Berlin Heidelberg, 2016

Malkauthekar, M. D.: Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance Measure In Face Recognition (2014)

Malkauthekar, M. D.: Analysis of Euclidean Distance and Manhattan Distance Measure In Face Recognition, in: Proceedings of third International Conference on Computational Intelligence and Information Technology, IET, Stevenage, England, 2014

Maurer, M. et al.: Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte (2015)

Maurer, Markus; Gerdes, J. C.; Lenz, Barbara; Winner, Hermann (Hrsg.) Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Springer, Heidelberg, 2015

Miller, R.: Trilateration (2013)

Miller, Ryan: Trilateration; <http://rvmiller.com/tag/trilateration/>, 2013, Zugriff 21.11.2018

Müller, M.: Connected Parking (2017)

Müller, Miriam: Connected Parking, in: Bautechnik (5), Jahrgang 94, S. 313–318, 2017

Nguyen, A.; Le, B.: 3D Point Cloud Segmentation: A survey (2013)

Nguyen, Anh; Le, Bac: 3D Point Cloud Segmentation: A survey, in: 6th International Conference on Robotics, Automation and Mechatronics (RAM), 2013, IEEE, Piscataway, NJ, 2013

Noertjahyana, A. et al.: Indoor Positioning System Using Bluetooth with Trilateration Method (2017)

Noertjahyana, Agustinus; Wijayanto, Ignatius A.; Andjarwirawan, Justinus: Development of Mobile Indoor Positioning System Application Using Android and Bluetooth Low Energy with Trilateration Method, in: Palit, Henry N.; Santoso, Leo W. (Hrsg.): 2017 International Conference on Soft Computing, Intelligent System and Information Technology, IEEE, Piscataway, NJ, 2017

Nordmann, A.: Epipolargeometrie (2008)

Nordmann, Arne: Epipolargeometrie; <https://de.wikipedia.org/w/index.php?oldid=179686901>, 2008

Oguejiofor, O. et al.: Tilateration Based Localization Algorithm for Wireless Sensor Network (2013)

Oguejiofor, Obinna; Aniedu, Azubuiké; H.C, Ejiiofor; A.U, Okolibe: Tilateration Based Localization Algorithm for Wireless Sensor Network, in: IJISME, Jahrgang 1, 2013

PeakTech Prüf- und Messtechnik GmbH: Operation Manual: PeakTech 2801 / 2802 (2015)

PeakTech Prüf- und Messtechnik GmbH: Operation Manual: PeakTech 2801 / 2802, 2015

Radecker Notfallmedizin: Infusionssystem Intrafix Primeline

Radecker Notfallmedizin: Infusionssystem Intrafix Primeline; <http://www.radecker-notfallmedizin.de/shop/infusion-injektion/infusionssystem-intrafix-primeline.html>, Zugriff 20.11.2018

Rosenberger, P. et al.: Analysis of Real World Sensor Behavior (2018)

Rosenberger, Philipp; Holder, Martin; Zirulnik, Marina; Winner, Hermann: Analysis of Real World Sensor Behavior for Rising Fidelity of Physically Based Lidar Sensor Models, in: 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), IEEE, 6/26 - 6/30/2018

Rull, A.: Masterthesis, Odometrie-basierte Selbstlokalisierung und Kartierung (2010)

Rull, Andrej: Fahrspur- und Odometrie-basierte Selbstlokalisierung und Kartierung (SLAM), Masterthesis, Hochschule für Angewandte Wissenschaften Hamburg, Hamburg, 2010

Schaermann, A. et al.: Validation of Vehicle Environment Sensor Models (2017)

Schaermann, Alexander; Rauch, Andreas; Hirsenkorn, Nils; Hanke, Timo; Rasshofer, Ralph; Biebl, Erwin: Validation of Vehicle Environment Sensor Models, in: 28th IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IEEE, Piscataway, NJ, 2017

Schindler, A.: Realisierung eines aktiven Fahrwerks mit Preview-Strategie (2009)

Schindler, Andreas: Neue Konzeption und erstmalige Realisierung eines aktiven Fahrwerks mit Preview-Strategie, Schriftenreihe des Instituts für Angewandte Informatik - Automatisierungstechnik, Universität Karlsruhe (TH), Jahrgang 31, Technische Informationsbibliothek u. Universitätsbibliothek; KIT Scientific Publ, Hannover, Karlsruhe, 2009

Schönemann, V. et al.: Adaptive Safety Zone for infrastructure-supported Automated Valet Parking (in Publikation)

Schönemann, Valerij; Winner, Hermann; Duschek, Mara: Maneuver-based adaptive Safety Zone for infrastructure-supported Automated Valet Parking, in Publikation

Stäcker, L. S.: Masterthesis, Segmentieren und Tracking von Objekten (2017)

Stäcker, Lukas S.: Entwicklung eines Informationssystems zum Segmentieren und Tracking von Objekten auf Basis von LiDAR-Sensordaten für Autonomes Fahren, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2017

TÜV Rheinland: Fahrerloses Parken erstmals im realen Verkehr getestet

TÜV Rheinland: Fahrerloses Parken erstmals im realen Verkehr getestet; <https://www.tuv.com/landingpage/de/c2f/main-navigation/future-mobility/driveless-parking.html>, Zugriff 31.10.2018

UniBwM: Fast Multi-Pass 3D Point Segmentation (2018)

Institut für Technik Autonomer Systeme, Universität der Bundeswehr München: Fast Multi-Pass 3D Point Segmentation Based on a Structured Mesh Graph for Ground Vehicles; <https://www.youtube.com/watch?v=cwmcuRnWJfE>, 2018, Zugriff 02.11.2018

Velodyne LiDAR: VLP-32 User Manual (2017)

Velodyne LiDAR: VLP-32 User Manual, 2017

Velodyne LiDAR: ULTRA PUCK VLP-32C (2018)

Velodyne LiDAR: ULTRA PUCK VLP-32C; <https://velodynelidar.com/vlp-32c.html>, 2018, Zugriff 12.11.2018

Vijayendra, V. B.: Masterthesis, Refinement of a Virtual Environment Representation (2018)

Vijayendra, Vishwas B.: Refinement of a Virtual Environment Representation to conduct validation tests for Automated driving, Masterthesis, Technische Universität Darmstadt, Darmstadt, 2018

VIRES Simulationstechnologie GmbH: VTD - Virtual Test Drive (2018)

VIRES Simulationstechnologie GmbH: VTD - Virtual Test Drive; <https://vires.com/vtd-vires-virtual-test-drive/>, 2018, Zugriff 28.02.2019

Wachenfeld, W. et al.: Use-Cases des autonomen Fahrens (2015)

Wachenfeld, Walther; Winner, Hermann; Gerdes, Chris; Lenz, Barbara; Maurer, Markus; Beiker, Sven A.; Fraedrich Eva; Winkle, Thomas: Use-Cases des autonomen Fahrens, in: Maurer, Markus et al. (Hrsg.): Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Springer, Heidelberg, 2015

Wang, Y. et al.: Indoor Positioning System with Bluetooth Beacon (2016)

Wang, Yankai; Yang, Qingyu; Zhang, Guangrui; Zhang, Peng: Indoor Positioning System Using Euclidean Distance Correction Algorithm with Bluetooth Low Energy Beacon, in: 2016 International Conference on Internet of Things and Applications (IOTA), IEEE, Piscataway, NJ, 2016

Watt, A.; Watt, M.: Advanced Animation and Rendering Techniques (1991)

Watt, Alan; Watt, Mark: Advanced Animation and Rendering Techniques, ACM Press, New York, NY, 1991

Winner, H.: Fahrerassistenzsysteme – Stand der Technik und Ausblick (2002)

Winner, Hermann: Fahrerassistenzsysteme – Stand der Technik und Ausblick, VDI-Berichte Nr. 1702, VDI-Verlag, Düsseldorf, 2002

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.: Quo vadis, FAS? (2015)

Winner, Hermann: Quo vadis, FAS?, in: Maurer, Markus et al. (Hrsg.): Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Springer, Heidelberg, 2015

Winner, H.; Hofmann, M.: Einführung und Fahrwiderstände (2018)

Winner, Hermann; Hofmann, Marius: Einführung und Fahrwiderstände, Vorlesung Kraftfahrzeugtechnik, Fachgebiet Fahrzeugtechnik, Technische Universität Darmstadt, 2018

Winner, H.; Schopper, M.: Adaptive Cruise Control (2015)

Winner, Hermann; Schopper, Michael: Adaptive Cruise Control, in: Winner, Hermann et al. (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Fachmedien Wiesbaden, Wiesbaden, 2015

Winner, H.; Wachenfeld, W.: Die Freigabe des autonomen Fahrens (2015)

Winner, Hermann; Wachenfeld, Walther: Die Freigabe des autonomen Fahrens, in: Maurer, Markus et al. (Hrsg.): Autonomes Fahren: Technische, rechtliche und gesellschaftliche Aspekte, Springer, Heidelberg, 2015