
Untersuchung der Fahrdynamik bei Einspurfahrzeugunfällen

Masterthesis Nr. 858/22

Bearbeiter: Ali Adel Hadelli

| 2376172

Betreuer: Florian Scherer, M. Sc.



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



Ali Adel Hadelli
Matrikelnummer: 2376172
Studiengang: Maschinenbau

Masterthesis Nr. 858/22
Thema: Untersuchung der Fahrdynamik bei Einspurfahrzeugunfällen

Eingereicht: 10. Oktober 2023

Technische Universität Darmstadt
Fachgebiet Fahrzeugtechnik
Prof. Dr.-Ing. Steven Peters
Otto-Berndt-Straße 2
64287 Darmstadt

Veröffentlicht unter CC-BY 4.0 International
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>



Masterthesis Nr. 858/22 im Studiengang Maschi- nenbau (30 CP)

von Ali Hadelli

Voraussichtlicher Beginn: 17.10.2022

Bearbeitungsdauer: 6 Monate

Thema: Untersuchung der Fahrdynamik bei Einspurfahrzeugunfällen

Topic: *Investigation of Driving Dynamics in Single-Track Vehicle Accidents*

Fachgebiet Fahrzeugtechnik



Prof. Dr.-Ing. Steven Peters

Otto-Berndt-Straße 2
64287 Darmstadt

Bearbeiter:
Florian Scherer, M. Sc.
Tel. +49 6151 16 - 24216
Fax +49 6151 16 - 24205
florian.scherer@tu-darmstadt.de
www.fahrzeugtechnik-darmstadt.de

Datum
29.09.2022

Am Fachgebiet Fahrzeugtechnik der TU Darmstadt (FZD) wird am Thema Motorradsicherheit und Einspurfahrdynamik im Allgemeinen geforscht. Hierzu zählt insbesondere auch die Untersuchung der Unterschiede und Gemeinsamkeiten zwischen Fahrrad und Motorradfahrdynamikeinflüssen auf das jeweilige fahrdynamische Verhalten im Falle eines Unfalls.

In dieser Arbeit soll ein Unfallerkennungsalgorithmus auf der Basis von Smartphone Sensordaten unter Berücksichtigung fahrdynamischer Besonderheiten von Einspurfahrzeugen entwickelt werden. Beispielhaft für Einspurfahrzeuge wird hierbei auf Unfälle bei Fahrrädern zurückgegriffen.

Für die Entwicklung sollen ausgewählte Vergleichsszenarien mit und ohne Unfall erarbeitet und anschließend messtechnisch erfasst werden. Für die Aufzeichnung von Fahrradunfalldaten kann gegebenenfalls die Entwicklung eines einfachen Sturzsystems im Rahmen der Arbeit hilfreich sein.

Zur Analyse der Daten und gegebenenfalls der Erzeugung synthetischer Daten soll eine Simulationsumgebung in MATLAB Simulink aufgebaut werden.

Ziel dieser Arbeit ist Entwicklung und Verifikation eines Unfall Erkennungs-Algorithmus Messung von Fahrrad Unfällen. Das heißt mit dem Algorithmus müssen nachweislich Sturzfälle von Fahrten ohne Sturz unterscheidbar sein. Abschließend soll anhand einer theoretischen Betrachtung der zu erwartende Unterschied zwischen Motorrad und Fahrradunfällen und der hieraus resultierenden notwendigen Änderungen im entwickelten Modell erarbeitet werden.



Als Ergebnisse der Arbeit sind nachzuweisen:

1. Einarbeitung in die Grundlagen der Modellbildung und Einspurfahrtdynamik, sowie von Sturzerkennungsalgorithmen
2. Präzisieren der Aufgabenstellung,
3. Definition von Anforderungen an das zu entwickelnde Modell
4. Begründete Auswahl eines oder mehrerer geeigneter Sturzerkennungsalgorithmus-Typen (z.B. Pattern, Threshold, ...),
5. Mindestens ein in MATLAB Simulink umgesetztes Modell zur Analyse von Fahrdynamikdaten und der Erkennung von Unfallszenarien,
6. Datensatz mit repräsentativen Daten zur Untersuchung der Funktion des Algorithmus, gegebenenfalls synthetisch erzeugte Fahrdynamikdaten, oder durch ein noch zu entwickelndes Sturzsystem,
7. Verifikation der Erkennbarkeit von Unfällen in Fahrdynamikdaten mit dem erarbeiteten Modell
8. Theoretische Erarbeitung der notwendigen Änderung des Modells zur Erkennung von Motorrad- statt Fahrradunfällen.

Im Rahmen der Konferenz XY ist eine Veröffentlichung mit dem Titel XY geplant.

Schwerpunkte der Bewertung:

- Methodik des Vorgehens
- Vollständigkeit
- Nachvollziehbarkeit und Belastbarkeit der Argumentation
- Qualität folgender abzuliefernder Ergebnisse:
 - Schriftliche Ausarbeitung
 - Begleitdokumentation: MATLAB Code-Dokumentation, Versuchsdokumentation, MATLAB Code
- Abschlusskolloquium

Die Abgabe sämtlicher Messdaten und des Quellcodes wird vorausgesetzt. Die Arbeit bleibt Eigentum des Fachgebiets. Auf das Merkblatt des Fachgebiets wird hingewiesen. Die für die Arbeit gültigen Bewertungskriterien sind der Aufgabenstellung angehängt.

Prof. Dr.-Ing. Steven Peters

Florian Scherer, M. Sc.
(Betreuer)

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

Hiermit versichere ich, Ali Adel Hadelli, die vorliegende Master-Thesis / 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.

English translation for information purposes only:

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


I herewith formally declare that I, Ali Adel Hadelli, 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.

Datum / Date:

03.04.2023

Unterschrift/Signature:



Zusammenfassung

eCall ist ein System bzw. Gerät in einem Fahrzeug, das einen automatischen Notruf auslöst, sobald ein Unfall detektiert wird. Im Falle eines automatischen Notrufs werden bestimmte Daten wie bspw. der Ort an den nächstgelegenen Rettungsdienst übermittelt, wodurch auch Personen geholfen werden kann, die bspw. während eines Unfalls bewusstlos werden und selbst keinen Notruf auslösen können. Solche Systeme sind bisher für Einspurfahrzeuge hauptsächlich als zusätzliche Geräte in Form von Nachrüstlösungen vorhanden. Ist es möglich, einen eCall-Algorithmus zu entwickeln, der nur Smartphone-Sensorik benötigt, kann dieses System aus u.a. Kostengründen breitere Anwendung finden. Das ist das Ziel dieser Masterthesis.

Es soll ein Unfallerkennungsalgorithmus entwickelt werden, der Fahrten mit Unfall von Fahrten ohne Unfall unterscheiden kann. Dafür werden Fahrräder repräsentativ für Einspurfahrzeuge gewählt. Der Entwicklung des Algorithmus soll ein Datensatz mit Normalfahrten und Fahrten mit Unfall zugrunde liegen, der aus einer eigens durchgeführten Versuchskampagne stammt.

Dafür werden zunächst Unfallauslöser, Unfallszenarien und Normalfahrten von Einspurfahrzeugen aufgelistet, kategorisiert und konkretisiert. Dadurch wird die Vielfältigkeit an Unfallszenarien und die Problematik, diese innerhalb einer Masterthesis reproduzierbar und realitätsgetreu nachzustellen, dargestellt. Aus diesem Grund liegt der Fokus dieser Ausarbeitung auf dem Erkennen von Normalfahrten. Eine Analyse der Einflüsse auf Normalfahrten zeigt zwar, dass Normalfahrten ebenfalls vielfältig sind; allerdings ist die Nachstellung in Versuchen signifikant leichter und reproduzierbarer möglich.

Es wird eine Versuchskampagne vorbereitet, geplant und ausgewertet, die verschiedene Einflüsse auf Normalfahrten untersucht. Dazu gehören u.a. das Fahrerverhalten, die Fahrbahnbeschaffenheit, die Smartphone-Positionierung oder auch das Fahrradmodell. Es werden erst Vorversuche durchgeführt, um ein Verständnis für das Smartphone als Messwerkzeug und die Messgrößen der genutzten Applikation (App) aufzubauen. Daraus zeigt sich zudem, dass es mit Smartphones durchaus möglich ist, fahrdynamische Messungen durchzuführen. Daraufhin folgt die eigentliche Versuchskampagne, durch dessen Auswertung erarbeitet wurde, dass ein *in die Pedalen treten*, das Fahren auf verschiedenen Fahrbahnbeschaffenheiten oder auch das Überfahren von Bordsteinen durch bestimmte Muster erkennbar ist.

Im letzten Schritt wird der Unfallerkennungsalgorithmus entwickelt. Dafür wird die Grundstruktur mittels Paar-Vergleich methodisch bestimmt und im Anschluss sowohl die Erkenntnisse aus der theoretischen Erarbeitung bzgl. Unfällen und Normalfahrten als auch aus der Versuchskampagne implementiert. Der Algorithmus ist auf eine Smartphone-Positionierung in der Hosentasche spezifiziert und basiert auf einer mehrstufigen Mustererkennung. Die Erkennung eines Musters wird je nach Gewissheit und Zuverlässigkeit gemäß eines Punktesystems gewertet. Dadurch wird nicht nur zwischen *Unfall* und *kein Unfall* unterschieden, sondern auch eine Unfallwahrscheinlichkeit bestimmt. Dieses Vorgehen ist dem Verfasser bisher aus keinen anderen Quellen bekannt. Erste Verifizierungen durch Normalfahrten und nachgestellte Stürze beweisen das Potential des Algorithmus, wenn auch Parameteroptimierungen des Punktesystem nötig sind, um falsch-positive und falsch-negative Ergebnisse zu reduzieren.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	I
Inhaltsverzeichnis	II
Formelzeichen- und Indexverzeichnis	IV
Abkürzungsverzeichnis	VI
Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	X
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Zielsetzung	3
1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit	3
2 Grundlagen und Stand der Technik	4
2.1 Fahrdynamik von Einspurfahrzeugen	4
2.1.1 Fahrstabilität	7
2.2 Status Quo Unfallerkennungsalgorithmen	14
2.2.1 Sensorik für Unfalldetektion	16
2.3 Konkretisierung der Zielsetzung	17
3 Versuchsmethodik	19
3.1 Kategorisierung von Einspurfahrzeugunfällen	19
3.1.1 Unterschiede bei Unfällen verschiedener Fahrzeugtypen	24
3.2 Kategorisierung von Normalfahrten	25
3.3 Definition von Versuchsanforderungen	26
4 Experimentelle Datenerhebung	28
4.1 Versuchsvorbereitung	28
4.1.1 Messwerkzeuge und Messgrößen	29
4.1.2 Versuchübersicht und Hypothesen	30
4.2 Versuchsdurchführung	33
4.2.1 Vorversuche	33
4.2.2 Versuche	37
4.3 Versuchsauswertung	40
4.3.1 Vorversuche	40
4.3.2 Versuche	57
4.3.3 Zwischenfazit	73
5 Entwicklung eines Unfallerkennungsalgorithmus	75
5.1 Anforderungen an den Algorithmus	75
5.2 Vorauslegung	75
5.3 Algorithmusstruktur und Logik	79
5.4 Verifizierung durch experimentelle Daten	83

5.4.1	Verifizierung durch Normalfahrten.....	83
5.4.2	Verifizierung durch nachgestellte Unfälle/Stürze.....	89
5.5	Diskussion der Ergebnisse.....	92
5.6	Notwendige Änderungen zur Erkennung von Motorrad- statt Fahrradunfällen	93
6	Fazit und Ausblick	95
Anhang	97

Formelzeichen- und Indexverzeichnis

Lateinische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
a	m	Nachlauf
e		eulersche Zahl
F	N	Kraft
F_Z	N	Zentrifugalkraft
F_z	N	Vertikalkraft
F_S	N	Seitenkraft
F_x	N	Längskraft
g	m/s ²	Erdbeschleunigung
G	N	Gewichtskraft
h	m	Höhe
h_S	m	Schwerpunkthöhe
l	m	Radstand
l_v	m	Abstand zw. vorderem Radaufstandspunkt und Schwerpunkt
l_h	m	Abstand zw. hinterem Radaufstandspunkt und Schwerpunkt
m	kg	Masse
R	m	Kurvenradius
v	m/s	Geschwindigkeit
\ddot{x}	m/s ²	Beschleunigung

Griechische Buchstaben:

Zeichen	Einheit	Bezeichnung
φ	°	Rollwinkel/Schräglage
ψ	°	Gierwinkel
δ	°	Lenkwinkel
μ		Reibwert
Δ		Differenz
ϵ	°	Lenkkopfwinkel
θ	°	Nickwinkel

Indizes:

Zeichen	Bezeichnung
h	hinten
max	maximal
res	resultierend
trg	Trägheit
v	vorne

Abkürzungsverzeichnis

ABS	Antiblockiersystem
App	Applikation
EU	Europäische Union
FFT	Fast-Fourier-Transformation
FZD	Fahrzeugtechnik Darmstadt
GNSS	Global Navigation Satellite Systems
GPS	Global Position System
Nkw	Nutzkraftwagen
Pkw	Personenkraftwagen
TUDa	Technische Universität Darmstadt

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1-1:	Mensch-Maschine-Schnittstelle eines eCall-Systems in einem Pkw	1
Abbildung 1-2:	Anzahl der Getöteten bei Straßenverkehrsunfällen nach Art der Beteiligung	2
Abbildung 2-1:	Teilsysteme eines Einspurfahrzeugs; beispielhaft an einem Motorrad	5
Abbildung 2-2:	Kräfte an einem Einspurfahrzeug bei Geradeausfahrt; beispielhaft an einem Motorrad	6
Abbildung 2-3:	Fahrzeugkoordinatensystem	7
Abbildung 2-4:	Schwerpunkt und Längsachse eines Einspurfahrzeugs; beispielhaft an einem Motorrad	8
Abbildung 2-5:	Verschiebung der Reifenaufstandslinie als Stabilisierungsmechanismus.....	9
Abbildung 2-6:	Achsenbeschriftung eines Rades als Kreiselmodell	10
Abbildung 2-7:	Kräfte und Momente an einem Einspurfahrzeug bei stationärer Kurvenfahrt.....	11
Abbildung 2-8:	Einfluss der Reifenbreite auf die Schräglage	13
Abbildung 3-1:	Auslöser von Einspurfahrzeugunfällen.....	20
Abbildung 3-2:	Einflüsse auf Normalfahrten mit Fahrrädern.....	26
Abbildung 4-1:	Versuchsdurchführung des Vorversuchs VV3.....	34
Abbildung 4-2:	Befestigung der Versuchssmartphones beim Vorversuch VV5.....	36
Abbildung 4-3:	Smartphone-Positionierung am Lenker (links: Citybike, rechts: Hardtail).....	37
Abbildung 4-4:	Referenzfotos der Streckenabschnitte (a: V1a-V1d, b: V1e).....	38
Abbildung 4-5:	Referenzfotos der Fahrbahnbeschaffenheiten (a: V2a-V2b, b: V2c-V2d).....	39
Abbildung 4-6:	Referenzfotos der Bordsteine (a: V3a-V3h, b: V3i-V3l)	40
Abbildung 4-7:	Screenshot der SensorLogger-App	41
Abbildung 4-8:	Beschleunigungen beim Vorversuch VV3	42
Abbildung 4-9:	ermitteltes Koordinatensystem der Versuchssmartphones.....	43
Abbildung 4-10:	Drehraten beim Vorversuch VV3	44
Abbildung 4-11:	Frequenzen Vorversuch VV4 - statisch, unbegrenzte Frequenz.....	45
Abbildung 4-12:	Frequenzen Vorversuch VV4 - statisch, 100 Hz	46
Abbildung 4-13:	Frequenzen Vorversuch VV4 - dynamisch, unbegrenzte Frequenz	47
Abbildung 4-14:	Frequenzen Vorversuch VV4 - dynamisch, 100 Hz	48
Abbildung 4-15:	Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche	50
Abbildung 4-16:	Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche	51
Abbildung 4-17:	GPS-Daten beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche	52
Abbildung 4-18:	Roll-, Nick- und Gierwinkel beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche	52
Abbildung 4-19:	Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google- Smartphone oben.....	54
Abbildung 4-20:	Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, OnePlus- Smartphone oben.....	55
Abbildung 4-21:	Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google-Smartphone oben	56
Abbildung 4-22:	Roll-, Nick- und Gierwinkel beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google-Smartphone oben.....	57
Abbildung 4-23:	Vergleich zwischen (a) Rohdaten und (b) äquidistanten Zeitabschnitten.....	58

Abbildung 4-24: Beschleunigungen und Drehraten des Versuchs V1a bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche	60
Abbildung 4-25: Drehrate um x-Achse im Frequenzspektrum des Versuchs V1a	61
Abbildung 4-26: Frequenzanalyse der Teilversuche des Versuchs V1	62
Abbildung 4-27: Beschleunigung des Versuchs V1a bei Smartphone-Positionierung am Lenker ...	63
Abbildung 4-28: Mittelwert und Standardabweichung der Beschleunigungen des Versuchs V2 bei Smartphone-Positionierung am Lenker	64
Abbildung 4-29: Mittelwert und Standardabweichung der Beschleunigungen des Versuchs V2 bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche	65
Abbildung 4-30: Beschleunigungen	66
Abbildung 4-31: z-Beschleunigung beim Versuch V3a	67
Abbildung 4-32: y-Beschleunigung beim Versuch V3a	67
Abbildung 4-33: z-Beschleunigung beim Versuch V3d	68
Abbildung 4-34: y-Beschleunigung beim Versuch V3d	69
Abbildung 4-35: z-Beschleunigung beim Versuch V3i	70
Abbildung 4-36: y-Beschleunigung beim Versuch V3i	70
Abbildung 4-37: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3a	71
Abbildung 4-38: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3d	72
Abbildung 4-39: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3i	73
Abbildung 5-1: Mustererkennung in der <i>delay-domain</i> zur Unfalldetektion	77
Abbildung 5-2: e-Funktion zur Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit aus Gesamtpunktzahl.	83
Abbildung 5-3: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V1c	84
Abbildung 5-4: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V2g	84
Abbildung 5-5: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V3i	85
Abbildung 5-6: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs VV5	85
Abbildung 5-7: Unfallwahrscheinlichkeit einer normalen Realfahrt	86
Abbildung 5-8: Beschleunigungen der normalen Realfahrt	86
Abbildung 5-9: Drehraten der normalen Realfahrt	87
Abbildung 5-10: Unfallwahrscheinlichkeit einer zügigen Realfahrt	88
Abbildung 5-11: Beschleunigungen der zügigen Realfahrt	88
Abbildung 5-12: Drehraten der zügigen Realfahrt	89
Abbildung 5-13: Unfallwahrscheinlichkeit einer Sturzkonstellation während des Ausrollens	90
Abbildung 5-14: Beschleunigungen einer Sturzkonstellation während des Ausrollens	90
Abbildung 5-15: Drehraten der Sturzkonstellation während des Ausrollens	91
Abbildung 5-16: Unfallwahrscheinlichkeit einer Sturzkonstellation während der Trittphase	91
Abbildung 5-17: Beschleunigungen der Sturzkonstellation während der Trittphase	92
Abbildung 5-18: Drehraten der Sturzkonstellation während der Trittphase	92
Abbildung A-1: Versuchsfahrrad Citybike	97
Abbildung A-2: Versuchsfahrrad Hardtail	98
Abbildung A-3: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V1a-V1d	99
Abbildung A-4: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung des Versuchs V1e	99
Abbildung A-5: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V2a-V2b	100
Abbildung A-6: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V2c-V2d	100

Abbildung A-7: Gravitationsanteile der Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 bei Smartphones in Hosentasche	101
Abbildung A-8: Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, OnePlus-Smartphone oben	102

Tabellenverzeichnis

Tabelle 4-1: Fragestellungen der Vorversuche	30
Tabelle 4-2: Versuchsübersicht.....	33
Tabelle 5-1: Paarvergleich verschiedener Methoden zur Algorithmusentwicklung	78

1 Einleitung

1.1 Motivation

Seit April 2018 sind *eCall*-Systeme in Personenkraftwagen (Pkw) und leichten Nutzkraftwagen (Nkw) bis 3,5 t gemäß EU-Verordnung 2015/758 Pflicht.¹ *eCall* ist ein System, das einen automatischen Notruf auslöst, wenn ein Unfall detektiert wird. Alternativ kann der Notruf auch durch Drücken eines Tasters manuell ausgelöst werden. In beiden Fällen wird dem Notrufdienst ein Mindestdatensatz übermittelt, der Informationen wie Standort, Unfallzeitpunkt, Fahrzeugidentifizierung und *eCall*-Status (d.h., ob der *eCall* manuell oder automatisch ausgelöst wurde) enthält. Durch *eCall*-Systeme sollen u.a. Unfälle, bei denen die Insassen bspw. durch Bewusstlosigkeit nicht in der Lage sind, selbst einen Notruf auszulösen, trotzdem erkannt werden. Auch bei Unfällen, bei denen der Fahrer oder Insassen noch bei Bewusstsein sind, bieten *eCall*-Systeme Vorteile. Durch das Übermitteln des Mindestdatensatzes beim Auslösen eines Notrufs kann die Lokalisierung und Identifizierung des Fahrzeugs schneller erfolgen und somit zielgerichteter ambulante Hilfe geleistet werden. Eine Möglichkeit zur Implementierung eines *eCall*-Systems in einem Pkw ist in Abbildung 1-1 dargestellt.



Abbildung 1-1: Mensch-Maschine-Schnittstelle eines *eCall*-Systems in einem Pkw²

Aus Studien geht hervor, dass *eCall*-Systeme die Verkehrstopfer in der gesamten Europäischen Union (EU) zwischen 5-15% reduzieren könnten. Für Deutschland werden ca. 5% weniger Verkehrstote geschätzt. Die Europäische-Kommission erwartet daher, dass es dadurch jährlich bis zu 2500 weniger Verkehrstote in der gesamten EU geben sollte.³

Bisher gibt es noch keine Regelungen, die *eCall*-Systeme auch für Einspurfahrzeuge vorschreiben. Einspurfahrzeuge sind zweirädrige Fahrzeuge, bei denen das Vorder- und Hinterrad in einer Spur verlaufen, wozu bspw. Fahrräder, Motorräder oder auch Kleinkrafträder (umgangssprachlich als *Roller* bekannt) gehören. Gerade Fahrer von Einspurfahrzeugen könnten von einem *eCall*-System besonders profitieren.

¹ EU-Parlament: EU-Verordnung 2015/758 (2015).

² BMW Group: *eCall* in einem Pkw (2023)

³ Europäische Kommission: How effective is *eCall*? (2023).

Denn jene sind es, die durch ihr Hobby vermehrt in bspw. Gebirgen oder Wäldern alleine fahren und deren Unfälle nicht bemerkt werden könnten. In so einem Fall kann durch eine relativ geringe Verletzung in Kombination mit einer Bewusstlosigkeit Todesgefahr entstehen und da bei bspw. Motorrädern 95% aller Unfälle einen Personenschaden verursachen, sind bei jedem Unfall Verletzungen sehr wahrscheinlich. Bei Pkw sind es lediglich 10% aller Unfälle, die einen Personenschaden verursachen.⁴ Trotzdem, dass die Zahl der Verkehrsunfälle und -verletzten bei Einspurfahrzeugen seit Jahrzehnten praktisch stagniert, gibt es keine entsprechenden Regelungen. Die Anzahl der Getöteten im Straßenverkehr nach Art der Verkehrsbeteiligung ist in Abbildung 1-2 veranschaulicht.

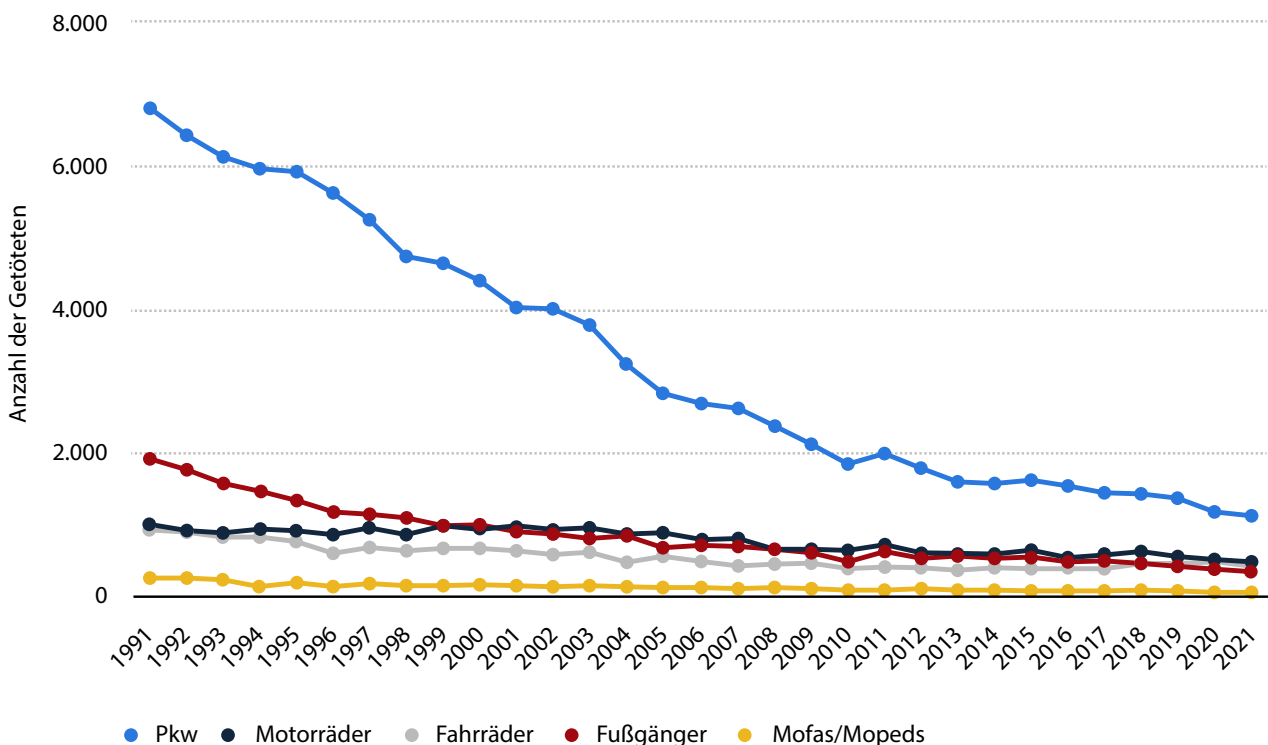


Abbildung 1-2: Anzahl der Getöteten bei Straßenverkehrsunfällen in Deutschland nach Art der Beteiligung von 1991 bis 2021⁵

Der Umstand, dass Einspurfahrzeuge aus Umwelt- und Kostengründen im Trend sind und gleichzeitig kaum weitere Regularien bzgl. der Verkehrssicherheit von Einspurfahrzeugen entstehen, sorgt für diese Stagnation. An der Einführung der Pflicht des Antiblockiersystem (ABS) ist dies bspw. deutlich; während ABS bereits seit 2004 für Pkw verpflichtend ist, folgte diese Regelung erst 2017 für Motorräder. Ein weiterer Grund für die Stagnation ist möglicherweise auch die Tatsache, dass es bei Einspurfahrzeugen viel mehr Unfallvariationen gibt, die aus der unterschiedlichen Fahrdynamik resultiert. Dadurch ist eine Entwicklung von eCall bei Einspurfahrzeugen komplexer als bei bspw. Pkw. Diese These wird in Kapitel 2 und 3 erörtert.

⁴ Seiniger, P.; Winner, H.: Objektive Erkennung kritischer Fahrsituationen von Motorrädern (2009), S. 7.

⁵ Statista: Anzahl der Verkehrstopfer nach Art der Beteiligung (2023)

1.2 Zielsetzung

Um eCall-Systeme auch für Einspurfahrzeuge möglich zu machen und somit dem jahrzehntelangen Trend der Stagnation entgegenzuwirken, wird bereits viel in diesem Bereich geforscht. Es ist unumgänglich dem Thema Verkehrssicherheit von Einspurfahrzeugen zu weichen, da insbesondere durch aktuelle Klimadiskussionen ein weiterer Anstieg an Fahrradbeständen in der EU zu erwarten ist. Ziel dieser Thesis ist es daher, die Fahrdynamik bei Einspurfahrzeugunfällen zu untersuchen und somit ein grundlegendes Verständnis der Vorgänge zu schaffen. Diese theoretischen Betrachtungen sind zu Beginn jeder (Neu-)Entwicklung essenziell. Des Weiteren soll ein Algorithmus entwickelt werden, mit dem Fahrdynamikdaten analysiert und Fahrten mit Unfällen von Fahrten ohne Unfälle unterschieden werden können. Dafür soll eine Versuchskampagne durchgeführt werden, um repräsentative Daten von Fahrten ohne Unfällen und Fahrten mit Unfällen zu erheben. Der Fokus dieser Ausarbeitung liegt dabei auf Untersuchung von Fahrradunfällen, repräsentativ für Einspurfahrzeuge. Daher soll zum Abschluss erörtert werden, inwiefern die durch die Thesis gewonnen Ergebnisse auch auf Motorräder anzuwenden sind.

1.3 Methodik und Aufbau der Arbeit

In Kapitel 2 werden Grundlagen zum fachlichen Verständnis dieser Thesis vorgestellt und erläutert. Dabei geht es zunächst um die Fahrdynamik von Einspurfahrzeugen, wobei insbesondere auf die Fahrstabilität und die Unterschiede zu Zweispurfahrzeugen eingegangen wird. Es wird der aktuelle Stand der Technik bzgl. Unfallerkennungsalgorithmen erarbeitet, wodurch die Zielsetzung konkretisiert wird.

Kapitel 3 beinhaltet theoretische Ausarbeitungen zur Untersuchung von Einspurfahrzeugunfällen. Dafür werden zunächst Einspurfahrzeugunfälle kategorisiert und Unterschiede zu Zweispurfahrzeugunfällen, aber auch Unterschiede zwischen Fahrrädern und Motorrädern erarbeitet. Im Anschluss werden auch Normalfahrten kategorisiert und deren Einflüsse bestimmt. Aus diesen Untersuchungen leiten sich Anforderungen an die Versuchskampagne ab.

Die Versuchskampagne wird in Kapitel 4 vorbereitet, durchgeführt und ausgewertet. Dabei wird zwischen Vorversuchen, die zur Untersuchung der Messgrößen und Messwerkzeuge durchgeführt werden, und den eigentlichen Versuchen zur Untersuchung der Fahrdynamik unterschieden. Es werden Hypothesen aufgestellt, die Versuchskampagne überprüft werden.

In Kapitel 5 wird auf Basis der in Kapitel 3 und Kapitel 4 erarbeiteten Erkenntnisse ein Unfallerkennungsalgorithmus für Fahrräder entwickelt. Dafür werden zunächst Anforderungen definiert. Die Grundstruktur des Algorithmus wird methodisch gewählt und daraufhin die entwickelte Logik vorgestellt. Es folgt eine Verifizierung durch Normalfahrten und durch nachgestellte Stürze. Im Anschluss werden sowohl die Ergebnisse diskutiert als auch mögliche, erforderliche Änderungen, um auch Motorradunfälle zu erkennen. Die Ausarbeitung wird in Kapitel 6 mit einem Fazit und Ausblick abgeschlossen.

2 Grundlagen und Stand der Technik

In diesem Kapitel werden Grundlagen der Fahrdynamik von Einspurfahrzeugen erläutert, um damit die erforderlichen und fachlichen Grundlagen für diese Masterthesis zu schaffen. Dabei wird auch die Fahrdynamik von Einspurfahrzeugen mit der von Zweispurfahrzeugen verglichen. Weiter wird auch auf Unterschiede zwischen der Fahrdynamik von Fahrrädern und Motorrädern eingegangen.

Im nächsten Abschnitt geht es um den aktuellen Stand von Unfallerkennungsalgorithmen und welche Sensoren dafür gewöhnlich genutzt werden.

Letztlich wird durch dieses Kapitel die Zielsetzung dieser Thesis konkretisiert.

2.1 Fahrdynamik von Einspurfahrzeugen

Das Fahrwerk eines Einspurfahrzeugs wird grundsätzlich in fünf Gruppen unterteilt; dazu gehören der Rahmen, die Vorderradführung inkl. der Lenkung, die Hinterradaufhängung, Räder inkl. Reifen und Bremsen. Im Gegensatz zum Zweispurfahrzeug ist beim Einspurfahrzeug auch zusätzlich der Fahrer bzw. Sozius beim Fahrverhalten zu beachten, da dieser einen entscheidenden Einfluss auf das Fahrverhalten hat. In Abbildung 2-1 wird ein vereinfachtes System mit drei Teilsystemen dargestellt, da diese Unterteilung zum Verständnis dieser Thesis ausreichend ist. Wichtig zum Verständnis späterer Abschnitte sind in dieser Abbildung die Begriffe *Radstand* und *Nachlauf*. Der Radstand wird bekanntermaßen als Abstand zwischen den Radaufstandspunkten definiert und der Nachlauf als Abstand zwischen Reifenaufstandspunkt vorne und Durchschlagpunkt zwischen Lenkachse und Fahrbahn. Die Lenkachse ist die Achse der Vorderradführung (meistens eine Teleskopgabel). Diese ist in einem bestimmten Winkel, dem sogenannten *Lenkkopfwinkel*, am Rahmen angebracht. Durch diese Verdrehung trifft die Lenkachse eben nicht am Radaufstandspunkt die Fahrbahn, sondern etwas versetzt. Dieser Versatz ist der Nachlauf.

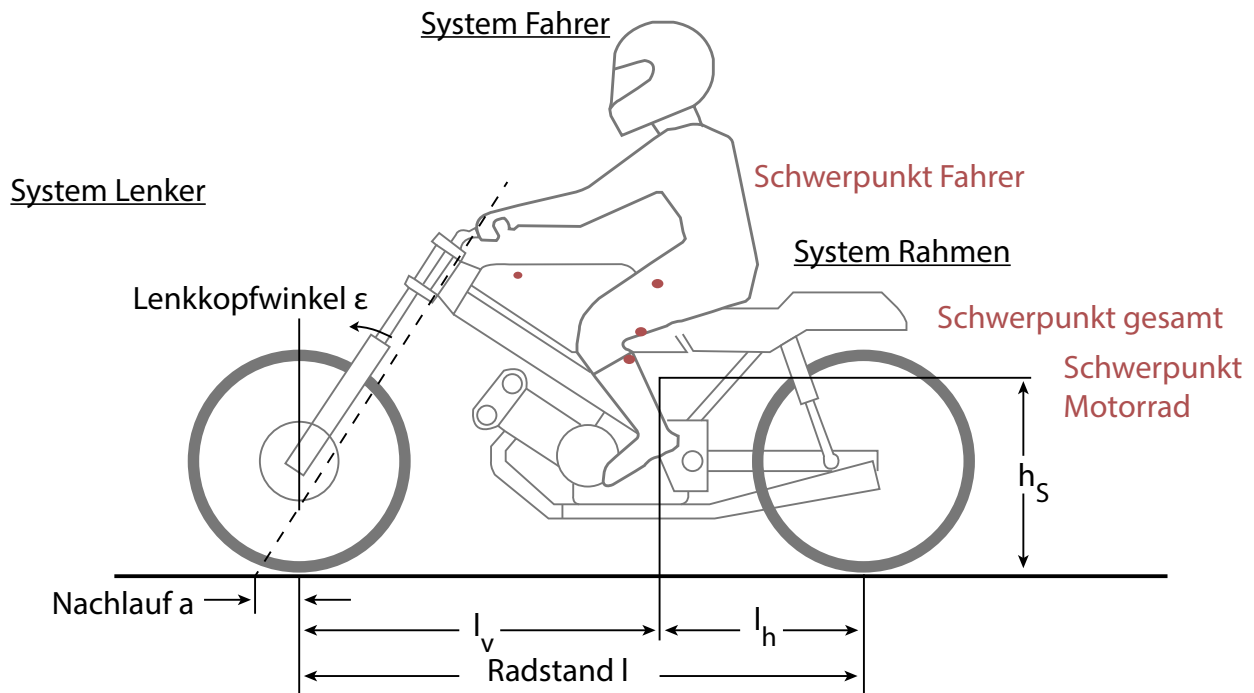


Abbildung 2-1: Teilsysteme eines Einspurfahrzeugs; beispielhaft an einem Motorrad ^{6a}

Beim Zweispurfahrzeug ist die Fahrer Masse oftmals vernachlässigbar, da die Masse des Fahrers verglichen mit einem Motorrad oder Fahrrad nur relativ wenig zur Gesamtmasse oder zur Schwerpunktlage beiträgt. Des Weiteren beeinflusst der Fahrer durch Körperbewegungen ein Zweispurfahrzeug deutlich weniger als ein Einspurfahrzeug. ^{6b}

Ein weiterer Unterschied zwischen Zwei- und Einspurfahrzeugen ist die höhere Wahrscheinlichkeit bei Einspurfahrzeugen für bestimmte, fahrdynamische Extremfälle. Dazu gehört u.a., dass Einspurfahrzeuge durch ihr ungünstiges Verhältnis von Radstand und Schwerpunkthöhe eher zu einem Überschlag nach vorne bei starkem Bremsen bzw. nach hinten bei starkem Beschleunigen neigen. Dadurch treten bei Einspurfahrzeugen verglichen mit Zweispurfahrzeugen größere *dynamische Radlastschwankungen* auf. Als Radlasten werden die Kräfte beschrieben, die an den Kontaktpunkten von Reifen und Fahrbahn vertikal von der Fahrbahn weggerichtet wirken. Abbildung 2-2 zeigt ein Freikörperbild eines Motorrads mit den entsprechenden Radlasten G_v und G_h . ^{7a}

⁶ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018), a: in Anlehnung an Abb. 8-1 auf S. 324, b: S. 323f

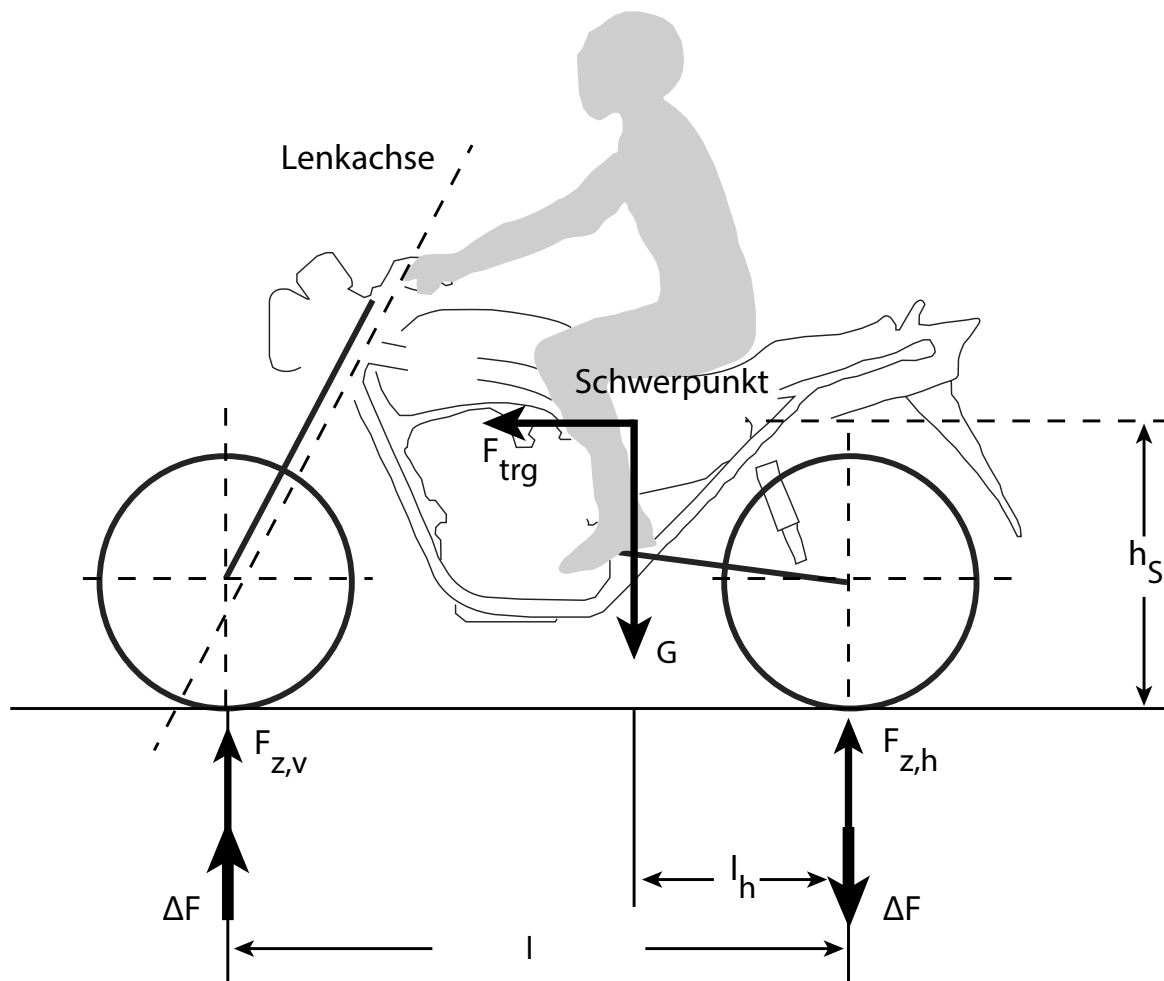


Abbildung 2-2: Kräfte an einem Einspurfahrzeug bei Geradeausfahrt; beispielhaft an einem Motorrad^{7b}

Bei gleichmäßiger Masseverteilung entsprechen die Radlasten vorne und hinten jeweils genau 50% der Fahrzeugmasse (inkl. Fahrer) multipliziert mit der Erdbeschleunigung. Wenn aber bspw. ein Fahrzeug bremst, verlagert sich die Masse aufgrund von Trägheit auf die Vorderachse und die Radlast wird vorne größer als hinten. Dies ist in Abbildung 2-2 an der Variable ΔF zu erkennen; dieser Effekt gilt auch vice versa beim Beschleunigen.

Ein weiterer Unterschied zwischen Zwei- und Einspurfahrzeugen ist die statische Labilität von Einspurfahrzeugen. Damit ist gemeint, dass ein Motorrad, Fahrrad o.Ä. im Stand nicht stabil stehen kann, sondern vielmehr umfällt. Erst während der Fahrt tritt eine dynamische Fahrstabilisierung auf, die allerdings bspw. durch blockierende Räder beim Bremsen verloren geht. Das *Umkippen* eines Einspurfahrzeugs entspricht einer *Rollbewegung*. Sowohl Ein- als auch Zweispurfahrzeuge werden in der Fahrdynamik mit einem Koordinatensystem entsprechend Abbildung 2-3 beschrieben.

⁷ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018), a: S. 11, b: S. 327

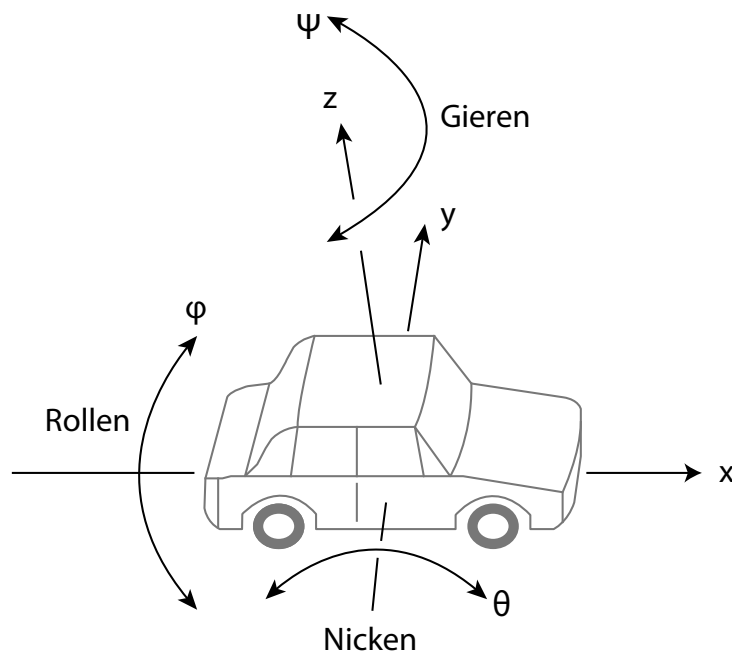


Abbildung 2-3: Fahrzeugkoordinatensystem⁸

Eine Drehung um die x-Achse wird also als *Rollen* (bzw. bei Zweispurfahrzeugen auch als *Wanken*) bezeichnet, eine Drehung um die y-Achse als *Nicken* und eine Drehung um die z-Achse als *Gieren*. Im folgenden Abschnitt 2.1.1 wird genauer darauf eingegangen, aufgrund welcher Mechanismen und Gegebenheiten ein Einspurfahrzeug während der Fahrt nicht umfällt.

2.1.1 Fahrstabilität

Grundsätzlich ist bei der Stabilisierung zwischen Geradeausfahrten und Kurvenfahrten zu unterscheiden. Bei Geradeausfahrten im Bereich niedrigerer Geschwindigkeiten (unter ca. 30 km/h) liegt die Aufgabe des Stabilisierens beim Fahrer. Dieser muss durch Lenkbewegungen den Schwerpunkt des Einspurfahrzeugs so verschieben, dass der Schwerpunkt auf einer Geraden, die durch beide Radaufstandspunkte verläuft, liegt. Diese Gerade entspricht in Abbildung 2-4 der *Längsachse*.

⁸ Wikipedia: Fahrzeugkoordinatensystem (2023)



Abbildung 2-4: Schwerpunkt und Längsachse (in diesem Fall identisch mit der Reifenaufstandslinie) eines Einspurfahrzeugs; beispielhaft an einem Motorrad⁹

Wenn der Schwerpunkt theoretisch - wie im Fall von Abbildung 2-4 - auf dieser Längsachse liegt und das Einspurfahrzeug steht oder bei geringen Geschwindigkeiten geradeaus fährt, kippt es nicht um. Praktisch wird der Schwerpunkt allerdings quasi nie exakt auf der Längsachse liegen. Somit hat die Gravitationskraft, die am Schwerpunkt wirkt, einen Hebelarm zur Längsachse. Es entsteht ein Moment, das zur einer Rollbewegung führt. Um diese Rollbewegung zu verhindern, muss entweder der Schwerpunkt über der Radaufstandslinie verschoben werden oder die Radaufstandslinie unter den Schwerpunkt. Da der Schwerpunkt des Fahrzeugs nicht so einfach zu verschieben ist (da sich dafür das gesamte Fahrzeug bewegen müsste), verschiebt der Fahrer die Reifenaufstandslinie. Dies geschieht durch Drehen des Vorderrads mittels des Lenkers. Diese Drehung des Vorderrads und die damit einhergehende Verschiebung der Reifenaufstandslinie ist abhängig vom Nachlauf, denn das Vorderrad dreht um die Lenkachse und nicht um den Reifenaufstandspunkt.¹⁰ Diese Bewegung des Fahrers ist in Abbildung 2-5 abgebildet.

⁹ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018) S. 469

¹⁰ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018), S. 450ff.

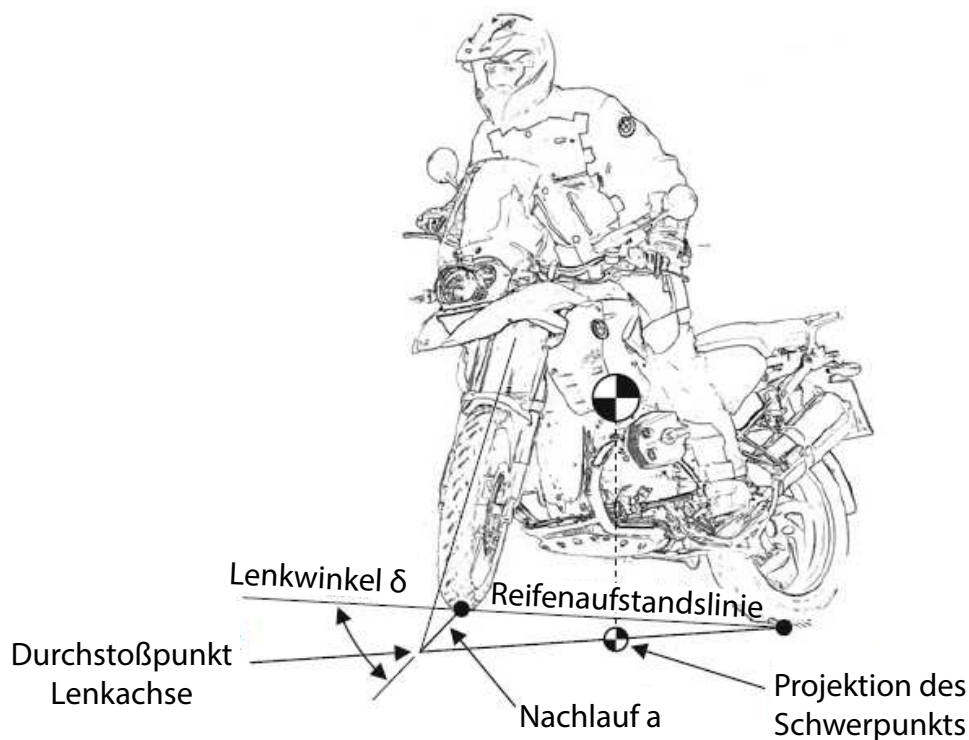


Abbildung 2-5: Verschiebung der Reifenauflagehöhe als Stabilisierungsmechanismus^{11a}

Bei Geradeausfahrten im Bereich höherer Geschwindigkeiten (ab ca. 30 km/h) bilden vor allem sogenannte *Kreiselwirkungen* die Grundlage für eine dynamische Stabilisierung. Von Kreiseln ist allgemein bekannt, dass diese sehr lagestabil sind und selbst bei einem kleinen Stoß ihre Rotation beibehalten (Erhaltung des Drehimpulses). Wenn ein Kreisel also senkrecht zu seiner Drehachse gestört wird, reagiert der Kreisel mit einem Reaktionsmoment senkrecht zu Dreh- und Störachse. Abbildung 2-6 zeigt die Räder eines Einspurfahrzeugs, die als Kreisel angenommen werden.

¹¹ Schöter, K. et al.: Fahrdynamikregelsysteme für Motorräder (2015) a: S. 770 b: S. 771

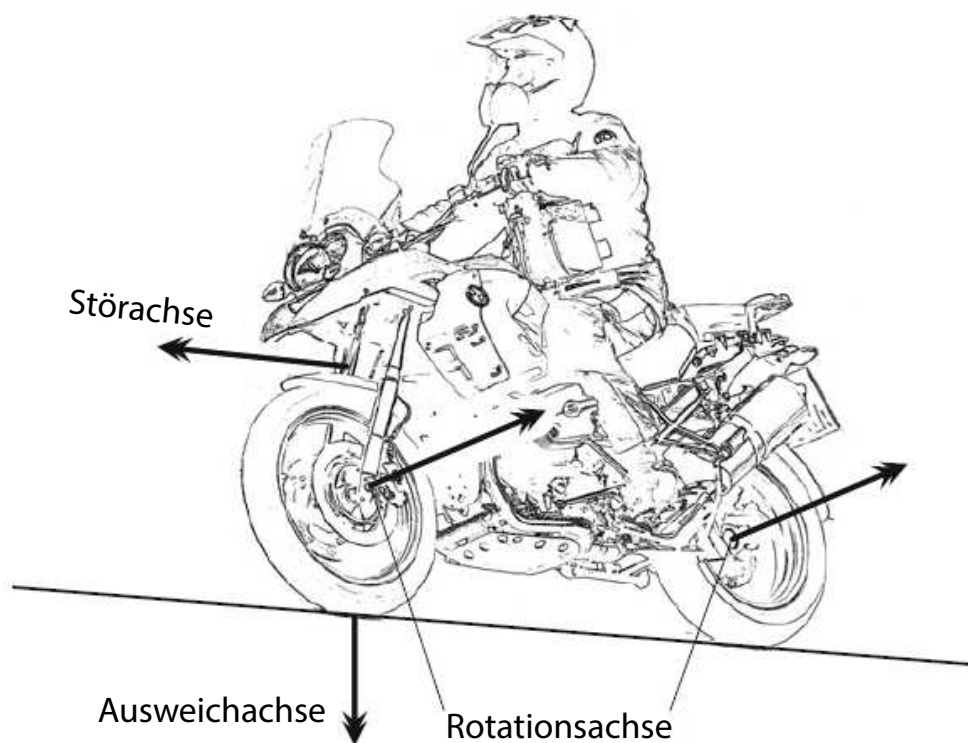


Abbildung 2-6: Achsenbeschriftung eines Rades als Kreiselmodell^{11b}

Durch folgendes Szenario wird die Kreiselwirkung als dynamischer Stabilisierungsmechanismus erläutert. Richtungsangaben gelten dafür immer in Fahrtrichtung. Die Räder/Kreisel drehen sich bei Geradeausfahrt positiv um die Rotationsachse. Wenn dann ein Einspurfahrzeug bspw. durch Windböen nach rechts rollt (d.h., positiv um die Störachse gedreht wird) reagieren die Kreisel mit einem Reaktionsmoment um die positive Ausweichachse; der Lenker bzw. das Vorderrad drehen sich also nach rechts. Durch den vom Reaktionsmoment entstandenen Lenkwinkel wirkt am Schwerpunkt eine Seitenkraft nach links, die das Einspurfahrzeug wieder aufrichtet. Dieses Aufrichten entspricht erneut einer Drehung um die Störachse (diesmal allerdings in negativer Drehrichtung), wodurch erneut ein Reaktionsmoment zu einer Drehung des Lenkers führt (ebenfalls in negativer Drehrichtung) und somit das Einspurfahrzeug wieder aufrecht und mit geradem Lenker geradeaus fährt.¹²

Kurvenfahrten unterscheiden sich bei Zwei- und Einspurfahrzeugen u.a. wie folgt: Zweispurfahrzeuge fahren hauptsächlich mittels Schräglauf (Drehung der Räder um die Hochachse) durch eine Kurve, der durch Lenken aufgebracht wird. Einspurfahrzeuge hingegen fahren hauptsächlich mittels Sturz (Drehung der Räder um Horizontale in Fahrtrichtung) durch eine Kurve. Dabei rollen/wanken Zweispurfahrzeuge bei Kurvenfahrten nach kurvenaußen, wohingegen Einspurfahrzeuge nach kurveninnen rollen. Dieser Rollwinkel während der Kurvenfahrt wird bei Einspurfahrzeugen als *Schräglage* bezeichnet. Diese Schräglage ist während der Kurvenfahrt essentiell, um die Fliehkraft zu kompensieren. Dabei muss die Resultierende aus Gewichtskraft und Fliehkraft durch den Radaufstandspunkt gehen, so wie es in Abbildung 2-7 dargestellt ist, damit kein zusätzliches Moment um die Radaufstandslinie erzeugt wird. In diesem Fall können sich die Momente durch Fliehkraft und Gewichtskraft ausgleichen und das Motorrad

¹² Schöter, K. et al.: Fahrdynamikregelsysteme für Motorräder (2015), S. 769f.

kippt bei Kurvenfahrt nicht um, sondern verbleibt in der Schräglage.

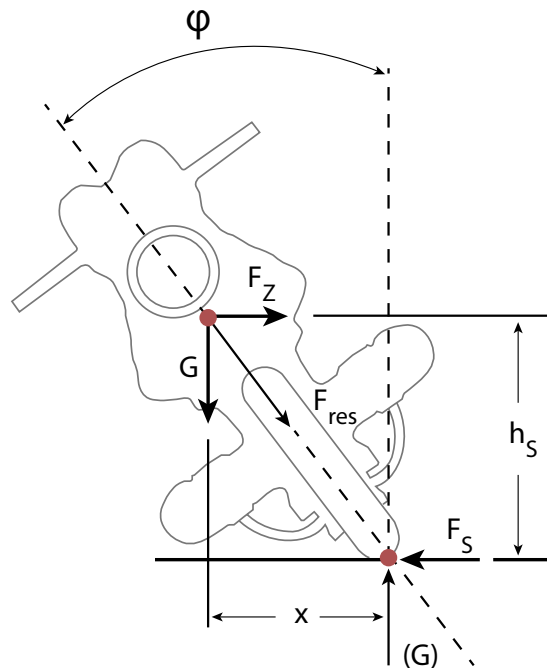


Abbildung 2-7: Kräfte und Momente an einem Einspurfahrzeug bei stationärer Kurvenfahrt; beispielhaft an einem Motorrad^{13a}

Es wird für die folgenden Formeln und Aussagen angenommen, dass der Radaufstandspunkt in der Mitte des Reifens liegt (d.h., dass die Reifen unendlich schmal sind):

$$G \cdot x = F_Z \cdot h_S \quad (2-1)$$

$$F_Z = m \cdot \frac{v^2}{R} \quad (2-2)$$

$$\tan(\varphi) = \frac{F_Z}{G} = \frac{F_S}{G} \quad (2-3)$$

G: Gewichtskraft F_S : Seitenführungskraft am Reifen

F_Z : Zentrifugalkraft g: Erdbeschleunigung

R: Kurvenradius v: Fahrgeschwindigkeit

φ : Schräglagen-/Rollwinkel

Durch die Schräglage baut sich am Reifen eine Seitenführungskraft auf, wodurch das Einspurfahrzeug nicht wegrutscht. Da in dieser vereinfachten Betrachtung keine weitere Kraft (wie bspw. durch Luftwiderstand o.Ä.) auf das Fahrzeug wirkt, muss diese Kraft der Fliehkraft entsprechen, da ansonsten das Einspurfahrzeug nicht stabil durch eine Kurve fahren könnten. Es gilt demnach:

¹³ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018) a: S. 462 b: S. 461ff

$$F_S = F_Z \quad (2-4)$$

Für den Rollwinkel ergibt sich durch Einsetzen von F_Z in $\tan(\phi)$ folgende Formel:

$$\tan(\phi) = \frac{v^2}{R \cdot g} \quad (2-5)$$

In diesem idealisiertem Fall hängt demnach der Rollwinkel nur von der Geschwindigkeit und dem Kurvenradius ab. Das heißt, jedes Einspurfahrzeug würde unabhängig von Gewicht, Bauart, Fahrer etc. eine bestimmte Kurve mit der gleichen Schräglage durchfahren.

Die maximal übertragbare Seitenkraft ist abhängig von der Vertikalkraft am Reifen und dem Reibwert zwischen Reifen und Fahrbahn (μ), gemäß folgender Formel:

$$F_{S,\max} = G \cdot \mu = m \cdot g \cdot \mu \quad (2-6)$$

Wird diese Formel in Formel 2-3 eingesetzt, zeigt sich, dass der maximale Schräglaufwinkel lediglich vom Reibwert abhängt.

$$\tan(\phi_{\max}) = \mu \quad (2-7)$$

Mit einem maximalen Reibwert von ca. $\mu = 1$, der auf gewöhnlichen Straßen realistisch ist, liegt die maximale Schräglage demnach bei 45° .^{14a}

All diese Formeln und Aussagen gelten, wie zuvor erwähnt, unter der Annahme unendlich schmaler Reifen. Dass der maximale Schräglaufwinkel nicht nur abhängig vom Reibwert ist, ist offensichtlich. In der Realität trifft diese Annahme nicht zu. Durch die Breite des Reifens liegt bei Kurvenfahrt der Radaufstandspunkt nicht mehr in Radmitte, sondern verschiebt sich nach kurveninnen. Somit ist der Winkel zwischen der Gewichtskraft und der resultierenden Kraft kleiner als beim unendlich schmalen Reifen. Dies ist in Abbildung 2-8 in den beiden rechten Abbildungen dargestellt.

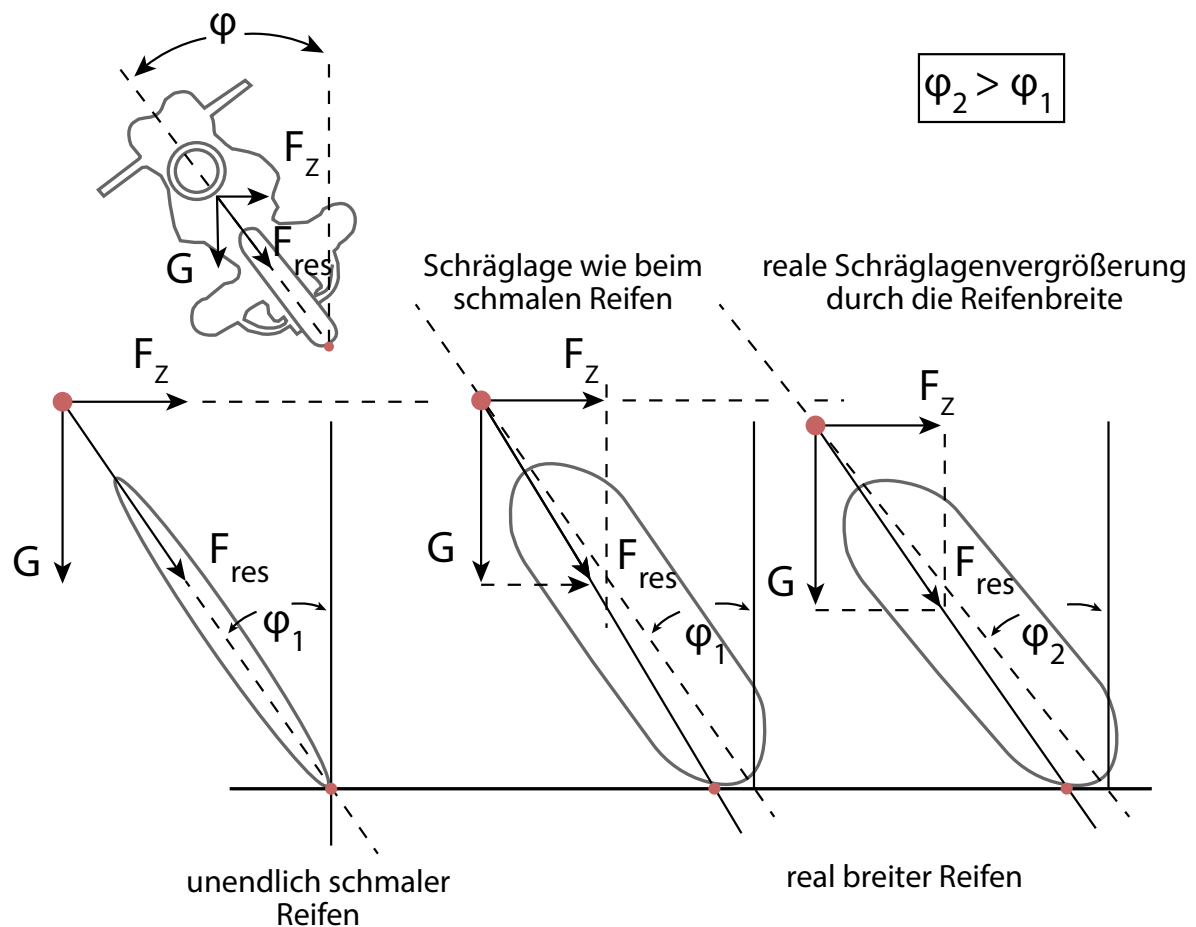


Abbildung 2-8: Einfluss der Reifenbreite auf die Schräglage^{14b}

Es ist zu sehen, dass der Winkel zwischen der resultierenden Kraft F_{res} und der Gewichtskraft bei einem breiten Reifen steiler ist. Da die Gewichtskraft von der Reifenbreite unabhängig ist, ist diese konstant. Der steilere Winkel bewirkt also theoretisch, dass die Fliehkraft kleiner werden muss. Dies ist nicht möglich, da auch die Fliehkraft unabhängig von der Reifenbreite ist. Um diesen theoretischen Widerspruch aufzulösen, muss in der Praxis der Schräglagenwinkel vergrößert werden, womit auch der Schwerpunkt abgesenkt wird. Zusammenfassend bedeutet dies, dass je breiter der Reifen ist, desto größer ist bei gleicher Fahrgeschwindigkeit und Kurvenradius die notwendige Schräglage.^{14c} Dieser sogenannte reifenbedingte *Zusatzrollwinkel* beträgt in der Regel ca. 10% des theoretischen Rollwinkels. Im Gegensatz zu den zuvor erwähnten maximalen 45° Schräglage auf gewöhnlichem Asphalt und mit gewöhnlichen Reifen (bei Annahme von unendlich schmalen Reifen) liegt die maximale Schräglage bei breiten Reifen bei ca. 50°.¹⁵

¹⁴ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018) a: S. 462ff b: S. 466 c: S. 464ff

¹⁵ Schöter, K. et al.: Fahrdynamikregelsysteme für Motorräder (2015), S. 769.

2.2 Status Quo Unfallerkennungsalgorithmen

Seit April 2018 müssen alle neuen Pkw und leichten Nutzfahrzeuge über ein *eCall-System* verfügen.¹⁶ Ein eCall-System ist dafür da, einen Unfall zu detektieren und dann selbstständig oder auch manuell durch einen Insassen die nächstgelegene Rettungsstelle zu alarmieren. Dadurch kann auch verunfallten Personen schnell geholfen werden, die bspw. bei einem Unfall von der Straße abkommen, verschollen und durch Bewusstlosigkeit o.Ä. nicht in der Lage sind, selbst den Notruf zu tätigen. Wenn das eCall-System einen Unfall detektiert hat, werden u.a. Informationen wie Zeitpunkt des Unfalls, Ort des Unfalls, Anzahl der Insassen und Fahrzeugart weitergegeben, damit die Rettungsstelle situationsgerecht vorbereitet an der Unfallstelle erscheinen kann.

Da die Pflicht eines solchen Systems erst seit 2018 gilt, verfügen ältere Fahrzeuge grundsätzlich nicht über diese entsprechende Technologie. Dadurch hat sich ein Markt von Nachrüstlösungen entwickelt, die eCall-Systeme auch für ältere Fahrzeuge möglich machen. Es gibt dafür verschiedene Möglichkeiten: in manchen Fällen wird ein Gerät verwendet, das auf fahrzeuginterne Sensoren zugreift und diese auslöst. Das Gerät muss dann mit einem Handy verbunden sein, damit es bei detektiertem Unfall über das Handy einen Notruf auslösen kann. Andere Systeme beinhalten bereits die technisch erforderlichen Bauteile (wie bspw. eine Sim-Karte), um unabhängig von einem verbundenen Handy einen Notruf auslösen zu können. Viele auf dem Markt verfügbaren eCall-Systeme, basieren auf reinen Beschleunigungsgrenzwertbetrachtungen oder detektieren das Auslösen der Airbags. Wird bspw. eine Beschleunigung überschritten, von der angenommen wird, dass diese im Alltag nicht auftritt, dann wird dies als Unfall gewertet und der eCall löst aus.¹⁷ Für Zweispurfahrzeuge sind solche simplen Grenzwertbetrachtungen oftmals auch ausreichend, da bei Zweispurfahrzeugen ein Unfall fast immer mit einer Kollision verbunden ist (diese These wird in Abschnitt 3.1 nochmals aufgegriffen). Dementsprechend ist die Annahme, dass es bei einem Unfall eine unverhältnismäßig große Beschleunigung geben muss, durchaus vertretbar. Es wird aber auch an Systemen geforscht, die bestimmte Muster in Daten erkennen sollen. Dabei werden bspw. nicht nur die Beschleunigungen, sondern auch der Ruck (zeitliche Ableitung der Beschleunigung) untersucht. Sinkt bspw. nach einem großen Ruck auch kontinuierlich die Geschwindigkeit oder löst gleichzeitig der Airbag aus, wird ein Unfall angenommen.¹⁸

Geforscht wird seit einigen Jahren bereits an eCall-Lösungen, für die lediglich ein Smartphone benötigt wird. Ein Unfall wird also durch die Sensoren detektiert, die sich ohnehin in einem Smartphone befinden; dazu gehören bspw. Beschleunigungs- und Drehratensensoren aber auch Global Navigation Satellite Systems (GNSS) (hierzu gehört u.a. Global Position System (GPS)). Meist wird aber auch hier auf reine Grenzwertbetrachtungen gesetzt, sodass bspw. ab einer Beschleunigung von 3g ein Unfall angenommen wird.¹⁹ Es gibt aber auch eCall-Systeme, wie beim iPhone 14, die Bewegungsalgorithmen beinhalten, die den Zustand des Smartphones auf plötzliche Änderungen der Geschwindigkeit, der Richtung oder des Innenraumdrucks untersuchen.²⁰ Ein Patent des *General Motors Global Technology* Unternehmens zeigt, dass es sogar Ansätze gibt, bei denen Sensordaten transformiert und in Diagrammen dargestellt werden.

¹⁶ EU-Parlament: EU-Verordnung 2015/758 (2015).

¹⁷ An, B.; Kim, Y.: Improved Crash Detection Algorithm for Vehicle Crash Detection (2020).

¹⁸ Leschke, A.: Algorithm Concept for Crash Detection (2019), S. 39ff.

¹⁹ Lahn, J. et al.: Car Crash Detection on Smartphones (2015).

²⁰ Apple: iPhone 14 Unfallerkennung (2022).

Diese Diagramme werden daraufhin durch Bildverarbeitungsalgorithmen ausgewertet.²¹

Wie im Abschnitt 2.1.1 erläutert sind Einspurfahrzeuge statisch labil und somit nicht kippsicher. Dadurch ereignen sich Unfälle bei Einspurfahrzeuge nicht nur durch Kollisionen, sondern auch bspw. durch Stürze. Des Weiteren hat der Fahrer einen größeren Einfluss auf das Fahrverhalten als bei Zweispurfahrzeugen. Dadurch sind eCall-Systeme für Einspurfahrzeuge komplexer als für Zweispurfahrzeuge. Im Folgenden werden einige eCall-Systeme für Einspurfahrzeuge vorgestellt, die entweder auf fahrzeugeigenen Sensoren oder zusätzlichen Sensoren basieren: BMW hat erstmals ein eCall-System als Serienausstattung oder auch als Sonderausstattung für einige Motorradmodelle auf dem Markt etabliert. Um Unfälle zu detektieren, werden ein Beschleunigungssensor und ein Schräglagensensor verwendet. Dabei gibt es bestimmte Voraussetzungen, wie bspw. dass das Fahrzeug erst eine Kollision erfahren oder eine Geschwindigkeit von mindestens 10 km/h erreicht werden muss.²² Für motorisierte Einspurfahrzeuge sind auch Nachrüstlösungen auf dem Markt verfügbar, wie bspw. von den Firmen *Digades*, *Rideet* oder *RideLink*, die direkt am Motorrad angebracht werden. Im Falle des *Wingman* der Firma RideLink werden Beschleunigungs- und Drehratensensoren verwendet, um einen Unfall zu detektieren.²³ Für Fahrräder gibt es eCall-Systeme u.a. von den Firmen *Garmin*, *Tocsen*, *ANGi* oder auch *Hövding*. Auch hierbei geht es, wie bei den eCall-Nachrüstsystemen für Motorräder, um externe Geräte, die in diesen Fällen aber entweder am Fahrradhelm, Rucksack oder direkt am Fahrrad angebracht werden. Obwohl es schon Systeme für Einspurfahrzeuge auf dem Markt gibt, wird weiterhin geforscht. Es wird an Nachrüstlösungen geforscht, die nicht nur zwischen *Unfall* und *kein Unfall* unterscheiden, sondern auch die Schwere des Unfalls durch Überschreiten verschiedener Grenzwerte bestimmen.²⁴ Bei manchen Systemen werden machine-learning-Ansätze verwendet, um Unfallszenarien von Nicht-Unfallszenarien zu unterscheiden.²⁵ Ein weiterer Ansatz, der auch zusätzliche Sensorik am Motorrad erfordert, bestimmt den Schwimmwinkel (Winkel zwischen der Bewegungsrichtung des Fahrzeugs im Schwerpunkt und der Fahrzeuglängsachse) während der Fahrt, um so Kurvenunfälle zu erkennen.²⁶

So wie für Zweispurfahrzeuge an Smartphone-Apps geforscht wird, die einen Unfall erkennen sollen, wird auch an ähnlichen Möglichkeiten für Einspurfahrzeuge geforscht. Verglichen mit Nachrüstlösungen bei Zwei- oder Einspurfahrzeugen ist der Forschungsstand bei Smartphone-Einspurfahrzeug-eCall-Systemen noch nicht so weit. Für Motorräder gibt es bereits die *Detecht*-App, die eCall mittels Smartphone-Sensorik bereitstellt. Die App wurde u.a. durch diverse Abschlussarbeiten weiterentwickelt. Es werden machine-learning-Modelle verwendet, um die Eingangsdaten des Smartphones in Ausgangsdaten zu überführen. Dabei wird der Fehler zwischen Eingangs- und Ausgangsdaten bestimmt. Liegt dieser nicht in einem bestimmten Fenster, wird ein Unfall angenommen. Auch bei Grenzwertüberschreitungen von Beschleunigung und Drehraten wird ein Unfall angenommen. Es wird demnach lediglich zwischen *Unfall* und *kein Unfall* unterschieden; eine Einstufung der Unfallwahrscheinlichkeit oder -schwere liegt nach dem, was öffentlich zugänglich ist, nicht vor.²⁷ Weiter wird angegeben, dass die Positionierung des Smartphones signifikanten Einfluss auf den Algorithmus habe und der Algorithmus bei einer nicht vorgeschlagenen

²¹ Waris, F. et al.: GM Patent, Crash Detection Using Smartphone Sensor Data (2020).

²² BMW: eCall für Motorräder ab Werk (2017), Frage 6 und 7.

²³ RideLink: Wingman: Nachrüst-eCall-System für Motorräder (2023).

²⁴ Gelmini, S. et al.: Crash Detection Algorithm for Two-Wheeled Vehicles (2021).

²⁵ Tabei, F. et al.: Accident Detection System for Bicycle Riders (2021).

²⁶ Seiniger, P. A.: Ungebremste Motorrad-Kurvenunfälle (2009), S. 84.

²⁷ Mian, S. A.: Smartphone-based Crash Notification System for Motorcycles (2021), S. 17ff.

Positionierung nicht richtig funktionieren könnte.²⁸ Ein weiterer Algorithmus basiert darauf stets die Totalbeschleunigung und Totaldrehrate zu bestimmen und auszuwerten. Dadurch sei das Smartphone positionierungsunabhängig. Um einen Unfall zu erkennen, wird sowohl eine Grenzwertüberschreitung der Totalbeschleunigung als auch der Totaldrehrate erwartet. Der Algorithmus wurde mit Unfallnachbildungen getestet, bei denen entweder ein Überschlag oder eine Frontalkollision auftritt.²⁹

2.2.1 Sensorik für Unfalldetektion

Für eCall-Systeme werden verschiedene Sensoren genutzt. Die eCall-Systeme, die in aktuellen Pkw's verpflichtet sind, nutzen Sensoren, die bereits im Fahrzeug vorhanden sind. Meist wird ein Unfall bei diesen Fahrzeugen durch Auslösen des Airbags detektiert.³⁰ Auch einige Nachrüstlösungen greifen auf fahrzeuginterne Sensoren oder fahrzeuginterne Daten zu, um einen Unfall zu detektieren (bspw. das Modell *PACE Link* der Firma *PACE*).

Andere Systeme nutzen hingegen zusätzliche Geräte. Diese beinhalten meist mindestens einen Beschleunigungssensor und ein GPS-Modul; in vielen Fällen ist auch zusätzlich ein Drehratensensor vorhanden. Dadurch dass ein eigenes Gerät inkl. Sensorik für den eCall-Zweck entwickelt wird, können die Anforderungen an das Gerät ideal umgesetzt werden. Es kann die Messfrequenz passend ausgelegt, der Sensor in einer bestimmten, vorteilhaften Position vorgeschrieben oder auch der Messbereich, die Auflösung und die Genauigkeit der Sensorik passend für diese Anwendung ausgewählt werden. So ist es insbesondere bei Nachrüstlösungen für Einspurfahrzeuge zu sehen, die ihr Gerät bspw. immer fest am Fahrradhelm, fest am Motorradrahmen o.Ä. vorsehen, um somit bspw. die Sensorik und den Algorithmus genau auf diesen Anwendungsfall abzustimmen. Wenn ein eCall-Gerät bspw. am Helm befestigt wird, müssen weniger große Beschleunigungen detektiert und möglicherweise auch mit einer geringeren Frequenz abgetastet werden als im Beispiel des Motorradrahmens. Das Gerät am Motorradrahmen ist nämlich starr mit diesem verbunden und wird nur durch das Fahrwerk gefedert und gedämpft, während beim Fahrradhelm neben dem Fahrwerk auch der Körper der Person federt und dämpft. Zudem überlagern beim Motorradrahmen Vibrationen vom Motor das Signal, sodass das Beschleunigungssignal verfälscht werden kann.

Smartphones beinhalten oftmals die gleichen Sensoren wie diejenigen, die für Nachrüstlösungen verwendet werden. Dazu gehören insbesondere Beschleunigungssensoren, Drehratensensoren und GPS-Empfänger. Weiter verfügen viele Smartphones aber auch noch über weitere Sensoren. Dazu gehören u.a.: ein Magnetometer, der das Magnetfeld der Erde misst, ein Lichtsensor, um die Umgebungshelligkeit zu erfassen, ein Annäherungssensor, um bspw. den Bildschirm auszuschalten, wenn man beim Telefonieren das Smartphone am Gesicht ist oder auch ein Barometer, um den Luftdruck zu messen und darüber die Höhenmeter zu berechnen. Um diese Sensordaten aufzunehmen, werden bestimmte *Applications* (umgangssprachlich bekannt als *Apps*) genutzt. In einigen Apps ist es teilweise auch möglich, zu bestimmen, ob bspw. der Bildschirm eingeschaltet oder ausgeschaltet ist, um diese Tatsache in die Logik eines Algorithmus zu integrieren.³¹ Beschleunigungen und Drehraten werden von Smartphones sehr zuverlässig und präzise aufgenommen und messen selbst bei einem Vergleich mit teureren und komplexeren Messsystemen ähnliche Werte. Teils liegen die Abweichungen zwischen Smartphone und teurer Messtechnik nur bei

²⁸ Deng, L.: Crash Detection Algorithm using Machine Learning (2021), S. 39f.

²⁹ Candefjord, S. et al.: Towards eCall Functionality for Cyclist (2014).

³⁰ Ford: Was ist eCall? (2023).

³¹ Matuszczyk, G.; Aberg, R.: Smartphone-based Crash Notification System for ATV's (2016), S. 17 u. 34.

ca. $1 \text{ }^\circ/\text{s}$ bzw. $0,2 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$. Beim Vergleich der GPS-Daten zeigen sich hingegen deutliche Abweichungen. Des Weiteren liegt die Messfrequenz der GPS-Daten bei Smartphones meist bei lediglich ca. 1 Hz. Auch wenn die GPS-Daten demnach nicht am zuverlässigsten sind, sind Smartphones dennoch gut für das Messen von fahrdynamischen Situationen geeignet.³² Ähnliche Ergebnisse über die Anwendbarkeit von Smartphones für fahrdynamische Messungen sind auch in anderen Quellen zu finden.³³ Neben der Tauglichkeit für fahrdynamische Anwendungen bieten Smartphones den Vorteil, dass sie verglichen mit konventioneller Messtechnik günstiger sind. Zudem besitzen die meisten Personen bereits ein Smartphone, sodass bei einem eCall-System auf dem Smartphone nur möglicherweise die App oder ein Abonnement Geld kosten würden. Es ist demnach zu erwarten, dass ein Smartphone-internes eCall-System eine breitere Anwendung ermöglicht.

2.3 Konkretisierung der Zielsetzung

Während Pkw in der EU seit 2018 serienmäßig ein eCall-System integriert haben, gibt es bisher für Einspurfahrzeuge noch keine entsprechende Regelung. Dennoch gibt es sowohl für Zwei- als auch für Einspurfahrzeuge Nachrüstlösungen auf dem Markt. Während Systeme für Zweispurfahrzeuge ähnlich aufgebaut sind, unterscheiden sich Systeme für Einspurfahrzeuge teils fundamental. Es gibt Systeme, die lediglich für Motorräder entwickelt wurden; andere wiederum lediglich für Fahrräder. Manche Systeme erkennen Unfälle nur bei Kollision und andere Systeme zwar auch allgemeinere Unfälle, während diese aber auf reinen Grenzwertbetrachtungen basieren. Es fehlt in vielen Fällen eine vorangehende theoretische Auseinandersetzung mit dem Thema Unfallerkennung für Einspurfahrzeuge, weswegen oftmals vereinfachend grundlegende Bedingungen aufgestellt werden (bspw. Beschleunigung über 3g entspricht Unfall/Sturz), die erstmal bewiesen werden müssten. Diese Punkte betreffen hauptsächlich eCall-Systeme für Einspurfahrzeuge, die auf Smartphone-Sensorik basieren.

Daher wird der Fokus dieser Masterarbeit auf dieses Forschungsthema, d.h. eCall für Einspurfahrzeuge mittels Smartphone-Sensorik, gelegt. Es soll ein Algorithmus entwickelt werden, mit dem Einspurfahrzeugunfälle von Normalfahrten unterschieden werden können. Wie zuvor erwähnt, ist bei Smartphones vorteilhaft, dass eCall-Systeme mit weniger finanziellem Aufwand einem breiteren Spektrum an Nutzern angeboten werden können. Damit soll den Fahrern von Einspurfahrzeugen die Hürde genommen werden, sich erst ein zusätzliches Gerät anschaffen zu müssen. Des Weiteren zeigte eine umfassende Recherche, dass der Forschungsbedarf bei eCall-Systemen basierend auf Smartphone-Sensorik größer ist, als bei zusätzlichen Geräten, die es bereits schon auf dem Markt gibt. Denn bisher sind keine Apps öffentlich bekannt, die eCall anbieten und auch Publikationen, Abschlussarbeiten etc. sind zu diesem Thema sehr viel weniger zu finden, als bspw. zu Nachrüst-eCall-Systemen, die zusätzliche Geräte benötigen.

Für diese Masterarbeit liegt der Fokus auf Fahrradunfällen, da hierbei sowohl der Forschungsbedarf als auch der mögliche Nutzen nochmals größer eingeschätzt wird, als bei bspw. Motorrädern. Die Zahl an Fahrradfahrern nimmt nämlich stetig zu, während die Sicherheit von Fahrrädern bis auf einige Punkte wie Licht, Klingel o.Ä. fast unreguliert ist und daher stagniert.³⁴ Demnach besteht bei Fahrrädern in puncto Sicherheit Forschungsbedarf. Des Weiteren ist auch in Literatur, Publikationen etc. weniger bezüglich Fahrräder als bspw. Motorräder zu finden, sodass auch hier Forschungsbedarf besteht. Allerdings wird nach

³² Scherer, F.; Winner, H.: Schräglagenangst (2021), S. 32ff.

³³ Mian, S. A.: Smartphone-based Crash Notification System for Motorcycles (2021), S. 23f.

³⁴ Statista: Anzahl der Fahrräder in Deutschland von 2005 bis 2021 (2023).

Vorstellung des Algorithmus im Abschnitt 5.6 diskutiert, welche Änderungen am Algorithmus notwendig sein könnten, um nicht nur Fahrrad-, sondern auch Motorradunfälle zu detektieren.

3 Versuchsmethodik

Zur Entwicklung eines Unfallerkennungsalgorithmus sind Daten notwendig, die sowohl Normalfahrten als auch Fahrten mit einem Unfall/Sturz umfassen. Diese Daten können durch Fahrversuche oder durch Simulationen erhoben werden. Da bisher keine validierten Simulationsmodelle für Einspurfahrzeugunfälle bekannt sind, sind Fahrversuche unabdingbar. Zur Planung einer Versuchskampagne als Datenerhebung ist eine vorangehende theoretische Untersuchung von Einspurfahrzeugunfällen vorteilhaft. Dadurch wird ein breiteres Verständnis für die Vielzahl an unterschiedlichen Unfallursachen und Unfallhergängen von Einspurfahrzeugen aufgebaut. Diese vorangehende theoretische Betrachtung ist, wie in Abschnitt 2.3 erwähnt, bei vielen Forschungsarbeiten zu diesem Thema nicht zu finden.

Daher werden in diesem Kapitel zunächst Einspurfahrzeugunfälle kategorisiert. Dafür werden grundlegende Unfalltypen analysiert und für die Untersuchung von Einspurfahrzeugen erweitert. Im nächsten Schritt werden auch grundlegende Unfallarten untersucht und dadurch Unterschiede bei Unfällen verschiedener Fahrzeugtypen ausgearbeitet. Einleitend wird knapp auf die Unterschiede zwischen Zweispur- und Einspurfahrzeugunfällen eingegangen, während im Hauptteil des Abschnitts Unterschiede zwischen Fahrrad- und Motorradunfällen erörtert werden. Neben Unfällen werden auch Normalfahrten kategorisiert und untersucht. Aus diesen beiden Betrachtungen werden dann Anforderungen an die Versuchskampagne abgeleitet.

3.1 Kategorisierung von Einspurfahrzeugunfällen

Grundlegend und unabhängig von Zwei- und Einspurfahrzeugen werden Unfälle in eine *Einlauf-*, *Kollisions-* und *Auslaufphase* unterteilt.³⁵ Während der Einlaufphase (d.h. bevor eine Kollision o.Ä. aufgetreten ist) wird der Unfallhergang mittels sieben *Unfalltypen* kategorisiert. Beim Unfalltyp geht es also noch nicht um die Beschreibung der wirklichen Kollision, sondern um die Situation, die zum Unfall führte.³⁶ Die sieben Unfalltypen sind folgende:

1. **Fahrerunfall:** Der Unfall wurde ausgelöst durch den Verlust der Kontrolle über das Fahrzeug. Dabei haben weder andere Verkehrsteilnehmer, noch Tiere, Hindernisse, körperliches Unvermögen oder ein Schaden am Fahrzeug dazu beigetragen, dass dieser Unfall entsteht
2. **Abbiege-Unfall:** Der Unfall wurde ausgelöst zwischen einem Abbieger und einem aus gleicher oder entgegengesetzter Richtung kommenden Verkehrsteilnehmer
3. **Einbiegen-/Kreuzen-Unfall:** Der Unfall wurde ausgelöst durch einen Konflikt zwischen einem einbiegenden oder kreuzenden Wartepflichtigen und einem vorfahrtberechtigten Fahrzeug
4. **Überschreiten-Unfall:** Der Unfall wurde ausgelöst durch einen Konflikt zwischen einem Fahrzeug und einem Fußgänger auf der Fahrbahn
5. **Unfall durch ruhenden Verkehr:** Der Unfall wurde ausgelöst durch einen Konflikt zwischen einem Fahrzeug des fließenden Verkehrs und einem Fahrzeug, das parkt/hält bzw. Fahrmanöver im Zusammenhang mit dem Parken/Halten durchführte

³⁵ Appel, H. et al.: Unfallforschung, Unfallmechanik und Unfallrekonstruktion (2013), S. 18.

³⁶ Destatis: Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik (2022) S. 8

6. **Unfall im Längsverkehr:** Der Unfall wurde ausgelöst durch einen Konflikt zwischen Verkehrsteilnehmern, die sich in gleicher oder entgegengesetzter Richtung bewegten
7. **Sonstiger Unfall:** Hierzu gehören bspw. Unfälle beim Wenden, Rückwärtsfahren, Unfälle durch Hindernisse, Tiere auf der Fahrbahn, plötzlicher Fahrzeugschaden (bspw. defekte Bremse) oder auch körperliches Unvermögen des Fahrers (bspw. Herzinfarkt)³⁶

Gerade bei Betrachtung von Einspurfahrzeugunfällen ist der Unfalltyp *Fahrerunfall* interessant. Denn wie in Abschnitt 2.1.1 erläutert, können Unfälle/Stürze durch Kontrollverlust beim Einspurfahrzeug aufgrund der fehlenden Kippsicherheit eher auftreten als bei einem Zweispurfahrzeug. Dazu gehört bspw. ein Sturz bei Bremsen in einer Kurve, ein Sturz durch Sinken des Reibwerts in einer Kurve oder auch ein Überschlag bei starkem Bremsen. Basierend auf dieser Überlegung werden die Unfalltypen konkretisiert und in Abbildung 3-1 in Form eines Mindmaps veranschaulicht.

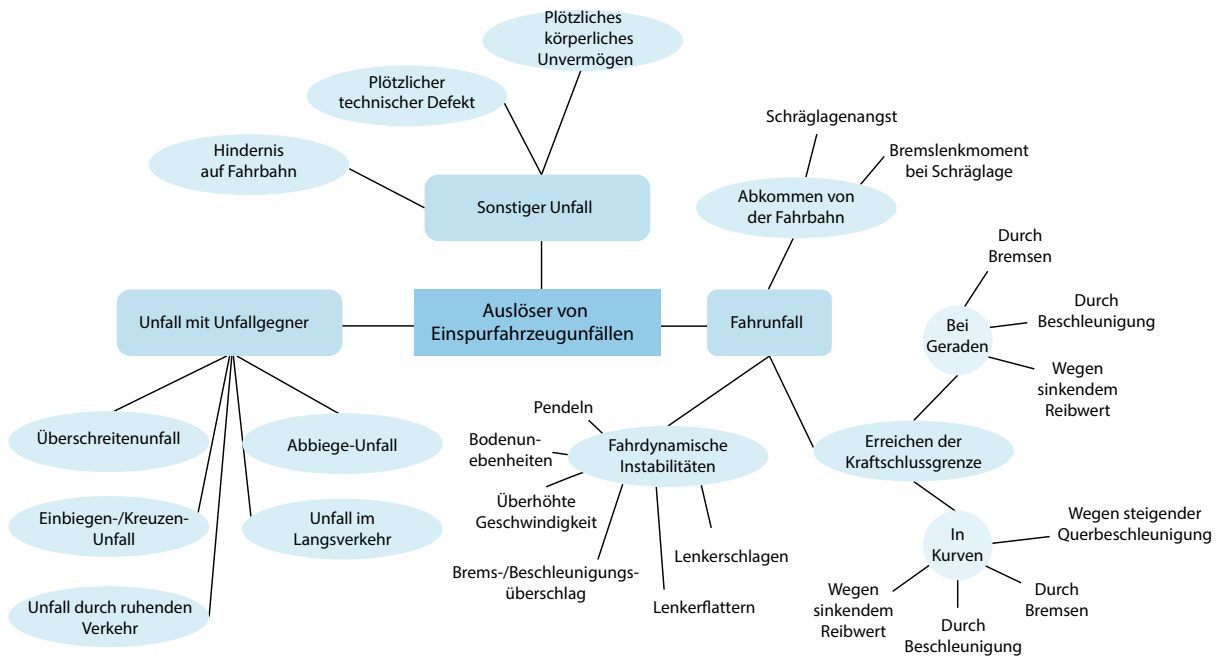


Abbildung 3-1: Auslöser von Einspurfahrzeugunfällen

Es sind in dem Mindmap drei große Bereiche und zwar *Unfall mit Unfallgegner*, *Fahrerunfall* und *sonstiger Unfall* dargestellt. Zu dem Bereich *Unfall mit Unfallgegner* werden die Unfalltypen *Abbiege-Unfall*, *Einbiegen-/Kreuzen-Unfall*, *Überschreiten-Unfall*, *Unfall durch ruhenden Verkehr* und *Unfall im Längsverkehr* zugeordnet. Dieser Bereich wäre auch bei Betrachtung von Zweispurfahrzeugunfällen identisch. Dem Unfalltyp *sonstiger Unfall* werden dessen Beispiele wie *Hindernis auf Fahrbahn*, *plötzlicher technischer Defekt* oder *plötzliches körperliches Unvermögen* zugeordnet. Auch dieser Bereich wäre bei Zweispurfahrzeugunfällen identisch, auch wenn bei Einspurfahrzeugen durch die fehlende Kippsicherheit ein Hindernis, technischer Defekt oder körperliches Unvermögen möglicherweise schneller zu einem Unfall führen könnten.

Der Unfalltyp *Fahrerunfall* wird aufgrund der Relevanz für Einspurfahrzeuge um die weitere Subkategorien erweitert. Zur Subkategorie *fahrdynamische Instabilitäten* gehören Situationen, in denen der Fahrer

aufgrund von fahrdynamischen Extremfällen die Kontrolle über das Fahrzeug verliert. *Bodenunebenheiten* und *überhöhte Geschwindigkeit* können zwar auch bei einem Zweispurfahrzeug zum Unfall führen. Allerdings sind Einspurfahrzeuge anfälliger für solche Situationen, da bereits ein kurzer Moment des Kontrollverlusts ausreicht, um zu stürzen. Auch Überschläge durch Bremsen oder Beschleunigen sind zwar bei Zweispurfahrzeugen theoretisch möglich, aber praktisch irrelevant. Weitere fahrdynamische Instabilitäten sind das sogenannte *Lenkerflattern*, *Pendeln* und *Lenkerschlagen*. Diese fahrdynamischen Extremfälle sind charakteristisch für Einspurfahrzeuge. Beim Lenkerflattern entstehen Schwingungen am Vorderrad um die Lenkachse, wenn die Raddrehfrequenz mit der Eigenfrequenz des Rad- und Lenksystems übereinstimmt (dies geschieht meist bei freihändigem Fahren im Bereich von ca. 30-60 km/h). Das Pendeln stellt eine komplexe und gekoppelte Schwingungsform zwischen Fahrzeugvorderteil (inkl. Lenker und Vorderrad) und Fahrzeugheck dar. Dabei schwingen Fahrzeugfront und -heck, sodass eine entgegengesetzte Gierbewegung entsteht, die zusätzlich von einer Rollbewegung überlagert ist. Pendeln entsteht meist erst ab höheren Geschwindigkeiten (ca. 160 km/h) und ist aufgrund der schwierigen Kontrollierbarkeit gefährlich. Lenkerschlagen ist eine erzwungene Schwingung, die in jedem Geschwindigkeitsbereich durch Abheben des Vorderrads und schräges Wiederaufsetzen auftreten kann. Dabei wird der Lenker mit einer hohen Frequenz wenige Male um die Lenkachse gedreht und kann manchmal sogar von Lenkansschlag zu Lenkansschlag stattfinden. Der Fahrer kann in den meisten Fällen den Lenker nicht mehr greifen und stürzt.^{37a}

Ein *Abkommen von der Fahrbahn* kann bei Einspurfahrzeugen bspw. durch ein sogenanntes *Bremslenkmoment* bei Schräglage geschehen. Befindet sich ein Einspurfahrzeug in Schräglage, richtet es sich beim Bremsen wieder auf. Das liegt daran, dass beim Bremsen durch breite Reifen die Bremskraft außerhalb der Radmitte wirkt. Dadurch entsteht ein Moment, das lenkereindrehend wirkt, sodass sich das Einspurfahrzeug aufstellt. Die Schräglage verringert sich, die Kurve wird in einem größeren Radius gefahren und der Fahrer schafft möglicherweise die Kurve nicht mehr und kommt von der Fahrbahn ab. Dieses Phänomen tritt häufig in Kombination mit *Schräglagenangst* auf. Viele Fahrer scheuen Schräglagen, die größer sind als ca. 30°, obwohl diese physikalisch meistens noch problemlos realisierbar sind.³⁸ Führt ein Fahrer durch eine Kurve, dessen Krümmung bspw. am Kurvenausgang zunimmt, kann es passieren, dass der Fahrer denkt, er schaffe die Kurve mit dieser Geschwindigkeit nicht mehr und bremst. Ein Bremslenkmoment entsteht und es ereignet das zuvor erwähnte Phänomen. In einem anderen Fall behält der Fahrer seine Schräglage aus Angst bei, obwohl er sie eigentlich so sehr erhöhen könnte, dass er die Kurve schafft. Auch in diesem Fall kann er von der Fahrbahn abkommen, falls seine aktuelle Schräglage nicht der geforderten Schräglage für diese entsprechende Kurvenkrümmung entspricht.

Der letzte Bereich, der zu Fahrunfällen führt, ist das *Erreichen der Kraftschlussgrenze*. Bei Geradeausfahrt kann an einem Rad in Fahrtrichtung maximal das Produkt aus Kraft in Vertikalrichtung (Radlast) und Reibwert zwischen Fahrbahn und Reifen übertragen werden:

$$F_x \leq F_z \cdot \mu \quad (3-1)$$

Wird bspw. durch Beschleunigen oder Bremsen die Längskraft (F_x) größer als das Produkt aus Radlast und Reibwert, verliert das Hinterrad an Haftung. Ebenso kann auch bei konstantem Beschleunigen

³⁷ Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018) a: S. 452ff b: S. 478

³⁸ Scherer, F.; Winner, H.: Schräglagenangst (2021), S. 38.

oder Bremsen das jeweilige Rad Haftung verlieren, wenn während des Beschleunigens/Bremsens der Reibwert abnimmt (bspw. durch einen Ölfleck). Bei Kurvenfahrten ist neben der Längskraft auch die Querkraft zu berücksichtigen. Dadurch ergibt sich ein anderer Reibwert, als für die Geradeausfahrt. Über den sogenannten *Kamm'schen Kreis* wird die maximal übertragbare vektorielle Summe aus Längs- und Querkraft dargestellt.^{37b} Fährt also ein Einspurfahrzeug mit einer konstanten Schräglage durch eine Kurve, ist auch die Querkraft konstant. Wird durch Beschleunigen oder Bremsen die Längskraft erhöht, kann dadurch die vektorielle Summe aus beiden Kräften größer als die übertragbare Kraft werden. Das beschleunigende bzw. bremsende Rad würde die Haftung verlieren und das Fahrzeug möglicherweise stürzen. Für die maximale Schräglage bei Kurvenfahrten wurde die Formel 2-7 aus Abschnitt 2.1.1 vereinfacht vorgestellt. Entsprechend dieser Annahme ist die maximale Schräglage lediglich vom Reibwert zwischen Reifen und Fahrbahn abhängig. Bleibt demnach die Schräglage bei einer Kurvenfahrt konstant, während der Reibwert (plötzlich) sinkt, gilt für diesen Augenblick eine geringere maximale Schräglage. Ist die geringere maximale Schräglage kleiner als die aktuelle Schräglage, verlieren die Räder Haftung und das Fahrzeug stürzt. Auch durch eine zu große Querbeschleunigung (bspw. durch Erhöhen des Rollwinkels) kann die Kraftschlussgrenze zwischen Reifen und Fahrbahn erreicht werden, sodass die Räder die Haftung verlieren.

Nachdem bisher auf die Unfalltypen (also Unfallauslöser) eingegangen wurde, geht es folgend um den tatsächlichen Unfallhergang. Dieser wird mittels zehn *Unfallarten* kategorisiert. Eine Unfallart beschreibt den gesamten Unfallablauf beginnend mit dem ersten Zusammenstoß bzw. mit der ersten mechanischen Einwirkung auf einen Verkehrsteilnehmer.³⁹ Da die Unfallarten im Gegensatz zu den Unfalltypen selbsterklärend sind, wird auf eine weitere Beschreibung verzichtet:

1. Zusammenstoß mit anderem Fahrzeug, das anfährt, anhält oder im ruhenden Verkehr steht
2. Zusammenstoß mit anderem Fahrzeug, das vorausfährt oder wartet
3. Zusammenstoß mit anderem Fahrzeug, das seitlich in gleicher Richtung fährt
4. Zusammenstoß mit anderem Fahrzeug, das entgegenkommt
5. Zusammenstoß mit anderem Fahrzeug, das einbiegt oder kreuzt
6. Zusammenstoß zwischen Fahrzeug und Fußgänger
7. Aufprall auf ein Hindernis auf der Fahrbahn
8. Abkommen von der Fahrbahn nach rechts
9. Abkommen von der Fahrbahn nach links
10. Unfall anderer Art³⁹

Die Unfallarten 1-7 beschreiben konkret eine Kollision. Allerdings können auch bei Unfallart 8 und 9 nach dem Abkommen der Fahrbahn Kollisionen auftreten. Zur Unfallart 10 gehören bspw. Unfälle beim Ein- und Aussteigen der Fahrgäste von Straßenbahnen und Bussen, Zusammenstöße mit geführten Tieren oder auch Stürze von Einspurfahrzeugfahrern.⁴⁰ Es zeigt sich demnach, dass selbst bei den Unfallarten 8-10

³⁹ Destatis: Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik (2022) S. 9

⁴⁰ Ministerium des Innern des Landes NRW: Unfallarten (2022), S. 2.

Kollisionen auftreten können. Auch wenn Unfälle ohne Kollision in den Unfallarten nur marginal vertreten sind, liegt laut Statistiken der prozentuale Anteil von bspw. Motorradunfällen ohne Kollision bei ca. 40%.⁴¹ Die Dunkelziffer könnte noch größer sein, da Alleinunfälle von Motorrädern, Fahrrädern usw. nicht immer gemeldet werden. Für Einspurfahrzeuge sind also Unfälle ohne Zusammenstoß deutlich relevanter als für Zweispurfahrzeuge, da bei Zweispurfahrzeugen nahezu jeder Unfall einen Zusammenstoß beinhaltet. Für diese Masterarbeit sind daher Unfälle ohne Kollision aufgrund ihrer Vielfalt und Komplexität besonders interessant. Unfälle mit Kollision könnten auch mit bisher gängigen eCall-Systemen und Algorithmen detektiert werden, da bei einer Kollision stets eine Beschleunigungsspitze zu erwarten ist. Bei Stürzen von Fahrern auf Einspurfahrzeugen, die der Unfallart 10 zuzuordnen sind, sind hingegen solche Beschleunigungsspitzen nicht zu erwarten; zumindest nicht in einer ähnlichen Größenordnung. Um einen Überblick über Stürze mit Einspurfahrzeugen zu schaffen, werden folgend mögliche Szenarien, die den Unfällen anderer Art zuzuordnen sind, aufgelistet:

- Überschlag nach vorne durch zu starkes Bremsen am Vorderrad
- Überschlag nach hinten durch zu starkes Beschleunigen
- Sturz bei Geradeausfahrt durch Erreichen der Kraftschlussgrenze an Vorder- und/oder Hinterrad
- Sturz in Kurve mit kurveneindrehendem Hinterrad durch Erreichen der Kraftschlussgrenze am Hinterrad (sogenannter *Lowsider*)
- Sturz in Kurve mit kurvenausdrehendem Vorderrad durch Erreichen der Kraftschlussgrenze am Vorderrad (ebenso eine Form des *Lowsiders*)
- Sturz in Kurve mit rollendem und auf die kurvenäußere Seite fallendem Fahrzeug, sodass der Fahrer nach kurvenaußen über das Fahrzeug geschleudert wird. Dies tritt bspw. auf, wenn das Fahrzeug erst die Haftung am Hinterrad verliert, wegrutscht und dann plötzlich wieder auf der Straße haftet und sich daher schnell aufrichtet (sogenannter *Highsider*)
- zur rechten/linken Seite fallen (bspw. durch Verlust der Fahrzeugkontrolle bei geringen Geschwindigkeiten)
- zur Seite fallen und weiterrollen (bspw. bei höheren Geschwindigkeiten)⁴²

Bei einem Highsider können bspw. größere Beschleunigungsspitzen erwartet werden, als bspw. einem Lowsider. Des Weiteren könnte sich ein Highsider auch in den Drehratendaten durch deutliche Drehungen um die Rollachse auszeichnen. Überschläge hingegen sind eher durch Drehraten um die Nickachse und durch einen schnellen Geschwindigkeitsabfall gekennzeichnet. Bei Stürzen, bei denen der Fahrer und/oder das Fahrzeug noch auf der Fahrbahn rutschen, könnte der Geschwindigkeitsabfall dem einer gewöhnlichen Bremsung gleichen. Diese Beispiele zeigen, wie vielfältig und verschieden Stürze von Einspurfahrzeugen sind, die der 10. Unfallart zuzuordnen sind.

⁴¹ Pschenitza, M.: Auswertung von Motorradunfällen (2015), S. 5.

⁴² Diese Liste stellt lediglich einen Überblick dar und ist nicht als vollständig zu betrachten

3.1.1 Unterschiede bei Unfällen verschiedener Fahrzeugtypen

Bei der Untersuchung der Unfalltypen zeigte sich bereits, dass es für das Verständnis vorteilhaft ist, die Unfalltypen für die Analyse von Einspurfahrzeugunfällen zu konkretisieren. Ebenso zeigte sich bei der Betrachtung der Unfallarten, dass die *Unfälle anderer Art* bei einem Einspurfahrzeug verschiedene und wahrscheinlich häufiger auftretene Szenarien umfasst, als es bei Zweispurfahrzeugen der Fall ist. Des Weiteren sind Unfälle bei Einspurfahrzeugen durch die manchmal fehlende Kollision schwieriger zu detektieren. Ein weiterer Punkt, der bei der Unterscheidung von Zwei- und Einspurfahrzeugunfällen zu erwähnen ist, ist der Fahrer selbst. Wie zu Beginn von Kapitel 2 erklärt wurde, bildet der Fahrer bei Einspurfahrzeugen ein eigenes System, da dieser nicht fest mit dem Fahrzeug verbunden ist. Bei Zweispurfahrzeugen wird diese Unterscheidung hingegen nicht gemacht. Die Positionierung des Smartphones zur Unfalldetektion ist demnach bei Zweispurfahrzeugen möglicherweise vernachlässigbar. Bei Einspurfahrzeugen kann es allerdings einen signifikanten Unterschied in den Daten geben, wenn das Smartphone während eines Unfalls in einem Fall am Fahrer befestigt ist und in einem anderen Fall am Fahrzeug. Denn während im ersten Fall das Fahrzeug schon zum Stehen gekommen ist, kann der Fahrer durch den Unfall noch in Bewegung sein und vice versa.

Neben den Unterschieden zwischen Zwei- und Einspurfahrzeugunfällen sind auch Unterschiede zwischen verschiedenen Einspurfahrzeugunfällen zu betrachten. Folgend werden einige Unterschiede in der Fahrodynamik zwischen Fahrrädern und Motorrädern erwähnt, da bei diese beiden Fahrzeuge die Unterschiede am signifikantesten eingeschätzt werden. Anhand verschiedener Untersuchungen ist bekannt, dass Fahrradfahrer grundsätzlich mit geringeren Rollwinkeln durch Kurven fahren als Motorradfahrer. Eine konkrete Untersuchung zeigte, dass 90% der Fahrradfahrer mit maximal 12° durch Kurven gefahren sind; 95% mit Rollwinkel kleiner als 16° und 99% mit Rollwinkeln kleiner als 22° . Die maximale Schräglage betrug 28° .⁴³ Ähnliche Untersuchungen bei Motorradfahrern zeigte, dass 50% mit Rollwinkeln kleiner als 15° durch Kurven fahren; 75% mit Rollwinkeln kleiner als 25° und 5-10% mit Rollwinkeln größer 30° . Die maximale Schräglage lag bei über 45° .⁴⁴ Bei einem Fahrrad könnte demnach durchaus in Betracht gezogen werden, Schräglagen von über 30° als kritisch und unwahrscheinlich einzustufen und diese Hypothese in die Unfalldetektion miteinzubeziehen. Bei einem Motorrad hingegen sind solche Schräglagen üblich, weswegen diese Hypothese unpassend ist.

Auf Fahrrädern werden bekanntermaßen geringere Geschwindigkeiten als auf einem Motorrad gefahren. Selbst Mittelklasse-Motorräder erreichen bereits Geschwindigkeiten von 200 km/h, während 300 km/h bei Supersportlern nicht ungewöhnlich sind. Bei Fahrradfahrern sind hingegen eher Geschwindigkeiten zwischen 12 und 25 km/h üblich (mit Ausnahme von Rennradfahrern, bei denen auch Geschwindigkeiten von über 70 km/h vorkommen).⁴⁵ Über diese Geschwindigkeiten ist es bspw. mit ein paar weiteren Parametern (wie bspw. Reibwert Fahrer/Fahrbahn bzw. Fahrzeug/Fahrbahn) möglich abzuschätzen, wie lange es dauern könnte, bis ein Fahrer/Fahrzeug nach einem Unfall zum Stillstand kommt. Des Weiteren könnten auch zu hohe Geschwindigkeiten bei Fahrrädern als unrealistisch und somit als Sensorfehler eingestuft werden. Auch mögliche Beschleunigungen und Verzögerungen unterscheiden sich bei Fahrrädern und Motorrädern.

Bei Fahrrädern werden in Literatur gewöhnliche Beschleunigungen von ca. $1,5 - 2,5 \frac{m}{s^2}$ angegeben und bei

⁴³ Dauer, F.: Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme (2020), S. 112.

⁴⁴ Scherer, F.; Winner, H.: Schräglagenangst (2021), S. 38 u. S. 42f.

⁴⁵ Dr. Priester, J.; Dr. Kasanicky, G.: Unfälle mit Zweirädern (2017) a: S. 435f b: S. 434 c: S. 439

Motorrädern ca. 2 - 3,5 $\frac{m}{s^2}$. Maximal sind bei Fahrrädern lediglich ca. 3 - 4 $\frac{m}{s^2}$ möglich, während Motorräder auch 10 $\frac{m}{s^2}$ erreichen.^{45b} Geübte Motorradfahrer können Verzögerungen von bis zu 10 $\frac{m}{s^2}$ erreichen.^{45c} Bei Fahrrädern liegen die maximalen Verzögerungen jedoch nur bei ca. 5,3 - 6,6 $\frac{m}{s^2}$.⁴⁶ Grenzwertbetrachtungen der Beschleunigung müssen demnach bei Fahrrädern und Motorrädern unterschiedlich betrachtet werden, falls diese zur Unfalldetektion genutzt werden. Denn während bei einem Motorrad eine Beschleunigung in Längsrichtung von 9 $\frac{m}{s^2}$ auf eine Vollast-Fahrt hinweisen könnte, könnte dies bei einem Fahrrad möglicherweise schon ein leichter Auffahrunfall sein.

Überschläge durch zu starkes Bremsen sind abhängig von der Verzögerung durch Bremsen (\ddot{x}), der Schwerpunkthöhe (h_S), dem Abstand zwischen vorderem Radaufstands- und Schwerpunkt (l_h) und der Gravitation. Die kritische Längsverzögerung eines Einspurfahrzeugs wird mittels folgender Formel bestimmt:⁴⁷

$$\ddot{x} = \frac{l_h}{h_S} \cdot g \quad (3-2)$$

Bei Fahrrädern liegt der Schwerpunkt meistens höher als bei Motorrädern, da der Fahrer einen größeren Anteil an der Gesamtmasse des Fahrzeugs inkl. Fahrer hat. Zudem ist auch der Radstand von Fahrrädern meistens kleiner als bei Motorrädern, sodass auch der Abstand zwischen vorderem Radaufstandspunkt und Schwerpunkt geringer ist. Fahrräder sind demnach anfälliger für Überschläge bei Bremsungen, weswegen dieser Unfalltyp bei Fahrrädern umso mehr beachtet werden sollte.

3.2 Kategorisierung von Normalfahrten

Nachdem verschiedene Unfallszenarien vorgestellt und erläutert wurden, geht es in diesem Abschnitt um *Normalfahrten*. Damit sind Fahrten gemeint, bei denen kein Unfall auftritt. Des Weiteren sind damit Fahrten gemeint, die hauptsächlich den Alltag betreffen. Downhill-Fahrten mit einem Mountainbike, herunterfahren von Treppen o.Ä. werden hierbei nicht zu den Normalfahrten gezählt. Da zu diesem Thema weder Statistiken noch andere Quellen zu finden waren, die unfallfreie Fahrten von Einspurfahrzeugen kategorisieren, beschreiben o.Ä., stammen folgende Erläuterungen aus eigenen Überlegungen. Dabei wird lediglich auf Fahrradfahrten eingegangen, die mit Hilfe eines Smartphones untersucht werden sollen, so wie in Abschnitt 2.3 das Ziel dieser Masterthesis erläutert wurde.

Zunächst werden die Einflüsse auf Normalfahrten in vier Kategorien unterteilt: *Fahrbahn*, *Fahrradmodell*, *Fahrerverhalten* und *Smartphone-Positionierung*. Diese Kategorien werden im nächsten Schritt konkretisiert, indem Beispiele, die als am relevantesten erachtet werden, aufgeführt werden. Es wird demnach kein Anspruch auf Vollständigkeit erhoben. Diese Überlegungen sind in Abbildung 3-2 in Form eines Mindmaps visualisiert.

Bei der Kategorie *Fahrradmodell* werden verschiedene Fahrradmodelle gezeigt. Dabei wurden Modelle, die anderen fahrdynamisch ähneln, nicht explizit erwähnt.

Die *Fahrbahn* wird hauptsächlich durch ihre *Beschaffenheit* und *Erhöhungen/Absenkungen* beschrieben. Die Beschaffenheit hat Einfluss auf Frequenzen der Fahrbahnanregung, aber auch bspw. auf mögliche

⁴⁶ Dekra: Mehrwert für sichere Verkehrsteilnahme (2020).

⁴⁷ Dauer, F.: Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme (2020), S. 10.

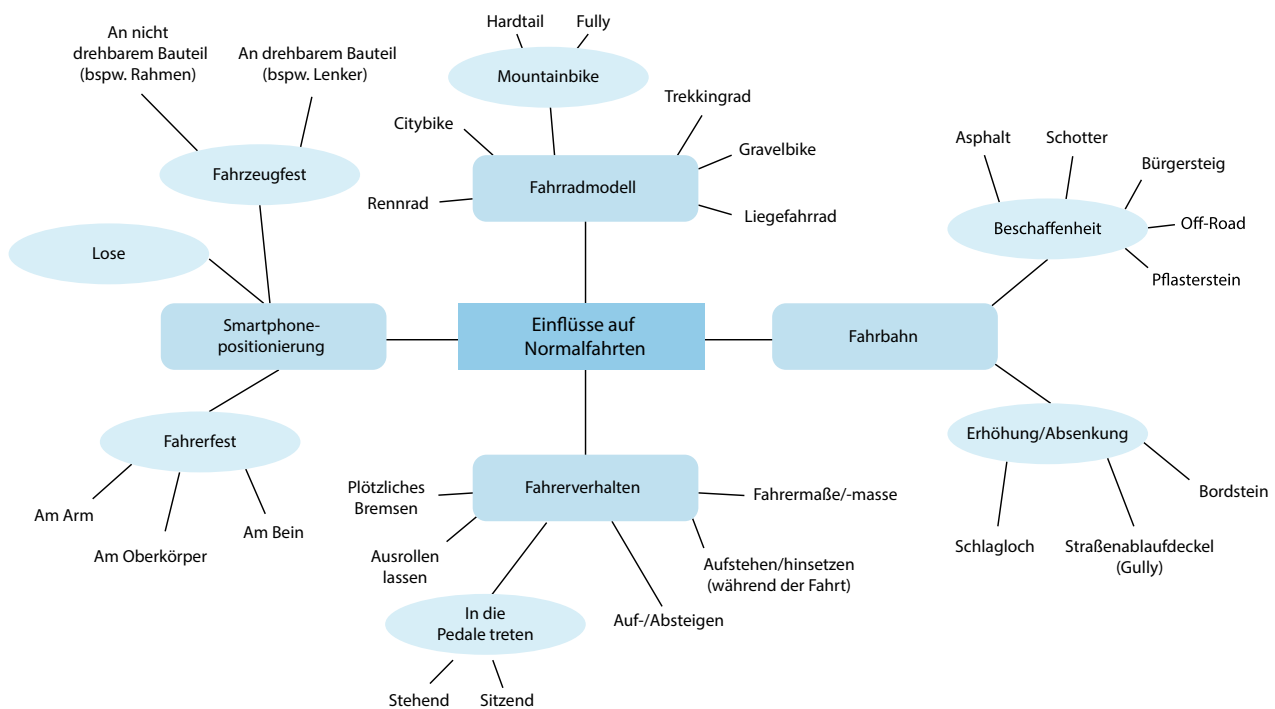


Abbildung 3-2: Einflüsse auf Normalfahrten mit Fahrrädern

Beschleunigungsspitzen und Streuungen der Daten. Bei Pflastersteinen können bspw. größere und unregelmäßigere Beschleunigungen erwartet werden als auf Asphalt. Bei der Überfahrt von Fahrbahnerhöhungen und -absenkungen ist es interessant zu untersuchen, ob solche Beschleunigungen bereits Grenzwerte von eCall-Algorithmen für Zweispurfahrzeuge überschreiten.

Beim *Fahrerverhalten* geht es insbesondere darum, Tätigkeiten abzudecken, die im Alltag regelmäßig vorkommen und bei denen ein Einfluss auf Beschleunigungs- und Drehratendaten erwartet wird. Daher wird bspw. ein Heben des Arms als Handzeichen zum Abbiegen oder ein Seitenblick vor dem Abbiegen nicht erwähnt. Fahrermaße und -masse sind zwar nicht direkt ein Verhalten, allerdings beeinflussen sie die Fahrdynamik aufgrund Eigenschaften des Fahrers. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurde daher dieser Punkt dem Fahrerverhalten hinzugefügt, anstatt dafür eine eigene Kategorie zu verwenden.

Die *Smartphone-Positionierung* ist entweder fahrzeugfest, fahrerfest oder lose. Mit *lose* ist bspw. ein Smartphone gemeint, das in einem geräumigen Rucksack liegt und sich dort unabhängig vom Rucksack bewegen kann. Am Fahrrad werden Smartphones gewöhnlich am Lenker oder am Rahmen mittels einer Halterung angebracht. Diese Unterscheidung ist notwendig, da bei Positionierung am Lenker die Drehbewegungen des Lenkers (Gieren) vom Smartphone erfasst werden. Bei fahrerfester Positionierung ist insbesondere die Unterscheidung, ob das Smartphone am Bein befestigt ist oder nicht, interessant; denn bei Positionierung am Bein wird das Treten in die Pedale vom Smartphone erfasst werden.

3.3 Definition von Versuchsanforderungen

In diesem Kapitel wurde die Vielfältigkeit von Einspurfahrzeugunfällen und -normalfahrten dargelegt, um damit eine Grundlage für das Planen einer Versuchskampagne zu schaffen. Denn zur Entwicklung und Validierung eines Unfallerkennungsalgorithmus ist es notwendig, die verschiedenen Unfallszenarien und Normalfahrten bspw. mittels Versuchen oder auch Simulationen o.Ä. zu untersuchen, um so

reproduzierbare Daten zu erheben. Demnach wäre es theoretisch erforderlich, einen Großteil der erarbeiteten Unfallszenarien und Normalfahrten in Versuchen/Simulationen nachzustellen. Da bisher keine anerkannten und validierten Simulationswerkzeuge bekannt sind, mit denen solche Untersuchungen ohne tatsächliche Realversuche als Referenz möglich sind, sind Realversuche unumgänglich. Dafür gibt es grundsätzlich zwei Möglichkeiten: Daten können durch reale Zufallsereignisse gewonnen werden, indem bspw. Fahrradfahrern entsprechende Sensorik mitgegeben werden. Im Laufe der Zeit werden Unfälle geschehen und die Daten zum Zeitpunkt der Unfälle können dann untersucht werden. Der Vorteil hierbei ist, dass dabei Daten von tatsächlich realen Unfällen, die weder nachgestellt noch vereinfacht wurden o.Ä., gesammelt werden. Der Nachteil ist, dass solche Ereignisse nur selten eintreten und die Versuchsbedingungen unkontrolliert sind. Zudem ergab eine Recherche, dass auch bei diversen Verkehrsbehörden international keine realen Unfalldaten von Einspurfahrzeugen verfügbar sind. Für Zweispurfahrzeuge hingegen sind solche Daten teilweise abrufbar. Diese Daten müssten also selbst im Realfall erhoben werden und dies ist im Rahmen einer Thesis zeitlich nicht möglich. Die andere Möglichkeit ist es, durch Versuche Unfälle nachzustellen. Dadurch sind die Versuchsbedingungen bekannt und kontrolliert, allerdings muss abgeschätzt werden, wie realistisch die nachgestellten Unfälle sind. Weiter ist auch fraglich, inwiefern es möglich ist, bestimmte Unfallszenarien reproduzierbar und vielleicht sogar repräsentativ nachzustellen. Die Vielfalt der Unfallarten, die Komplexität diese reproduzierbar nachzustellen und der Zeitaufwand, um dies umzusetzen, ist im Rahmen einer Masterthesis praktisch nicht umsetzbar.

Daher wird für diese Ausarbeitung der Fokus auf Normalfahrten gesetzt. Statt Unfälle zu erkennen, geht es also darum, Normalfahrten zu erkennen. Tritt in den Daten etwas auf, das nicht den Normalfahrten zuzuordnen ist, kann dies in Form einer Anomalie als Unfall aufgefasst werden. Normalfahrten sind im Gegensatz zu den Unfällen mit einfacheren Mitteln und mit geringerem Zeitaufwand reproduzierbar nachstellbar. Es können dadurch im Rahmen einer Thesis mehr Fälle abgedeckt und somit ein allgemeingültigeres Ergebnis erreicht werden. Da es allerdings auch bei Normalfahrten zeitlich nicht möglich ist, alle Fälle und Szenarien abzudecken, werden die häufigsten Szenarien untersucht. Auch hier fehlen Statistiken, um aufzuzeigen, welche Szenarien am häufigsten auftreten, weswegen diese entsprechend einer eigenen Einschätzung ausgewählt werden. Zudem werden Szenarien gewählt, die möglicherweise repräsentativ gelten. Bei der Fahrbahnbeschaffenheit könnten bspw. erst einmal nur die Extrema Asphalt und Pflasterstein untersucht werden. Sollte sich herausstellen, dass diese Fahrbahnbeschaffenheiten in den Daten klar zu unterscheiden sind, können weitere Versuche zu anderen Fahrbahnbeschaffenheiten durchgeführt werden. Sollte sich jedoch herausstellen, dass in den Daten kein Unterschied zu erkennen ist, dann sind im Voraus Aufwand und Zeit bei der Versuchsdurchführung reduziert worden. Denn wenn der Unterschied zwischen Asphalt und Pflasterstein nicht zu erkennen sein sollte, werden Unterschiede zwischen Asphalt und Schotter umso weniger zu erkennen sein.

4 Experimentelle Datenerhebung

In diesem Kapitel wird eine Versuchskampagne geplant, durchgeführt und ausgewertet, um Daten für die darauffolgende Entwicklung eines Unfallerkennungsalgorithmus zu sammeln. Im ersten Abschnitt werden die Versuche und auch Vorversuche vorbereitet und begründet. Des Weiteren werden die genutzten Messwerkzeuge, in diesem Fall Smartphones mittels einer App, vorgestellt und ebenso die verschiedenen Daten, die gemessen werden. Es folgt eine Versuchsübersicht in tabellarischer Form. Im nächsten Abschnitt wird chronologisch erst die Durchführung der Vorversuche und dann die der eigentlichen Versuche dokumentiert. Es folgt die Auswertung der Vorversuche und Versuche. Abschließend wird ein Zwischenfazit gezogen, um den Mehrwert dieser Versuchskampagne zusammenzufassen.

4.1 Versuchsvorbereitung

Wie im Abschnitt 3.3 bereits erwähnt wurde, liegt der Fokus dieser Thesis auf der Erkennung von Normalfahrten mit Fahrrädern. Bei den Normalfahrten wird dann nochmals Fokus auf die Szenarien gelegt, von denen aus eigenen Überlegungen erwartet wird, dass diese die größte Relevanz für den Alltag haben. Die verschiedenen Einflüsse auf Normalfahrten wurden in Abbildung 3-2 veranschaulicht. Davon sollen repräsentativ einige Einflüsse untersucht werden. Es ist ersichtlich, dass nicht alle Einflüsse unabhängig voneinander betrachtet werden können. Es ist bspw. nicht möglich das Überfahren von Schlaglöchern separat zu analysieren, denn dafür muss zwangsweise auch ein Einfluss aus der Kategorie Smartphone-Positionierung gewählt werden. Das Smartphone muss während der Fahrt irgendwo positioniert werden und die Position selbst (bspw. ob am Lenker oder in der Jackentasche) beeinflusst den Versuch. Es muss also bei jedem Versuch - zusätzlich zu dem im Versuch zu untersuchendem Einfluss - ein Einfluss aus der Kategorie Smartphone-Sensorik und auch ein Einfluss aus der Kategorie Fahrradmodell gewählt werden. Dabei ist es vorteilhaft, bei diesen Kategorien Extrema zu wählen, um dadurch einen repräsentativeren Datensatz zu erheben. Damit ist gemeint, dass es sinnvoller ist bei den Fahrradmodellen nicht ein Fully-Mountainbike und ein Hardtail-Mountainbike zu wählen, sondern bspw. eher ein Rennrad und ein Fully-Mountainbike, um möglichst große Unterschiede in den Daten erwarten zu können.

Es wird bei allen folgenden Versuche mit zwei Smartphones parallel gemessen und zwar eins am Lenker und eins in der Hosentasche. Diese beiden Positionierungen werden zum einen als sehr relevant und präsent im Alltag eingeschätzt und zum anderen sind große Unterschiede in den Daten zu erwarten. Bei Positionierung am Lenker ist das Smartphone steif mit dem Fahrzeug verbunden und wird u.a. Fahrbahn-anregungen und Fahrbahnerhöhungen wahrscheinlich deutlicher aufzeichnen als bei einer Positionierung in der Hosentasche. In der Hosentasche findet noch eine Federung und Dämpfung zwischen Fahrzeug und Fahrer (an dem Smartphone befestigt ist) statt. Dafür sollte allerdings das Treten in den Pedalen bei Positionierung in der Hosentasche deutlicher zu sehen als bei anderen Positionierungen. Des Weiteren wird jeder folgende Versuch einmal mit einem Citybike und einmal mit einem Hardtail (Mountainbike) durchgeführt. Die Versuchsfahrräder sind im Anhang A.1 in den Abbildung A-1 und fig:versuchsfahrrad-hardtail dargestellt. Als Extrema sind eigentlich ein Rennrad und ein Fully-Mountainbike angebracht. Die Versuche sollen allerdings nicht materialbelastend sein und nichts am Fahrzeug zerstören, da, wie zuvor erwähnt, Alltagssituationen abgedeckt werden sollen. Ein Rennrad ist nicht das geeignete Fahrzeug, um damit Pflastersteine zu befahren oder Schlaglöcher, Bordsteine o.Ä. zu überfahren. Daher wird ein Citybike gewählt, das relativ schmale Reifen und ein geringes Höhe-Breite-Verhältnis (also flache Flanken) hat, um größere Federsteifigkeiten des Reifens zu haben. Zudem soll das Citybike zwischen Rädern und

Rahmen ungefedert sein, um vom Fahrverhalten möglichst nah einem Rennrad zu ähneln. Das zweite Fahrrad ist ein Hardtail-Mountainbike. Bei den Hardtail-Modellen ist das Hinterrad lediglich reifengefedert, während das Vorderrad mittels einer Gabel zusätzlich gefedert ist. Die Reifen sind bei Mountainbikes gewöhnlich breiter als die von Citybikes und haben auch ein größeres Höhe-Breiten-Verhältnis. Die Reifenflanke ist also nicht so flach wie bei Citybikes und dadurch ist u.a. auch die Reifenfedersteifigkeit geringer. Um einen noch größeren Unterschied zum Citybike zu erzielen, ist ein Fully-Mountainbike noch passender; bei diesen Modellen sind sowohl Vorder- als auch Hinterrad zusätzlich gefedert und meist sind die Reifen nochmals breiter und die Reifenflanken größer. Allerdings ist ein solches Fahrzeug für eine Versuchskampagne nicht vorhanden gewesen.

In der Versuchskampagne werden folgende Einflüsse untersucht: *in die Pedalen treten* und *ausrollen lassen* aus der Kategorie *Fahrerverhalten*, *Asphalt* und *Pflasterstein* aus der Kategorie *Fahrbahnbeschaffenheit* und *Bordstein* aus der Kategorie *Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen*. Bei den Bordsteinversuchen werden sowohl abgesenkte als auch gewöhnliche Bordsteine untersucht. Wie diese beiden Bordsteinarten definiert werden, folgt in Abschnitt 4.1.2.

4.1.1 Messwerkzeuge und Messgrößen

Zum Aufnehmen der Daten werden Smartphones und die öffentlich zugängliche *SensorLogger*-App (Version 1.11.1) verwendet. Da parallel mit jeweils einem Smartphone am Lenker und in der Hosentasche gemessen wird, werden zwei Smartphones benötigt. Dafür wird für die Messungen am Lenker ein *Google Pixel 2 XL* und für die Messungen in der Hosentasche ein *OnePlus Nord 2* genutzt. Beide Smartphones laufen mit einem Android-Betriebssystem, sind einige Jahre alt und den Mittelklasse-Smartphones zugeordnet. Es werden bewusst keine neuen Smartphones aus dem Highend-Segment gewählt, um die Datenerfassung mit Smartphones nicht nur mit neuen und teureren Smartphones zu untersuchen, sondern vielmehr mit älteren und günstigeren. Damit wird das Ziel verfolgt, Unfallerkennungsalgorithmen nicht nur einer bestimmten Klasse an Smartphones zur Verfügung zu stellen.

Die *SensorLogger*-App ermöglicht es diverse Sensoren eines Smartphones auszulesen und aufzunehmen. Es können (abhängig vom Smartphone-Modell) Beschleunigungen, Gravitation, Drehraten, Orientierung, magnetische Flussdichten, Höhenmeter, Luftdruck, GPS-Daten, Umgebungslautstärke, Umgebungshelligkeit, Batteriestatus und Bildschirmhelligkeit erfasst werden. Es werden stets kalibrierte Daten aufgenommen (betrifft insbesondere Beschleunigungssensor, Drehratensensor und Magnetometer). Es kann aber in den Einstellungen auch dem Aufnehmen von unkalibrierten Daten zugestimmt werden. Die Messfrequenzen sind einstellbar und abhängig vom jeweiligen Sensor. Beschleunigungen, Gravitation, Drehraten, Orientierung und magnetische Flussdichten können konstant in vorgegebenen Schrittweiten von $\frac{1}{1800}$ Hz (entspricht einer Messung alle 30 min) bis 200 Hz aufgenommen werden. Es gibt auch die Möglichkeit diese Daten mit der höchstmöglichen, geräteabhängigen Frequenz aufzunehmen. GPS-Daten, Höhenmeter und der Luftdruck können konstant in vorgegebenen Schrittweiten zwischen $\frac{1}{1800}$ Hz und 1 Hz aufgezeichnet werden. Auch bei diesen Daten gibt es die Möglichkeit, Daten mit der höchstmöglichen, geräteabhängigen Frequenz aufzunehmen. Die Messfrequenzen vom Batteriestatus und der Bildschirmhelligkeit liegen bei 1 Hz und können nicht angepasst werden. Bei Umgebungslautstärke und -helligkeit ist die Messfrequenz weder anpassbar noch wird sie angegeben. Die Daten können nach der Aufnahme mittels mehrerer CSV-Dateien oder einer JSON-Datei exportiert werden.

Zur Untersuchung der Fahrdynamik sind insbesondere Beschleunigungs- und Drehratensensoren relevant. Dadurch werden Beschleunigungen, Drehraten, die Gravitation und die Orientierung des Smartphones

bestimmt. Hinzukommen GPS-Daten, bei denen gerade die Geschwindigkeitsbestimmung interessant ist. Diese Kombination an Sensoren findet sich bei den meisten Systemen wieder, die im Abschnitt 2.2 vorgestellt wurden. Vereinzelt wird auch die Umgebungslautstärke verwendet, um die Lautstärke bei einer Kollision mit in den Algorithmus zu integrieren.⁴⁸

Für die folgende Versuchskampagne werden Beschleunigungen, Drehraten, Gravitation, Orientierung und GPS-Daten aufgenommen. Dabei werden neben den sowieso aufgenommenen, kalibrierten Daten auch unkalibrierte Daten aufgezeichnet. Mit welcher Messfrequenz Daten aufgenommen werden, wird sich aus den folgenden Vorversuchen ergeben.

4.1.2 Versuchsübersicht und Hypothesen

Vorversuche:

Bevor die eigentlichen Versuche vorgestellt werden, werden zuerst notwendige Vorversuche besprochen. Damit wird zu Beginn ein besseres Verständnis der Messwerkzeuge und -größen geschaffen und somit möglichen Problemen bei der eigentlichen Versuchskampagne vorgebeugt. Zu Beginn wird untersucht, ob im jeweiligen Smartphone überhaupt die entsprechenden Sensoren wie insbesondere Beschleunigungs- und Drehratensensor verbaut sind. Des Weiteren wird geprüft, ob es mit dem jeweiligen Smartphone möglich ist, unkalibrierte Daten aufzunehmen. Für die Vorversuche und Versuche werden bevorzugt unkalibrierte Daten untersucht, damit keine Ungewissheit bezüglich der automatischen Vorverarbeitung der Daten besteht. Denn es ist möglich, dass durch die Vorverarbeitung und Kalibrierung einige Muster der Rohdaten nicht zu erkennen sein werden. Ein weiterer Vorversuch wird durchgeführt, um das Koordinatensystem der Smartphones zu bestimmen. Bei einer Frequenzuntersuchung geht es darum, eine geeignete Messfrequenz für die Versuchskampagne zu bestimmen. Es wird die maximal mögliche Messfrequenz bestimmt. Ebenso wird untersucht, wie konstant die Smartphones eine bestimmte Messfrequenz einhalten und ob sich dies in statischen und dynamischen Situationen unterscheidet. Im letzten Vorversuch wird eine Realfahrt durchgeführt, bei der beide Smartphones in gleicher Position und Orientierung parallel das selbe messen. Damit sollen Sensorvarianzen bestimmt werden. Zusammenfassend werden in Tabelle 4-1 die Fragestellungen der Vorversuche dargestellt:

Tabelle 4-1: Fragestellungen der Vorversuche

Vorversuch	Fragestellung
VV1	Sind im Smartphone Beschleunigungs- und Drehratensensoren verbaut?
VV2	Können unkalibrierte Daten aufgenommen werden?
VV3	Wie ist das Koordinatensystem des Smartphones ausgerichtet?
	Entsprechen Drehungen um die Koordinatenachsen dem mathematischen Drehsinn (gegen den Uhrzeigersinn)?
VV4	Mit welchen Messfrequenzen können Daten maximal erfasst werden?
	Wie groß ist die Streuung, wenn eine konstante Messfrequenz von bspw. 100 Hz eingestellt wird?
	Gibt es Unterschiede zwischen statischen und dynamischen Situationen?
VV5	Gibt es Unterschiede in den Daten zwischen beiden Smartphones, wenn beide parallel die selben fahrdynamische Situation aufzeichnen?

⁴⁸ Sharma, H. et al.: Real-Time Crash Detection using Smartphone (2016).

Versuch V1:

Beim ersten Versuch geht es um die Untersuchung der Punkte *in die Pedalen treten* und *ausrollen lassen* und zwar sowohl *stehend* als auch *sitzend*. Diese Einflüsse gehören zur Kategorie *Fahrerverhalten*. Die Fahrten werden auf einer ebenen Strecke durchgeführt, wobei auch eine weitere Fahrt an einer Steigung stattfindet. Durch diesen Versuch werden folgende Fragestellungen untersucht:

1. Wie sind in den Beschleunigungs- und Drehratendaten *in die Pedale treten* von *ausrollen lassen* voneinander zu unterscheiden?
2. Inwiefern ändern sich die möglichen Unterschiede bei sitzender und stehender Fahrweise?
3. Inwiefern sind Strecken mit und ohne Steigung in den Daten unterscheidbar?

Wie im Abschnitt 4.1 erläutert, werden sowohl dieser Versuch als auch die beiden folgenden parallel mit einem Smartphone am Lenker und einem Smartphone in der Hosentasche durchgeführt. Des Weiteren werden alle Versuche jeweils mit einem Citybike und einem Hardtail gefahren.

Es wird eine bestimmte Strecke mit konstanter Frequenz in die Pedalen getreten und dann ab einem bestimmten Punkt aufgehört. Das Fahrzeug wird dann ausgerollt, bis es durch Fahrwiderstände zum Stehen kommt. Dieser Ablauf wird in folgenden Konstellationen durchgeführt: sitzend auf einem Citybike, stehend auf einem Citybike, sitzend auf einem Hardtail und stehend auf einem Hardtail. Diese vier Teilversuche finden auf einer ebenen Strecke statt. Der fünfte und letzte Teilversuch wird an einer Strecke mit Steigung durchgeführt, allerdings nur mit einem Hardtail und sitzend. Jeder der fünf Teilversuche wird jeweils sieben Mal wiederholt.

Versuch V2:

Beim Versuch V2 werden die Fahrbahnbeschaffenheiten *Asphalt* und *Pflasterstein* untersucht. Die Fahrten finden auf einem ebenen Streckenabschnitt statt. Ziel dieses Versuchs ist es, folgende Fragestellungen zu beantworten:

1. Sind Amplitude und Streuung der Beschleunigungen auf Pflasterstein signifikant höher als auf Asphalt?
2. Lassen sich umgekehrt auch durch die Daten Rückschlüsse auf die Fahrbahnbeschaffenheit ziehen?

Es wird eine bestimmte Strecke sitzend gefahren, indem erst ein geringerer und dann ein höherer Geschwindigkeitsbereich abgedeckt wird. Dadurch wird untersucht, ob Unterschiede in den Fahrbahnanregungen abhängig von der Geschwindigkeit zu erkennen sind. Es werden insgesamt vier Teilversuche gefahren: Asphalt auf einem Citybike, Asphalt auf einem Hardtail, Pflasterstein auf einem Citybike und Pflasterstein auf einem Hardtail. Jeder Teilversuch wird dabei fünf Mal wiederholt.

Versuch V3:

Zu dem Versuch V3 gehören mehrere Teilversuche, bei denen verschiedene Parameter bei Bordsteinauf- und -abfahrten untersucht werden. Dieser Versuch ist der Kategorie *Fahrbahnerhöhung/-absenkung* zuzuordnen. Dabei sollen Antworten zu folgenden Fragestellungen beantwortet werden:

-
- Wie zeigt sich das Überfahren von Bordsteinen in den Beschleunigungsdaten? Ist auch in den Drehraten ein signifikante Spitze erkennbar?
 - Können Beschleunigungen erreicht werden, die bei manchen Algorithmen als Grenzwert zur Unfalldetektion angenommen werden (bspw. 3g)?
 - Gibt es Unterschiede zwischen Bordsteinauf- und -abfahrten? Wenn ja, welche?

Der Versuch V3 unterteilt sich in diverse Teilversuche, da - verglichen mit den vorherigen Versuchen - mehr Parameter variiert werden. Neben der Variation des Fahrradmodells werden zwei verschiedene Bordsteinhöhen bzw. -arten untersucht: Rundbordstein und Hochbordstein. Ein Rundbordstein wird genutzt, um den Bürgersteig bei bspw. Fußgängerübergängen oder Einfahrten abzusenken. Deshalb ist diese Bordsteinart auch als *abgesenkter Bordstein* bekannt und wird im Folgenden auch so genannt werden. Da es nach eigenen Recherchen keine Richtlinien o.Ä. gibt, die die Höhe eines abgesenkten Bordsteins konkret festlegen, wird eine Quelle der Bundesanstalt für Straßenwesen herangezogen. In dieser Ausarbeitung wird eine optimale Höhe von abgesenkten Bordsteinen bestimmt, die für Rollstuhlfahrer noch überfahrbar und für blinde Personen noch mit einem Blinden-Langstock ertastbar sind. Die ermittelte optimale Höhe beträgt 3 cm und diese Höhe wird auch für die jeweiligen Versuche gewählt.⁴⁹ Ein Hochbordstein ist die Bordsteinart, die gewöhnlich zwischen Fahrbahn und einem Bürgersteig zu finden ist und wird daher im weiteren Verlauf *gewöhnlicher Bordstein* genannt. Auch hierbei ergab eine Recherche, dass keine Richtlinie o.Ä. eine konkrete Höhe vorgibt. Bei diversen Anbietern von Bordsteinen werden jedoch Höhen von ca. 10 - 15 cm angeboten, weswegen für diese Versuche 12 cm als ein ungefährender Mittelwert festgesetzt werden. Es werden sowohl Auf- als auch Abfahrten durchgeführt. Beim abgesenkten Bordstein werden des Weiteren zwei Geschwindigkeiten gefahren: 3 km/h und 10 km/h. Beim gewöhnlichen Bordstein wird nur mit 3 km/h gefahren, da alles über dieser Geschwindigkeit als zu materialbelastend und daher nicht alltagstypisch angenommen wird. Es werden insgesamt zwölf Teilversuche durchgeführt. Diese werden hier aus Übersichtlichkeitsgründen nicht textuell aufgeführt, sondern in einer folgenden Tabelle dargestellt. Bei den Versuchen mit abgesenktem Bordstein wird sitzend gefahren und beim gewöhnlichen Bordstein stehend, da angenommen wird, dass dies eher der mehrheitlichen Fahrweise entspricht. Jeder Teilversuch wird zehn Mal wiederholt.

In der folgenden Tabelle 4-2 werden nochmals alle Versuche übersichtlich dargestellt:

⁴⁹ Boenke, D. et al.: Bordsteinkanten mit einheitlicher Bordhöhe (2014), S. 3.

Tabelle 4-2: Versuchsübersicht

Versuch	zu untersuchende Einflüsse	Teilversuch	Parameter
V1	Fahrerverhalten: - in die Pedalen treten - ausrollen lassen	V1a	Citybike, sitzend, Ebene
		V1b	Citybike, stehend, Ebene
		V1c	Hardtail, sitzend, Ebene
		V1d	Hardtail, stehend, Ebene
		V1e	Hardtail, sitzend, Steigung
V2	Fahrbahnbeschaffenheit: - Asphalt - Pflasterstein	V2a	Citybike, Asphalt
		V2b	Hardtail, Asphalt
		V2c	Citybike, Pflasterstein
		V2d	Hardtail, Pflasterstein
V3	Fahrbahnerhöhung/-absenkung: - abgesenkter Bordstein - gewöhnlicher Bordstein	V3a	Citybike, abgesenkter Bordstein, Auffahrt, 3 km/h
		V3b	Citybike, abgesenkter Bordstein, Abfahrt, 3 km/h
		V3c	Citybike, abgesenkter Bordstein, Auffahrt, 10 km/h
		V3d	Citybike, abgesenkter Bordstein, Abfahrt, 10 km/h
		V3e	Hardtail, abgesenkter Bordstein, Auffahrt, 3 km/h
		V3f	Hardtail, abgesenkter Bordstein, Abfahrt, 3 km/h
		V3g	Hardtail, abgesenkter Bordstein, Auffahrt, 10 km/h
		V3h	Hardtail, abgesenkter Bordstein, Abfahrt, 10 km/h
		V3i	Citybike, gewöhnlicher Bordstein, Auffahrt, 3 km/h
		V3j	Citybike, gewöhnlicher Bordstein, Abfahrt, 3 km/h
		V3k	Hardtail, gewöhnlicher Bordstein, Auffahrt, 3 km/h
V3l	Hardtail, gewöhnlicher Bordstein, Abfahrt, 3 km/h		

4.2 Versuchsdurchführung

4.2.1 Vorversuche

Vorversuche VV1 und VV2 - Sensorverfügbarkeit und unkalibrierte Datenaufnahme

Zum Überprüfen der Fragestellungen der Vorversuche VV1 und VV2 werden Testdaten ohne bestimmtes Szenario aufgenommen. Es geht lediglich darum, Daten aufzunehmen und im Nachhinein zu überprüfen,

ob das Smartphone Beschleunigungs- und Dreratsensoren besitzt, ob diese ausgelesen werden können und ob auch unkalibrierte Daten aufgenommen werden.

Vorversuch VV3 - Bestimmung des Koordinatensystemes und des Drehsinns

Zur Bestimmung des Koordinatensystems werden beide Smartphones übereinander auf einen ebenen Tisch gelegt. Eine Messung wird gestartet und beide Smartphones werden parallel entlang ihrer Längsachse drei Mal abwechselnd nach oben und unten bewegt. Danach werden die Smartphones entlang ihrer Querachse drei Mal abwechselnd nach links und rechts bewegt. Zum Schluss werden beide Smartphones entlang ihrer Hochachse drei Mal abwechselnd angehoben und abgesenkt.

Um auch den Drehsinn zu bestimmen werden die Smartphones an einer Smartphonehalterung befestigt. Die Smartphonehalterung selbst wird an einer horizontalen Stange befestigt. Dann wird die Halterung mit den daran befestigten Smartphones erst drei Mal um die Längsachse gedreht; abwechselnd nach links und rechts. Daraufhin werden die Smartphones um die Querachse gedreht und zwar drei Mal abwechselnd nach oben und nach unten. Abschließend werden die Smartphones drei Mal abwechselnd um die Hochachse im und gegen den mathematischen Drehsinn gedreht (Annahme zur Orientierung: die Hochachse zeigt aus dem Bildschirm heraus). In Abbildung 4-1 ist der Versuchsaufbau skizziert. Die Pfeile geben dabei die Bewegungsrichtung wieder und die Zahlen die Reihenfolge, in der die Bewegungen durchgeführt wurden:

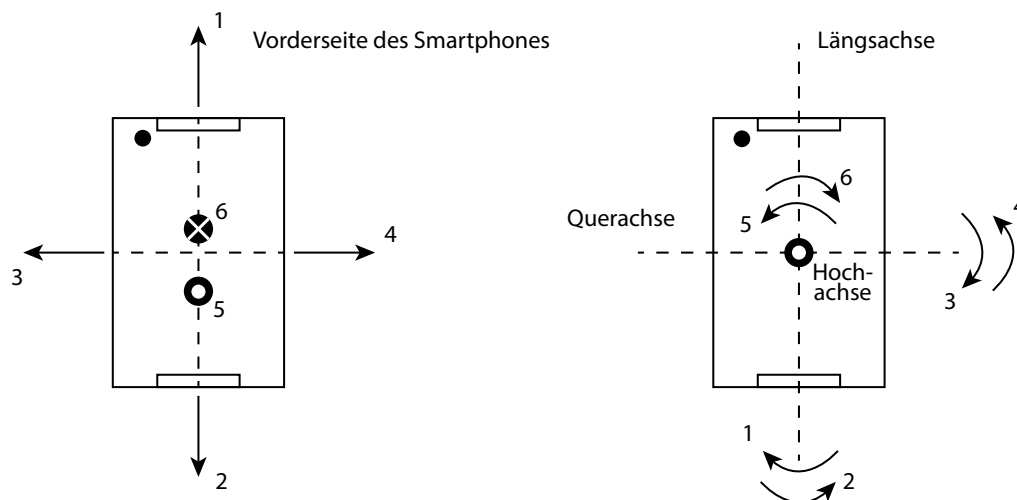


Abbildung 4-1: Versuchsdurchführung des Vorversuchs VV3

Vorversuch VV4 - Messfrequenzuntersuchungen

Bei diesem Vorversuch werden vier separate Messungen durchgeführt. Bei den ersten beiden Messungen werden beide Smartphones über Nacht unbewegt an eine Stelle gelegt. Dabei wird für die erste Messung keine Begrenzung der Messfrequenz eingestellt und bei der zweiten Messung eine maximale Frequenz von 100 Hz (bzw. 1 Hz bei den GPS-Daten). Dadurch wird untersucht wie konstant die Smartphones die jeweiligen Frequenzen halten können und wie groß die Streuung dabei ist. Zwei weitere Versuche werden

durchgeführt, um die gleichen Fragestellungen in dynamischen Situationen zu untersuchen. Dafür werden beide Smartphones gleichzeitig für drei Minuten geschüttelt und gedreht. Die genauen Bewegungsabläufe sind für den Versuch irrelevant. Vielmehr geht es darum, die Smartphones dynamisch zu bewegen.

Vorversuch VV5 - Sensorvarianzen bei Realfahrt

Zur Untersuchung der Sensorvarianzen zwischen beiden Smartphones werden bei diesem Vorversuch zwei Realfahrten mit einem Hardtail durchgeführt. Dafür wird mit beiden Smartphones in der selben Position und Orientierung parallel eine Fahrradfahrt aufgezeichnet. Die Messfrequenzen sind dabei auf 100 Hz bzw. 1 Hz bei GPS-Daten begrenzt. Es wird eine Fahrt durchgeführt, bei der beide Smartphones in der Hosentasche sind und eine weitere Fahrt bei der beide Smartphones am Lenker befestigt sind. Dies entspricht den Positionen, die auch bei den folgenden Versuchen V1-V3 verwendet wird. Beide Fahrten werden ausgiebig und präzise dokumentiert, sodass bei möglichen Sensorvarianzen die jeweilige Situation, in der die Sensorvarianzen signifikant auftreten, bekannt ist. Der genaue Versuchsablauf ist im Anhang in Abschnitt A.2 dokumentiert.

Die Smartphones werden in die rechte Hosentasche einer Cargohose gepackt. Die Hosentasche ist groß genug, um beide Smartphones übereinander liegend zu verstauen und trotzdem nicht zu weit, sodass die Smartphones verrutschen oder sich innerhalb der Hosentasche bewegen können. Die Bildschirme der Smartphones zeigen vom Oberschenkel weg und die Frontkameras sind auf der Seite des Knies. Zur Positionierung der Smartphones am Lenker bei der zweiten Fahrt wird eine Smartphonehalterung genutzt. Das OnePlus-Smartphone wird direkt in der Halterung befestigt und das Google-Smartphone wird mit mehreren Gummibändern am OnePlus-Smartphone befestigt, sodass es fest und verrutschsicher mit diesem verbunden ist. Dies ist in Abbildung 4-2 dargestellt.



Abbildung 4-2: Befestigung der Versuchssmartphones beim Vorversuch VV5

Neben den in Abschnitt 4.1.1 erwähnten Messgrößen wird für diesen Vorversuch und auch die für die folgenden Versuche V1-V3 zusätzlich die Umgebungslautstärke aufgezeichnet. Da mit zwei verschiedenen Smartphones parallel gemessen wird, ist die spätere Auswertung einfacher, wenn die Daten synchronisiert sind. Damit können beide Messungen der Smartphones direkt verglichen werden, denn es werden wahrscheinlich nicht beide Messungen exakt zum gleichen Zeitpunkt gestartet werden können. Daraus würde resultieren, dass der Datensatz des einen Smartphones dem anderen voraus ist. Wenn das eine Smartphone also eine Beschleunigungsspitze aufzeichnen würde, kann es sein, dass das andere Smartphone die selbe Beschleunigungsspitze bspw. 0,5 Sekunden später aufzeichnet. Dies erschwert die Auswertung da keine direkte Vergleichbarkeit nicht möglich ist. Um die Messungen zu synchronisieren wird daher kurz nach Start der Messungen einmal laut in die Hände geklatscht. Dieses Klatschen wird in beiden Datensätzen der Umgebungslautstärke sichtbar sein werden, sodass daraus der zeitliche Versatz zwischen beiden

Messungen bestimmt wird.

4.2.2 Versuche

Im Folgenden werden die Versuchsdurchführungen vorgestellt. Dabei wird der Fokus auf die wichtigsten Informationen zum Nachvollziehen der Durchführung und Auswertung der Versuche gelegt. Weitere spezifische Informationen und Fotos der Durchführung werden teilweise im Anhang dokumentiert. Falls dies der Fall ist, wird an entsprechender Stelle explizit auf den Anhang verwiesen.

Versuch V1 - Untersuchung des Fahrerverhaltens

Beim Versuch V1 werden insgesamt fünf Teilversuche durchgeführt und der folgende Ablauf gilt für die Teilversuche V1a-V1d. Das Google-Smartphone wird am Lenker mittels einer Smartphone-Halterung befestigt. Diese ist sowohl für das Citybike als auch für das Hardtail in Abbildung 4-3 dargestellt.⁵⁰



Abbildung 4-3: Smartphone-Positionierung am Lenker (a: Citybike, b: Hardtail)

Es wird auf beiden Smartphones die Messung gestartet und daraufhin das OnePlus-Smartphone in die Hosentasche gepackt. Die Positionierung und Orientierung entspricht dabei der des Vorversuchs VV5; d.h. der Bildschirm ist vom Oberschenkel weggerichtet, die Frontkamera ist auf der Seite des Knies und die Hosentasche ist eng genug, sodass sich das Smartphone nicht bewegen kann. Es wird einmal in die Hände geklatscht und dann mit einer nahezu konstanten Trittfrequenz Isogefahren. Dabei wird je nach Versuch

⁵⁰ Hinweis: Abbildung 4-3 (b) wurde nicht an der Versuchsstrecke der Teilversuche V1a-d, sondern an der Versuchsstrecke des Teilversuchs V1e aufgenommen.

entweder sitzend oder stehend gefahren. Ab einer bestimmten Markierung an der Strecke (dies war ein Straßenablauf - auch *Gully* genannt, der sich ca. 90 m entfernt befand) wird aufgehört in die Pedalen zu treten und das Fahrrad ohne zu bremsen in den Stillstand ausgerollt. Das OnePlus-Smartphone wird aus der Hosentasche geholt und beide Messungen gleichzeitig beendet.

Der Teilversuch V1e findet auf einer anderen Strecke statt und startet am Beginn einer längeren Steigung. Der Teilversuch wird prinzipiell wie die Teilversuche V1a-V1d durchgeführt. Die einzigen Unterschiede sind, dass nur mit einem Hardtail und auch nur sitzend gefahren wird. Des Weiteren ist der Straßenablauf, ab dem nicht mehr in die Pedalen getreten wird, nicht so weit vom Start entfernt wie bei den Teilversuchen V1a-d. Abbildung 4-4 zeigt Referenzfotos der gefahrenen Streckenabschnitte.



(a)



(b)

Abbildung 4-4: Referenzfotos der Streckenabschnitte (a: V1a-V1d, b: V1e)

Satellitenaufnahmen und Abmessungen der gefahrenen Strecken sind in Abbildung A-3 und A-4 im Anhang gezeigt.

Versuch V2 - Untersuchung von Fahrbahnbeschaffenheiten

Zur Untersuchung der Fragestellungen dieses Versuches werden vier Teilversuche gefahren. Die Smartphones werden wie beim Versuch V1 positioniert, ausgerichtet und gestartet und es wird auch nach Beginn der Messung zur Synchronisierung einmal in die Hände geklatscht. Die Fahrt beginnt aus dem Stand und es wird eine konstante Geschwindigkeit (ca. 4 m/s) gehalten. Mit dieser konstanten Geschwindigkeit wird bei den Teilversuchen V2a und V2b gewendet, da dies durch die Breite der Fahrbahn möglich ist. Bei den Teilversuchen V2c und V2d auf Pflasterstein ist die Fahrbahn nicht breit genug, weswegen vor dem Wenden gebremst und nach dem Wenden wieder beschleunigt werden muss. Es wird nach dem Wenden in die entgegengesetzte Richtung mit einer höheren Geschwindigkeit (ca. 6 m/s) gefahren. Auch diese Geschwindigkeit wird konstant gehalten, bis kurz vor dem Startpunkt bei allen Teilversuchen abgebremst

und gewendet wird, sodass der nächste Durchlauf an der gleichen Stelle beginnt. Die Messungen werden analog zu Versuch V1 beendet. In Abbildung 4-5 sind Fotos der befahrenen Fahrbahnbeschaffenheiten zu sehen.



(a)



(b)

Abbildung 4-5: Referenzfotos der Fahrbahnbeschaffenheiten (a: V2a-V2b, b: V2c-V2d)

Satellitenaufnahmen und Abmessungen der gefahrenen Strecken sind in Abbildung A-5 und A-6 im Anhang gezeigt.

Versuch V3 - Untersuchung von Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen

Der Versuch V3 beinhaltet diverse Teilversuche, die in Tabelle 4-2 dargestellt sind. Auch bei diesem Versuch entspricht das Starten der Messungen, die Positionierung und Orientierung und die Synchronisation dem Vorgehen vom Versuch V1. Die Teilversuche V3a-V3h werden dabei wie folgt durchgeführt. Das Fahrrad wird je nach Teilversuch auf 3 bzw. 10 km/h beschleunigt. Es wird sitzend gefahren und der abgesenkte Bordstein auch sitzend überfahren. Während der Bordstein überfahren wird, wird weiterhin konstant in die Pedalen getreten. Die Durchführung der Teilversuche V3i-V3l unterscheidet sich darin, dass nicht sitzend, sondern stehend gefahren wird. Des Weiteren werden diese Teilversuche alle nur mit 3 km/h gefahren. Die Bordsteine werden bei jedem Teilversuch in einem rechten Winkel angefahren. In Abbildung 4-6 sind als Referenz die Bordsteine des Versuchs V3 gezeigt.



(a)



(b)

Abbildung 4-6: Referenzfotos der Bordsteine (a: V3a-V3h, b: V3i-V3l)

4.3 Versuchsauswertung

4.3.1 Vorversuche

Vorversuche VV1 und VV2 - Sensorverfügbarkeit und unkalibrierte Datenaufnahme

Zur Durchführung dieser Vorversuche wurde ein einfacher Datensatz aufgenommen, um zu schauen, ob die Smartphones über die entsprechenden Sensoren verfügen und auch unkalibrierte Daten aufnehmen. Dies kann u.a. direkt in der SensorLogger-App geprüft werden, indem geschaut wird, ob die Bereiche *Accelerometer* bzw. *AccelerometerUncalibrated* und *Gyroscope* bzw. *GyroscopeUncalibrated* entsprechend Abbildung 4-7 angezeigt werden.

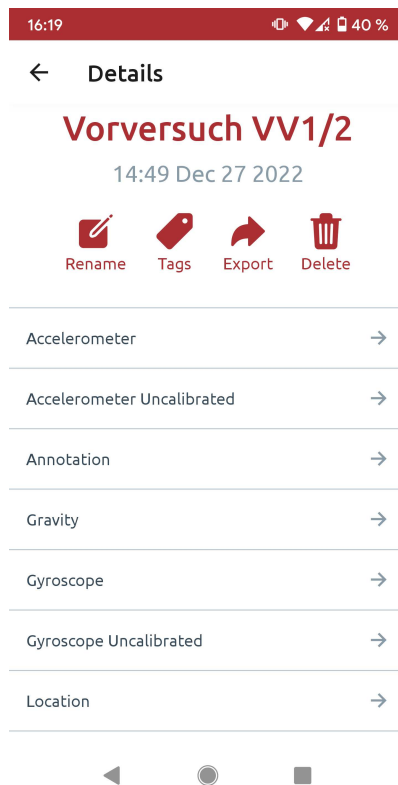


Abbildung 4-7: Screenshot der SensorLogger-App zur Untersuchung der Fragestellungen der Vorversuche VV1 und VV2

Sowohl beim OnePlus- als auch beim Google-Smartphone können der Beschleunigungs- und Drehratensensor ausgelesen und unkalibrierte Daten aufgenommen werden.

Bei stichprobenartigem Testen von weiteren Smartphones zeigte sich, dass es tatsächlich Smartphones gibt, bei denen bspw. der Drehratensensor nicht ausgelesen werden kann. Bei einem weiteren Smartphone konnten zwar die Sensoren ausgelesen werden, allerdings standen keine unkalibrierten Daten zur Verfügung.

Vorversuch VV3 - Bestimmung des Koordinatensystems und des Drehsinns

Zur Auswertung dieses Vorversuchs werden die Daten unverarbeitet genutzt, da es nur darum geht, die Ausrichtung des Koordinatensystems und des Drehsinns zu bestimmen. Die ersten Sekunden der Daten werden entfernt, da die Messungen erst auf beiden Smartphones gestartet werden müssen, bevor das eine Smartphone auf das andere gelegt werden kann. Aus dem gleichen Grund werden auch die letzten Sekunden der Daten entfernt. In Abbildung 4-8 ist der erste Durchlauf des Vorversuchs zu sehen, bei denen die Smartphones translatorisch bewegt wurden.

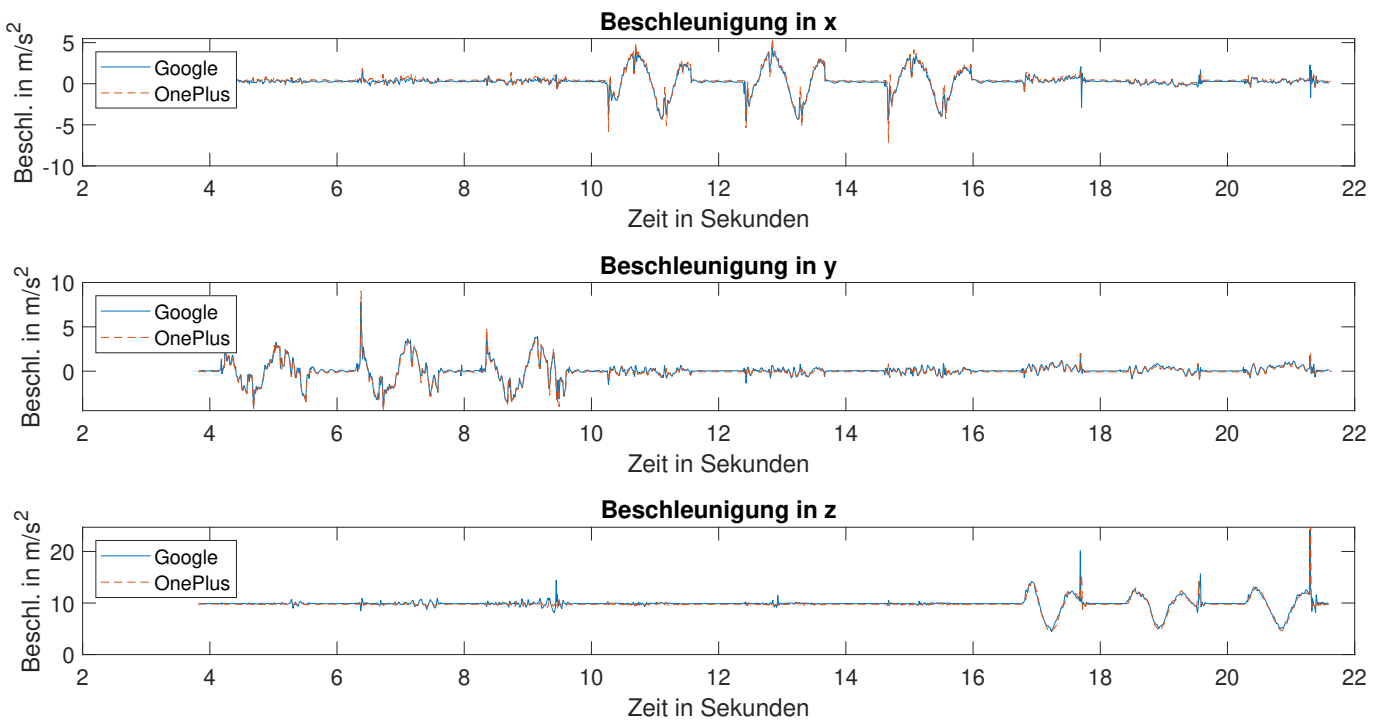


Abbildung 4-8: Beschleunigungen beim Vorversuch VV3

Die Smartphones wurden zuerst nach oben und dann nach unten über den ebenen Tisch bewegt. Dabei zeigt sich, dass zuerst die y-Beschleunigung steigt und sinkt. Dementsprechend zeigt mit Blick auf den Bildschirm die positive y-Achse nach oben. Danach wurden die Smartphones nach links und rechts verschoben, was sich in der x-Beschleunigung erst mit negativen und dann mit positiven Werten zeigt. Die positive x-Achse zeigt also mit Blick auf den Bildschirm nach rechts. Letztlich wurden die Smartphones angehoben und abgesenkt. Dies ist durch erst positive und dann negative Werte der z-Beschleunigung zu erkennen; die positive z-Achse zeigt also aus dem Bildschirm heraus. Diese Ausrichtung des Koordinatensystems entspricht einem Rechtssystem und dies trifft sowohl für das OnePlus- als auch für das Google-Smartphone zu. Das ermittelte Koordinatensystem der beiden Smartphones ist in Abbildung 4-9 dargestellt.

Vorderseite des Smartphones

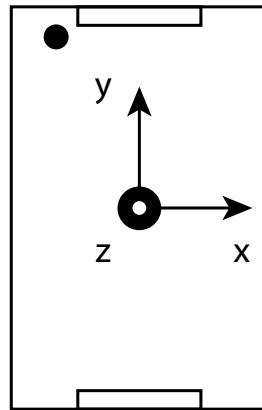


Abbildung 4-9: ermitteltes Koordinatensystem der Versuchssmartphones

Im Anschluss wurden die Smartphones nacheinander um alle Achsen gedreht. Begonnen wurde mit der Drehung um die Längsachse nach links und rechts, was nach ermittelten Erkenntnissen einer Drehung um die y-Achse in negativem und dann positiven mathematischen Drehsinn entspricht. Die Drehrate um die y-Achse ist erst gesunken und dann gestiegen, was zeigt, dass Drehungen um diese Achse tatsächlich dem mathematischen Drehsinn entsprechen. Daraufhin wurden Drehungen um die Querachse nach oben und unten durchgeführt, was einer Drehung um die x-Achse in positiver und negativer Richtung entspricht. Auch dies zeigt sich in den Drehraten, da die Werte erst steigen und dann sinken. Zum Schluss wurden die Smartphones um die Hochachse entgegen und dann im Uhrzeigersinn gedreht. Auch hier stimmt die Annahme, dass der Drehsinn der Achse dem mathematischen Drehsinn entspricht.

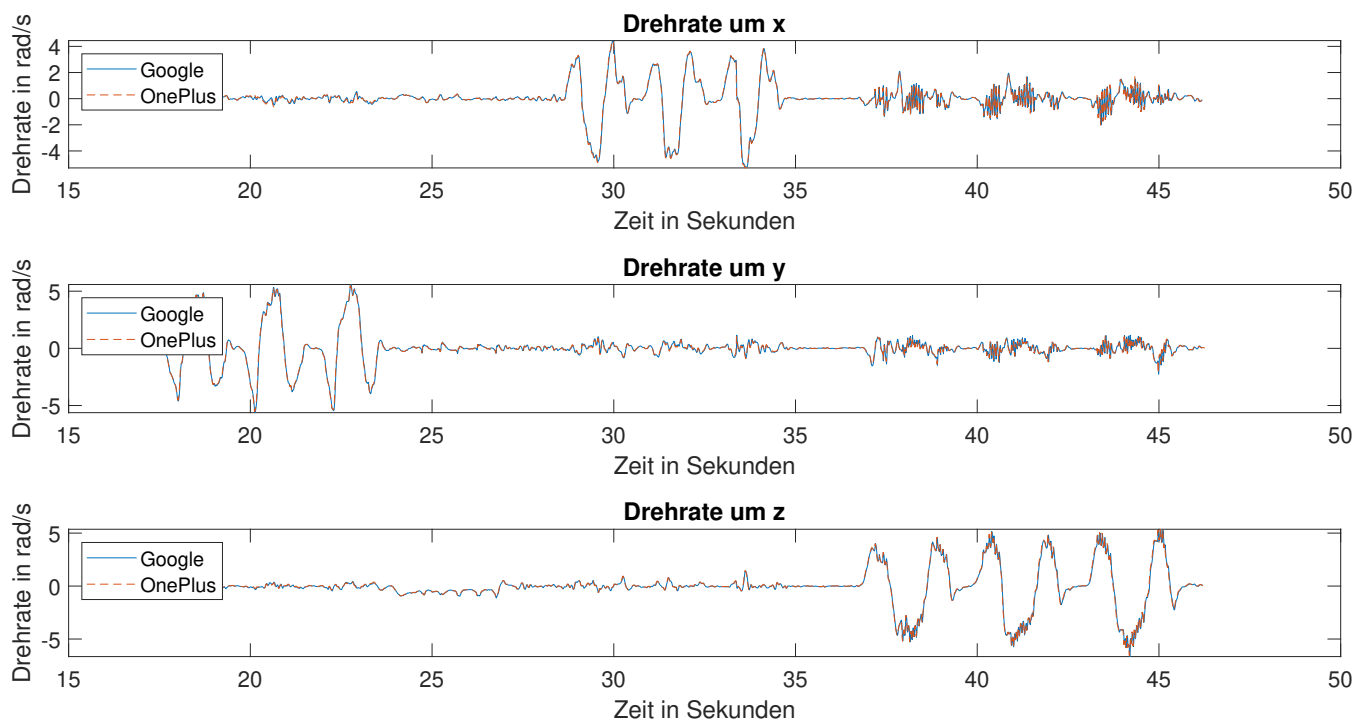


Abbildung 4-10: Drehraten beim Vorversuch VV3

Vorversuch VV4 - Messfrequenzuntersuchungen

Die statischen Langzeitversuche, bei denen die Smartphones über Nacht unbewegt Daten aufnehmen sollten, scheiterten zunächst. Die Messungen sind meist schon nach ca. fünf min abgebrochen. Es wurde Einstellungen geändert wie bspw., dass die App nicht akkutechnisch optimiert werden soll und dass sie auch im Hintergrund weiterlaufen darf. Die Messungen besserten sich, allerdings blieb das Grundproblem bestehen. Das Google-Smartphone hat für ca. eine Stunde und zehn Minuten (fast) kontinuierlich Daten aufgenommen, bis die Messung abgebrochen ist. Kurz vor Abbruch gab es schon einen Sprung in den Zeitdaten, da eine gewisse Zeit nichts aufgenommen wurde, obwohl die Messung noch lief. Das OnePlus-Smartphone hingegen hat zwar die komplette Nacht über Daten aufgenommen; allerdings nicht kontinuierlich. Bereits nach einer halben Stunde sind schon Aussetzer aufgetreten, in denen teils minutenlang keine Daten aufgenommen wurden. Je länger die Messung lief, desto längere Aussetzer traten auf. Auch eine Wiederholung der Versuche mit Begrenzung der Messfrequenz auf 100 Hz löste das Problem nicht.

Daher wurde die Versuchsdauer von einer Nacht auf drei Minuten abgesenkt. Beim ersten Versuch wurde die Messfrequenz nicht begrenzt. Das Google-Smartphone erfasste Beschleunigung und Drehraten über den Zeitraum von drei Minuten durchschnittlich mit einer Frequenz von 408,7 Hz, Gravitation und Orientierung durchschnittlich mit 204,4 Hz und GPS-Daten durchschnittlich mit 0,2 Hz. Beim OnePlus-Smartphone wurden Beschleunigung, Drehraten, Gravitation und Orientierung mit durchschnittlich 407,2 Hz und GPS-Daten mit durchschnittlich 0,2 Hz erfasst. Eine mögliche Erklärung beim Google-Smartphone ist, dass es möglicherweise eine interne Kalibrierung nutzt, um Gravitation und Orientierung zu bestimmen und somit immer zwei Datenpakete aus Beschleunigung und Drehraten benötigt. Dies könnte bspw. bei Nutzung eines Kalmanfilters der Fall sein.

Zur Untersuchung, ob diese Messfrequenzen konstant gehalten werden oder ob es auch Fenster mit deut-

lich größeren oder niedrigeren Frequenzen gibt, werden die Daten in 1-Sekundenabschnitte segmentiert. Von jedem Segment werden dann separat die Frequenzen bestimmt. Das Ergebnis ist in Form eines Histogramms in Abbildung 4-11 veranschaulicht. Die y-Achse gibt dabei die Anzahl der Fenster an, bei denen mit einer bestimmten Frequenz Daten aufgezeichnet wurden. Da drei Minuten lang gemessen wurde und sekundenweise segmentiert wird, sind es insgesamt 180 Fenster.

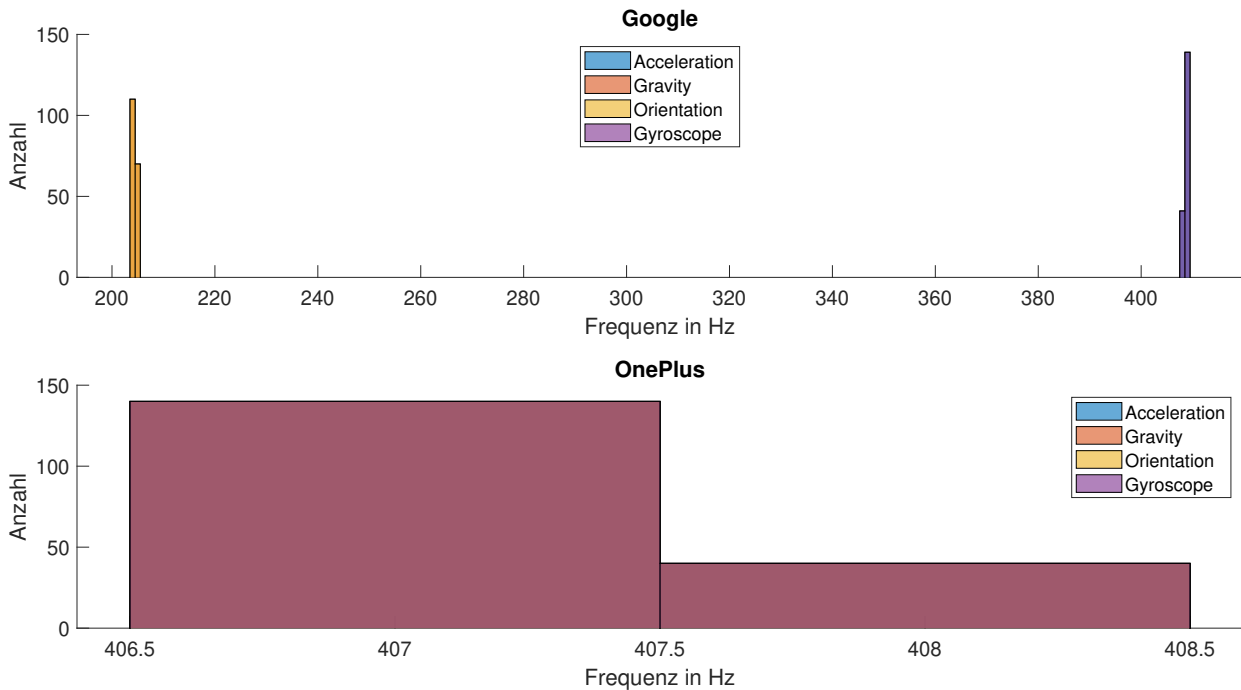


Abbildung 4-11: Frequenzen segmentierter Zeitfenster beim Vorversuch VV4 - statisch, unbegrenzte Frequenz

Beim Google-Smartphone entsprechen die Frequenzen der Gravitationsdaten genau denen der Orientierungsdaten. Ebenso sind die Frequenzen der Beschleunigungen und Drehraten identisch. Beim OnePlus-Smartphone sind die Frequenzen aller vier Datensätze identisch. Es ist zu sehen, dass die Frequenzen in jedem Fenster nur zwischen zwei Werten wechseln, was möglicherweise auf einen Quantisierungsfehler beim A/D-Wandler in der Sensorverarbeitungskette hinweist. Für die Nutzung von Smartphones für die messtechnischen Fälle dieser Thesis ist dieser mögliche Fehler allerdings irrelevant.

Der nächste Versuch wurde auch statisch mit einer Dauer von drei Minuten durchgeführt. Hierbei wurden die Frequenzen allerdings auf 100 Hz bzw. 1 Hz bei den GPS-Daten begrenzt. Das Google-Smartphone hat Beschleunigungen, Drehraten, Gravitation und Orientierung mit einer Frequenz von 102,2 Hz erfasst. Die GPS-Daten wurden erneut mit 0,2 Hz erfasst. Beim OnePlus-Smartphone wurden die selben Datensätze mit 101,8 Hz bzw. 0,2 Hz aufgenommen. Interessant ist, dass das Google-Smartphone bei Begrenzung der Frequenz gleiche Messfrequenzen bei allen Datensätzen aufweist. Dies kann daran liegen, dass bei Begrenzung auf 100 Hz trotzdem im Hintergrund Daten mit bspw. 200 Hz aufgenommen werden. Dadurch wäre es möglich, die angenommene Kalibrierung zur Bestimmung von Gravitation und Orientierung trotzdem mit 100 Hz durchzuführen.

Auch bei diesem Versuch werden die Daten sekundenweise segmentiert. Das Ergebnis ist in Abbildung 4-12 veranschaulicht.

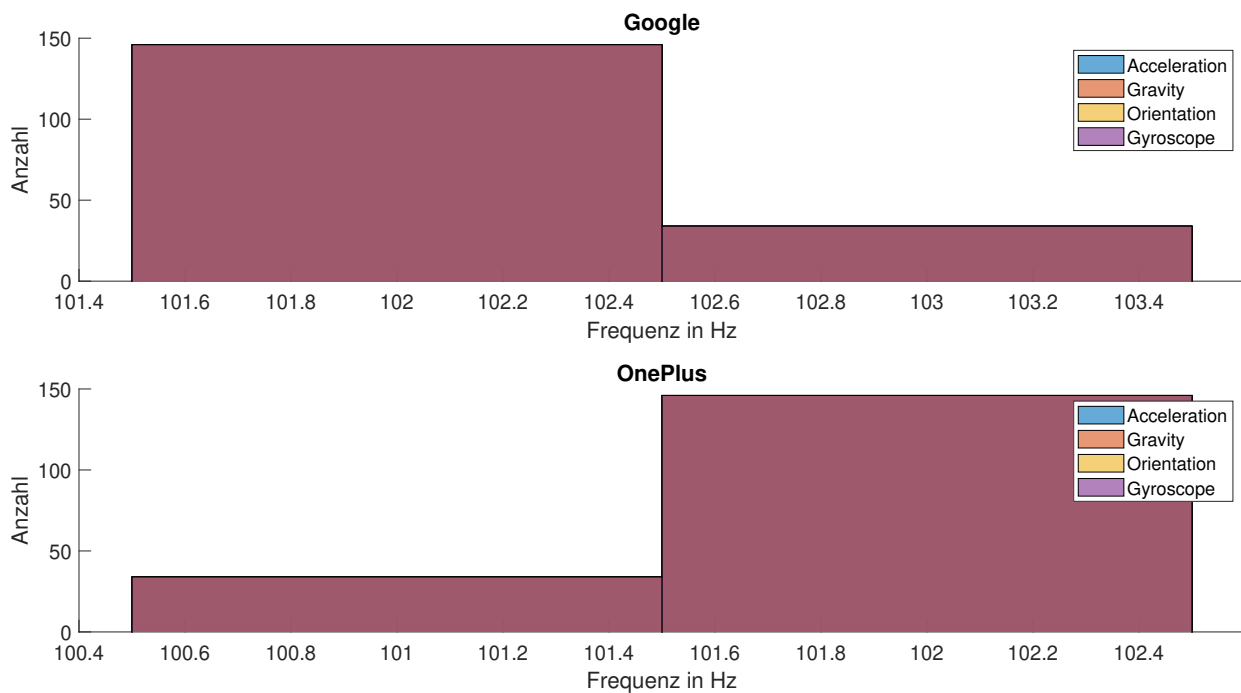


Abbildung 4-12: Frequenzen segmentierter Zeitfenster beim Vorversuch VV4 - statisch, 100 Hz

Auch hier schwanken die Frequenzen der Zeitfenster lediglich zwischen zwei Werten.

Im nächsten Versuch werden Daten dynamisch mit unbegrenzter Frequenz aufgenommen. Das Google-Smartphone hat dabei Beschleunigungen und Drehraten mit 408,7 Hz, Gravitation und Orientierung mit 204,4 Hz und GPS-Daten mit 1,3 Hz aufgenommen. Das OnePlus-Smartphone hat die vier Datensätze mit 407,2 Hz und GPS-Daten mit 1,5 Hz aufgenommen. Zwischen den statischen und dynamischen Versuchen sind bis auf die GPS-Daten noch keine Unterschiede erkennbar. Dass die GPS-Daten bei dynamischen Versuchen Daten mit größerer Frequenz aufzeichnen, kann akkutechnische Optimierungsgründe haben. Da GPS-Empfänger verglichen mit bspw. Beschleunigungssensoren relativ viel Akkukapazität verbrauchen, kann es sein, dass ein smartphone-interner Algorithmus die Frequenz von GPS-Daten verringert, sobald keine Nutzung des Smartphones erkennbar ist.

Die Anzahl der segmentierten Fenster einer bestimmten Frequenz sind in Abbildung 4-13 dargestellt.

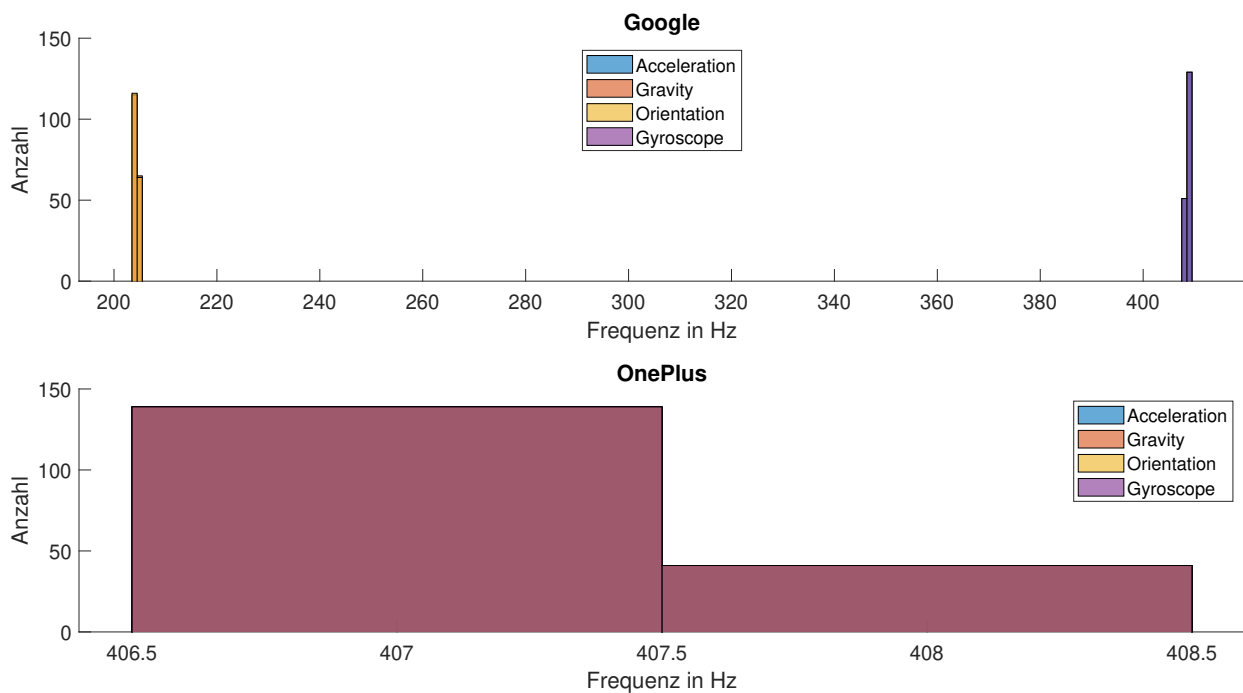


Abbildung 4-13: Frequenzen segmentierter Zeitfenster beim Vorversuch VV4 - dynamisch, unbegrenzte Frequenz

Auch hier sind keine Unterschiede zu den statischen Versuchen mit unbegrenzter Frequenz zu erkennen. Der letzte Versuche wurde auch dynamisch aber mit auf 100 Hz begrenzten Frequenzen durchgeführt. Beim Google-Smartphone liegen die Frequenzen bei 101,3 Hz bei Beschleunigung, Drehrate, Gravitation und Orientierung und 0,8 Hz beim GPS. Das OnePlus-Smartphone hat wie beim statischen Versuch 101,8 Hz bei den vier Datensätzen und 0,8 Hz beim GPS. Erneut sind keine signifikanten Unterschiede zu erkennen.

Auch hier werden die Daten segmentiert und die Frequenzen pro Zeitfenster bestimmt. Das Ergebnis ist in Abbildung 4-14 dargestellt.

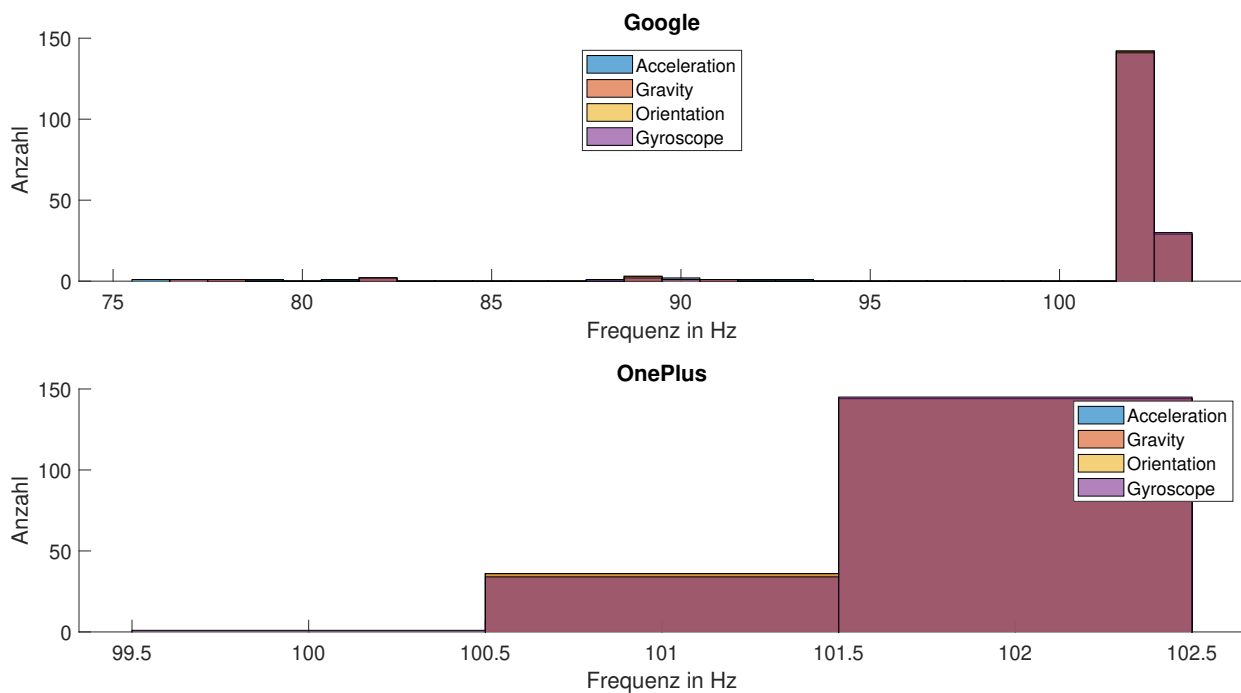


Abbildung 4-14: Frequenzen segmentierter Zeitfenster beim Vorversuch VV4 - dynamisch, 100 Hz

Es ist zu sehen, dass es nun insbesondere beim Google-Smartphone einige Fenster gibt, die die eingestellte Frequenz von 100 Hz nicht erreichen. Beim OnePlus-Smartphone ist dies vernachlässigbar, da es nur ein von 180 Fenstern betrifft. Beim Google-Smartphone sind es ca. zehn Fenster, wobei auch das unproblematisch ist. Allerdings kann es für den im weiteren Verlauf zu entwickelnden Algorithmus vorteilhaft sein, eine Abtastratenhöhung (auch bekannt als *upsampling*) auf eine bestimmte Frequenz durchzuführen. Dadurch wird immer eine bestimmte und bekannte Anzahl an Datenpaketen gewährleistet. Abschließend bestätigen sich durch diesen Versuch die Thesen aus Abschnitt 2.2.1, dass Smartphones messtechnisch zum Erfassen dynamischer Situationen geeignet sind. Auch die These, dass die GPS-Daten nicht immer zuverlässig seien, bestätigt sich durch diesen Vorversuch. Trotzdem werden die GPS-Daten in den folgenden Versuchen weiterhin untersucht, um die Zuverlässigkeit und den möglichen Anwendungsbereich dieser Daten zu bestimmen.

Vorversuch VV5: Sensorvarianzen bei Realfahrt

Bei diesem Versuch wurde eine Realfahrt durchgeführt, bei der die Fahrt genau dokumentiert wurde. Um zu untersuchen, ob es Unterschiede zwischen den Smartphones gibt, wenn beide die selben Situationen aufzeichnen, ist wie in der Vorbereitung dieses Vorversuchs erklärt, eine Synchronisierung hilfreich. Beim Auswerten zeigte sich allerdings, dass die Idee der Synchronisation über das Klatschen in die Hände nicht richtig funktionierte. Die Umgebungslautstärke wurde im Schnitt mit weniger als 10 Hz aufgenommen. Das bedeutet, dass selbst wenn die Synchronisation ideal funktioniert, könnte noch ein zeitlicher Versatz von über 0,1 Sekunden bestehen bleiben. Interessant ist, dass die Daten trotz fehlender Synchronisation kaum einen zeitlichen Versatz haben. Insbesondere ist dies bei den Beschleunigungs- und Drehratendaten der Fall. Auf Nachfrage an den Entwickler gibt es dafür zwei mögliche Erklärungen, die wahrscheinlich kombiniert für dieses Ergebnis sorgen: die App nimmt sofort Daten auf, sobald die Aufnahme gestartet wird. Selbst wenn die App bspw. eine halbe Sekunde benötigt, um den Start der Messung anzuzeigen, werden

während des Startens schon Daten aufgenommen. Das bedeutet ein möglicher Versatz durch Ladezeiten beim Starten der Messung o.Ä. sind nicht vorhanden. Somit ist beim parallelen Starten der Messungen nur noch der zeitliche Versatz des Appnutzers zu berücksichtigen. Des Weiteren ist es laut dem Entwickler der App möglich, dass wenn die Smartphones die gleiche, für die App verantwortliche Hardware und das gleiche zugrundeliegende Betriebssystem (in diesem Fall zutreffend, da beides Android-Smartphones sind) nutzen, es bereits auf Systemebene eine grundlegende Filterung zur Glättung geben kann. Die App nutzt die Programmierschnittstellen des Betriebssystems (auf englisch *API*), um auf die Sensorwerte zuzugreifen und somit kann eine 100%ige Aufnahme der Sensorrohwerte nicht garantiert werden. D.h., dass durch die Kombination, dass stets versucht wurde, beide Messungen gleichzeitig zu starten und die Sensordaten schon möglicherweise auf beiden Smartphones auf die gleiche Art und Weise leicht vorverarbeitet wurden, eine Synchronisierung nicht mehr notwendig ist. Da dies allerdings nicht repräsentativ gilt, ist es nicht sicher, ob die Daten bei weiteren Versuchen auch ähnlich synchronisiert sein werden. Daher wird bei folgenden Versuchen das Procedere des in-die-Hände-klatschens zu Beginn der Messung fortgeführt. Zur Untersuchung der Daten werden der Beginn und das Ende der Messung entfernt. Dadurch wird in folgenden Diagrammen lediglich die tatsächliche Fahrt gezeigt und Szenarien wie Auf-/Absteigen oder Smartphones in die Hosentasche packen werden ausgeblendet. In Abbildung 4-15 sind die Beschleunigungen der beiden Smartphones während der Fahrt dargestellt.

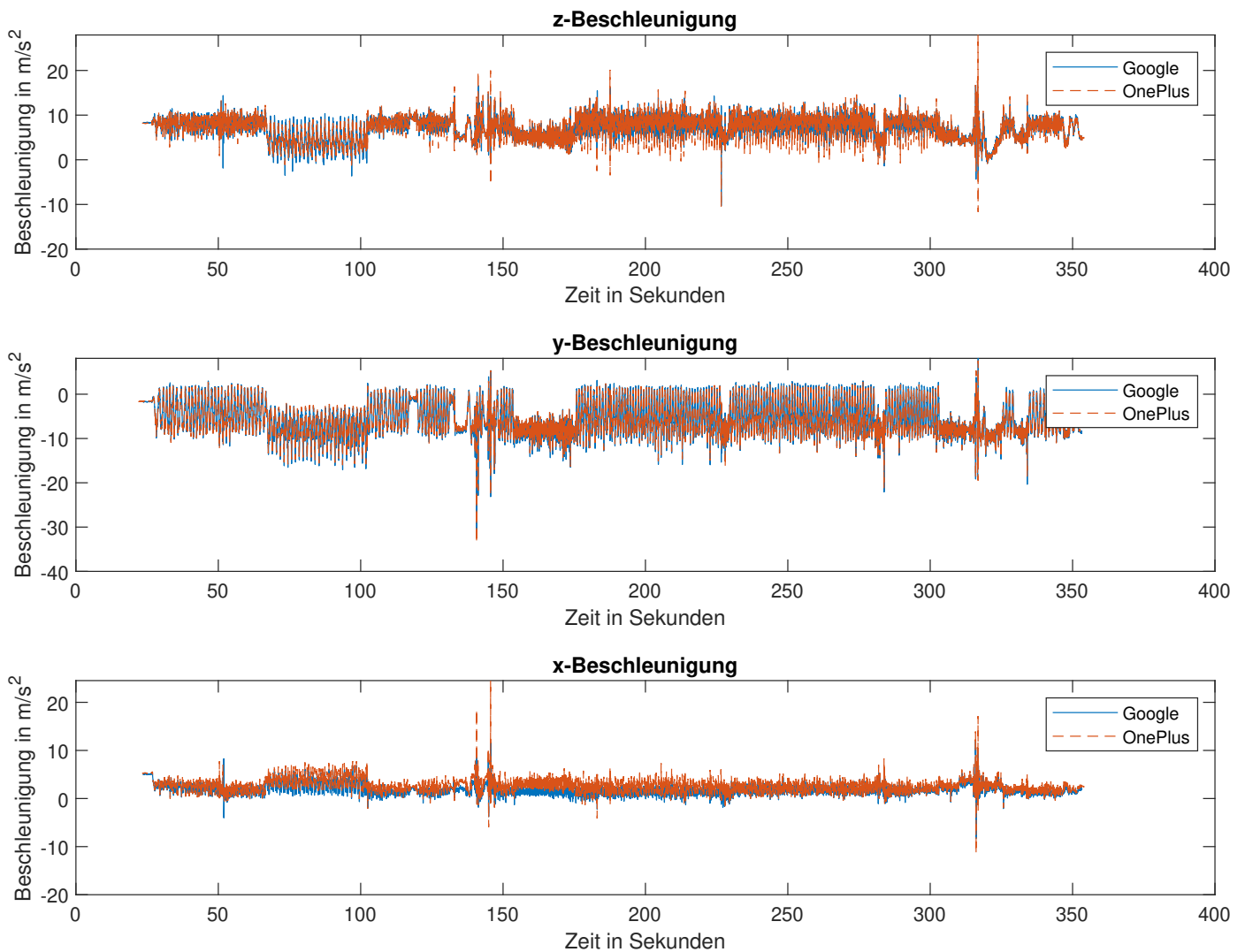


Abbildung 4-15: Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche

Es ist zu sehen, dass in einigen einzelnen Fällen, dass eine oder auch das andere Smartphone größere Beschleunigungsspitzen aufweisen. Grundsätzlich liegen die Graphen jedoch sehr nah beieinander, weswegen eine weitere detailliertere Untersuchung zur Quantifizierung der Sensorvarianz als nicht notwendig erachtet wird. Die Ergebnisse der Drehraten sehen ähnlich aus und werden in Abbildung 4-16 dargestellt.

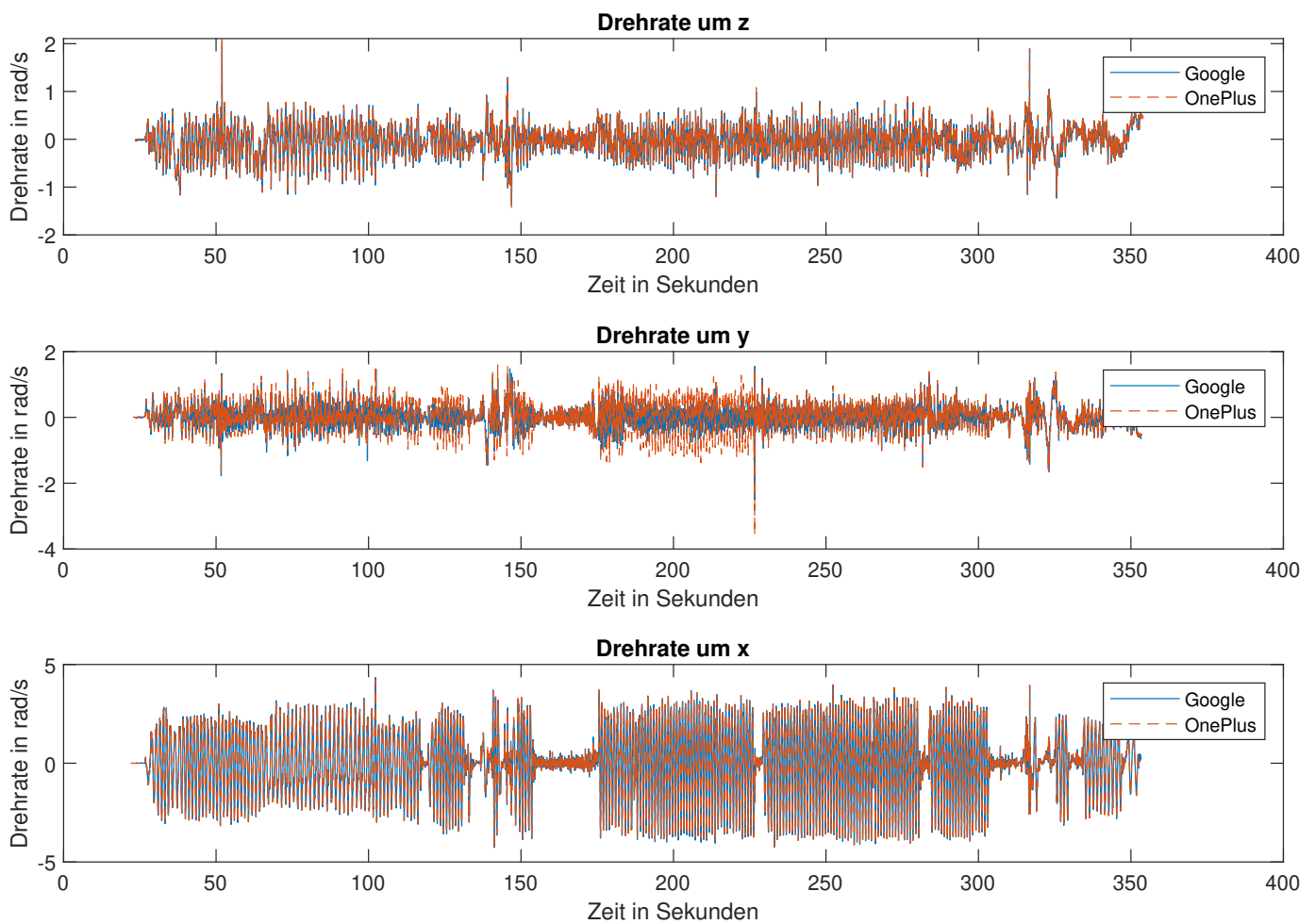


Abbildung 4-16: Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche

Während der Phase im Bereich von 200 Sekunden sind deutlichere Unterschiede als im Allgemeinen zu sehen. Da dies allerdings nur in dieser Trittphase so deutlich auftritt und bspw. in den Trittphasen zu Beginn oder zum Ende der Messung nicht zu sehen ist, ist dieser Unterschied in den Amplituden wahrscheinlich durch die Versuchsdurchführung entstanden. Möglicherweise konnten sich die Smartphones in der Hosentasche wider Erwarten ein wenig unabhängig voneinander bewegen.

Die GPS-Daten werden auf die Geschwindigkeit und den Längen- und Breitengrad reduziert, da lediglich diese Daten als relevant für einen Unfallerkennungsalgorithmus erachtet werden. Die Daten sehen - bis auf den Sensorfehler der beim OnePlus-Smartphone zu Beginn als Geschwindigkeitsamplitude zu sehen ist - ähnlich aus und werden in Abbildung 4-17 dargestellt.

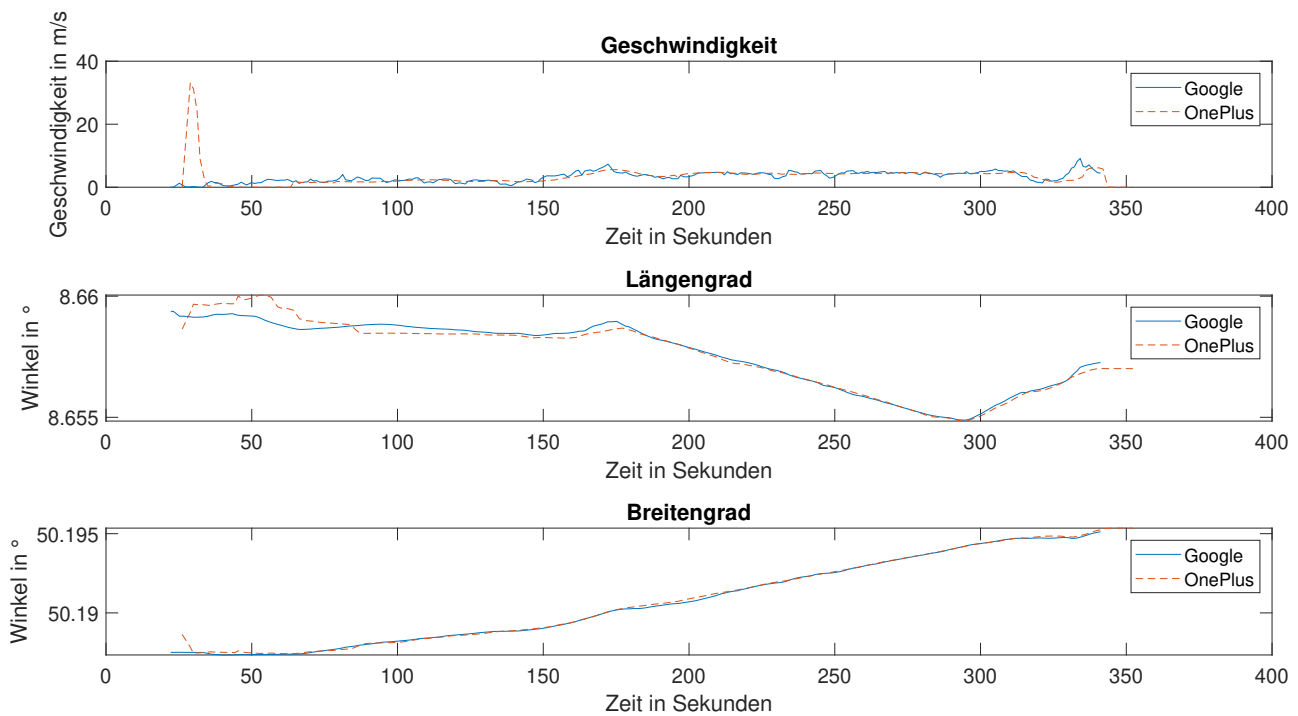


Abbildung 4-17: GPS-Daten beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche

Da die Unterschiede in den Messungen der Gravitation und Orientierung ähnlich sind, wird im folgenden nur Orientierungsmessung in Abbildung 4-18 dargestellt. Das Diagramm bzgl. der Gravitation ist im Anhang in Abbildung A-7 zu finden.

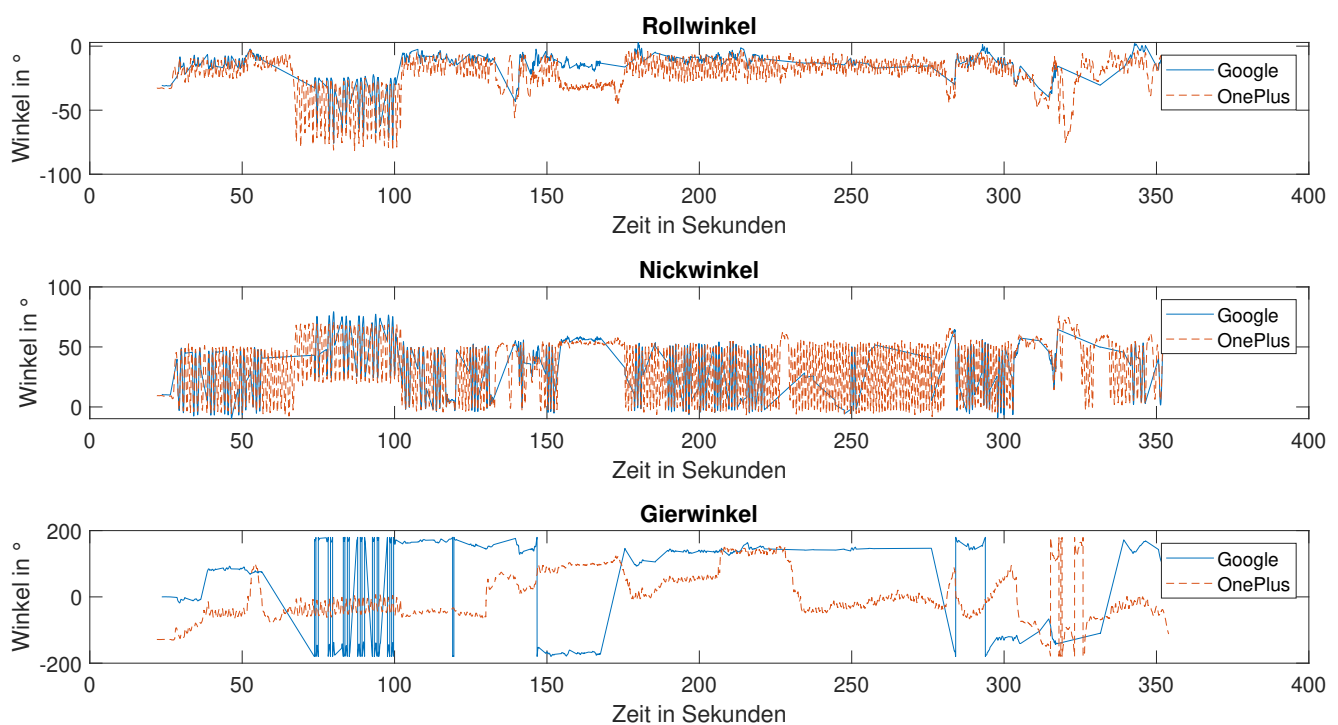


Abbildung 4-18: Roll-, Nick- und Gierwinkel beim Vorversuch VV5 - Smartphones in Hosentasche

Es ist zu sehen, dass sich die Daten u.a. in der Amplitude signifikant unterscheiden. Wie beim Vorversuch VV4 handelt es sich bei den Daten Gravitation und Orientierung wahrscheinlich nicht um Rohdaten, sondern um Daten, die durch Beschleunigung und Drehraten bestimmt werden. Es scheint so, als wäre es bei der Bestimmung dieser Datensätze nicht gelungen, die Beschleunigungen, die durch das in die Pedalen treten verursacht werden, zu filtern. Des Weiteren wird möglicherweise auch noch der Magnetometer zur Kalibrierung genutzt, um die Ausrichtung entsprechend des Erdmagnetfelds zu erfassen. Dies könnte für die Bestimmung des Gierwinkels verwendet werden. Es ist möglich, dass sich die beiden Smartphones dabei beeinflusst haben, weswegen gerade der Gierwinkel so signifikant unterschiedlich erfasst wird. Beim Google-Smartphone gibt es teilweise Lücken von ca. 20 Sekunden in den Gravitations- und Orientierungsdaten. Entsprechend dieses Vorversuches sind die Gravitations- und Orientierungsdaten nicht zuverlässig für einen Algorithmus nutzbar. Falls diese für den Algorithmus nötig sein sollten, müsste vielleicht eine eigene Kalibrierung entwickelt werden, um diese Daten zu bestimmen.

Um die Annahmen, dass die geringen Unterschiede in Beschleunigung und Drehraten durch die Versuchsdurchführung entstanden sind, werden diese Ergebnisse mit der zweiten Realfahrt des Vorversuchs VV5 verglichen. Bei der zweiten Fahrt wurden die Smartphones mit Gummibändern fest miteinander verbunden und mittels einer Smartphone-Halterung am Lenker befestigt. Die Beschleunigungen, die während dieser Fahrt aufgetreten sind, sind in Abbildung 4-19 dargestellt.

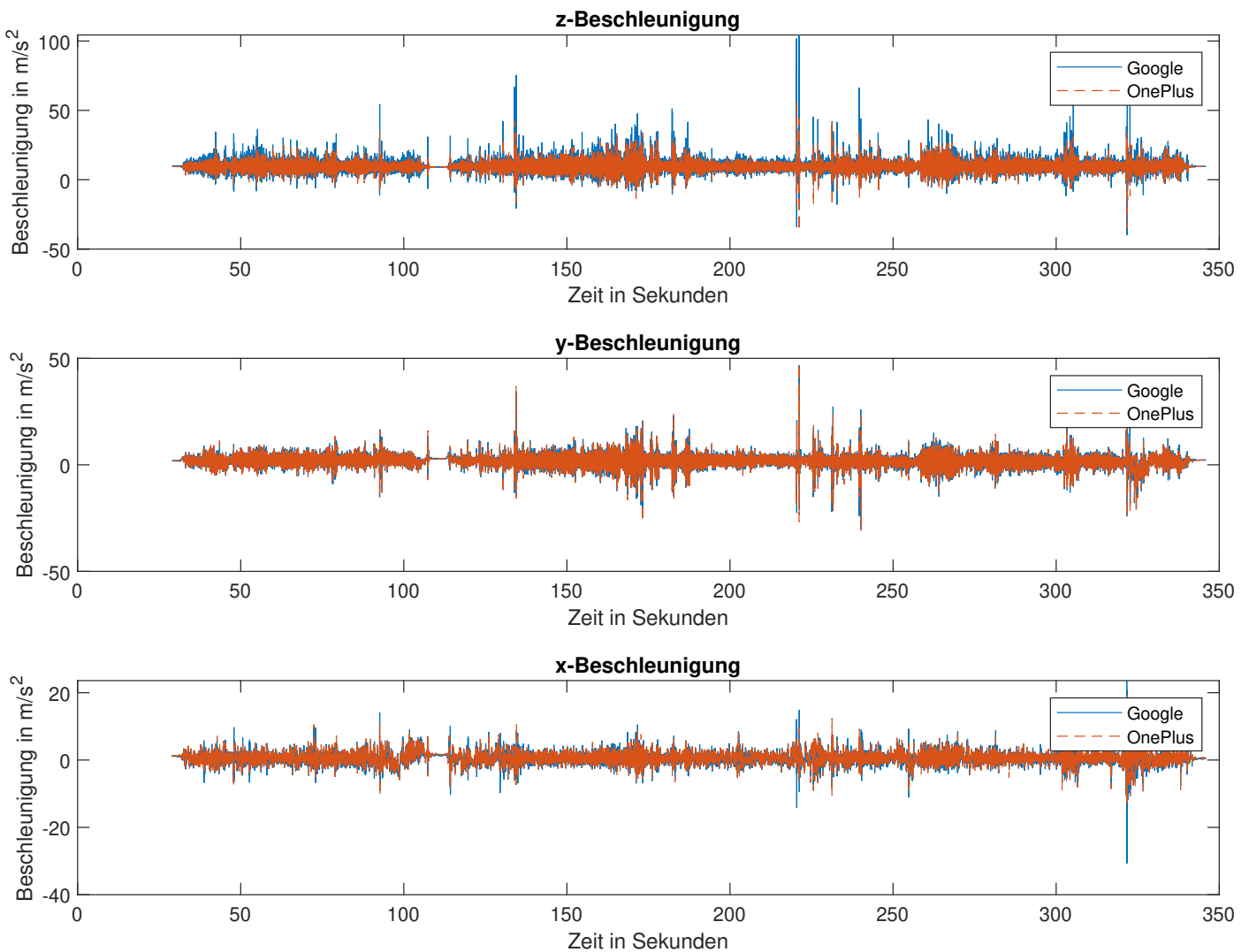


Abbildung 4-19: Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google-Smartphone oben

Die Beschleunigungen, die vom Google-Smartphone gemessen wurden, sind in vielen Bereich signifikant höher als die des OnePlus-Smartphones. Gerade bei Beschleunigungsspitzen, die durch unebenen Asphalt oder Bordsteinüberfahrten aufgetreten sind, sind die Amplituden teilweise mehr als doppelt so groß. Dieser Unterschied ist im Gegensatz zum vorherigen Vorversuch, bei dem die Smartphones in der Hosentasche waren, über das gesamte Signal zu sehen. Daher wird hier nicht davon ausgegangen, dass die Versuchsdurchführung zu diesen Unterschieden führte. Eine mögliche Erklärung ist, dass das Google-Smartphone weniger durch die Smartphone-Halterung abgedämpft wird, da das OnePlus-Smartphone in der Halterung befestigt ist. Aus diesem Grund wurde noch ein Versuch auf der gleiche Strecke durchgeführt, bei dem die Positionen der Smartphones vertauscht wurden; das Google-Smartphone war direkt in der Halterung befestigt und das OnePlus-Smartphone mit Gummibändern am Google-Smartphone fest gemacht. Die Beschleunigungen dieses Versuchs sind in Abbildung 4-20 veranschaulicht.

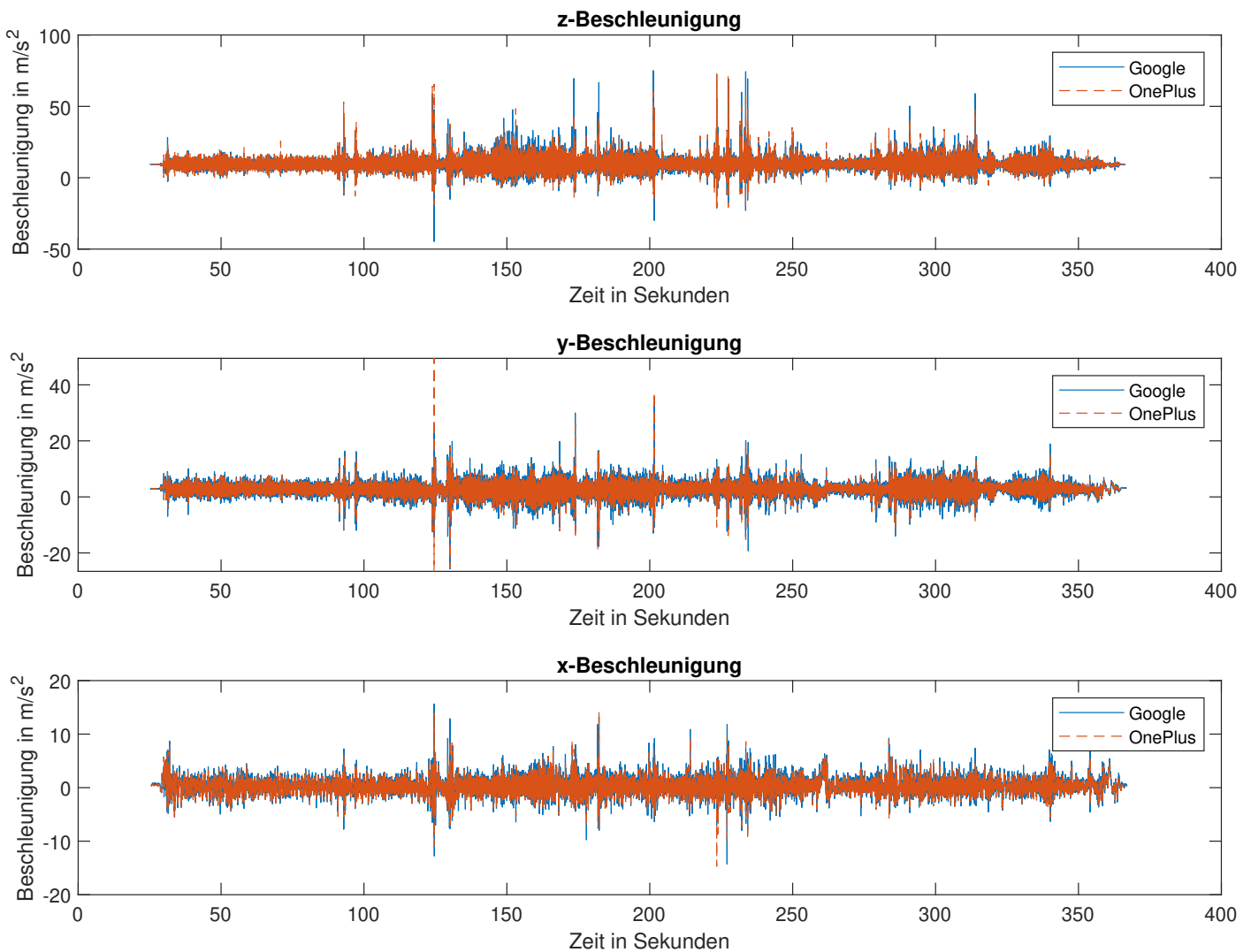


Abbildung 4-20: Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, OnePlus-Smartphone oben

Die Unterschiede sind geringer geworden, was tatsächlich durch den Positionswechsel verursacht sein könnte. Allerdings sind weiterhin beim Google-Smartphone die Amplituden in den meisten Fällen stärker ausgeprägt. Es ist demnach festzuhalten, dass Beschleunigungen beim Google-Smartphone intensiver erfasst werden und somit die Absolutwerte der Smartphones nicht immer zuverlässig sind. Sollten also im zu entwickelndem Algorithmus Grenzwerte untersucht und festgelegt werden, muss der Grenzwert in irgendeiner Art und Weise relativ bestimmt werden. Denn ein absoluter und statischer Grenzwert von bspw. $50 \frac{m}{s^2}$ wäre beim Google-Smartphone schon erreicht worden und beim OnePlus-Smartphone nicht, obwohl beide das selbe Ereignis aufgenommen haben (vgl. z-Beschleunigungsspitzen in Abbildung 4-20 bei ca. 170 Sekunden).

Die Drehraten bei den Versuchen mit Positionierung am Lenker weisen keine Amplitudendifferenzen mehr wie bei dem Versuch mit den Smartphones in der Hosentasche auf. Daher ist die Annahme berechtigt, dass die Drehratenunterschiede in Abbildung 4-16 durch die Versuchsdurchführung entstanden sind. In folgender Abbildung 4-21 sind die Drehraten beim Versuch mit Positionierung am Lenker, während das

Google-Smartphone über dem OnePlus-Smartphone befestigt war, dargestellt.

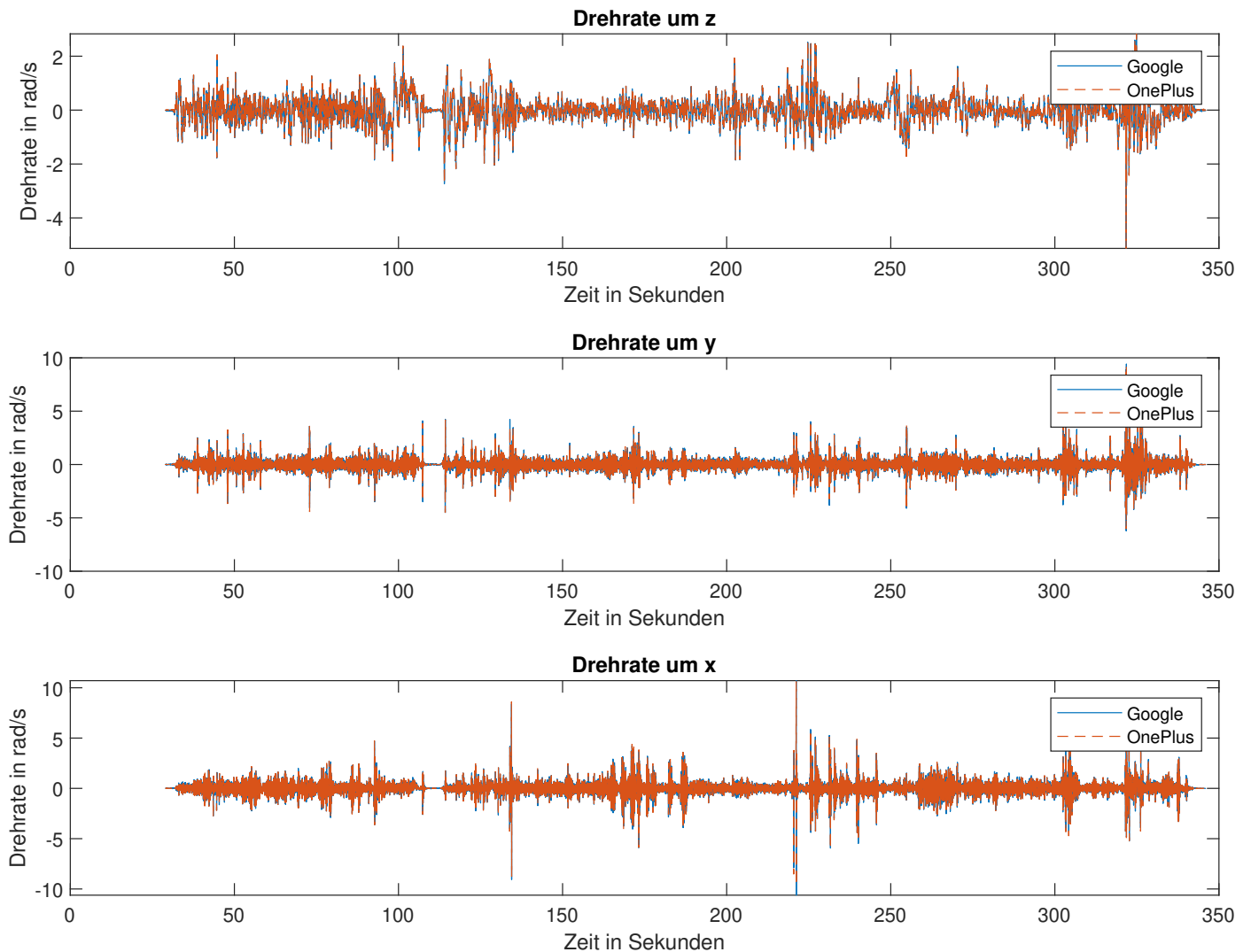


Abbildung 4-21: Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google-Smartphone oben

Die Drehraten beim Versuch, bei dem am Lenker das OnePlus-Smartphone oben war, sehen analog dazu aus, weswegen das Diagramm dafür im Anhang in Abbildung A-8 zu finden ist.

Die Daten der Orientierungs- und Gravitationsdatensätze weisen bei den Versuchen am Lenker signifikant weniger Unterschiede auf, als bei den Versuchen in der Hosentasche. Da die Daten für Gravitation und Orientierung in beiden Lenker-Versuchen analoge Ergebnisse zeigen, wird in Abbildung 4-22 lediglich ein Orientierungsdatensatz repräsentativ für die anderen Versuche dargestellt.

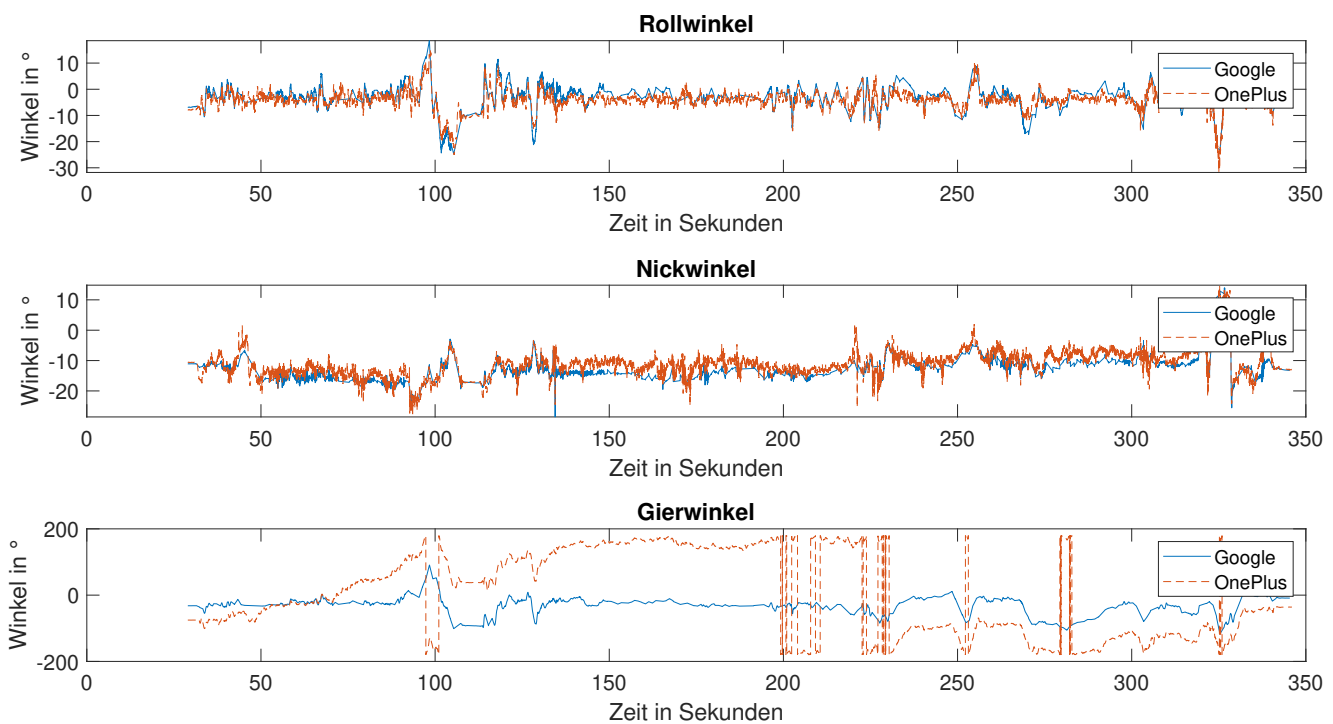


Abbildung 4-22: Roll-, Nick- und Gierwinkel beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, Google-Smartphone oben

Aus diesem Ergebnis wird angenommen, dass die kalibrierten Datensätze Orientierung und Gravitation insbesondere bei dynamischen Situationen problematisch und unzuverlässig sind.

Die GPS-Datensätze brachten bei den weiteren Versuchen am Lenker keine neuen Erkenntnisse, weswegen auf zusätzliche Diagramme verzichtet wird.

4.3.2 Versuche

Zu Beginn wird die Datenvorverarbeitungskette vorgestellt, die bei allen folgenden Versuchen durchgeführt wird. Ähnlich wie bei den Vorversuchen werden die Datensätze zunächst auf den tatsächlichen Versuchsablauf reduziert. Dafür werden die Sequenzen, in denen die Messungen gestartet und das OnePlus-Smartphone in der Hosentasche verstaut wird, aus den Daten entfernt.

Die Zeitabschnitte der Rohdaten sind nicht äquidistant, sodass es regelmäßig vorkommt, dass zwischen zwei Datenpunkten bspw. 0,012 Sekunden liegen und zum nächsten Datenpunkt dann nur noch 0,008 Sekunden. Dies kann bei weiterem Verarbeiten der Daten zu Problemen führen, was bei der Auswertung des Versuchs V1 nochmals erläutert wird. Daher werden äquidistante Zeitabschnitte erstellt, indem die Beschleunigungs-, Drehraten-, Gravitations- und Orientierungsdaten zunächst auf genau 100 Hz abgetastet werden. Dabei werden die Zeitabschnitte so gewählt, dass bspw. von einer Sekunde beginnend, die Zeitabschnitte 1,01 s; 1,02 s; 1,03 s usw. betragen. Dafür wird eine Spline-Interpolation verwendet, um Werte, die bspw. nicht exakt bei Sekunde 1,01 aufgenommen wurden, auf diesen Zeitpunkt zu interpolieren. Durch die Verwendung von Splines und nicht von bspw. Geradengleichungen liegen die interpolierten Daten näher an den aufgenommenen Rohdaten, sodass der Interpolationsfehler geringer und praktisch vernachlässigbar ist. In Abbildung 4-23 ist ein der Beginn eines Beschleunigungsdatsatzes gezeigt, bei dem links die Rohdaten und rechts die interpolierten Daten mit äquidistanten Zeitabschnitte zu sehen sind.

Es ist links zu sehen, dass die Messung nicht bei null Sekunden beginnt, sondern bei ca. sieben Sekunden. Dies ist der Fall, da - wie zu Beginn erwähnt - der Anfang der Messung weggeschnitten wird. Beim Erstellen der äquidistanten Zeitabschnitte wird der Beginn der Messung wieder auf null Sekunden gesetzt. Die beiden Matrizen in folgender Abbildung zeigen demnach die gleichen Daten.

	1	2	3	4
1	7.0034	9.3019	3.0203	1.3188
2	7.0131	9.3115	3.0655	1.3401
3	7.0229	9.2995	3.1515	1.3353
4	7.0327	9.2852	3.2230	1.3233
5	7.0425	9.2139	3.3347	1.3044
6	7.0522	9.2663	3.3919	1.2948
7	7.0620	9.1995	3.4539	1.3212
8	7.0718	9.2115	3.5015	1.3805
9	7.0816	9.2139	3.5683	1.4254
10	7.0914	9.2615	3.5803	1.4682
11	7.1012	9.2852	3.5779	1.4991
12	7.1110	9.2328	3.5446	1.5179
13	7.1207	9.2971	3.4419	1.5134
14	7.1305	9.2543	3.3707	1.4967
15	7.1403	9.2804	3.2919	1.4658
16	7.1501	9.2283	3.2491	1.4470
17	7.1599	9.3067	3.1610	1.4137
18	7.1697	9.3304	3.1038	1.3685
19	7.1795	9.2615	3.0679	1.3305
20	7.1892	9.2235	3.0562	1.2616

(a)

	1	2	3	4
1	0	9.3019	3.0203	1.3188
2	0.0100	9.3112	3.0675	1.3401
3	0.0200	9.2996	3.1547	1.3348
4	0.0300	9.2803	3.2299	1.3222
5	0.0400	9.2152	3.3422	1.3028
6	0.0500	9.2645	3.3983	1.2957
7	0.0600	9.1952	3.4606	1.3282
8	0.0700	9.2132	3.5118	1.3887
9	0.0800	9.2186	3.5747	1.4332
10	0.0900	9.2728	3.5800	1.4755
11	0.1000	9.2725	3.5757	1.5047
12	0.1100	9.2439	3.5225	1.5187
13	0.1200	9.2924	3.4199	1.5103
14	0.1300	9.2588	3.3471	1.4880
15	0.1400	9.2658	3.2780	1.4592
16	0.1500	9.2424	3.2232	1.4385
17	0.1600	9.3296	3.1359	1.3973
18	0.1700	9.3073	3.0888	1.3560
19	0.1800	9.2460	3.0585	1.3036
20	0.1900	9.1931	3.0668	1.2438

(b)

Abbildung 4-23: Vergleich zwischen (a) Rohdaten und (b) äquidistanten Zeitabschnitten

In der ersten Spalte sind die Zeitdaten in Sekunden hinterlegt und in den Spalten zwei, drei und vier die z-, y- und x-Beschleunigung in $\frac{m}{s^2}$. Es ist zu sehen, dass sich die Beschleunigungen kaum unterscheiden. GPS-Daten werden durchschnittlich nur mit ca. 1 Hz aufgenommen, weswegen bei einer Abtastfrequenzerhöhung auf 100 Hz und gleichzeitiger Erstellung von äquidistanten Zeitabschnitten signifikante Interpolationsfehler auftreten würden. Diese würden die ohnehin unzuverlässigen GPS-Daten unbrauchbar machen. Es bietet sich dennoch an, die GPS-Daten auf 100 Hz abzutasten, damit auch bei diesen Daten immer eine genaue Anzahl an Datenpunkten erwartet werden kann. Daher werden zuerst äquidistante Zeitabschnitte mit einer Abtastrate von 1 Hz erstellt. Dadurch sind die Interpolationsfehler wie bei den vorherigen Datensätzen entsprechend Abbildung 4-23 vernachlässigbar. Im zweiten Schritt wird eine Abtastfrequenzerhöhung auf 100 Hz durchgeführt, jedoch ohne Interpolation. Vielmehr wird ein Datensatz immer bis zum nächsten Datensatz kopiert. Nach dem ersten Schritt sind die Daten sekundenweise abgetastet worden, sodass bspw. bei Sekunde 1, Sekunde 2 und Sekunde 3 Daten zur Verfügung stehen. Nach dem zweiten Schritt werden weitere Datensätze mit einem Abstand von 0,01 Sekunden erstellt, sodass zwischen Sekunde 1 und Sekunde 2 nun 99 weitere Datensätze entstehen. Da nicht interpoliert sondern kopiert wird, sind also bspw. alle Datensätze von 1,00 - 1,99 Sekunden identisch und alle Datensätze von 2,00 - 2,99 Sekunden identisch usw.

Die Daten werden ungefiltert verarbeitet, da kein Bedarf besteht diese weiterzuverarbeiten. Vielmehr besteht bei einem Filter die Möglichkeit, dass aussagekräftige Muster in den Daten nicht mehr erkannt

werden, weswegen kein Filter ohne triftigen Grund verwendet wird.

Versuch V1: Untersuchung des Fahrerverhaltens

Ziel dieser Auswertung ist es, das *in die Pedalen treten* und *ausrollen lassen* in den Daten zu erkennen. Zur Untersuchung dieser Punkte werden bei der Positionierung des OnePlus-Smartphones die Beschleunigungen und Drehraten untersucht. Zuerst werden die Daten bei Positionierung des Smartphones in der Hosentasche untersucht, da keine Erkennbarkeit des Musters hierbei für wahrscheinlicher angenommen wird. In der folgenden Abbildung 4-24 sind die Beschleunigungen und Drehraten des Teilversuchs V1a dargestellt. Es wird zur Übersichtlichkeit nur einer der sieben Durchläufe veranschaulicht.

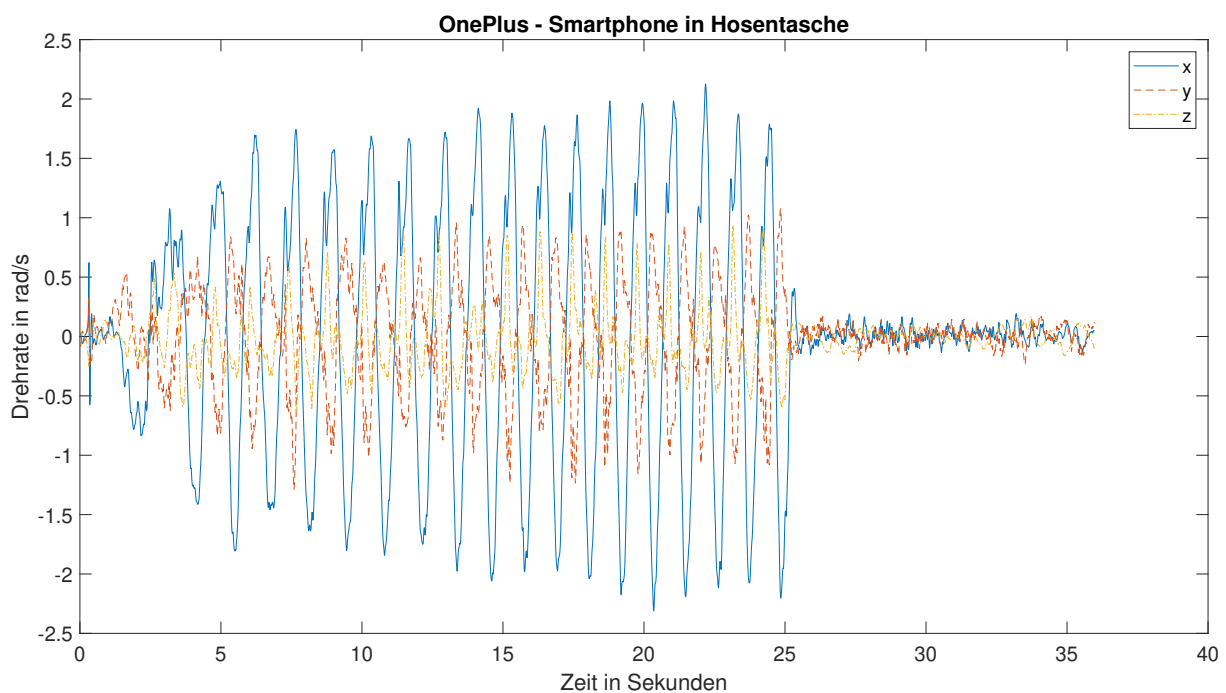
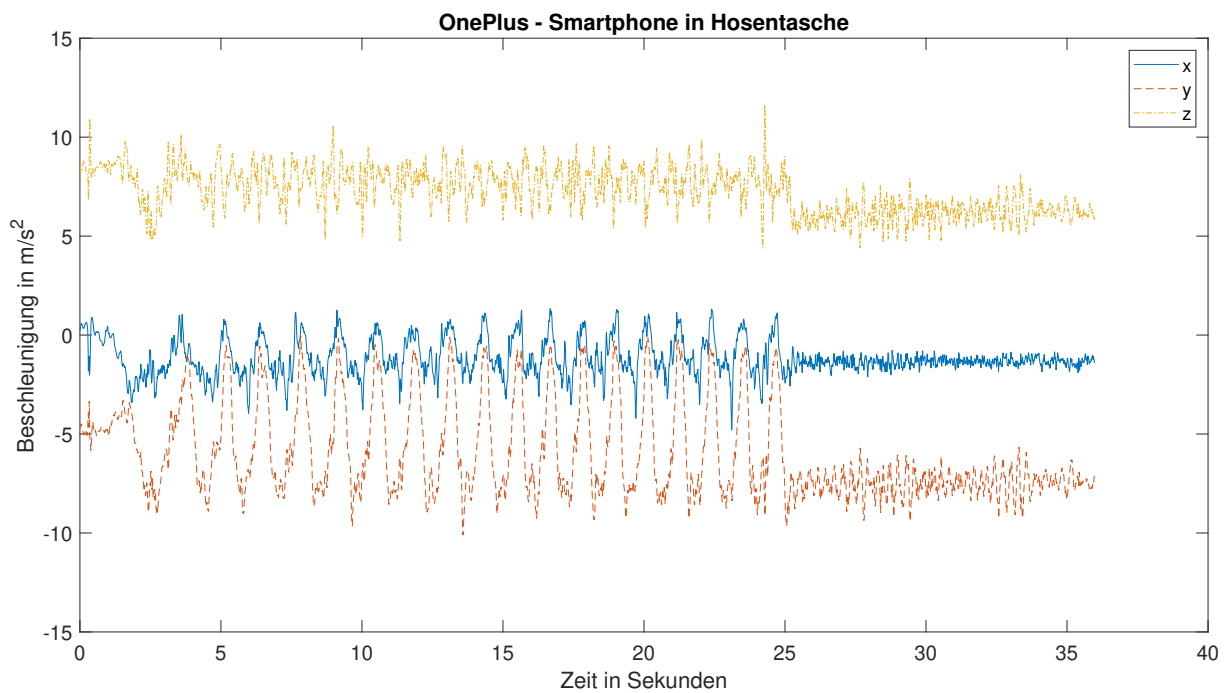


Abbildung 4-24: Beschleunigungen und Drehraten des Versuchs V1a bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche

Das *in die Pedalen treten* wird in beiden Datensätzen im Bereich von drei und 25 Sekunden erkannt. Insbesondere die Drehrate um x-Achse und die y-Beschleunigung sind dabei auffallend. Da die y-Beschleunigung allerdings auch von Beschleunigungen durch Fahrbahnunebenheiten und Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen überlagert werden kann, ist die Drehrate um die x-Achse das zuverlässigere Muster, um ein *in die Pedalen treten* zu erkennen.

Obwohl das *in die Pedalen treten* beim Zeitsignal der Drehrate schon deutlich zu erkennen ist, wird eine Fast-Fourier-Transformation (FFT) durchgeführt, um das Zeitsignal in das Frequenzspektrum zu transformieren. Dabei wird erwartet, dass die Schwingungen der Drehrate um die x-Achse eine deutliche Amplitude im Frequenzspektrum erzeugen werden und das Muster somit noch signifikanter zu finden ist. Dadurch wird des Weiteren die Frequenz bestimmt, mit dem in die Pedalen getreten wird. Eine FFT ist im Gegensatz zu einer gewöhnlichen Fourier-Transformation für diskrete Signale ausgelegt. Dies ist bei derartigen Messschrieben der Fall. Dafür ist es erforderlich, äquidistante Zeitabschnitte zu haben, was durch die vorangegangene, erläuterte Vorverarbeitung erfüllt ist. In der folgenden Abbildung 4-25 ist die Drehrate um die x-Achse für alle sieben Durchläufe des Versuchs V1a im Frequenzspektrum dargestellt.

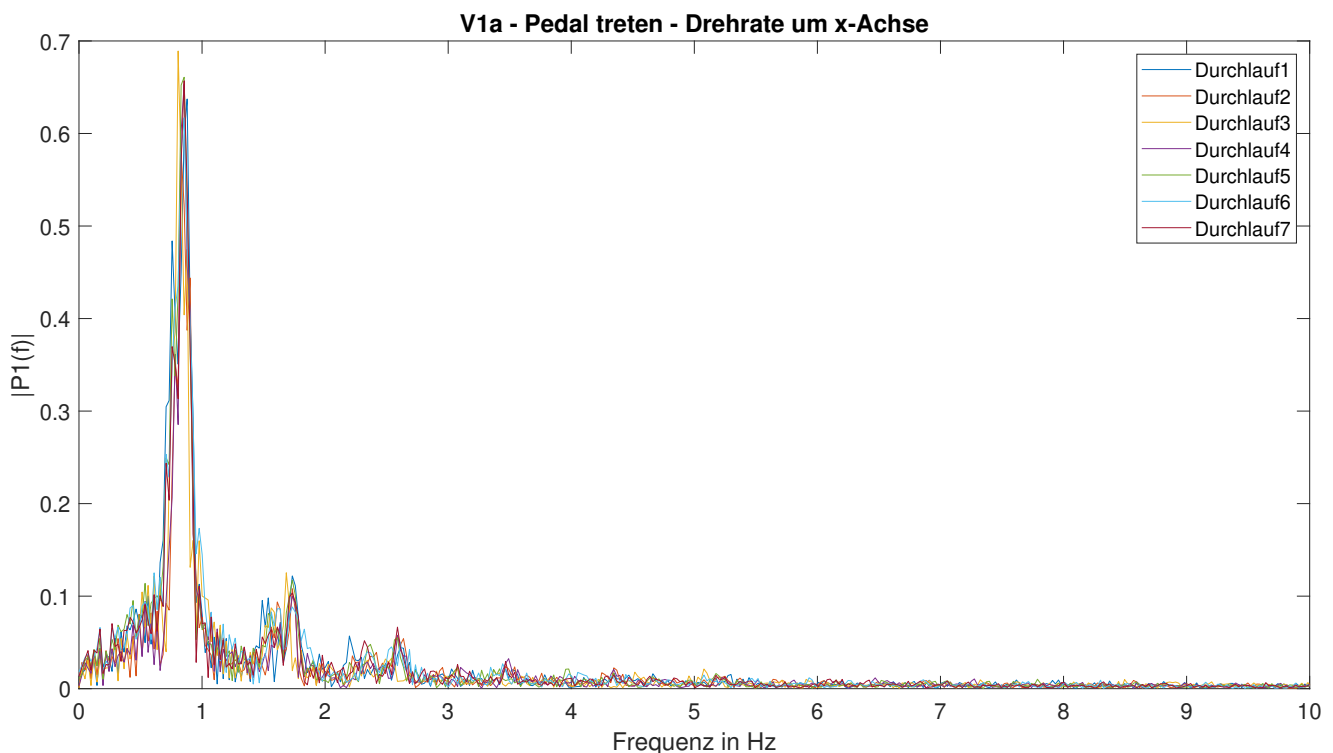


Abbildung 4-25: Drehrate um x-Achse im Frequenzspektrum des Versuchs V1a

Die Amplitude des Signals ($P1(f)$) ist trotzdem, dass sieben Signale in einem Diagramm aufgetragen wurden, deutlich zu erkennen. Das zeigt, dass die Trittphasen alle sehr ähnlich sind. Die Frequenz der Trittphase liegt bei diesem Teilversuch bei ca. 0,85 Hz. Bei den weiteren Trittversuchen V1b-V1e sehen die Ergebnisse analog aus, weswegen auf weitere Darstellungen der Zeit- bzw. Frequenzsignale verzichtet wird. Vielmehr folgt ein Diagramm, in dem alle Teilversuche miteinander verglichen werden. Während beim Teilversuch V1a mit einem Citybike sitzend gefahren wurde, wurde beim Teilversuch V1b mit einem Citybike stehend, bei V1c mit einem Hardtail sitzend und bei V1d mit einem Hardtail stehend gefahren. Der Versuch V1e fand an einer Steigung statt, die mit einem Hardtail sitzend gefahren wurde.

Zur Auswertung aller Teilversuche wird für jeden Durchlauf eine FFT durchgeführt und die Amplitude und die Frequenz, bei der die Amplitude auftritt, bestimmt. Somit werden mögliche Unterschiede in den Trittphasen untersucht, die durch Variation des Fahrradmodells, der Fahrweise oder der Steigung auftreten. In Abbildung 4-26 ist die Frequenzanalyse des Versuchs V1 zusammenfassend dargestellt.

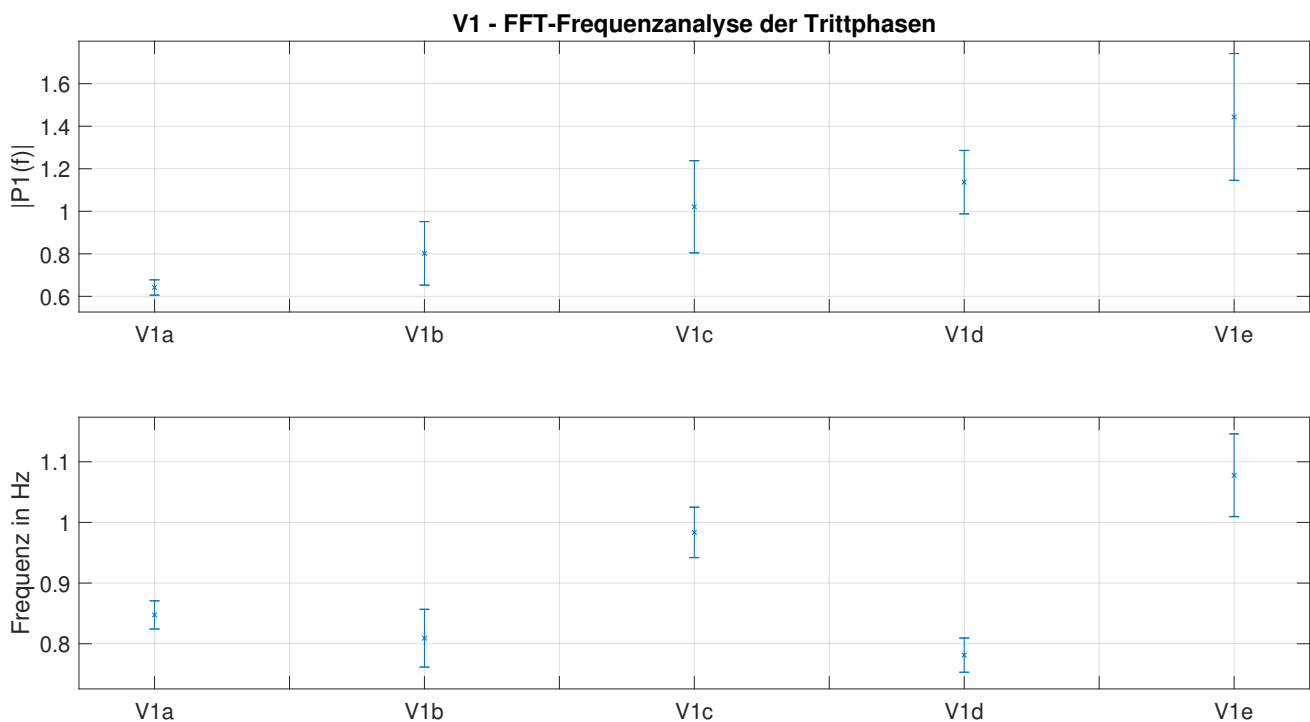


Abbildung 4-26: Frequenzanalyse der Teilversuche des Versuchs V1

Im oberen Diagramm sind die Mittelwerte und Standardabweichungen der Amplituden zu sehen; im unterem Diagramm analog für die Frequenzen, bei denen die Amplituden auftreten. Es sind einige Unterschiede bei den Mittelwerten und Standardabweichungen zwischen den Versuchen zu sehen, allerdings werden diese nicht als signifikant gewertet. Lediglich der Teilversuch V1e ist durch die größte Standardabweichung und größten Mittelwert auffällig. Allerdings wird auch dies als nicht signifikant gewertet. Es ist demnach kein konkreter Unterschied in den Trittphasen zwischen sitzendem und stehendem Fahren, ebene Strecke oder Steigung und Citybike oder Hardtail. Vielmehr wird durch diesen Versuch gezeigt, dass die verschiedenen Situationen zu ähnlichen Ergebnissen führen. Dadurch wird die Zuverlässigkeit der Erkennung des Trittmusters durch eine FFT erhöht. Die Trittfrequenzen liegen demnach zwischen ca. 0,85 und 1,1 Hz.

Bei den Messungen am Lenker ist erwartungsgemäß kein Trittmuster erkennbar und die *in die Pedalen treten*-Phase nicht von der *ausrollen lassen*-Phase zu unterscheiden. Da dies zu erwarten war, wird keine FFT-Analyse durchgeführt. In Abbildung 4-27 wird ein Beschleunigungsdatensatz des Teilversuchs V1a dargestellt. Die Ergebnisse der anderen Teilversuche sind als analog zu betrachten.

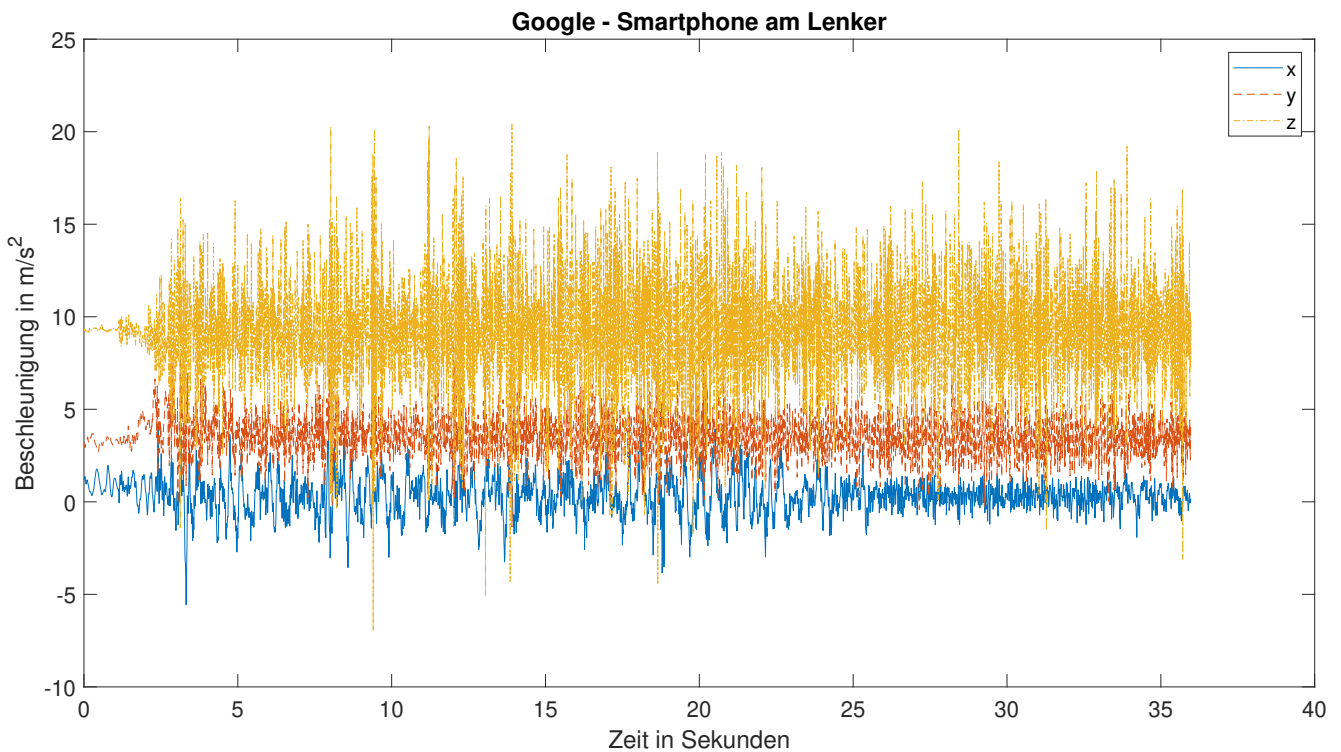


Abbildung 4-27: Beschleunigung des Versuchs V1a bei Smartphone-Positionierung am Lenker

Es ist zu sehen, dass die beiden Phasen nicht zu unterscheiden sind und somit eine weitere Auswertung der Smartphone-Positionierung am Lenker nicht notwendig ist.

Versuch V2: Untersuchung von Fahrbahnbeschaffenheiten

Es wurden im Rahmen des Versuchs V2 vier Fahrten durchgeführt: mit einem Citybike über Asphalt (V2a), mit einem Hardtail über Asphalt (V2b), mit einem Citybike über Pflastersteine (V2c) und mit einem Hardtail über Pflastersteine (V2d). Zur Auswertung dieser Versuchsreihe wird der Fokus auf Beschleunigungsdaten gelegt. Es wird untersucht, ob durch die Amplituden, die während der Fahrt auftreten, die beiden unterschiedlichen Fahrbahnbeschaffenheiten zu erkennen sind. Es wird erwartet, dass die Fahrt auf Pflasterstein durch größere Amplituden charakterisiert ist und dies bspw. durch Bestimmung der Standardabweichung erkennbar ist.

Zuerst werden die Beschleunigungen des Smartphones am Lenker untersucht. Dafür wird für jeden Versuch der Mittelwert und die Standardabweichung der Beschleunigungen berechnet. Das Ergebnis ist in Abbildung 4-28 veranschaulicht.

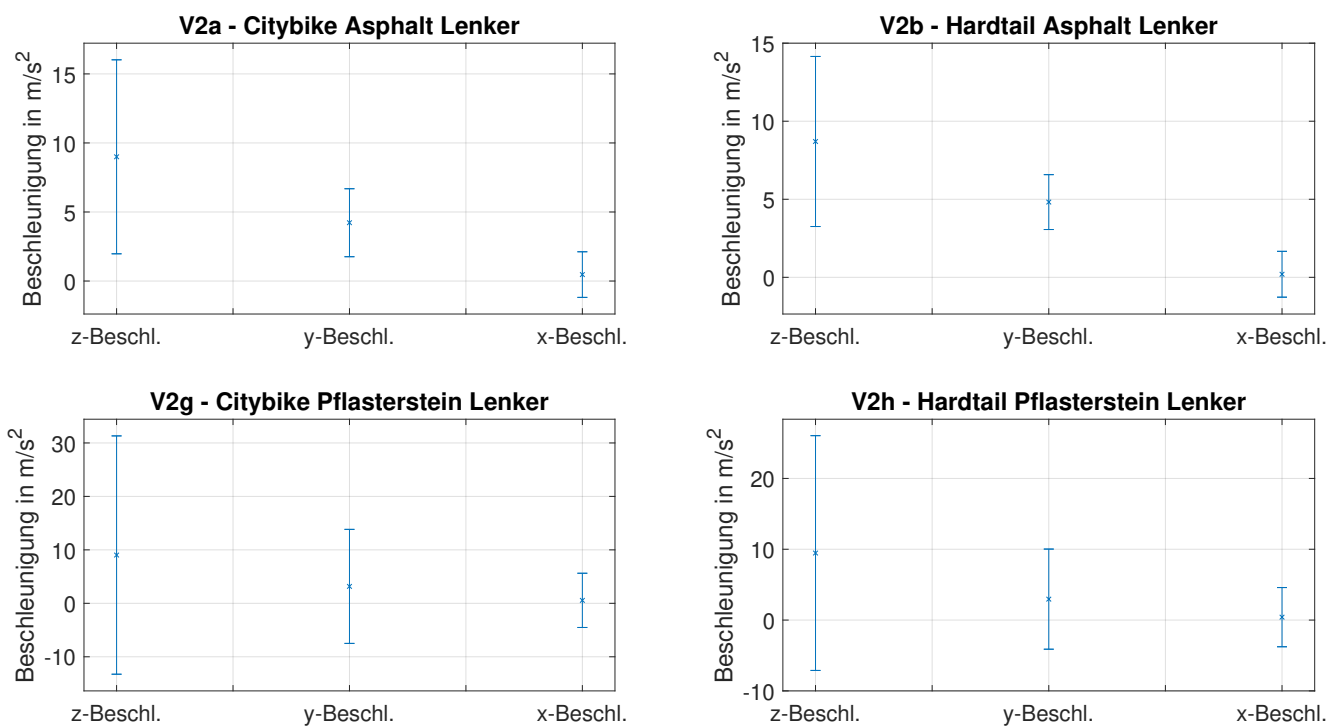


Abbildung 4-28: Mittelwert und Standardabweichung der Beschleunigungen des Versuchs V2 bei Smartphone-Positionierung am Lenker

Die Standardabweichungen des Citybikes sind stets ca. 20-30% größer als die beim Hardtail. Besonders deutlich ist das, wenn die Standardabweichungen der z-Beschleunigungen auf Pflasterstein verglichen werden. Dieser Unterschied liegt wahrscheinlich daran, dass das Citybike keine Aufbaufedern oder -dämpfer hat und zudem die Reifen schmaler und die Reifenflanke flacher ist. Dadurch ist die Fahrverhalten steifer und federt bzw. dämpft Fahrbahnanregungen weniger. Allerdings ist der Unterschied nicht groß genug, um bei einer reinen Betrachtung der Standardabweichungen auf das Fahrradmodell schließen zu können.

Der Unterschied zwischen Asphalt und Pflasterstein ist bei beiden Fahrradmodellen signifikant. Die Standardabweichungen sind auf Pflasterstein durchschnittlich drei- bis viermal größer als die Standardabweichungen auf Asphalt. Bei Smartphone-Positionierung am Lenker ist die Beschaffenheit der Fahrbahn demnach bei beiden Fahrradmodellen durch Bestimmung der Standardabweichung erkennbar. Eine FFT-Untersuchung zeigt, dass ein Unterschied zwischen Asphalt und Pflasterstein zwar durch größere Amplituden erkennbar ist; allerdings sind die Erkenntnisse im Zeitspektrum aussagekräftiger, weswegen diese Signaldarstellung für diesen Versuch bevorzugt wird.

Bei Positionierung des Smartphones in der Hosentasche sind die Unterschiede erwartungsgemäß geringer. Es werden analog zu Abbildung 4-28 vier Diagramme mit den Daten des OnePlus-Smartphones erstellt, die in Abbildung 4-29 dargestellt sind.

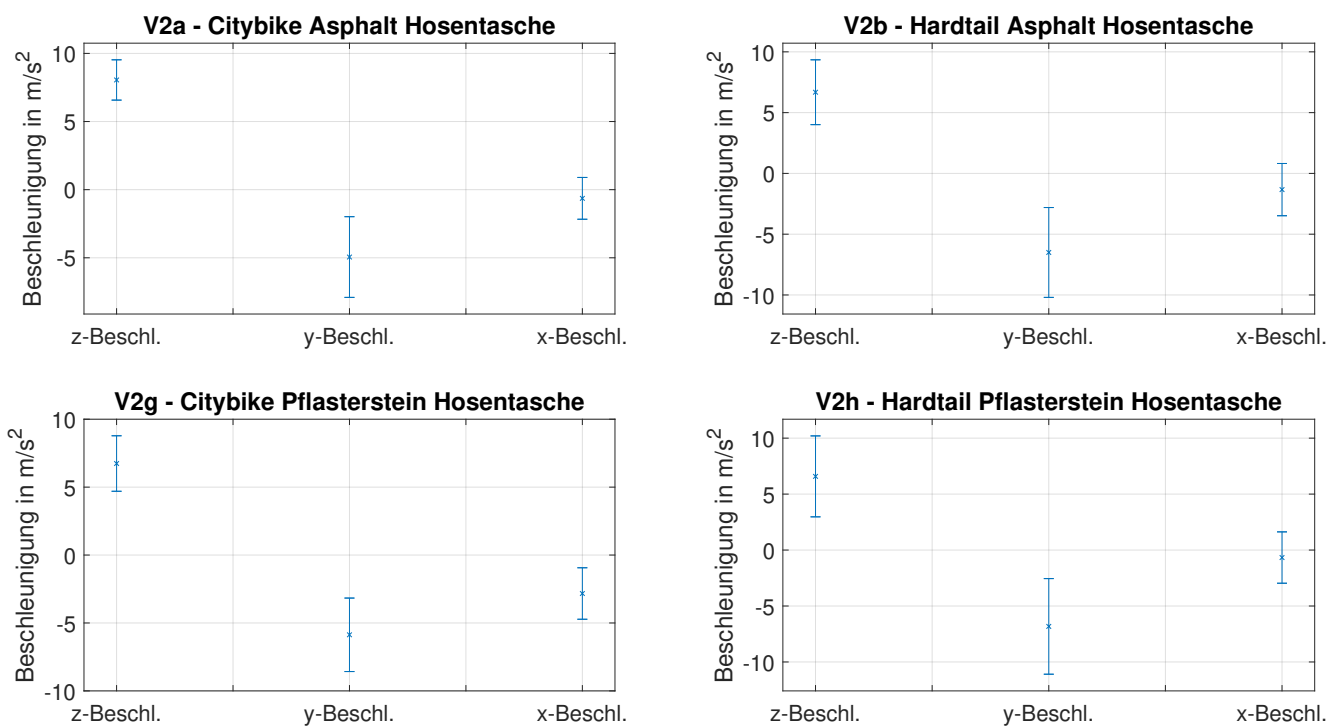


Abbildung 4-29: Mittelwert und Standardabweichung der Beschleunigungen des Versuchs V2 bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche

Die Standardabweichungen beim Hardtail sind im Durchschnitt ca. 30% größer als beim Citybike. Das kann allerdings auch an einer möglicherweise leicht größeren Trittfrequenz liegen, wie aus einer FFT-Analyse hervorgeht. Die Unterschiede zwischen beiden Fahrradmodellen sind also nicht signifikant. Zwischen Asphalt und Pflasterstein sind beim Hardtail geringe Unterschiede zu erkennen und zwar sind die Standardabweichungen auf Pflasterstein geringfügig größer. Beim Citybike hingegen ist zwischen beiden Fahrbahnbeschaffenheiten kein Unterschied zu sehen. Auch hier sind die Unterschiede also nicht signifikant, sodass bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche die Fahrbahnbeschaffenheit nicht zu unterscheiden ist.

Werden die wirkenden Beschleunigungen bei beiden Smartphone-Positionierungen verglichen, bestätigt sich die These, dass absolute Grenzwertbetrachtungen zur Unfalldetektion bei Fahrrädern nicht anwendbar sind. In Abbildung 4-30 ist dargestellt, wie unterschiedlich die Absolutwerte der Beschleunigung auf gleicher Fahrbahn und auf dem selben Fahrradmodell sind, wenn lediglich die Smartphone-Position und das Smartphone-Modell variiert wird. Die Daten dieser Abbildung stammen aus jeweils einer Fahrt mit einem Citybike auf Asphalt, bei der das Google-Smartphone am Lenker und das OnePlus-Smartphone in der Hosentasche parallel aufgezeichnet haben.

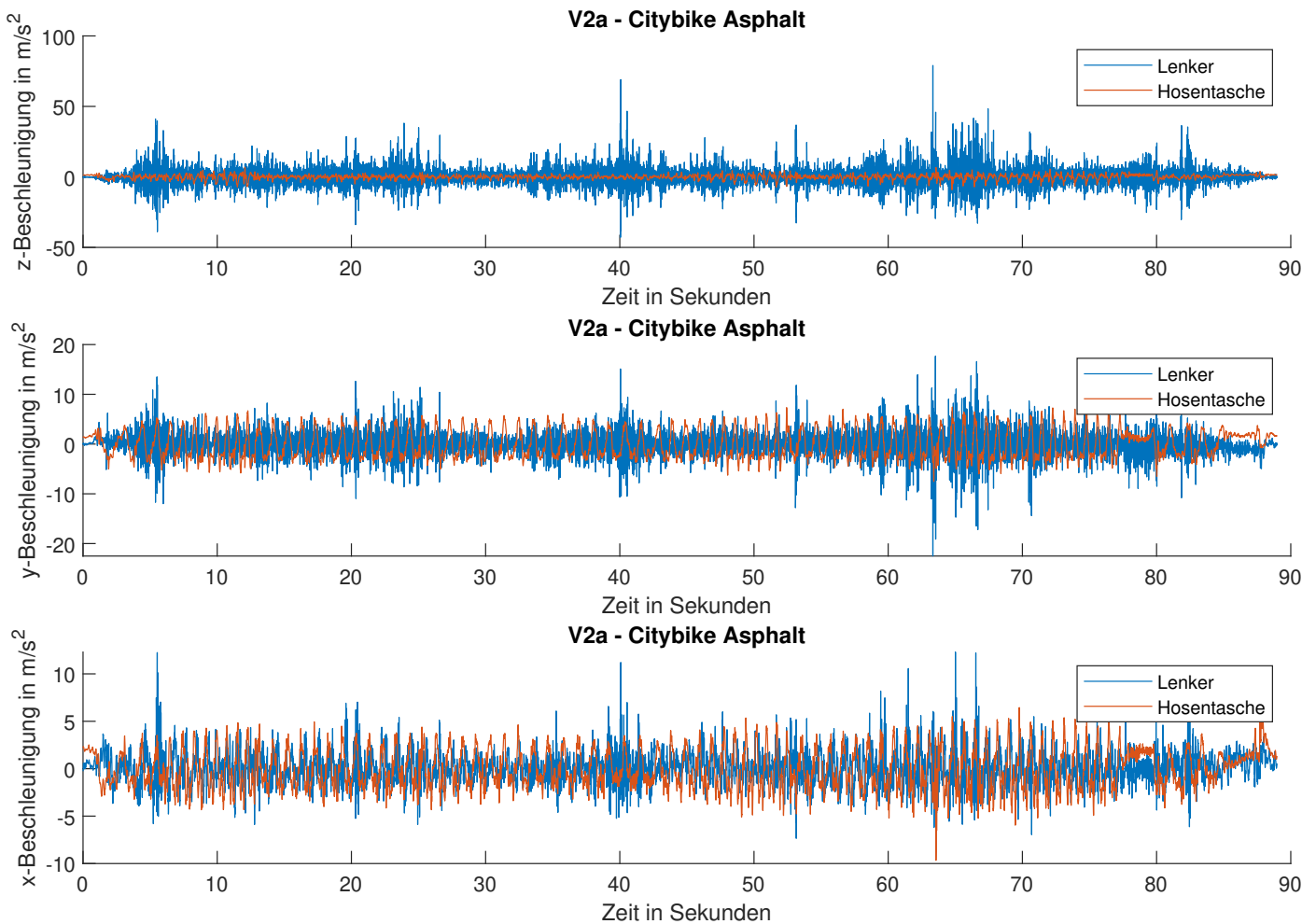


Abbildung 4-30: Mittelwert und Standardabweichung der Beschleunigungen des Versuchs V2 bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche

Gerade die z-Beschleunigung am Lenker ist auf asphaltierter Straße schon so groß, dass viele Grenzwertbetrachtungen, die bspw. 3g als Grenzwert festlegen, regelmäßig überschritten werden.

Versuch V3: Untersuchung von Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen

Bei diesem Versuch wurden abgesenkte und gewöhnliche Bordsteine in diversen Variationen auf- und abgefahren. Diese sind in Tabelle 4-2 aufgelistet.

Bei den Versuchen, die mit abgesenktem Bordstein und einer Geschwindigkeit von 3 km/h durchgeführt wurden (V3a-V3b u. V3e-V3f), ist in den Daten des OnePlus-Smartphones, das in der Hosentasche war, fast nichts zu erkennen. Die Daten des Google-Smartphones, das am Lenker befestigt war, zeigen hingegen deutliche Beschleunigungsspitzen in y- und z-Richtung bei allen vier Teilversuchen. In Abbildung 4-31 sind repräsentativ für die vier erwähnten Teilversuche die z-Beschleunigungen des Versuchs V3a dargestellt. In Abbildung 4-32 folgen die y-Beschleunigungen. Es sind Amplituden zwischen 5,5 und 6,5 Sekunden

zu sehen.

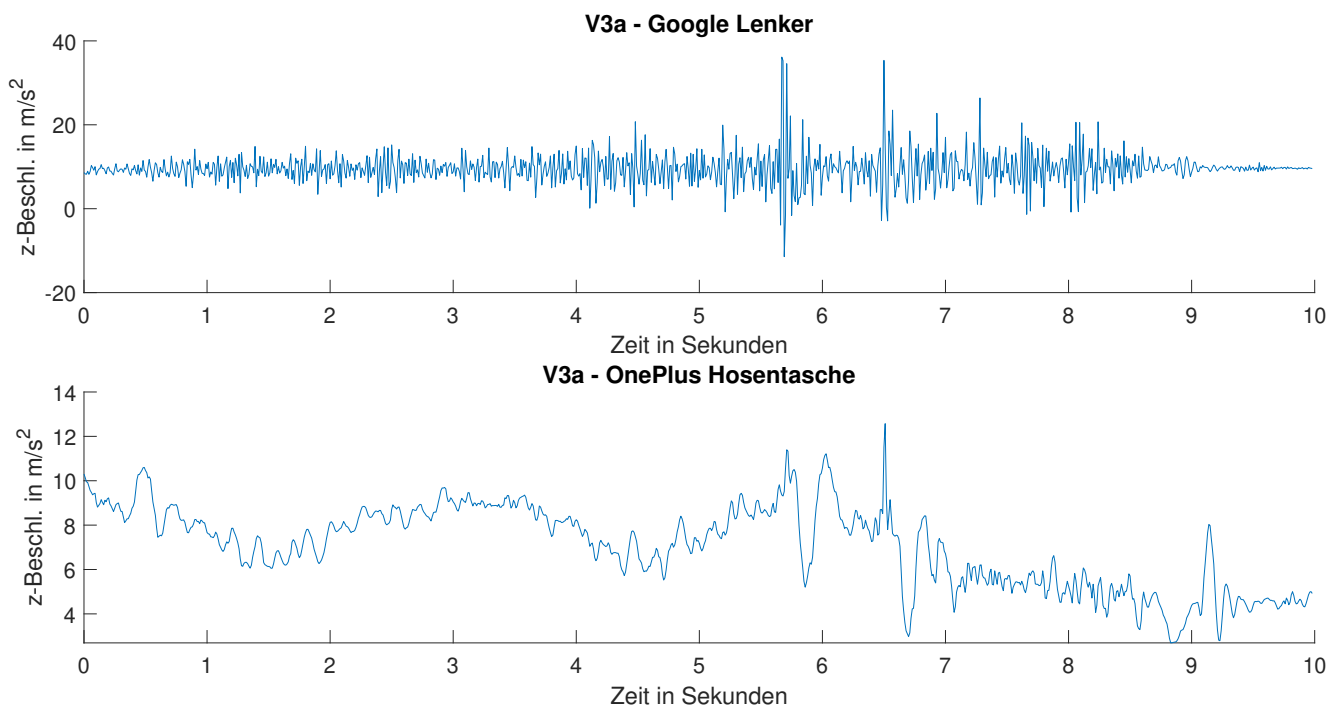


Abbildung 4-31: z-Beschleunigung beim Versuch V3a

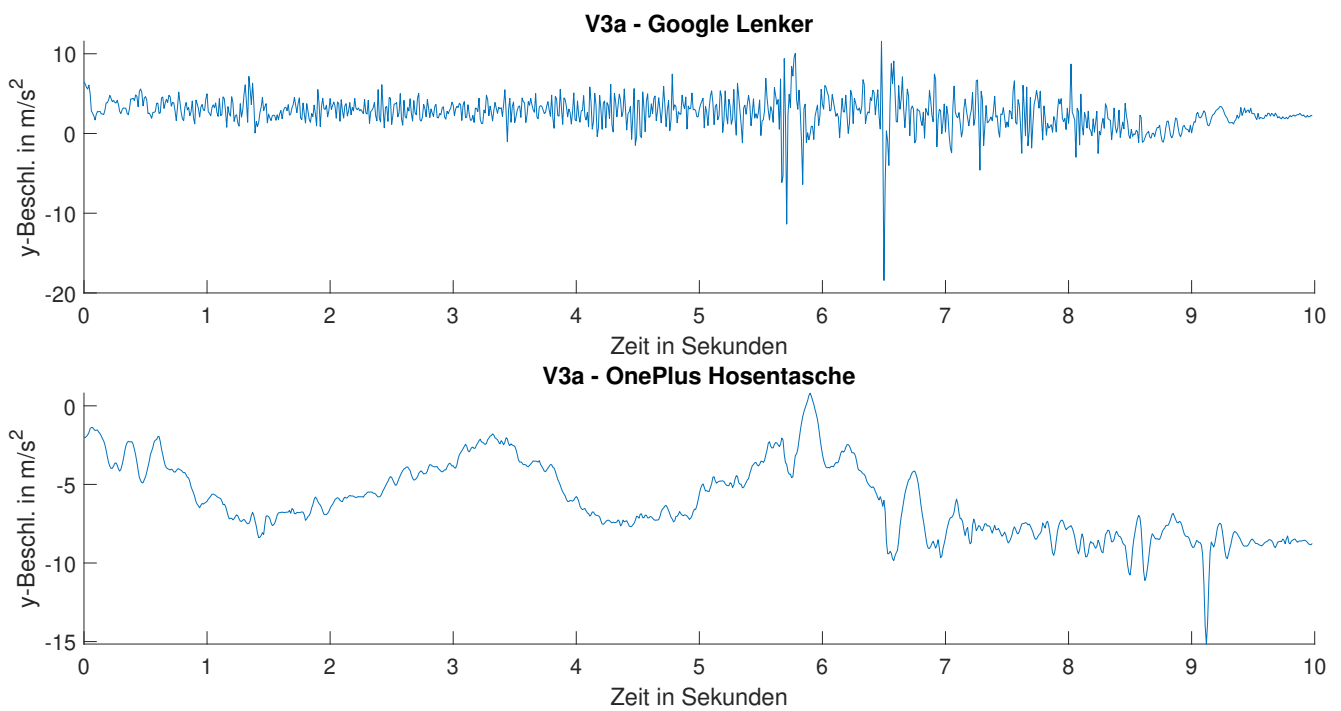


Abbildung 4-32: y-Beschleunigung beim Versuch V3a

Bei den Teilversuchen V3c-V3d und V3g-V3h wurde erneut ein abgesenkter Bordstein auf- und abgefah-

ren. Allerdings bei diesen Versuchen mit 10 km/h. Bei diesen Versuchen sind sowohl bei Positionierung am Lenker als auch in der Hosentasche deutliche Beschleunigungsspitzen zu erkennen. Selbst in den x-Beschleunigungen sind nun Amplituden vorhanden. Bei Vergleich der beiden Positionierungen ist zu erkennen, dass die Beschleunigungsamplituden bei Messung am Lenker spitzer als die Messungen bei Positionierung in der Hosentasche sind. Dies ist wahrscheinlich darin begründet, dass das Smartphone am Lenker viel direkter mit der Fahrbahn verbunden ist als ein Smartphone in der Hosentasche. Denn der Fahrer selbst federt und dämpft die Aufwärts- und Längsbewegung zusätzlich zum Fahrrad, sodass beim Smartphone in der Hosentasche zum einen schwächer beschleunigt wird und zum anderen auch teilweise leicht verzögert. Des Weiteren ist zu sehen, dass bei der Messung am Lenker stets zwei Amplitudenbereiche zu erkennen sind; dies entspricht erst dem Auf-/Abfahren mit dem Vorderrad und dann mit dem Hinterrad. Bei der z-Beschleunigung ist der erste Bereich größer als der andere, was bedeutet, dass das Fahrrad beim Überfahren mit dem Vorderrad stärker nach oben beschleunigt wird. Bei der y-Beschleunigung ist die Amplitude des zweiten Bereichs größer, was bedeutet, dass das Fahrrad beim Auf-/Abfahren mit dem Hinterrad stärker in Fahrtrichtung abgebremst wird. Sowohl die erste als auch die zweite Beschleunigungsspitze schwingen für einen kurzen Moment (ca. 0,1 bis 0,3 Sekunden) nach. In Abbildung 4-33 sind repräsentativ für die Versuche V3c-V3d und V3g-3h die z-Beschleunigungen des Versuchs V3d dargestellt. Abbildung 4-34 zeigt die entsprechenden y-Beschleunigungen.

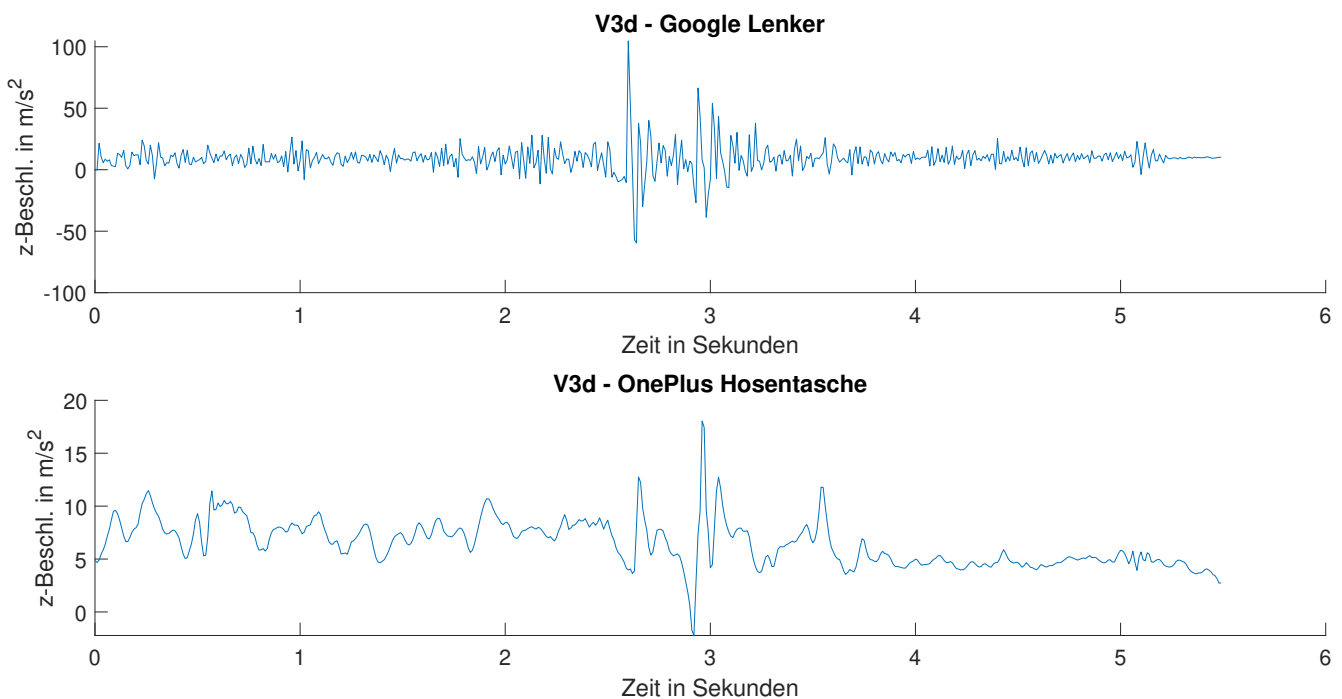


Abbildung 4-33: z-Beschleunigung beim Versuch V3d

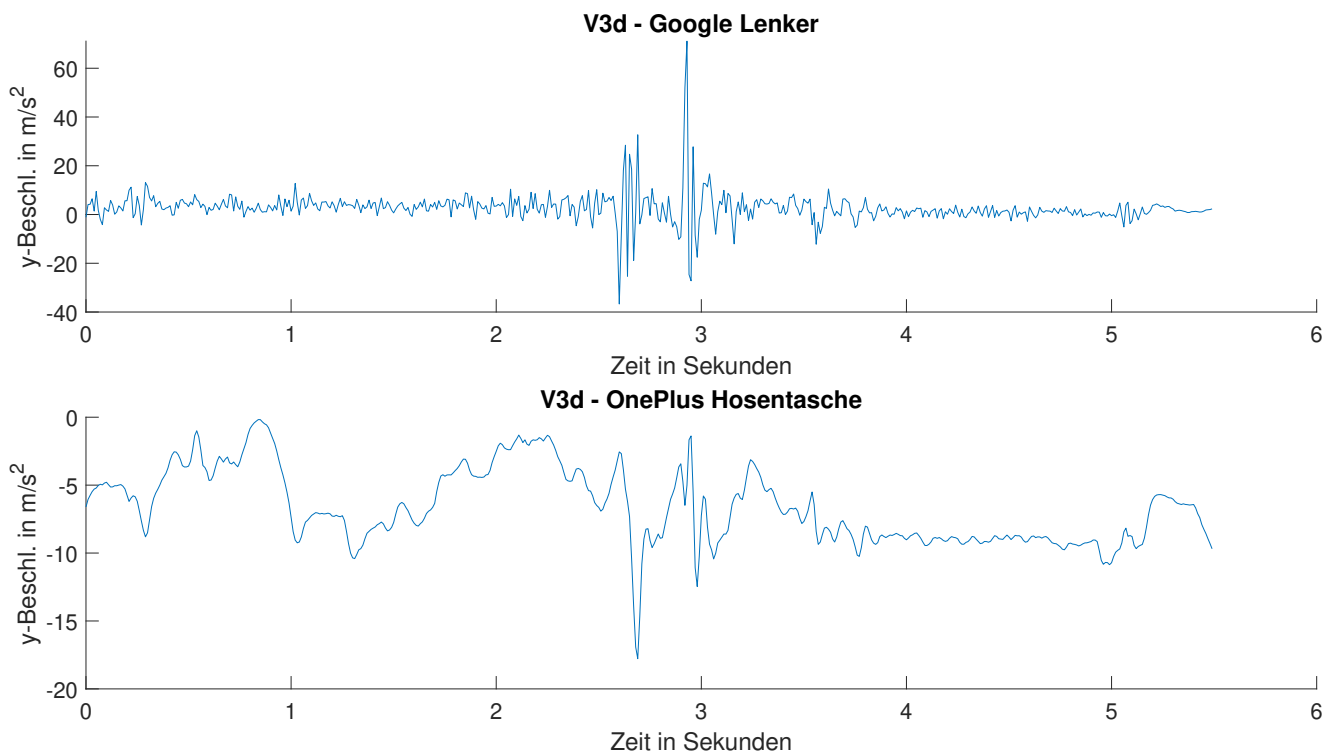


Abbildung 4-34: y-Beschleunigung beim Versuch V3d

Der letzte Bereich des Versuchs V3 ist das Auf- und Abfahren von einem gewöhnlichen Bordstein. Die Geschwindigkeit ist dabei auf 3 km/h festgesetzt, um insbesondere beim Citybike keine Beschädigungen zu verursachen. Bei diesen Versuchen sind nun auch bei der Smartphone-Messung in der Hosentasche deutliche Amplituden zu erkennen. Die Ergebnisse sehen allgemein ähnlich zu den vorherigen Versuchen V3c-V3d und V3g-V3h aus. Bei Positionierung am Lenker sind die Amplituden signifikant spitzer, es wird ein zeitlich längeres Nachschwingen erfasst (teilweise fast 0,5 Sekunden) und es sind erneut deutlich zwei Bereiche mit Beschleunigungsspitzen zu erkennen. Bei diesen Versuchen ist allerdings sowohl bei der z- als auch der y-Beschleunigung der erste Bereich stärker vertreten. Das Fahrrad wird also bereits beim Überfahren mit dem Vorderrad schon deutlich abgebremst. Die Beschleunigungen in z-Richtung des Versuchs V3i sind in Abbildung 4-35 und die y-Beschleunigungen in Abbildung 4-36 dargestellt. Diese gelten repräsentativ für die Versuche V3i-V3l.

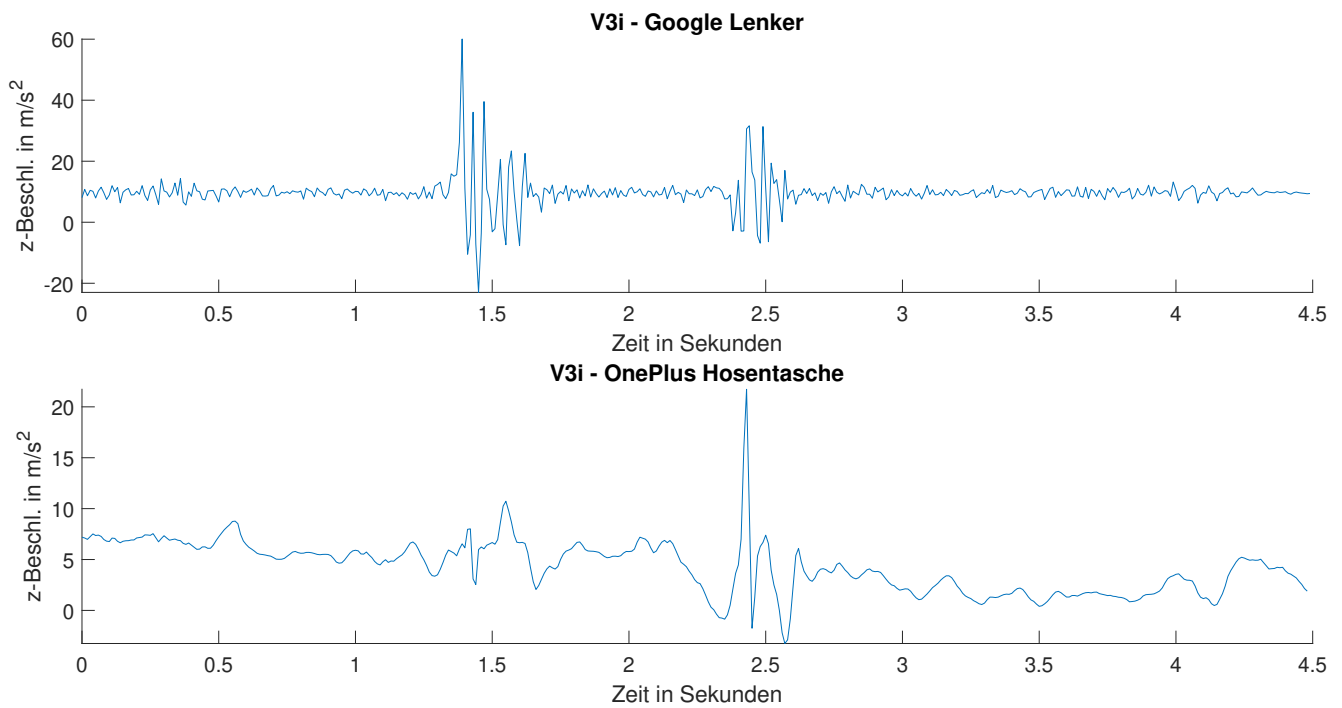


Abbildung 4-35: z-Beschleunigung beim Versuch V3i

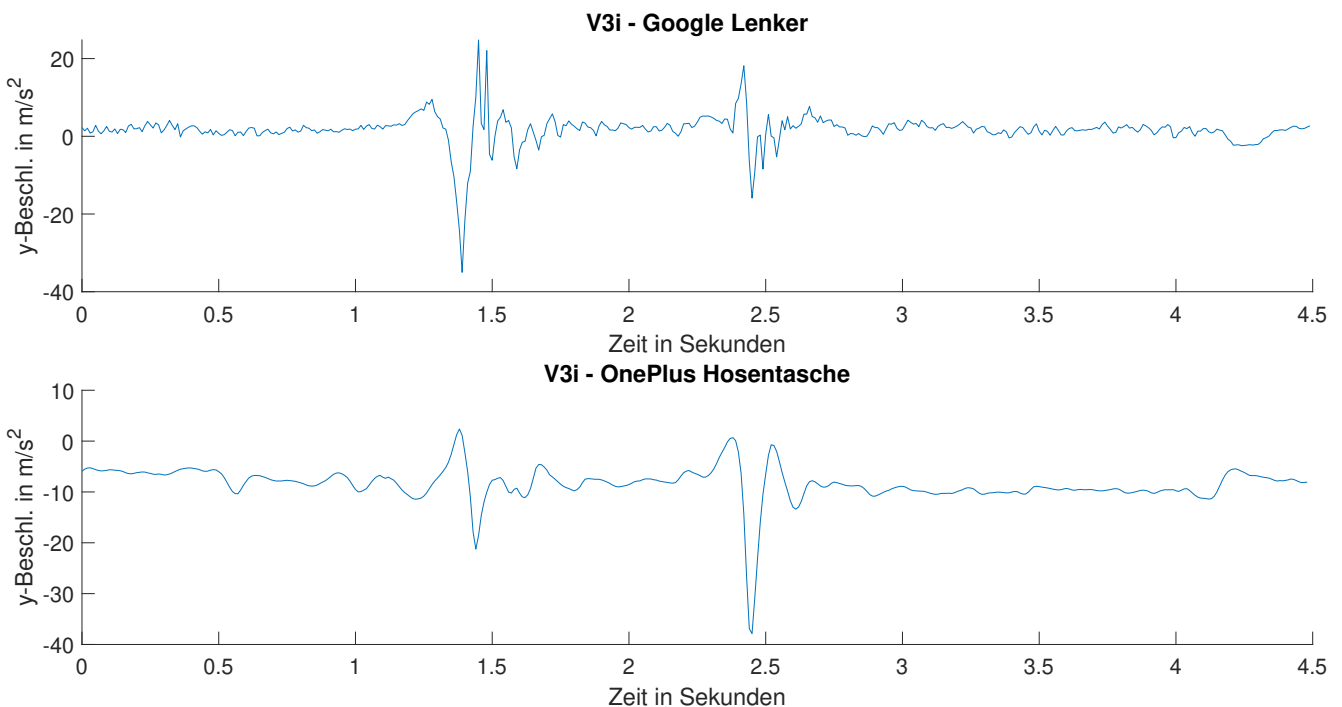


Abbildung 4-36: y-Beschleunigung beim Versuch V3i

Für den Unfalldetektionsalgorithmus kann es sinnvoll sein, Grenzwerte in mehreren Abstufungen zu untersuchen, falls Grenzwerte in die Logik implementiert werden. Des Weiteren wurde durch diese

Versuche erneut gezeigt, dass Absolutwerte für Grenzwerte nicht zielführend sind. Vielmehr muss der Grenzwert relativ zu den wirkenden Beschleunigungen bestimmt oder dynamisch je nach Situation gesetzt werden. Durch die Vergleiche zwischen den Smartphone-Positionierungen und Smartphone-Modellen wurde gezeigt, dass die Beschleunigungen bei gleicher Bordsteinüberfahrt teilweise drei- bis viermal größer bzw. kleiner erfasst werden.

Bzgl. der Beschleunigungen werden zwischen Bordsteinauf- und -abfahrten keine signifikanten Unterschiede erkannt, weswegen bei den Diagrammen 4-31 bis 4-36 Bordsteinauffahrten auch repräsentativ für Bordsteinabfahrten dargestellt wurden.

Bei Untersuchung der Drehraten ist insbesondere die Drehung um die x-Achse relevant. Die Auffahrt auf einen Bordstein entspricht einer positiven Drehung um die x-Achse, sobald das Vorderrad über den Bordstein rollt. Die Abfahrt hingegen entspricht einer negativen Drehung um die x-Achse, sobald das Vorderrad vom Bordstein herunterrollt. Dieses Verhalten ist in Abbildung 4-37 zu sehen, in der die Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3a dargestellt ist. Bei der Smartphone-Positionierung in der Hosentasche ist dieses Muster allerdings nicht erkennbar.

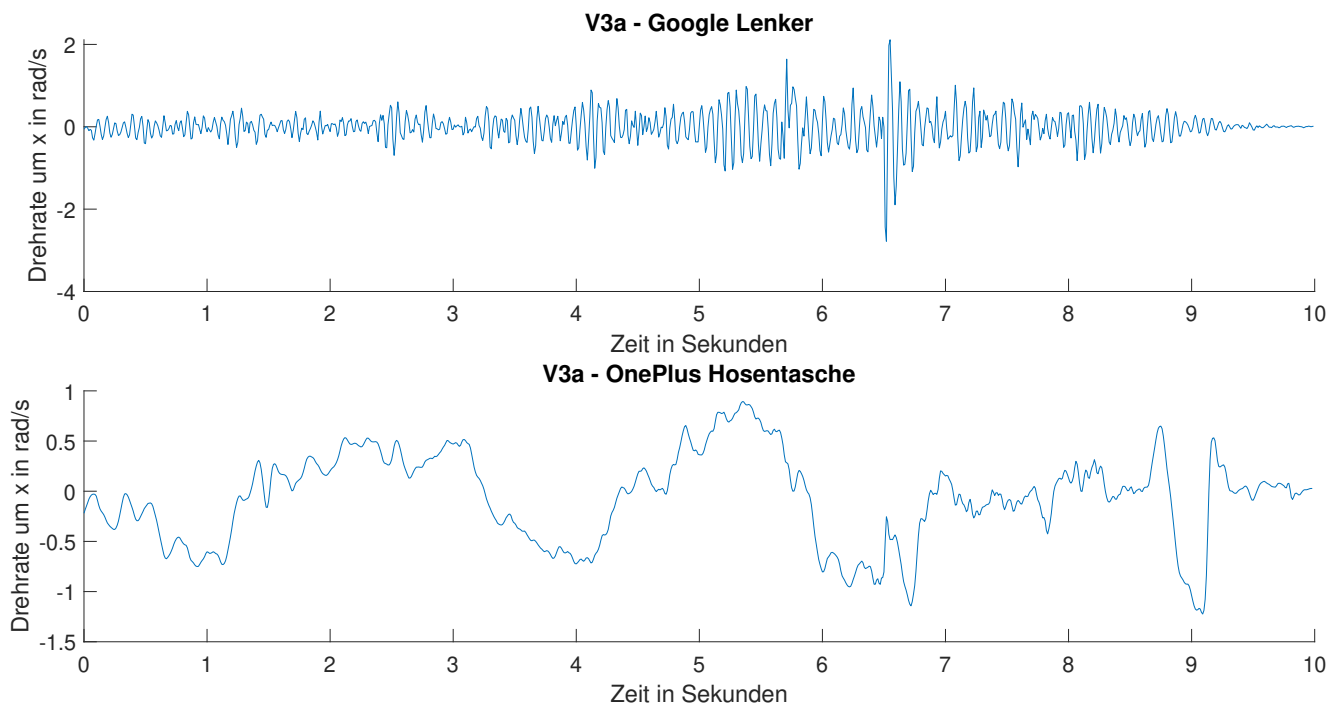


Abbildung 4-37: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3a

Es ist zu sehen, dass im Bereich der Auffahrt mit dem Vorderrad bei ca. 5,5 Sekunden die Drehrate ein Maximum und im Bereich der Abfahrt mit dem Hinterrad bei ca. 6,5 Sekunden erst ein Minimum hat und dann zu schwingen beginnt. Beim Versuch V3d ist dies entsprechend vorheriger Erklärung genau umgekehrt zu sehen; erst entsteht im Bereich der Abfahrt mit dem Vorderrad bei ca. 2,5 Sekunden ein Minimum und im Bereich der Abfahrt mit dem Hinterrad bei ca. 2,8 Sekunden ein Maximum. In beiden Fällen werden nach der Extrema Schwingungen angeregt. Dies ist in Abbildung 4-38 bei der Smartphone-Positionierung am Lenker zu sehen. Bei der Messung mit dem Smartphone in der Hosentasche ist nur eine kleine Drehratenspitze beim Abfahren vom Bordstein mit dem Hinterrad erkennbar.

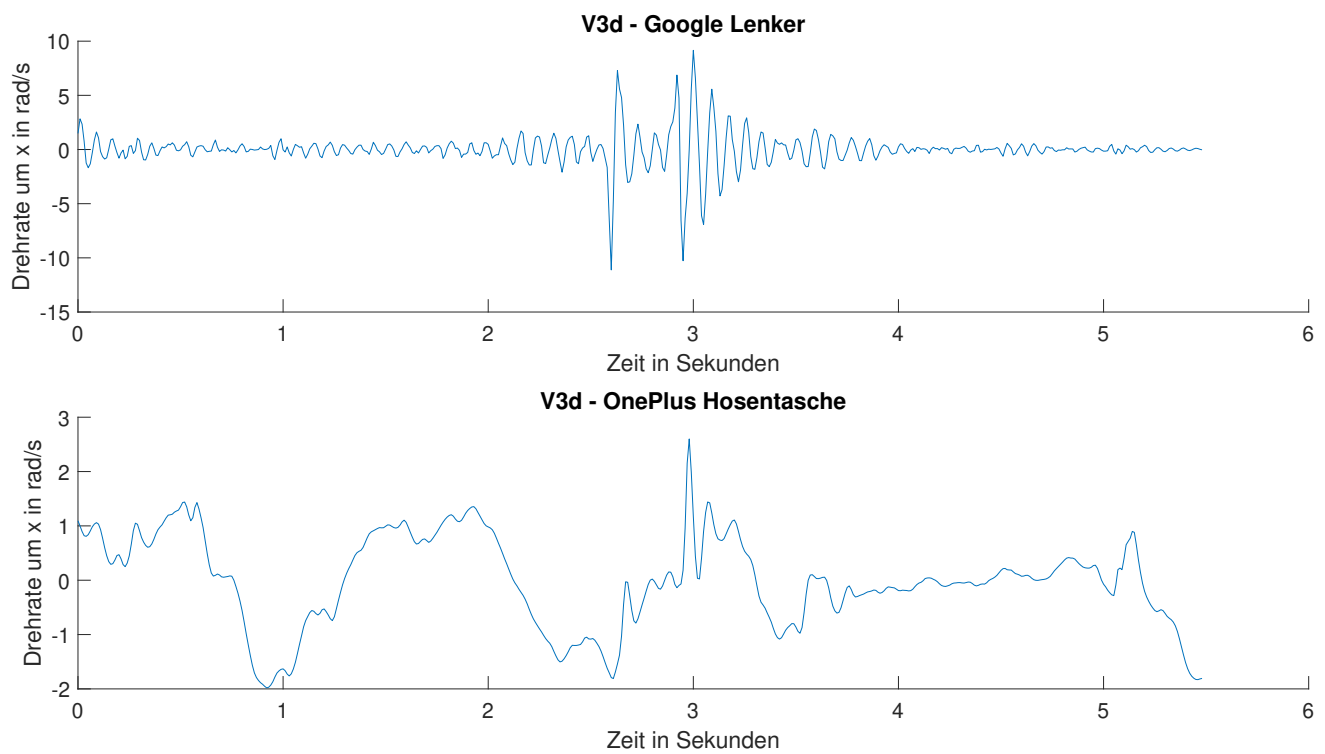


Abbildung 4-38: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3d

Bei den Versuchen mit den gewöhnlichen Bordsteinen sind die Peaks in den Drehraten noch deutlicher zu erkennen. Des Weiteren tritt das Nachschwingen beim Überfahren mit Vorder- und Hinterrad harmonischer auf. Beispielhaft aber repräsentativ wird dies in Abbildung 4-39 am Versuch V3i gezeigt. Auch hierbei ist dieses Muster allerdings nur beim Smartphone am Lenker erkennbar. Das Smartphone in der Hosentasche nimmt hingegen nur ein einziges Minimum auf.

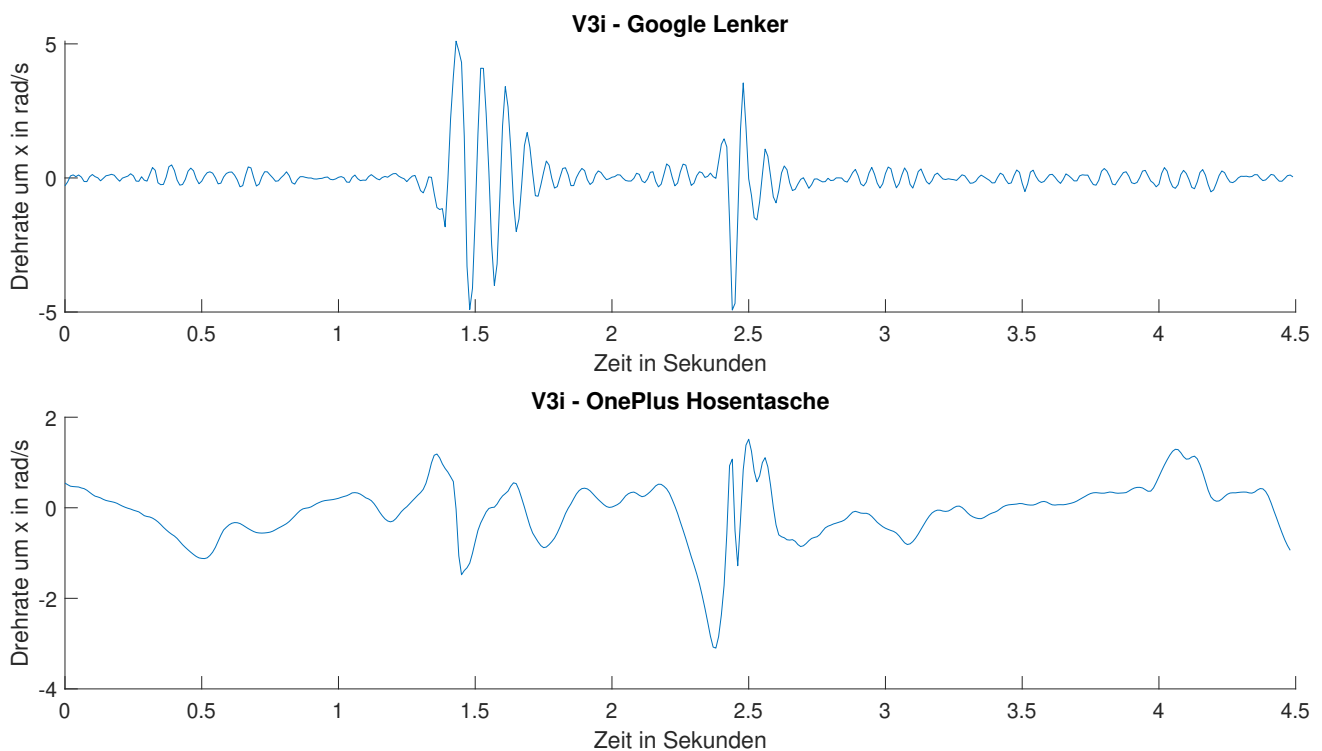


Abbildung 4-39: Drehrate um die x-Achse beim Versuch V3i

Auch die Drehrate um die y-Achse weist bei allen Versuchen und Messungen mit dem Smartphone am Lenker Amplituden auf. Meist tritt dies aber nur beim Überfahren des Bordsteins mit dem Vorderrad auf. Diese sind nochmals spitzer als die Amplituden der Drehraten um die x-Achse und dementsprechend ist auch das Nachschwingen schneller abgedämpft. Die Messungen mit dem Smartphone in der Hosentasche nehmen nur in seltenen Fällen Extrema in den Drehraten auf; dies ist nur vereinzelt bei den Versuchen mit gewöhnlichem Bordstein der Fall.

Für den Algorithmus sind wahrscheinlich Drehratenspitzen nur relevant, wenn das Smartphone am Lenkrad befestigt wird. Extrema in den Drehraten treten bei Positionierung in der Hosentasche kaum auf. Dadurch dass die Extrema der Drehraten bei Messungen am Lenker nachschwingen, kann dieses möglicherweise durch eine FFT-Analyse erkannt und gefiltert werden. Insbesondere die Schwingungen bei den Versuchen mit gewöhnlichen Bordsteinen weisen dieses Muster am deutlichsten auf. Zudem sind auch genau diese Messungen, bei denen deutliche Schwingungen auftreten, meist diejenigen, die die größten Drehratenextrema aufweisen. Das bedeutet, je größer die Extrema der Drehraten in den Daten auftauchen, desto effektiver können diese erkannt und möglicherweise auch gefiltert werden.

4.3.3 Zwischenfazit

Durch die Vorversuche dieser Versuchskampagne wurden grundlegende Fragestellungen der Messwerkzeuge und Messgrößen beantwortet. Es wurden durch den Vorversuch VV3 die Koordinatensysteme der Smartphones und die Drehrichtungen bestimmt. Beim Vorversuch VV4 wurden Messfrequenzen untersucht. Es zeigte sich, dass beide Smartphones Beschleunigungen und Drehraten mit maximal ca. 400 Hz Daten erfassen können, sowohl in statischen als auch in dynamischen Situationen. Allerdings wurden

andere Daten wie Gravitation und Orientierung dann teilweise nur mit halb so vielen Messpunkten abgetastet. Daher stellte sich eine Messfrequenz von 100 Hz als eine bessere Wahl heraus. Durch den Vorversuch VV5 hat sich gezeigt, dass die Absolutwerte der Beschleunigungen beider Smartphones teils große Abweichungen aufweisen, obwohl das selbe Szenario messtechnisch erfasst wird. Das hat gezeigt, dass beim Messen mit Smartphones nicht auf allgemeine Absolutwerte gesetzt werden kann. Daher sollten bspw. Grenzwerte smartphoneabhängig, situationsabhängig o.Ä. gesetzt werden.

Beim Versuch V1 wurde das *in die Pedalen treten* als Muster im Frequenzspektrum in verschiedenen Situationen zuverlässig erkannt. Dies ist allerdings nur zu erkennen, wenn sich das Smartphone in der Hosentasche bzw. am Bein befindet, sodass es die Bewegungen des jeweiligen Beins erfassen kann. Durch den Versuch V2 wurde gezeigt, dass Fahrbahnbeschaffenheiten signifikant die Standardabweichungen der Beschleunigungen beeinflussen, sobald das Smartphone am Lenker positioniert ist. Somit kann bspw. ein Grenzwert höher gesetzt werden, da ansonsten ein Grenzwert der für asphaltierte Straße ausgelegt ist, auf Pflasterstein regelmäßig überschritten werden könnte. Es zeigte sich, dass bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche keine signifikanten Unterschiede aufgetreten sind; weder bzgl. der Fahrbahnbeschaffenheiten, noch bzgl. des Fahrradmodells. Abschließend wurde der Versuch V3 durchgeführt und ausgewertet. Es zeigte sich, dass Bordsteinüberfahrten schon bei geringen Geschwindigkeiten und geringen Bordsteinhöhen in den Daten zu erkennen sind. Die Amplituden der Beschleunigungen erreichen teilweise bei abgesenkten Bordsteinen und Geschwindigkeiten von 3 km/h schon Werte von fast $40 \frac{m}{s^2}$. Das sind Beschleunigungen, die in Zweispurfahrzeugen nur selten auftreten, weswegen in einigen Unfallerkennungs-algorithmen bereits Grenzwerte von lediglich $30 \frac{m}{s^2}$ festgelegt werden (wie in Abschnitt 2.2 vorgestellt und erläutert). Sowohl Drehraten als auch Beschleunigungen schwingen bei abgesenkten Bordsteinen und einer Geschwindigkeit von 10 km/h bzw. bei gewöhnlichen Bordsteinen und Geschwindigkeiten von 3 km/h nach. Diese Schwingungen könnten durch Frequenzanalysen erkannt und gefiltert werden, sodass solche Extrema in den Daten nicht fälschlicherweise Grenzwerte zur Unfalldetektion überschreiten.

5 Entwicklung eines Unfallerkennungsalgorithmus

In diesem Kapitel werden das erarbeitete Wissen aus Kapitel 3 und die Erkenntnisse aus der Versuchskampagne in Kapitel 4 genutzt und kombiniert, um einen Unfallerkennungsalgorithmus zu entwickeln. Der Algorithmus soll mit Hilfe von Smartphone-Sensorik Unfälle und Stürze von Fahrrädern erkennen. Dafür werden zunächst Anforderungen an den Algorithmus definiert. Es folgt ein Abschnitt zur Vorauslegung des Algorithmus, bei dem verschiedene, mögliche Methoden dargestellt werden, einen solchen Algorithmus zu entwickeln. Es wird die Methode verfolgt, die sich aus dem Paar-Vergleich als am geeignetsten erweist. Im nächsten Schritt wird die Struktur des entwickelten Algorithmus vorgestellt und die dem zugrunde liegende Logik erläutert. Es folgt eine Verifizierung durch experimentelle Daten, wobei erst Normalfahrten und dann nachgestellte Unfälle/Stürze untersucht werden. Die Ergebnisse der Verifizierung werden diskutiert und im letzten Abschnitt werden mögliche, relevante Änderungen besprochen, um mit dem Algorithmus nicht nur Fahrrad-, sondern auch Motorradunfälle zu detektieren.

5.1 Anforderungen an den Algorithmus

Durch den Algorithmus sollen Fahrten mit Einspurfahrzeugen mit Unfall/Sturz von Fahrten ohne Unfall/Sturz zu unterscheiden sein. Des Weiteren soll das Ergebnis des Algorithmus nicht nur zwischen *Unfall* und *kein Unfall* unterscheiden können, sondern vielmehr auch eine Unfallwahrscheinlichkeit bestimmen. Diese Anforderung wird aus diversen Publikationen und studentischen Ausarbeitungen abgeleitet, bei denen die ledigliche Unterscheidung zwischen *Unfall* und *kein Unfall* begründet kritisiert wurde. Durch die Bestimmung einer Unfallwahrscheinlichkeit wird nämlich erwartet, dass Unfälle mit geringem Verletzungsrisiko besser von tatsächlichen Unfällen zu unterscheiden sind.⁵¹ Des Weiteren könnten dadurch *Beinahe-Unfälle* besser von Unfällen unterschieden werden.⁵²

Bestandteil des Algorithmus soll es sein, in den Daten das *in die Pedalen treten* des Fahrers bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche zu suchen und zu erkennen. Dafür werden die Ergebnisse aus dem Versuch V1 genutzt.

Weiter soll die Unfalldetektion nicht von der Fahrbahnbeschaffenheit abhängig sein und bspw. Beschleunigungsspitzen bei Fahrten auf Pflasterstein als Unfall detektieren oder dadurch die Unfallwahrscheinlichkeit signifikant steigen lassen. Dafür werden die Erkenntnisse aus Versuch V2 herangezogen. Fahrbahnerhöhungen und -absenkungen, bei denen nach Ergebnissen des Versuchs V3 manche Smartphones Beschleunigungen von bis zu $100 \frac{m}{s^2}$ aufnehmen, sollen nicht zu einer signifikanten Steigerung der Unfallwahrscheinlichkeit führen. Letztlich soll auch keine bestimmte Smartphone-Orientierung erwartet werden. Das bedeutet, im Algorithmus soll entweder eine Kalibrierung durchgeführt werden, die bspw. das Smartphone-Koordinatensystem in das Fahrzeugkoordinatensystem überführt oder der Algorithmus soll so aufgebaut werden, dass er orientierungsunabhängig ist.

5.2 Vorauslegung

Bevor der Algorithmus entwickelt und programmiert wird, wird zuerst ein grundlegendes Modellschema erarbeitet und gewählt. Unfallerkennungsalgorithmen sind, wie in Abschnitt 2.2 ausführlich erläutert,

⁵¹ Deng, L.: Crash Detection Algorithm using Machine Learning (2021), S. 40f.

⁵² Matuszczyk, G.; Aberg, R.: Smartphone-based Crash Notification System for ATV's (2016), S. 69.

unterschiedlich aufgebaut. Wie an Beispielen von diversen Unfallerkennungs-Algorithmen für Zweispurfahrzeuge erklärt, können solche Algorithmen mittels Grenzwertbetrachtungen aufgebaut werden. Dazu gehört bspw. das Erkennen von Beschleunigungsspitzen, die als unter unfallfreie Verhältnisse nicht erreichbar eingestuft werden, weswegen dann ein Unfall angenommen wird. Eine Erweiterung von Grenzwertbetrachtungen ist ein sogenanntes *Punktesystem*. Dabei werden mehrere Grenzwerte festgelegt, die bei Überschreiten bepunktet werden. Bei Erreichen einer bestimmten Punktzahl wird ein Unfall angenommen, dessen Schwere abhängig von der Summe der Punkte ist. Gemäß recherchierter Quellen wird jedoch trotzdem nur zwischen *Unfall* und *kein Unfall* unterschieden. Erst bei Annahme eines Unfalls wird die Schwere des Unfalls bestimmt.⁵³ So ein Punktesystem könnte nach eigenen Überlegungen aber auch modifiziert werden, um Unfallwahrscheinlichkeiten und nicht nur Unfallschwere zu bestimmen.

Ein andere Möglichkeit einen Unfallerkennungsalgorithmus aufzubauen ist es, nach bestimmten Mustern zu suchen. Ähnlich wie in Versuch V3 eine Möglichkeit vorgestellt wurde, Bordsteinüberfahrten durch Beschleunigungsspitzen und nachschwingende Frequenzen zu erkennen, können auch Muster erarbeitet werden, um Unfälle zu erkennen. Eine Möglichkeit ist es bspw., neue Untersuchungen zu triggern, sobald eine Beschleunigungsspitze erkannt wird. Wenn also eine Beschleunigungsspitze erkannt wird, wird eine gewisse Zeit gewartet und untersucht, ob sich die Geschwindigkeit des Fahrzeugs erhöht. Ist dies bspw. innerhalb einer Minute der Fall, wird angenommen, dass das Fahrzeug weiterfährt und somit kein Unfall geschehen sein kann.⁵³ Ein anderes Beispiel ist es, dass bei alleinigen Beschleunigungsspitzen noch kein Unfall angenommen wird, sondern zusätzlich eine Umdrehung des Fahrzeugs um eine spezifische Achse stattfinden muss. Somit könnten bspw. Unfälle durch Bremsüberschläge zuverlässig erkannt werden.⁵⁴ Ein weiteres Beispiel zur Mustererkennung ist, dass verschiedene Parameter wie bspw. Beschleunigungen und Drehraten vom Zeitspektrum in das Frequenzspektrum und danach in die *delay-domain* transformiert werden. Daraufhin wird ein Diagramm erstellt, in dem diese bestimmten Werte eingetragen werden und eine Konvergenzzone definiert wird. Punkte, die in dieser Konvergenzzone sind, beinhalten aussagekräftigere Informationen zur Untersuchung eines Unfalls als Punkte, die außerhalb davon sind. In Abbildung 5-1 ist ein entsprechendes Diagramm dargestellt. In der ersten Zeile sind Daten im Zeitspektrum, in der zweiten Zeile im Frequenzspektrum und in der dritten Zeile in sogenannten *delay-domain* gezeigt. Die Anhäufungen an Linien in den Diagrammen der dritten Zeile stellen die Konvergenzzone dar. Für weitere Informationen und Erklärungen sei auf das Patent von General Motors verwiesen.

⁵³ Gelmini, S. et al.: Crash Detection Algorithm for Two-Wheeled Vehicles (2021)

⁵⁴ Candefjord, S. et al.: Towards eCall Functionality for Cyclist (2014).

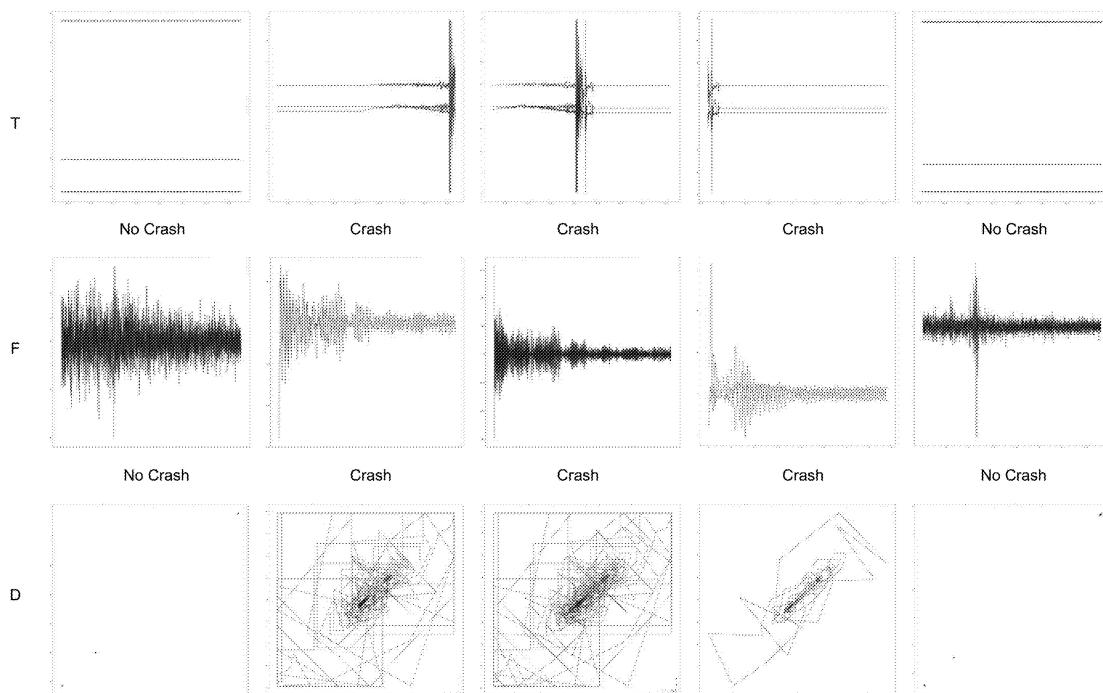


Abbildung 5-1: Mustererkennung in der *delay-domain* zur Unfalldetektion⁵⁵

Ein weiteres Modell, das einigen Unfallerkennungsalgorithmen zugrunde liegt, besteht aus statistischen Methoden. Hierbei werden fahrdynamische Kennwerte des Fahrzeugs erfasst und bewertet, ob diese Werte einem unfallfreiem Fahren entsprechen können. Wird bspw. bei einem Fahrrad eine Schräglage von 80° erfasst, ist es praktisch unmöglich, dass dies ein normales Fahren darstellt. Vielmehr zeigt dies, dass das Fahrrad auf der Seite liegt. Genauso können auch bspw. Nickwinkel oder wirkende Beschleunigungen auf ihre Zugehörigkeit zu unfallfreien Fahrsituationen bewertet werden.^{56a} Ein weiteres Beispiel für statistische Methoden ist, dass fahrdynamische Kennwerte mittels eines Fahrzeugmodells⁵⁷ selbst simuliert und bestimmt werden. Diese simulierten Kennwerte werden dann mit den durch das Messwerkzeug aufgenommenen Kennwerte verglichen. Liegt der Fehler außerhalb eines festgelegten Bereichs wird ein Unfall angenommen.⁵⁸

Ein weiterer Ansatz ist es, mittels *machine-learning* Klassifizierungen zu erarbeiten. Dafür werden Datensätze von Fahrten mit und ohne Unfälle benötigt. Diese Daten werden als Eingang für einen machine-learning-Algorithmus genutzt, der dann lernt, wie beide Szenarien von einander zu unterscheiden sind. Es gibt diverse Möglichkeiten einen machine-learning-Algorithmus aufzubauen, weswegen dies an dieser

⁵⁵ Waris, F. et al.: GM Patent, Crash Detection Using Smartphone Sensor Data (2020)

⁵⁶ Deng, L.: Crash Detection Algorithm using Machine Learning (2021), a: S. 5f b: -

⁵⁷ Nicht zu verwechseln mit *Fahrradmodell*. Mit Fahrzeugmodell ist in diesem Fall ein Simulationsmodell gemeint, dass die Fahrdynamik eines Fahrzeugs abbildet

⁵⁸ Seiniger, P. A.: Ungebremste Motorrad-Kurvenunfälle (2009), S. 98ff.

Stelle nicht weiter ausgeführt, sondern auf entsprechende Umsetzungen verwiesen wird.^{59,56b,60,61,62} Zusammenfassend sind also folgende, grundlegende Modelle zur Entwicklung eines Unfallerkennungsalgorithmus möglich: reine Grenzwertbetrachtungen, Punktesystem, Mustererkennung, statistische Methoden, machine-learning-Klassifizierungen. Dabei muss nicht zwingend ein Modell gewählt werden; vielmehr sind auch Kombinationen aus mehreren möglich. Um ein geeignetes Modell bzw. geeignete Modelle für einen Unfallerkennungsalgorithmus auszuwählen, wird ein Paar-Vergleich durchgeführt. Dadurch werden alle Möglichkeiten miteinander verglichen und eine Reihenfolge der Eignung der Modelle erarbeitet. Als Kriterien zur Bewertung werden die Anforderungen aus Abschnitt 5.1 herangezogen. Konkret geht es darum, ein Modell bzw. Modelle auszuwählen, das/die folgendes erfüllt/en: Fahrradunfälle von Fahrradnormalfahrten mit einer Wahrscheinlichkeitsbetrachtung zu unterscheiden, indem erarbeitete Muster erkannt und unabhängig von untersuchten Einflüsse auf Normalfahrten zu sein. Die Gegenüberstellung in Form eines Paarvergleichs ist in Tabelle 5-1 dargestellt. Dabei werden stets zwei Modelle miteinander verglichen und das geeignetere Modell bestimmt. Je öfter ein Modell bestimmt wird, desto eher erfüllt es das geforderte Kriterium.

Tabelle 5-1: Paarvergleich verschiedener Methoden zur Algorithmusentwicklung

	Grenzwertbetrachtung	Punktesystem	Mustererkennung	statistische Methoden	machine-learning-Klassifizierung
Grenzwertbetrachtung	-	-	-	-	-
Punktesystem	Punktesystem	-	-	-	-
Mustererkennung	Mustererkennung	Mustererkennung	-	-	-
statistische Methoden	statistische Methoden	Punktesystem	Mustererkennung	-	-
machine-learning-Klassifizierung	machine-learning-Klassifizierung	Punktesystem	Mustererkennung	machine-learning-Klassifizierung	-

Aus dem Paarvergleich geht folgende Reihenfolge hervor: Mustererkennung, Punktesystem, machine-learning-Klassifizierung, statistische Methoden, Grenzwertbetrachtungen.

Dass die Mustererkennung zur Erfüllung der Anforderungen am geeignetsten ist, ist aufgrund der Anforderung an den Algorithmus offensichtlich. Das Punktesystem ist auf dem zweiten Platz, da es neben der Möglichkeit, die Schwere des Unfalls zu bestimmen, auch möglich ist, das Punktesystem zur Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit zu bestimmen. Machine-learning-Klassifizierungen sind zwar in aktuellen Publikationen und studentischen Ausarbeitungen verbreitet und versprechen zuverlässige Un-

⁵⁹ Parviainen, J. et al.: Automatic Crash Detection for Motor Cycles (2015).

⁶⁰ Mian, S. A.: Smartphone-based Crash Notification System for Motorcycles (2021).

⁶¹ Matuszczyk, G.; Aberg, R.: Smartphone-based Crash Notification System for ATV's (2016).

⁶² Singh, G. B.; Song, H.: Real-Time Crash Detection using Smartphone (2009).

falldetektionen, allerdings beinhaltet diese Methode auch zwei signifikante Nachteile: zum Anlernen von machine-learning-Algorithmen ist eine solide Basis an Daten der jeweiligen Klassifikationen notwendig. Daten von Normalfahrten ohne Sturz und Unfall sind ohne besonderen Aufwand erzeugbar oder sogar bereits öffentlich nutzbar. Daten von Unfällen und Stürze hingegen sind öffentlich nicht vorhanden und auch nur schwierig und aufwendig erzeugbar (siehe Erläuterungen in Abbildung 3.3). Dieses Problem wird auch in einigen Quellen erwähnt, die zuvor in diesem Kapitel bzgl. der machine-learning-Methode aufgelistet wurden. Der zweite Nachteil ist, dass nur Klassifizierungen angelernt und erkannt werden können, die auch bereits bekannt sind. Demnach müssten im Idealfall alle Unfallszenarien, die im Abschnitt 3.1 vorgestellt wurden, durch entsprechende Datensätze abgedeckt werden. Statistische Methoden sind insbesondere vom Fahrzeugmodell in der Simulationsumgebung abhängig. Je mehr Fahrzeuggrößen verglichen werden können, desto mehr Daten stehen zur Unfalldetektion zur Verfügung. Da in dieser Ausarbeitung die Sensorik auf Smartphone-Sensorik begrenzt ist, ist es praktisch kaum umsetzbar, Fahrzeuggrößen wie bspw. den Schwimmwinkel bestimmen zu können. Dafür werden weitere Sensoren am Fahrzeug benötigt. Grenzwertbetrachtungen sind in der Reihenfolge an letzter Stelle, da bereits mehrfach erläutert wurde, dass diese Methode für Einspurfahrzeuge nicht zielführend ist.

Für den zu entwickelnden Algorithmus wird eine Kombination aus Mustererkennung und Punktesystem gewählt. Durch Mustererkennung sind einige Erkenntnisse aus der Versuchskampagne umsetzbar und in Kombination mit einem Punktesystem dynamische Grenzwerte bestimmbar. Des Weiteren wird durch ein Punktesystem die Unfallwahrscheinlichkeit bestimmt.

5.3 Algorithmusstruktur und Logik

Durch die Versuchskampagne in Kapitel 4 wurde gezeigt, dass sich die Daten abhängig von der Smartphone-Positionierung teils grundlegend unterscheiden. Während ein *in die Pedalen treten* nur bei Positionierung in der Hosentasche zu erkennen ist, sind unterschiedliche Fahrbahnbeschaffenheiten kaum in den Daten erkennbar. Bei Positionierung am Lenker hingegen sind Asphalt und Pflasterstein als Untergrund signifikant durch die Standardabweichung der Beschleunigungen zu differenzieren. Es ist also ersichtlich, dass der Algorithmus abhängig von der Smartphone-Positionierung entwickelt werden muss. Es gibt bereits einige Ansätze, bei denen Smartphones oder andere Sensorik am Lenker oder Rahmen befestigt werden (vgl. Abschnitt 2.2). Des Weiteren wurde durch den Versuch V1 das Trittmuster erarbeitet, das durch die Ergebnisse der Versuchsauswertung ideal in einen Unfallerkennungsalgorithmus implementiert werden kann. Da der zeitliche Umfang einer Masterthesis neben den bisher durchgeführten Untersuchungen nicht ausreicht, um mehrere Algorithmen zu entwickeln, wird ein Fokus gesetzt werden müssen. Der Fokus liegt also in diesem Fall darauf, einen Algorithmus zu entwickeln, bei dem die Smartphone-Positionierung in der Hosentasche vorausgesetzt wird. Die Orientierung des Smartphones innerhalb der Hosentasche ist allerdings gemäß den Algorithmusanforderungen weiterhin unbeschränkt.

Zu Beginn des Algorithmus werden die zu untersuchenden Daten und zwar Beschleunigungen, Drehraten und GPS-Daten eingelesen. Ähnlich wie bei den Versuchsauswertungen werden auch hier die Daten erst vorverarbeitet. Es gibt die Option die Daten zu schneiden, um so am Anfang und/oder am Ende einen Teil auszublenden. Im nächsten Schritt werden analog zur Versuchsauswertung äquidistante Zeitabschnitte erstellt (s. Abschnitt 4.3.2). Der letzte Schritt der Datenvorverarbeitung ist das Fenstern der Daten. Die Daten werden in Fenstern einer bestimmten, zeitlichen Länge gepuffert und dann später im Algorithmus nacheinander eingelesen. Der Vorteil ist, dass so die Daten strukturierter nacheinander untersucht werden können, indem bspw. zur Untersuchung des Trittmusters direkt vom ganzen Fenster eine FFT

durchgeführt wird. Des Weiteren können so punktuelle Anomalien durch Vergleich der restlichen Werte des Fensters besser identifiziert werden. Die Fenstergröße beträgt drei Sekunden mit einer Überlappung von anderthalb Sekunden. Der Beginn eines Datensatzes wird demnach in die Fenster 0-3 Sekunden, 1,5-4,5 Sekunden, 3-6 Sekunden usw. unterteilt. Eine Fensterbreite von drei Sekunden ist lang genug, um das Trittmuster während eines Fensters erkennen zu können. Würde die Fensterbreite bspw. auf eine Sekunde eingestellt werden und der Fahrer mit einer Frequenz kleiner 1 Hz treten, dann ist in dem Fenster keine komplette Periode vorhanden, was die Mustererkennung mittels FFT erschwert. Je größer die Fensterbreite allerdings gewählt wird, desto träger wird der Algorithmus bei der Unfalldetektion. Deswegen werden drei Sekunden als eine zuverlässige Zeit erachtet, um jegliche Trittfrequenzen zu erkennen.

Nach der Vorverarbeitung beginnt eine for-Schleife, die die gesamte folgende Algorithmusstruktur umfasst. Für jeden Durchlauf der Schleife wird das nächste Fenster als Datenpaket ausgewertet. Bevor die ersten Untersuchungen durchgeführt werden, wird allerdings ein Puffer einer bestimmten Zeit aufgebaut. In der aktuellen Einstellung werden zehn Sekunden der früheren Datensätze zwischengespeichert, um in bestimmten Situationen nicht nur das aktuelle Fenster, sondern auch ein paar vorherige auszuwerten. Der Grund dafür wird an entsprechender Stelle nochmals aufgegriffen und erläutert. Die erste Untersuchung in der Schleife ist das Suchen des Trittmusters. Dafür wird eine FFT der Drehrate um die x-Achse des aktuellen Fensters durchgeführt. Es wird die Amplitude im Frequenzspektrum und die dazugehörige Frequenz bestimmt. Liegt diese Frequenz zwischen 0,5 und 2,5 Hz wird ein Treten wahrscheinlich erkannt. Liegt die Frequenz zwischen 1 und 2 Hz wird das Trittmuster sicher erkannt. Es wird also bereits beim Trittmuster eine mehrstufige Untersuchung gemäß der Punktesystem-Methode eingesetzt und das Ergebnis in einer separaten Variable gespeichert.

Im nächsten Abschnitt werden Standardabweichungen der Beschleunigungen in x-, y- und z-Richtung berechnet. Damit wird ein weiteres Muster untersucht. Es wird angenommen, dass bei einem Unfall das Smartphone nach einer gewissen Zeit bewegungslos sein wird. Denn eCall-Systeme werden gerade für solche Situationen entwickelt, in denen der Fahrer durch Ohnmacht o.Ä. selbst nichts mehr tun kann. Diese Bewegungslosigkeit des Smartphones wird über die Standardabweichung untersucht. Zur Frequenzuntersuchung im Vorversuch VV4 wurden mit beiden Smartphones drei Minuten lang statisch Daten aufgezeichnet. Dadurch ist die Streuung bekannt, die auftritt, wenn die Smartphones unbewegt sind. Sowohl beim Google- als auch beim OnePlus-Smartphone lagen die Standardabweichungen bei ca. $0,008-0,006 \frac{m}{s^2}$. Liegen also die Standardabweichungen der Beschleunigung einer Richtung bei unter $0,01 \frac{m}{s^2}$, wird das *Bewegungslos-Muster* mit der größten Wahrscheinlichkeit erkannt und mit der maximalen Punktzahl in einer Variable gespeichert. Liegt die Standardabweichung hingegen zwischen $0,025$ und $0,01 \frac{m}{s^2}$ wird dieses Muster nur noch wahrscheinlich erkannt und somit geringer bepunktet. Ist die Standardabweichung kleiner als $0,01$ aber größer als $0,025 \frac{m}{s^2}$ wird angenommen, dass das Smartphone zwar nicht bewegungslos wie nach einem Unfall ist, aber der Fahrer bspw. ruhig an einer Ampel steht. Ist der Wert größer als $0,01 \frac{m}{s^2}$ wird angenommen, dass sich der Fahrer bewegt. Aus der Ausrollphase des Versuchs V1 ist nämlich bekannt, dass die Standardabweichung in solchen Fällen zwischen $0,2$ und $0,6 \frac{m}{s^2}$ liegt. Um das Punktesystem am Beispiel dieser Mustererkennung besser nachvollziehen zu können, ist folgend der entsprechende Code aus MATLAB eingefügt.

```

if AccXstd < 0.01 || AccYstd < 0.01 || AccZstd < 0.01
    PatternSmrtphnMtnlss = 9;
elseif AccXstd < 0.025 || AccYstd < 0.025 || AccZstd < 0.025
    PatternSmrtphnMtnlss = 4;
elseif AccXstd < 0.1 || AccYstd < 0.1 || AccZstd < 0.1
    PatternSmrtphnMtnlss = 1;
else
    PatternSmrtphnMtnlss = 0;
end

```

Die Variablen `AccXstd`, `AccYstd` und `AccZstd` beinhalten die Standardabweichung der jeweiligen Beschleunigung des aktuellen Fensters. In der `PatternSmrtphnMtnlss`-Variable wird die Bepunktung dieses Musters gespeichert. Es ist zu sehen, dass die Bepunktung nicht linear hochgezählt wird, was auch beim vorherigen Trittmuster und den folgenden Mustern und dynamischen Grenzwertbetrachtungen umgesetzt wird. Durch diese Nichtlinearität werden diese Variablen bereits gewertet, sodass ein wahrscheinlich bewegungsloses Smartphone (`AccXstd < 0.025` usw.) nicht nur doppelt sondern viermal so groß wie ein wahrscheinliches *an der Ampel stehen* (`AccXstd < 0.1` usw.) bei der Unfallwahrscheinlichkeit gewertet wird.

Wird erkannt, dass das Smartphone bewegungslos oder wahrscheinlich bewegungslos ist, wird eine weitere Untersuchung getriggert. Hierbei wird im Puffer nach Beschleunigungs- und Drehatenspitzen der vorherigen Fenster gesucht. Werden diese erkannt, werden in zwei weiteren Variablen jeweils die Extrema der Beschleunigungen und Drehraten in mehreren Stufen nach der Größe der Amplitude untersucht und bepunktet. Der Grund für diese getriggerte Untersuchung vorheriger Fenster ist, dass damit Stürze erkannt werden sollen, die einen weichen Verlauf haben. Dazu gehören bspw. Stürze, die bei niedrigen Geschwindigkeiten durch Erreichen der Kraftschlussgrenze am Reifen bei bspw. Regen auftreten. Solche Stürze sind möglicherweise nicht durch große Beschleunigungen oder Drehraten gekennzeichnet, sodass diese Werte alleine noch nicht zu einem Unfallauslöser führen würden. Wenn nach dem Sturz allerdings das Smartphone unbewegt ist, wird rückwirkend erneut nach diesen Anomalien gesucht und diese größer bewertet. Die Art, wie diese Anomalien erkannt und bepunktet werden, ist analog zum nächsten Abschnitt. Dieser nächste Abschnitt wird regulär und bei jedem Schleifendurchlauf durchgeführt und nicht erst bei einem bestimmten Szenario getriggert. Es werden wie zuvor Beschleunigungs- und Drehatenspitzen gesucht; allerdings im aktuellen Fenster. Um unabhängig vom aktuellen Rauschniveau und der Fahrbahnbeschaffenheit zu sein, sind die Grenzwerte abhängig von Mittelwert und Standardabweichung des Fensters. Die Mindestgröße einer Anomalie ist bspw. die Summe aus Mittelwert und dem zweifachen der Standardabweichung. Die größte Anomalie hingegen ist die Summe aus Mittelwert und dem fünffachen der Standardabweichung. Die Bepunktung erfolgt erneut nichtlinear, sodass die größte Anomalie zwölfmal größer gewertet wird als die kleinste Anomalie.

Im letzten Bereich, in dem die fahrdynamischen Daten untersucht werden, wird geprüft, ob sich die Geschwindigkeit des Fahrers erhöht. Dadurch wird bspw. die Wahrscheinlichkeit, dass ein Bordstein o.Ä. die Unfallwahrscheinlichkeit signifikant erhöht, verringert, wenn der Fahrer nach der Beschleunigungsspitze wieder an Geschwindigkeit zunimmt.

Nach den Untersuchungen und Bewertungen der fahrdynamischen Daten folgt die Bewertung der einzelnen Parameter und die Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit. Dafür werden zuerst die Parameter der Mustererkennungen und dynamischen Grenzwertbetrachtungen auf ihre maximale Punktzahl normiert.

Der Parameter im dargestellten MATLAB-Code kann bspw. maximal eine Bepunktung von neun erhalten. Hat der Parameter in der Schleife tatsächlich die Bepunktung neun erreicht, hat er nach der Normierung den Wert eins. Jeder Parameter hat demnach nach der Normierung einen Wert zwischen null und eins. Dann werden die Parameter, die mit steigender Bepunktung die Unfallwahrscheinlichkeit erhöhen, addiert und ebenso die Parameter, die mit steigender Bepunktung die Unfallwahrscheinlichkeit verringern. Zu den Parametern, die mit steigender Bepunktung die Unfallwahrscheinlichkeit verringern, gehören der Parameter zur Erkennung des Trittmusters und der Parameter zur Erkennung einer Geschwindigkeitserhöhung. Alle anderen Parameter erhöhen mit steigender Bepunktung die Unfallwahrscheinlichkeit. Bei dieser Addition werden die jeweiligen Parameter allerdings erneut gewichtet, sodass bspw. ein erkanntes Trittmuster dreimal so stark in die Summe eingeht, wie eine Geschwindigkeitserhöhung. Das hat den Grund, dass GPS-Daten nicht sehr zuverlässig sind und somit ein erkanntes Trittmuster ein größeres Indiz für einen nicht stattgefundenen Unfall/Sturz ist. Von den Parametern, die mit steigender Bepunktung die Unfallwahrscheinlichkeit erhöhen, wird das Smartphone-ist-bewegungslos-Muster am größten gewichtet; danach die Drehratenspitzen und danach die Beschleunigungsspitzen. Von der Summe der Unfallwahrscheinlichkeit-erhöhenden Parameter wird die Summe der Unfallwahrscheinlichkeit-verringern Parameter subtrahiert. Das Ergebnis ist eine Gesamtbepunktung der Wahrscheinlichkeit, dass im aktuellen Fenster ein Unfall/Sturz aufgetreten ist. Mit diesem Wert ist ein Unfall noch nicht optimal detektierbar, denn die Unfallwahrscheinlichkeit würde linear mit steigendem Wert zunehmen. Angenommen die Gesamtpunktung kann einen maximalen Wert von zwölf erreichen, dann repräsentiert eine Bepunktung von sechs eine Unfallwahrscheinlichkeit von nur 50%. Für große Unfallwahrscheinlichkeiten müssten demnach alle zuvor betrachteten Muster und Grenzwertbetrachtungen gleichzeitig in einem Fenster auftreten, was realitätsfern ist. Daher wird die Gesamtpunktzahl in eine e-Funktion eingesetzt, sodass im Bereich geringer Punkte schon größere Wahrscheinlichkeiten auftreten können und größere Punktzahlen sich einer Asymptote von 100% nähern. Die verwendete Funktion ist

$$f(x) = -e^{-0,5x} + 1 \quad (5-1)$$

und hat einen Verlauf entsprechend Abbildung 5-2.

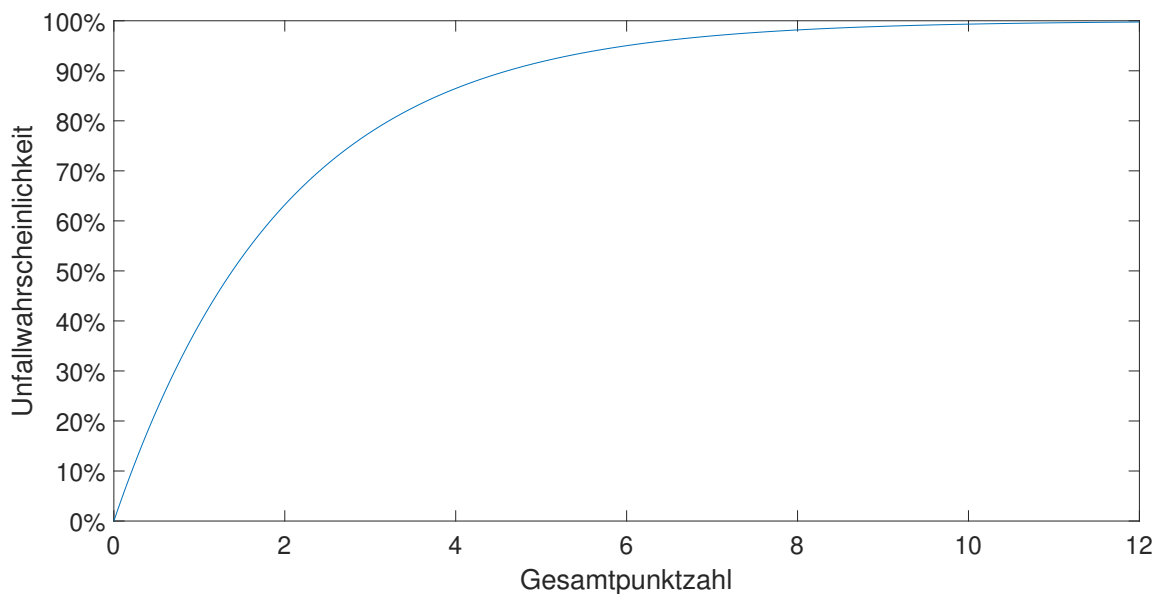


Abbildung 5-2: e-Funktion zur Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit aus Gesamtpunktzahl

Durch die aktuelle Parameterauslegung ist eine maximale Gesamtpunktzahl von zwölf möglich, die praktisch wahrscheinlich fast nie eintreten wird. Bei dieser maximalen Gesamtpunktzahl liegt die Unfallwahrscheinlichkeit bei 99,75%. Bei einer Gesamtpunktzahl von acht, sind es immer noch 98,17%. Dieser Kurvenverlauf ist demnach besser für eine Betrachtung der Unfallwahrscheinlichkeit geeignet als ein linearer Verlauf.

5.4 Verifizierung durch experimentelle Daten

5.4.1 Verifizierung durch Normalfahrten

Normalfahrten sollten mit dem entwickelten Algorithmus keine großen Unfallwahrscheinlichkeiten auslösen. Zum Testen werden dafür demnächst die Daten der drei Versuche V1-V3 und die Daten des Vorversuchs VV5 genutzt. In Abbildung 5-3 ist das Ergebnis des Versuchs V1c zu sehen.

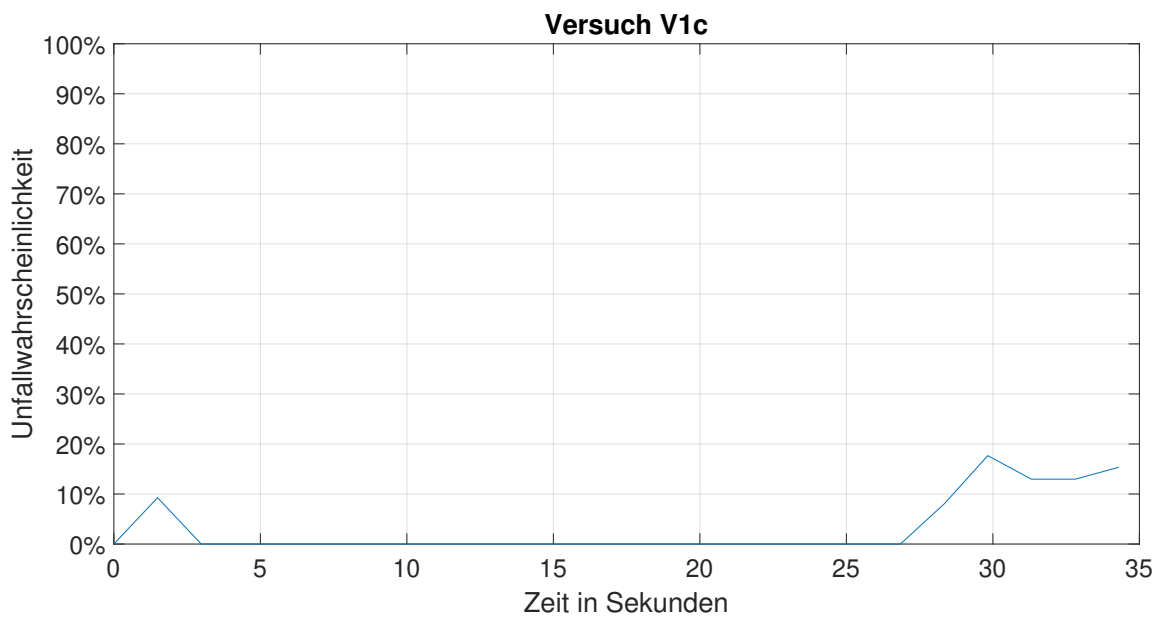


Abbildung 5-3: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V1c

Da in diesem Versuch keine fahrdynamischen Extremitäten aufgetreten sind, ist die Unfallwahrscheinlichkeit erwartungsgemäß sehr gering. Beim folgenden Versuch V2g wurde mit einem Citybike auf einer Pflastersteinstrecke gefahren. Dies ist in Abbildung 5-4 dargestellt.

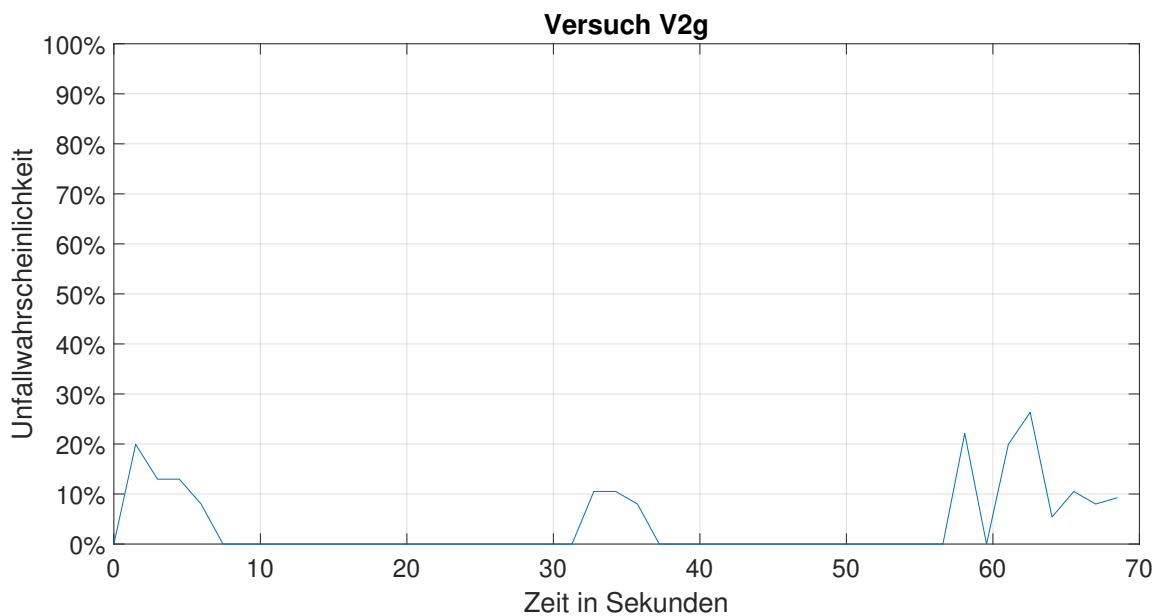


Abbildung 5-4: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V2g

Auch eine Fahrt auf Pflasterstein erzeugt keine hohen Unfallwahrscheinlichkeiten. Der Versuch V2 zeigte allerdings auch, dass dies bei Smartphone-Positionierung in der Hosentasche nicht zu erwarten ist. Der nächste Versuch ist der Versuch V3i, bei dem ein Bordstein mit einem Citybike aufgefahen wurde. In der Versuchsauswertung sind Beschleunigungen von über $30 \frac{m}{s^2}$ aufgetreten. Die Unfallwahrscheinlichkeit dieses Versuchs ist in Abbildung 5-5 aufgetragen.

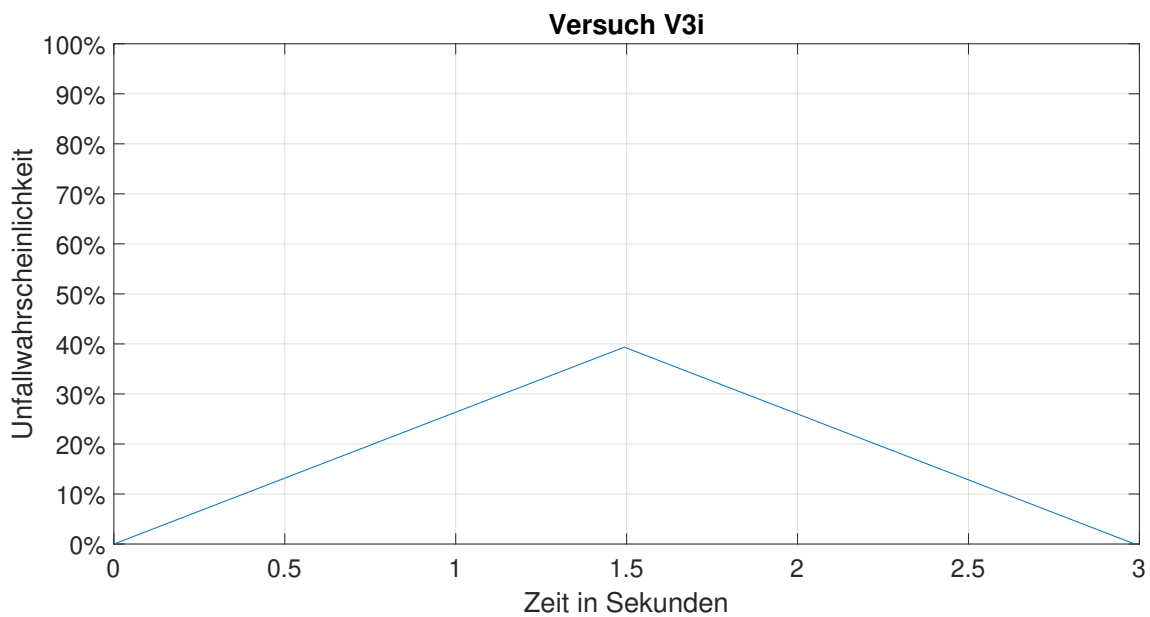


Abbildung 5-5: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs V3i

Die Bordsteinüberfahrt erzeugt zwar kurzzeitig eine etwas höhere Unfallwahrscheinlichkeit, die allerdings direkt danach wieder absinkt. Der letzte Test aus der Versuchskampagne ist die Realfahrt, die in Vorversuch VV5 durchgeführt wurde. Der Beschleunigungsverlauf des Vorversuchs ist in Abbildung 4-15 dargestellt. Die Unfallwahrscheinlichkeit folgt in Abbildung 5-6.

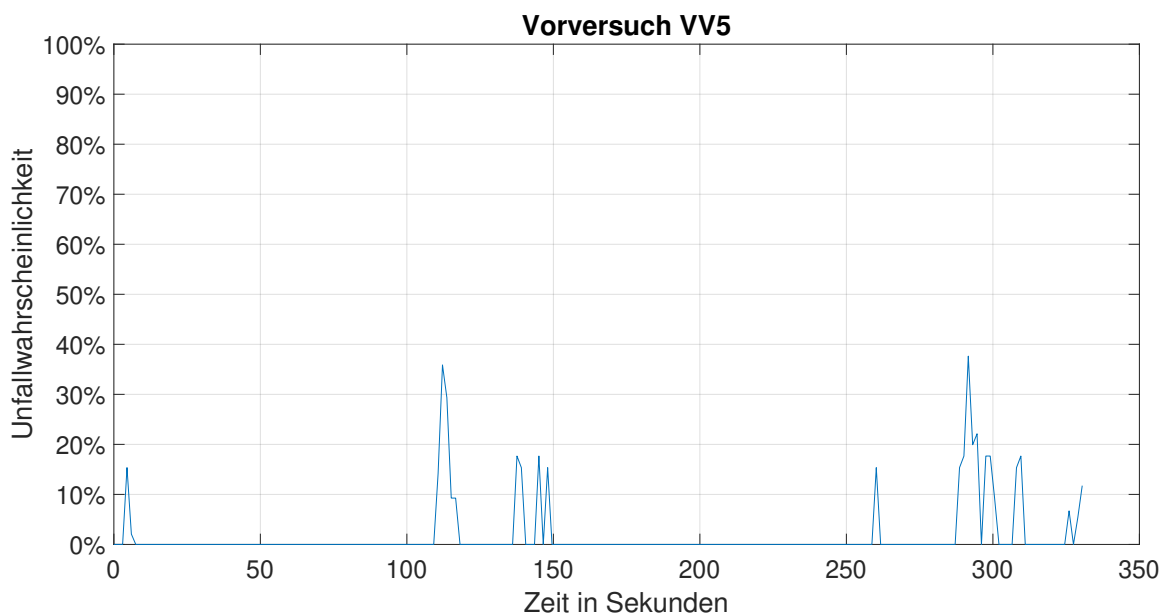


Abbildung 5-6: Unfallwahrscheinlichkeit des Versuchs VV5

Auch hier zeigt der Algorithmus keine hohen Wahrscheinlichkeiten eines Unfalls an, was auch den Situationen der Realfahrt entspricht. Als nächster Test wird eine weitere Realfahrt untersucht, die von einer anderen Person bereits vor Beginn dieser Masterthesis gefahren wurde. Die Unfallwahrscheinlichkeit ist in Abbildung 5-7, die entsprechenden Beschleunigungen in Abbildung 5-8 und die entsprechenden

Drehraten in Abbildung 5-9 dargestellt. Diese Messdaten wurden mit einem iPhone angenommen. Es ist zu sehen, dass Beschleunigungen nicht in $\frac{m}{s^2}$, sondern als Vielfache der Gravitation g aufgenommen wurden.

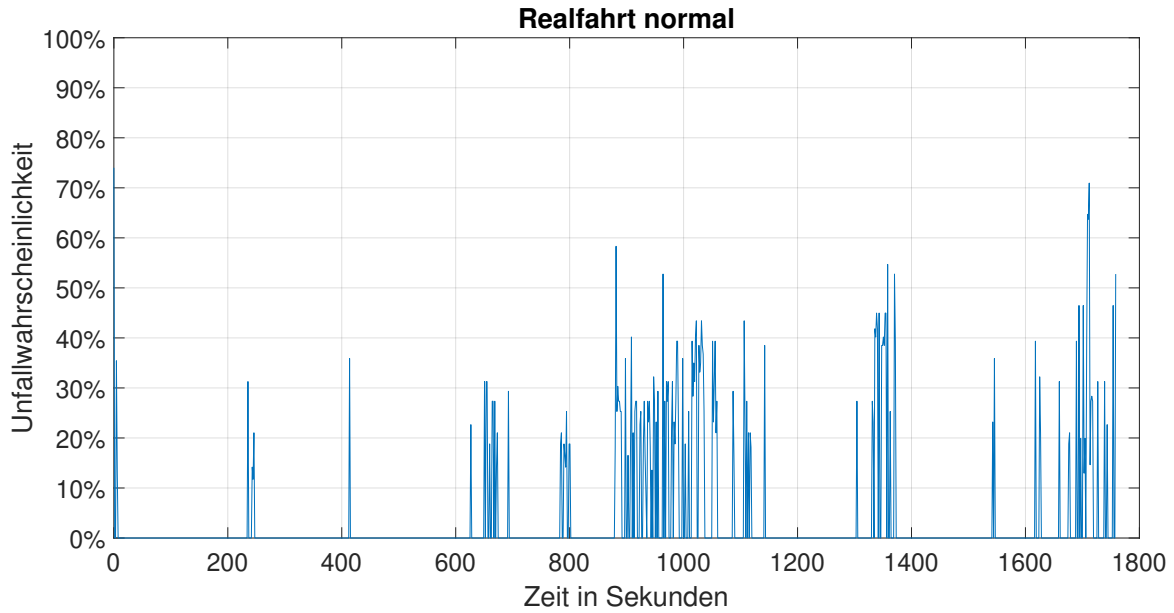


Abbildung 5-7: Unfallwahrscheinlichkeit einer normalen Realfahrt

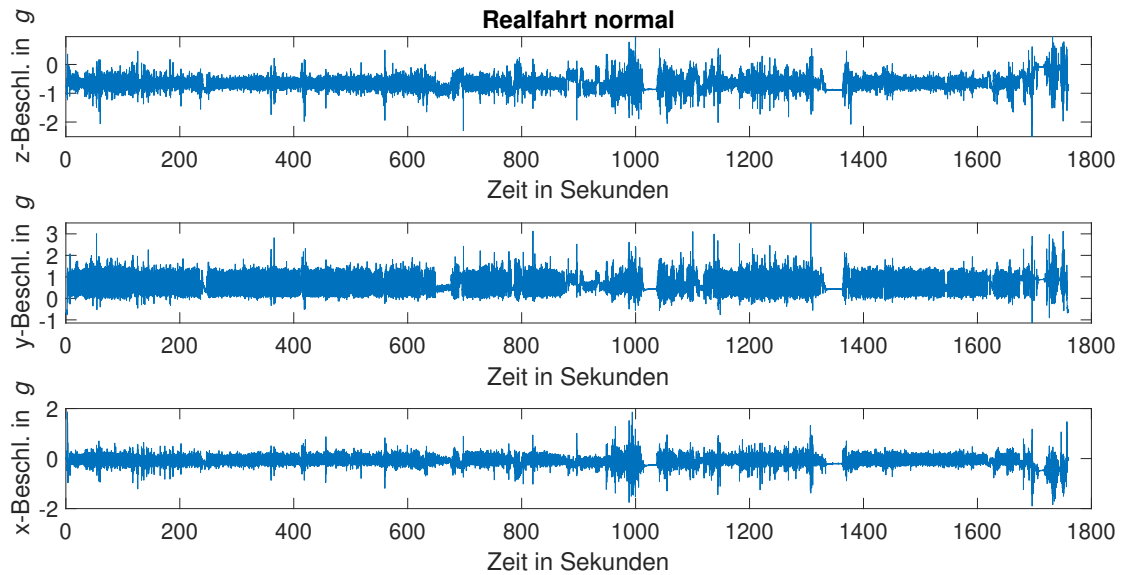


Abbildung 5-8: Beschleunigungen der normalen Realfahrt

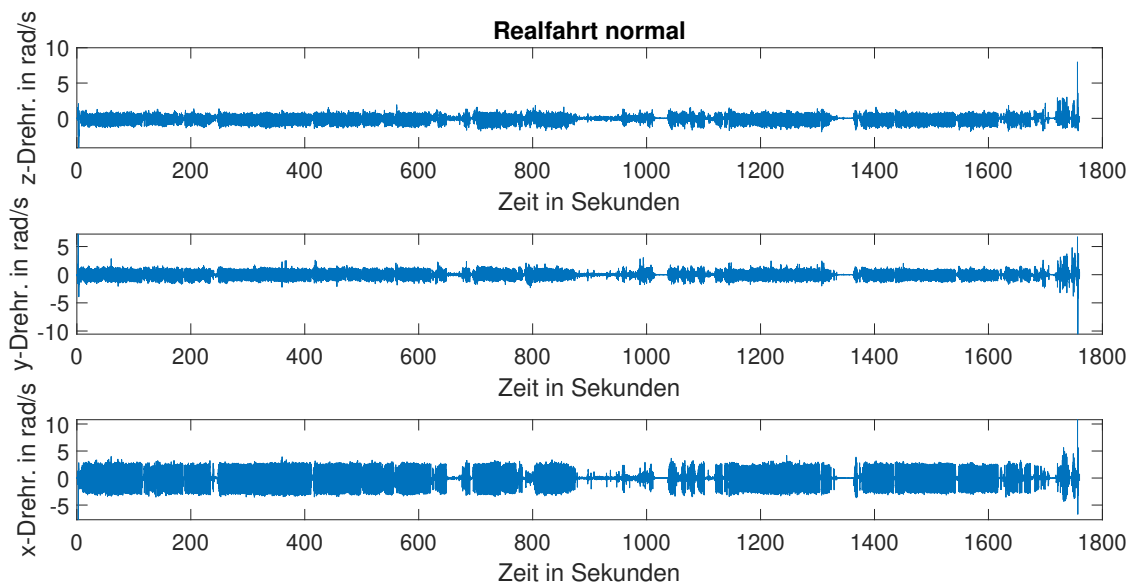


Abbildung 5-9: Drehraten der normalen Realfahrt

Die Unfallwahrscheinlichkeit ist während dem Großteil der Fahrt auf einem erwartetem, unkritischem Niveau. Zu drei Zeitpunkten (ca. 900, 1350 u. 1700 Sekunden) jedoch steigt die Wahrscheinlichkeit auf relativ hohen Wert an. In den Beschleunigungsdaten ist zu sehen, dass zu den beiden späteren Zeitpunkten die Beschleunigungen eine nur sehr geringe Streuung aufweisen. Dementsprechend wird auch die Standardabweichung gering sein, sodass die Mustererkennung für ein wahrscheinlich bewegungsloses Smartphone ausgelöst hat. Im ersten Zeitabschnitt hat sich der Mittelwert für eine kurze Zeit verschoben. Dies kann bspw. auftreten, wenn von sitzendem fahren zu stehendem gewechselt wird oder wenn bspw. beim Anhalten, das Bein mit dem Smartphone in der Hosentasche auf dem Boden steht.

Die gleiche Strecke wurde von der gleichen Person, mit dem gleichen Smartphone nochmals gefahren. Allerdings diesmal mit einem Fully-Mountainbike statt eines Citybikes gefahren und auf eine schnellere Art. Insbesondere Bodenunebenheiten wurden mit schnelleren Geschwindigkeiten überfahren und auch Bremsungen progressiver durchgeführt. Die Unfallwahrscheinlichkeit der Fahrt ist in Abbildung 5-10, die dazugehörigen Beschleunigungen in Abbildung 5-11 und Drehraten in Abbildung 5-12 dargestellt.

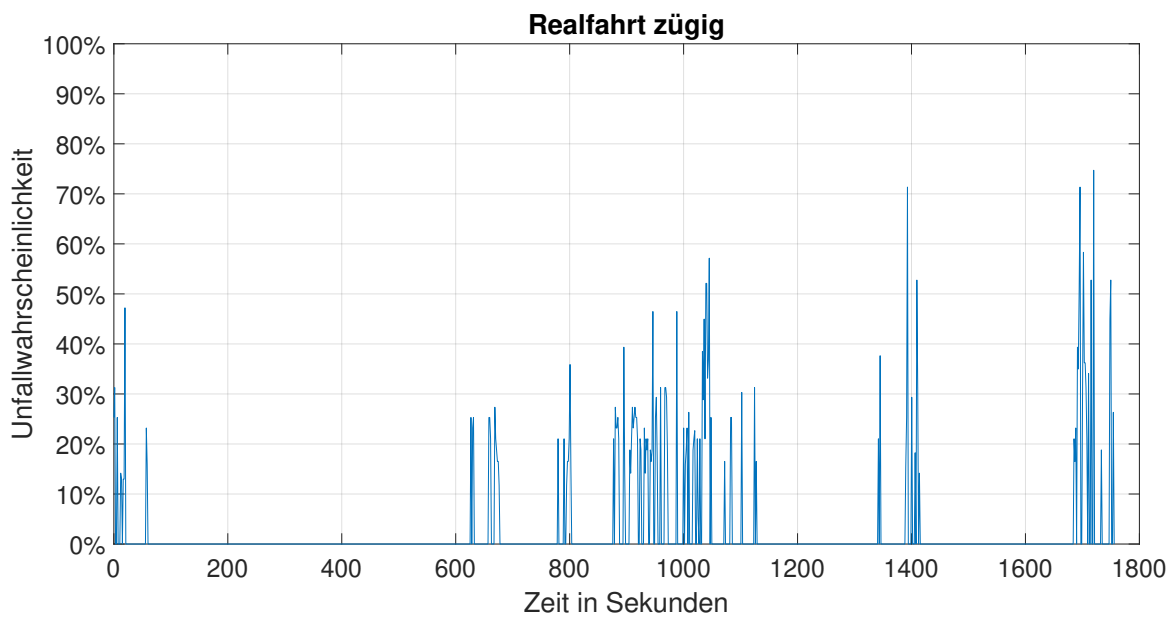


Abbildung 5-10: Unfallwahrscheinlichkeit einer zügigen Realfahrt

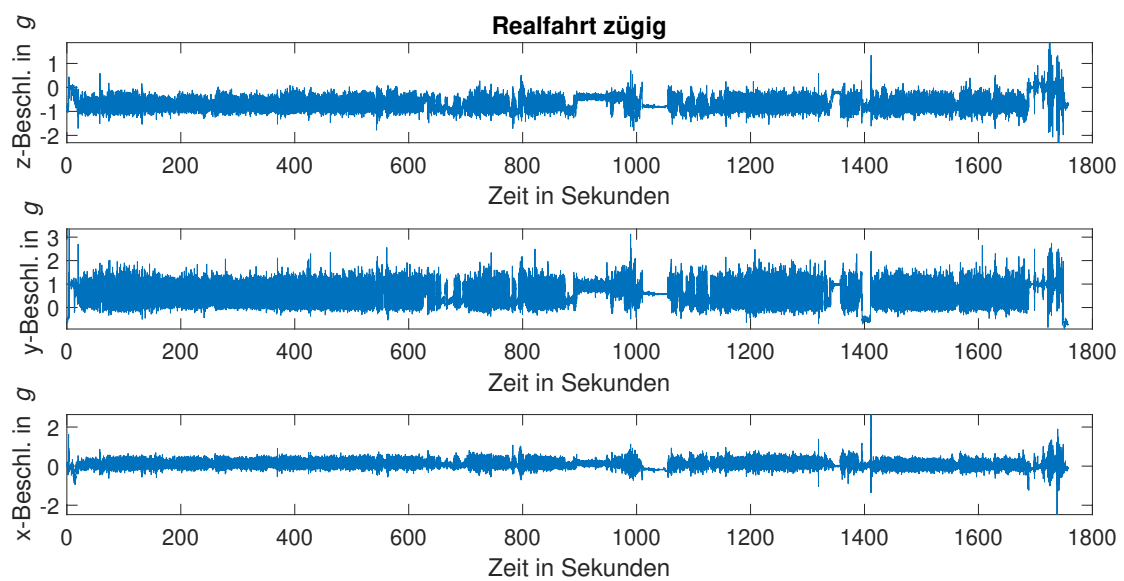


Abbildung 5-11: Beschleunigungen der zügigen Realfahrt

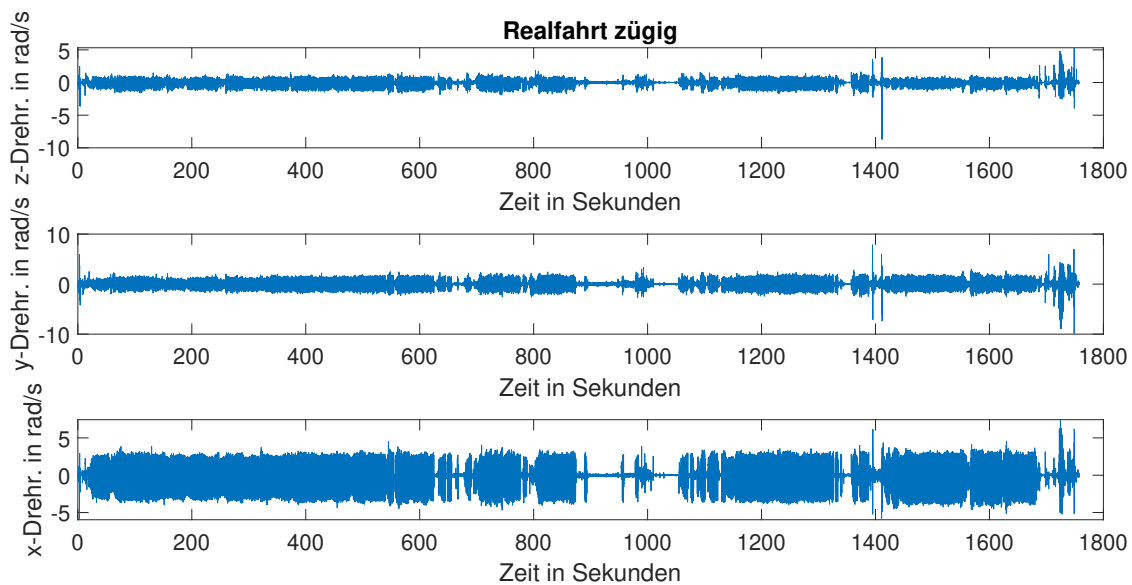


Abbildung 5-12: Drehraten der zügigen Realfahrt

Die Unfallwahrscheinlichkeit ist im Bereich von 1400 und 1700 Sekunden ein wenig gestiegen. Dies ist erst einmal ein gutes Ergebnis, da der Algorithmus durch die zügigere Fahrtweise die Unfallwahrscheinlichkeit nicht signifikant erhöht. Allerdings ergeben die beiden Zeitabschnitte für eine Normalfahrt zu hohe Wahrscheinlichkeiten. In beiden Fällen war der Auslöser für die hohe Wahrscheinlichkeit wahrscheinlich wieder eine Änderung der Sitzposition oder ein Anhalten. Optimierungspotentiale des Algorithmus werden im Abschnitt 5.5 vorgestellt und erläutert.

5.4.2 Verifizierung durch nachgestellte Unfälle/Stürze

Nach dem Testen von Normalfahrten werden als nächstes seitliche Stürze nachgestellt, um auch damit den Algorithmus zu verifizieren. Dafür wird wie folgt vorgegangen: es wird die Messung gestartet und das Smartphone in die Hosentasche gepackt, während der Bildschirm vom Oberschenkel weggerichtet ist. Dann wird sich auf einen Crosstrainer gesessen und zwei Minuten konstant getreten. Darauf folgt eine Minute in der abwechselnd für zehn Sekunden getreten und nicht getreten wird. In der Zeit, in der nicht getreten wird, wird das Bein, an dessen Hosentasche das Smartphone ist, ein wenig bewegt, um ein ausrollen-lassen zu simulieren. Danach wird für zehn Sekunden erneut ein ausrollen-lassen simuliert und sich dann seitlich auf eine Luftmatratze neben dem Crosstrainer geworfen. Es wird liegend fünf Sekunden gewartet und dann erst das Smartphone ausgepackt und die Messung beendet. Dieser Versuch wird drei Mal durchgeführt. Die Unfallwahrscheinlichkeit eines beispielhaften Durchlaufs zu dieser Sturzkonstellation ist in Abbildung 5-13 zu sehen. Die dazugehörigen Beschleunigungen und Drehraten sind in Abbildung 5-14 bzw. Abbildung 5-15 veranschaulicht.

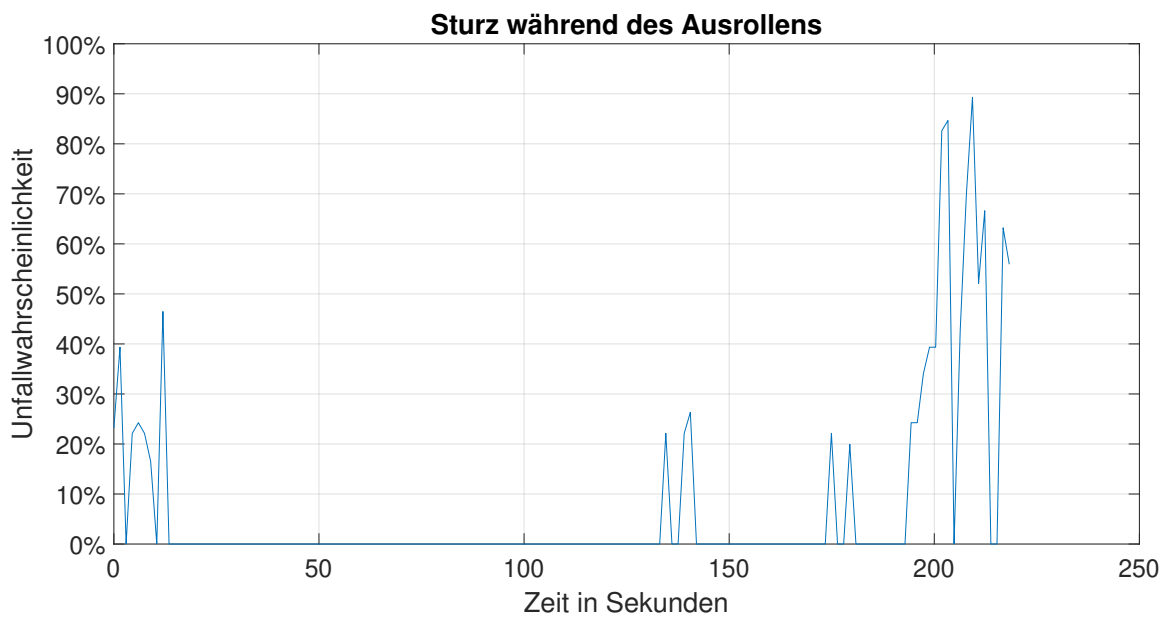


Abbildung 5-13: Unfallwahrscheinlichkeit einer Sturzkonstellation während des Ausrollens

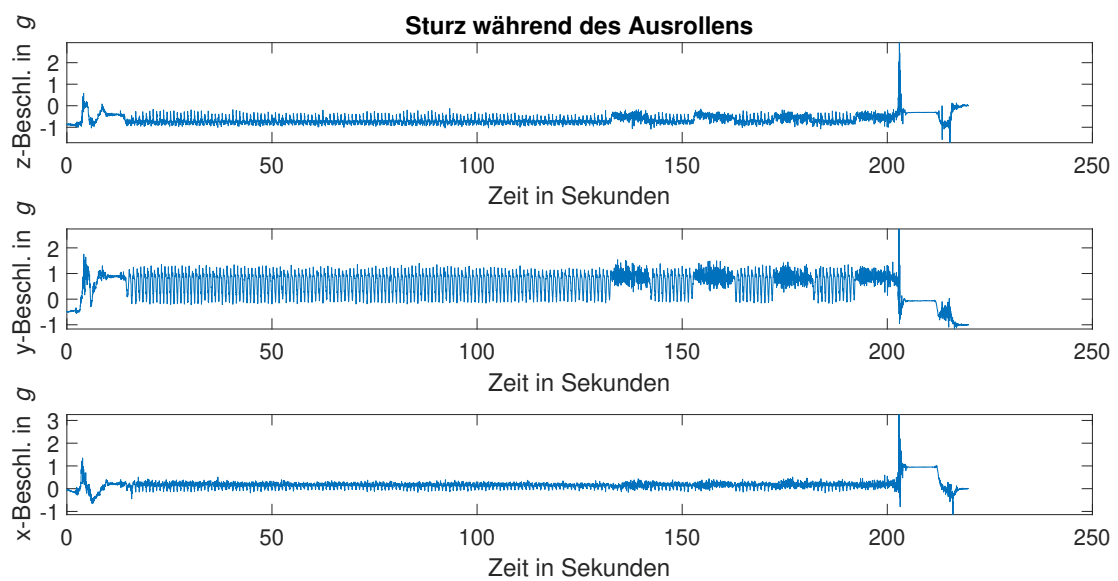


Abbildung 5-14: Beschleunigungen einer Sturzkonstellation während des Ausrollens

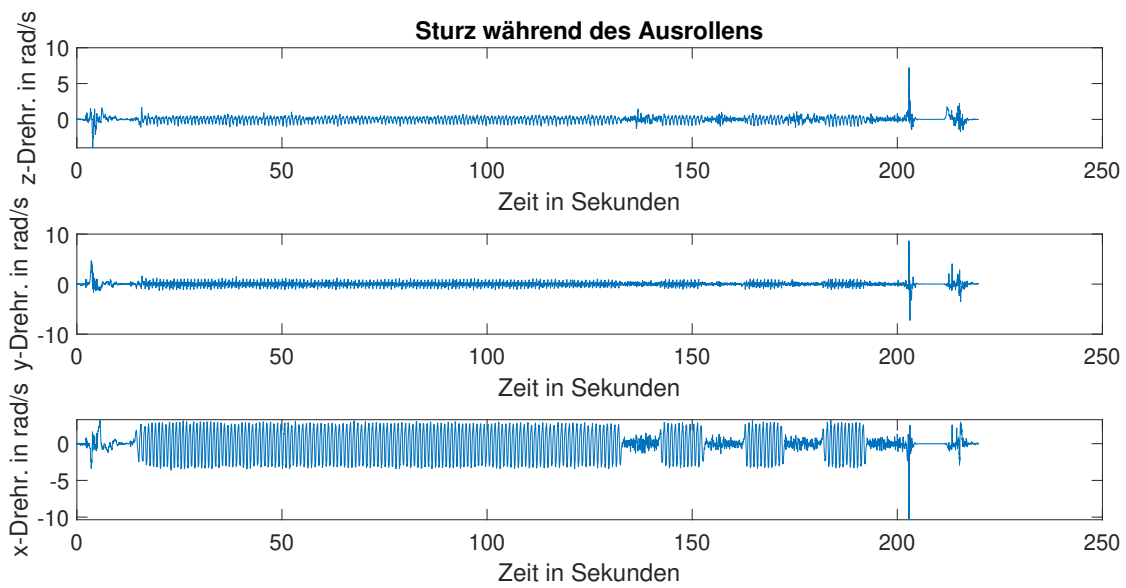


Abbildung 5-15: Drehraten der Sturzkonstellation während des Ausrollens

Zu Beginn ist zu sehen, dass das Aufsteigen auf den Crosstrainer erste Anomalien in der Unfallwahrscheinlichkeit erzeugt. Danach ist es den gesamten Versuch über ruhig bis beim Sturz die Wahrscheinlichkeit einen hohen Wert annimmt.

Ein weiterer Sturz wird nachgestellt, allerdings wird in diesem Fall in den zehn Sekunden vor dem Sturz nicht ausgerollt, sondern getreten. Erneut werden drei Durchläufe durchgeführt. Die Unfallwahrscheinlichkeit dazu ist in Abbildung 5-16 dargestellt. Die Beschleunigungen und Drehraten dazu sind in Abbildung 5-17 und Abbildung 5-18 zu sehen.

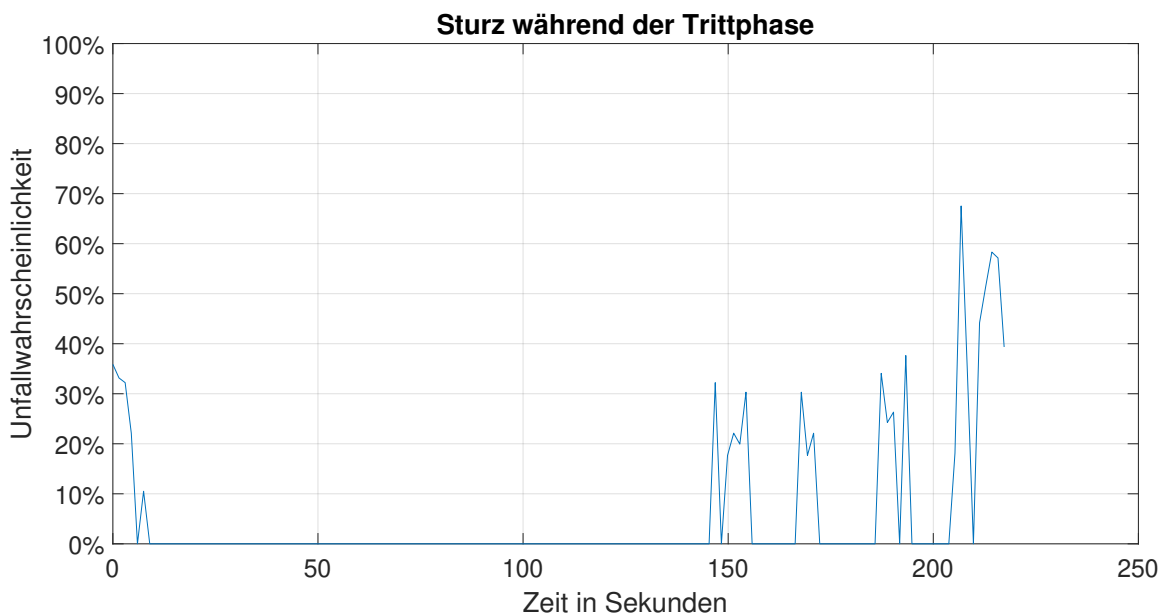


Abbildung 5-16: Unfallwahrscheinlichkeit einer Sturzkonstellation während der Trittphase

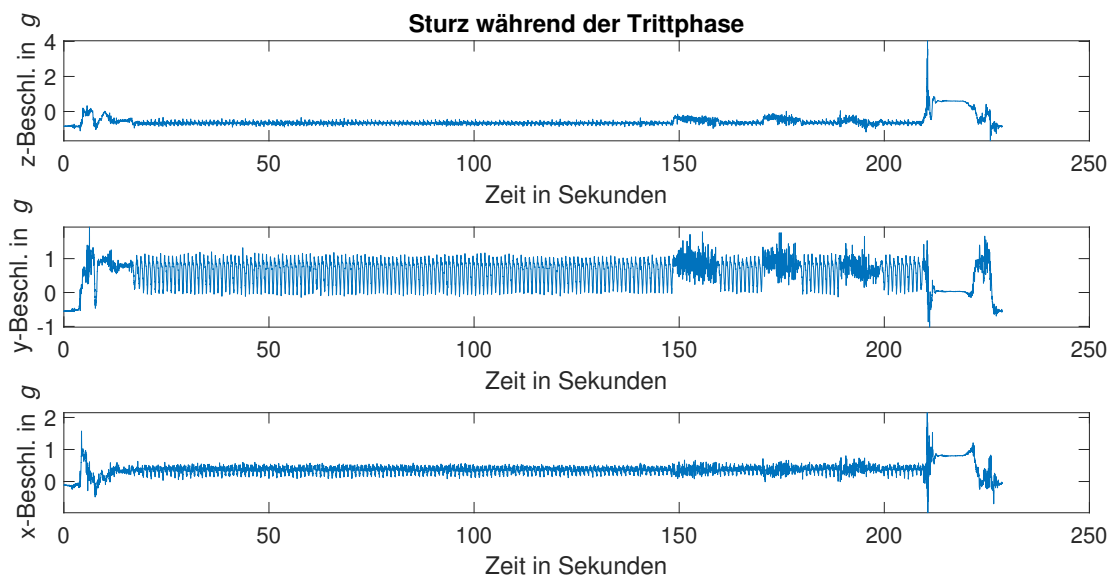


Abbildung 5-17: Beschleunigungen der Sturzkonstellation während der Trittphase

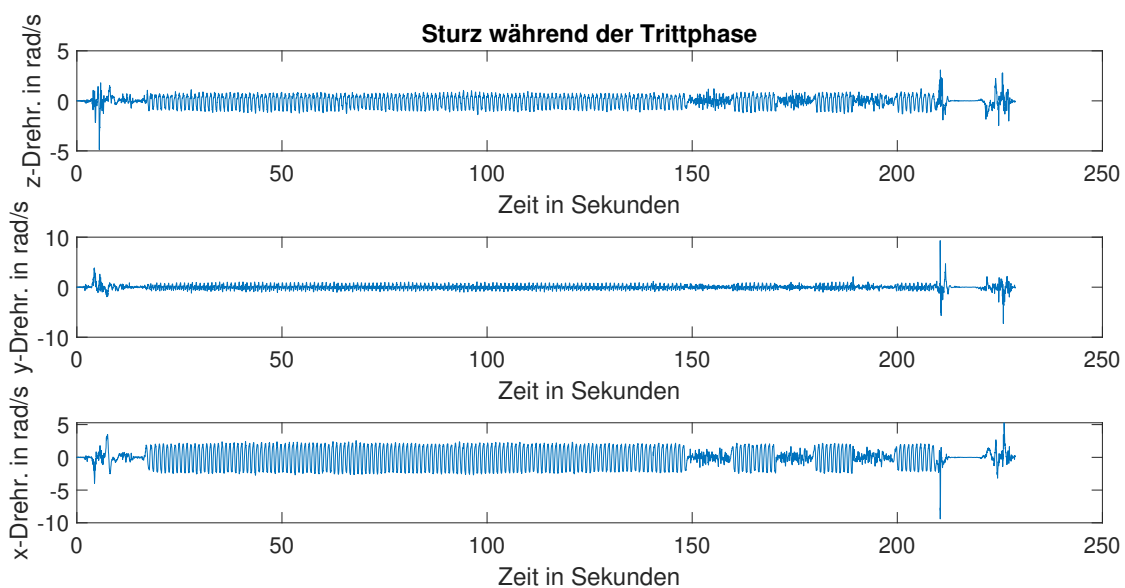


Abbildung 5-18: Drehraten der Sturzkonstellation während der Trittphase

Auch hier ist erneut das Aufsteigen in der Unfallwahrscheinlichkeit zu erkennen. Bei diesem Versuch wird der Sturz mit einer geringeren Wahrscheinlichkeit als der vorherige erkannt. Tatsächlich ist bei einer Unfallwahrscheinlichkeit von unter 70% nicht sicher von einem Unfall auszugehen. Dieser Sturz wurde demnach nicht ideal erkannt. Mögliche Gründe werden im folgenden Abschnitt erarbeitet.

5.5 Diskussion der Ergebnisse

Durch den Algorithmus sind in den meisten Fällen Fahrten ohne Unfälle mit Fahrten von Unfällen unterscheidbar. Insbesondere Szenarien, in denen durch *in die Pedalen treten* aktiv gefahren wird, weisen

kaum Wahrscheinlichkeiten für einen Unfall auf. Dies betrifft während einer Fahrt den Großteil der Zeit. Der Algorithmus bestimmt durch ein Punktesystem Unfallwahrscheinlichkeiten und unterscheidet so nicht nur zwischen *Unfall* und *kein Unfall*. Die Trittphasen des Fahrers werden zuverlässig erkannt. Weder verschiedene Fahrbahnbeschaffenheiten noch Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen beeinflussen das Ergebnis des Algorithmus in dem Sinne signifikant, dass dadurch die Unfallwahrscheinlichkeit kritische Werte erreicht. Für das Smartphone wird lediglich vorausgesetzt, dass es in der Hosentasche sein muss. Die Orientierung innerhalb der Hosentasche ist für den Algorithmus irrelevant, da stets Muster und Grenzwerte in allen Raumrichtungen untersucht werden. Somit ist der Algorithmus gemäß den Anforderungen orientierungsunabhängig.

Problematisch wird beim Algorithmus die Mustererkennung eines bewegungslosen Smartphone eingeschätzt. Hier können durch eine erneute Bepunktung und Abstufung der Grenzwerte zur Mustererkennung bessere Ergebnisse erzielt werden. Dadurch sind die Sprünge zwischen den einzelnen Stufen nicht mehr so groß und es kann feiner zwischen einem komplett bewegungslosem Smartphone und einem Smartphone in der Hosentasche eines Fahrers, der an einer Ampel steht, unterschieden werden. Das Aufsteigen aufs Fahrrad und auch das Bedienen des Smartphones erzeugt relativ große Unfallwahrscheinlichkeiten. Das Aufsteigen aufs Fahrrad könnte umgangen werden, indem die Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit erst startet, sobald das erste mal ein *in die Pedalen treten* detektiert wird. Bzgl. des Bedienen des Smartphones wurde bisher keine Lösung gefunden. Möglicherweise ist es hilfreich, ab einer bestimmten Unfallwahrscheinlichkeit die Breite der Anomalie zu bestimmen. Der Sturz während des Ausrollens (Abbildung 5-13) zeigt nämlich breite Anomalien als bspw. beim Aufsteigen auf den Crosstrainer. Grundsätzlich sollte die Unfallwahrscheinlichkeit auf einem hohen Wert gehalten werden, sobald dieser erstmals erreicht ist. Erst wenn sich das Fahrzeug wieder bewegt, beschleunigt und/oder Geschwindigkeit aufnimmt, kann die Unfallwahrscheinlichkeit wieder zurückgesetzt werden. Dies erleichtert auch die Erkennung von tatsächlichen Unfällen durch Betrachtung der Breite der Anomalien. Eine Möglichkeit, um aus den Unfallwahrscheinlichkeiten eine Klassifizierung zwischen *Unfall* und *kein Unfall* durchzuführen, ist es aber einer bestimmten Wahrscheinlichkeit einen Timer zu starten. Die Dauer des Timers ist abhängig von der Höhe der Wahrscheinlichkeit. Beträgt die Unfallwahrscheinlichkeit bspw. für 15 Sekunden mind. 70%, kann ein Unfall angenommen werden. Beträgt die Wahrscheinlichkeit jedoch bspw. 85% könnte der Timer auf zehn Sekunden herabgesetzt werden.

Es ist zu erwarten, dass mit diesen Anpassungen zielführende Ergebnisse zu erreichen sind. Insbesondere die Parameteroptimierung des Punktesystems bietet viel Verbesserungspotential, da im Rahmen dieser Masterarbeit solche Aufgaben aufgrund des zeitlichen Rahmens nicht durchgeführt werden konnten.

5.6 Notwendige Änderungen zur Erkennung von Motorrad- statt Fahrradunfällen

Ein wichtiger Bestandteil des Algorithmus ist das Erkennen des Trittmusters. Dadurch wird nämlich während der Fahrt für einen Großteil der Zeit die Unfallwahrscheinlichkeit signifikant gesenkt. Dadurch dass es bei Motorrädern keine Trittmuster zu erkennen gibt, fehlt dieser grundlegende Bestandteil des Algorithmus. Die Optimierung des Punktesystems ist demnach umso wichtiger und könnte bspw. mit machine-learning-Methoden umgesetzt werden.

Die dynamischen Grenzwerten können jedoch auch auf Motorradfahrten angewandt werden. Ebenso kann auch das Erkennen eines bewegungslosen Smartphones als Muster herangezogen. Dafür sollte das Smartphone allerdings wie bei diesem Algorithmus für Fahrräder gefordert in der Hosentasche sein. Motorräder verursachen durch ihren Motor bereits diverse Schwingungen. Ist das Smartphone am Lenker

oder Rahmen positioniert, kann es passieren, dass der Motor nach einem Unfall/Sturz nicht ausgeht und somit diese Vibrationen weiterhin vorhanden sind. Dadurch kann es sein, dass das Muster des bewegungslosen Smartphone nicht gefunden wird, selbst wenn nach einem Unfall vermeintlich Ruhe eintritt. Die Position des Smartphones könnte durch die Vibrationen des Motors erkannt werden. Sind Schwingungen vorhanden, ist das Smartphone am Rahmen befestigt. Treten zusätzlich noch Drehraten um die z-Achse auf, kann dies ein Indiz dafür sein, dass das Smartphone am Lenker befestigt ist. Ist beides nicht zu erkennen, kann eine Positionierung am Fahrer angenommen werden. Die grundlegende Struktur und die Logik des Algorithmus können demnach durchaus für Detektion von Motorradunfällen genutzt werden, sobald die erwähnten Anpassungen vorgenommen werden.

6 Fazit und Ausblick

Im Rahmen dieser Masterthesis wurden neue Erkenntnisse bzgl. Einspurfahrzeugunfällen in verschiedenen Bereichen erarbeitet. In Kapitel 3 wurde mit einer theoretischen Untersuchung begonnen, indem Einspurfahrzeugunfälle kategorisiert wurden. Dabei wurde mittels *Unfalltypen* die Einlaufphase eines Unfalls kategorisiert und in Hinblick auf Einspurfahrzeuge erweitert. Diese Erweiterung ist hilfreich, um einen Überblick über die Vielfältigkeit von Einspurfahrzeugunfällen zu erhalten, da unter dem Unfalltyp *Fahr-unfall* diverse Unfallauslöser zusammengefasst werden. Daher wurde dieser Unfalltyp in Subkategorien unterteilt, um die diversen zugehörigen Auslöser zu sortieren. Im nächsten Schritt wurden die tatsächlichen Unfallhergänge gemäß den *Unfallarten* kategorisiert. Dabei wurde gezeigt, dass fast alle Unfallarten mit einer Kollision verbunden sind, die mit gewöhnlichen Unfallerkennungsalgorithmen für Zweispurfahrzeuge zu erkennen wären. Lediglich die letzten drei Unfallarten und davon insbesondere die letzte Art *Unfall anderer Art* können auch Unfälle beschreiben, bei denen es nicht zu einer Kollision kommt. Gerade diese Unfallarten sind zur Untersuchung von Einspurfahrzeugunfällen interessant und wurden daher nochmals konkretisiert. Daraufhin wurden Unterschiede zwischen Zweispur- und Einspurfahrzeugunfällen, aber auch zwischen Fahrrad- und Motorradunfällen erarbeitet. Es wurden diverse fahrdynamische Kennwerte in Betracht gezogen, um beide Einspurfahrzeugarten zu differenzieren und zu erklären, inwiefern diese Unterschiede in einem Unfallerkennungsalgorithmus berücksichtigt werden könnten. Nach dem Analysieren von Unfällen folgt eine Analyse von Normalfahrten. Dabei wurden Einflüsse auf Normalfahrten erarbeitet, die als am häufigsten auftretend und als am für den Alltag relevantesten eingestuft werden. Aus diesen Betrachtungen wurden Versuchsanforderungen abgeleitet. Kernpunkt der Anforderungen ist es, mit der Versuchskampagne Normalfahrten und nicht Unfälle zu untersuchen. Normalfahrten sind nämlich reproduzierbarer und mit geringerem zeitlichem Aufwand untersuchbar, sodass dies eher dem zeitlichen Rahmen einer Masterthesis entspricht. Unfälle sollen dann durch Anomalien in den Normalfahrten erkannt werden.

In Kapitel 4 wurde die Versuchskampagne vorbereitet, die Durchführung dokumentiert und die Versuche ausgewertet, um experimentelle Daten über Normalfahrten zu erheben. Es werden Versuche durchgeführt, um das Fahrerverhalten, die Fahrbahnbeschaffenheit und Fahrbahnerhöhungen/-absenkungen in Form von Bordsteinen zu untersuchen. Alle Versuche werden Messdaten jeweils mit einem Citybike und einem Hardtail-Mountainbike durchgeführt. Des Weiteren wird bei jedem Versuch mit einem Smartphone am Lenker und parallel einem Smartphone in der Hosentasche aufgezeichnet. Es wurden Messwerkzeuge und Messgrößen vorgestellt und Vorversuche erarbeitet, mit denen diese Themen untersucht werden. Durch die Vorversuche wurden die Koordinatensysteme der Smartphones bestimmt und die Zuverlässigkeit der Messfrequenzen untersucht. Hinzukommt, dass eine Fahrt durchgeführt wurde, bei der beide Smartphones in der selben Position und Orientierung parallel diese Fahrt erfassten. Dadurch wurde festgestellt, dass Absolutwerte unterschiedlich aufgenommen werden, sodass das eine Smartphone die selben Unebenheiten der Fahrbahn mit größeren Amplituden aufzeichnete als das andere Smartphone. Beim ersten Versuch der Hauptversuche wurde gezeigt, dass die Tretphasen in die Pedalen deutlich im Frequenzspektrum zu erkennen sind. Durch den zweiten Versuch wurde dargelegt, dass sich bei Smartphone-Positionierung am Lenker die Fahrbahnbeschaffenheit in der Standardabweichung der Beschleunigung zeigt. Für den dritten Versuch wurden Bordsteinauf- und -abfahrten in diversen Variationen durchgeführt. Die Überfahrten waren stets in den Beschleunigungsdaten und meistens auch in den Drehraten sichtbar. Es wurde gezeigt, dass bereits Bordsteinüberfahrten jeden Grenzwert überschreiten würden, die aus den in Abschnitt 2.2

bekanntesten Algorithmen bekannt sind.

In Kapitel 5 wird nach den theoretischen Forschungen aus Kapitel 3 und den praktischen Untersuchungen aus Kapitel 4 abschließend der Unfallerkennungsalgorithmus entwickelt. Dafür wurden zunächst Anforderungen an den Algorithmus aufgestellt, wie bspw. dass nicht nur *Unfall* von *kein Unfall* unterschieden, sondern stets eine Unfallwahrscheinlichkeit berechnet werden soll. Des Weiteren sollen u.a. Grenzwerte dynamisch gestaltet werden und nicht absolut gelten, um nicht abhängig von Sensorvarianzen oder auch von Fahrbahnbeschaffenheiten zu sein, die regelmäßig Amplituden verursachen. Daraufhin wurden verschiedene Möglichkeiten vorgestellt, wie ein Unfallerkennungsalgorithmus bzgl. der Grundstruktur aufgebaut werden kann. Diese wurden in einem Paar-Vergleich gegenübergestellt, sodass die geeignetsten Modelle die *Mustererkennung* und das *Punktesystem* sind. Im Anschluss daran wurde der entwickelte Algorithmus und dessen zugrunde liegende Logik erläutert. Es folgt ein zweiteiliger Abschnitt, in dem die Verifizierung des Algorithmus erst durch Normalfahrten und dann durch nachgestellte Stürze erfolgt. Die verschiedenen Versuche wurden durch den Algorithmus untersucht und zeigten richtigerweise sehr geringe Unfallwahrscheinlichkeiten auf. Zwei weitere Realfahrten allerdings wiesen einzelne Stellen auf, die unverhältnismäßig große Wahrscheinlichkeiten zeigen. Die nachgestellten Stürze wurden in einem Fall sehr konsequent detektiert und in einem anderen Fall eher nicht. Der Algorithmus benötigt definitiv noch eine ausgiebige Parameteroptimierung des Punktesystems, da dies während der Masterthesis zeitlich nicht mehr möglich war. Möglicherweise könnte für diesen spezifischen Fall auch machine-learning genutzt werden, wenn entsprechend aussagekräftige Daten von Fahrten mit und ohne Unfällen vorhanden sind. Um den Algorithmus auch für Motorradunfälle zu nutzen reicht eine Parameteroptimierung nicht aus. Der Algorithmus ist darauf ausgelegt, das Trittmuster zu erkennen und diese Mustererkennung ist essenziell in der Logik implementiert. Da es dies beim Motorrad nicht gibt, müssen einige Änderungen durchgeführt werden, die in Abschnitt 5.6 erläutert werden.

Diese Ausarbeitung hat eine neue Methode gezeigt, um eCall zuverlässig für Fahrräder mit Hilfe von Smartphones zu entwickeln. Das Betrachten von Normalfahrten anstelle von Unfällen ist dem Verfasser aus einer anderen Ausarbeitung o.Ä. bekannt, sodass definitiv auf dieser neuen Methode aufgebaut werden kann. Es wurde nur wenige Einflüsse auf Normalfahrten untersucht und ebenso auch nur wenige Stürze nachgestellt. Es ist zur weiteren Verifizierung und Optimierung unumgänglich, weitere Versuche von Normalfahrten durchzuführen, um so viele Einflüsse separat zu untersuchen wie möglich. Ausarbeitungen, in denen allgemein Normalfahrten durchgeführt und zur Verifizierung genutzt werden, sind definitiv vorhanden. Allerdings werden gerade durch das Konzentrieren auf einen einzigen, bestimmten Einfluss neue Erkenntnisse gewonnen, die reproduzierbar wiederholbar und im besten Fall unabhängig von weiteren Einflüssen sind. Wenn diese Methode fortgeführt wird, und weitere Versuche durchgeführt werden, die sich konkret nur auf einen Einfluss beschränken, können weitere Muster entdeckt werden. Je mehr Muster von Normalfahrten entdeckt werden, desto zuverlässiger können im Algorithmus bestimmte Szenarien als Normalfahrt klassifiziert werden. Dadurch sind auch Unfälle als Anomalien in den Normalfahrten noch zuverlässiger erkennbar.

Anhang

7 Ergänzungen zu Kapitel 4 - experimentelle Datenerhebung

A.1 Ergänzung zu Abschnitt 4.1 - Versuchsvorbereitung

In Abbildung A-1 und A-2 sind die Versuchsfahrräder gezeigt, mit denen die Versuchskampagne durchgeführt wurde.



Abbildung A-1: Versuchsfahrrad Citybike



Abbildung A-2: Versuchsfahrrad Hardtail

A.2 Ergänzung zu Abschnitt 4.2.1 - Durchführung der Vorversuche

Der Streckenabschnitt des Vorversuchs VV5, bei dem die Smartphones in die Hosentasche gelegt wurden, ist wie folgt aufgebaut: die Fahrt wird sitzend begonnen und es wird nach einer ersten engen Rechtskurve bergauf gefahren. Nach einem zweiten Rechtsabbiegen wird stehend bergauf gefahren. Es folgt eine kurze Fahrt wieder sitzend, bis eine Straße überquert wird, wofür erst von einem gewöhnlichen Bordstein abgefahren und dann auf einen gewöhnlichen Bordstein aufgefahren wird. Es folgt ein Streckabschnitt mit Gefälle, bei dem nicht in die Pedalen getreten wird. Danach wird wieder in die Pedalen getreten und erneut eine Straße überquert, bei denen jeweils einmal ein abgesenkter Bordstein auf- und abgefahren wird. Es wird längere Zeit auf einem Bürgersteig gefahren, bis über einen abgesenkten Bordstein auf eine Straße mit schlechtem Asphalt gewechselt wird. Zum Schluss wird ein hoher Busbordstein (ca. 20 cm) aufgefahren. Es wird ein paar Meter weitergefahren, gestoppt und die Messungen beendet.

Für die beiden Vorversuche VV5, bei dem die Smartphones am Lenker befestigt wurden, wurde eine andere Strecke gefahren. Diese Fahrt ist durch folgende Szenarien charakterisiert: die Fahrt startet sitzend auf einem Bürgersteig und es wird nach kurzer Zeit über einen abgesenkten Bordstein auf eine asphaltierte Straße gewechselt. Nach längerem Treten folgt eine Auffahrt über einen abgesenkten Bordstein. Danach wird langsam um Geländer, über U-Bahn-Schienen und erneut um Geländer gefahren. Es wird über einen gewöhnlichen Bürgersteig auf eine asphaltierte Straßen gewechselt, die erst relativ eben und nach einer gewissen Strecke sehr uneben wird. Nach der unebenen Straße wird ein ebener Weg mit Steigung stehend befahren. Es folgt eine Abfahrt von einem gewöhnlichen Bürgersteig und die Auffahrten von zwei abgesenkten Bordsteinen. Kurz darauf werden zwei Schlaglöcher überfahren. Daraufhin wird kurz auf Schotter gefahren, danach Bürgersteig und dann wieder Schotter. Über einen abgesenkten Bordstein wird auf eine Straße gewechselt. Nach wenigen Metern wird ein gewöhnlicher Bordstein mit hochgezogenem Lenker aufgefahren. Daraufhin wird angehalten und die Messung gestoppt.

A.3 Ergänzung zu Abschnitt 4.2.2 - Durchführung der Versuche

In Abbildung A-3 ist oben die Strecke der Versuche V1a-d gezeigt, in der in die Pedalen getreten wird und unten die Strecke, in der das Fahrrad ausgerollt wird.



Abbildung A-3: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V1a-V1d

In Abbildung A-4 ist die Strecke des Vorversuchs V1e dargestellt. Da bei der Steigung kaum eine Ausrollphase vorhanden ist, ist diese nicht in einer separaten Abbildung veranschaulicht.

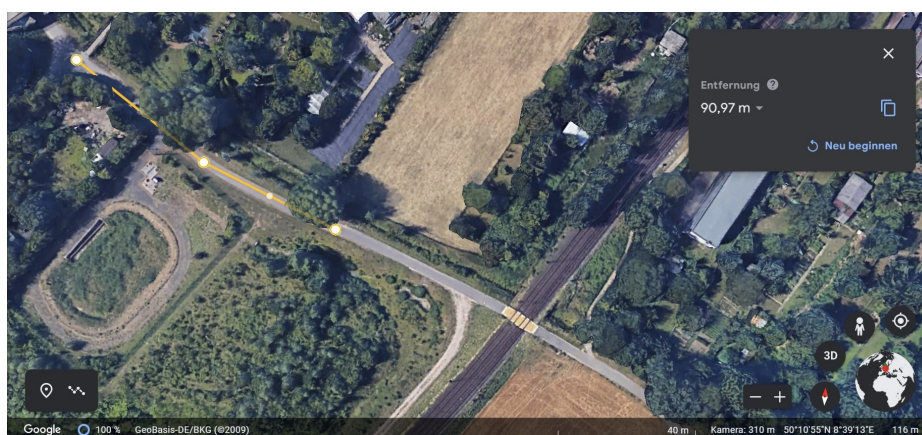


Abbildung A-4: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung des Versuchs V1e

In Abbildung A-5 ist die Strecke der Versuche V2a-b und in Abbildung A-6 die Strecke der Versuche V2c-d dargestellt.



Abbildung A-5: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V2a-V2b

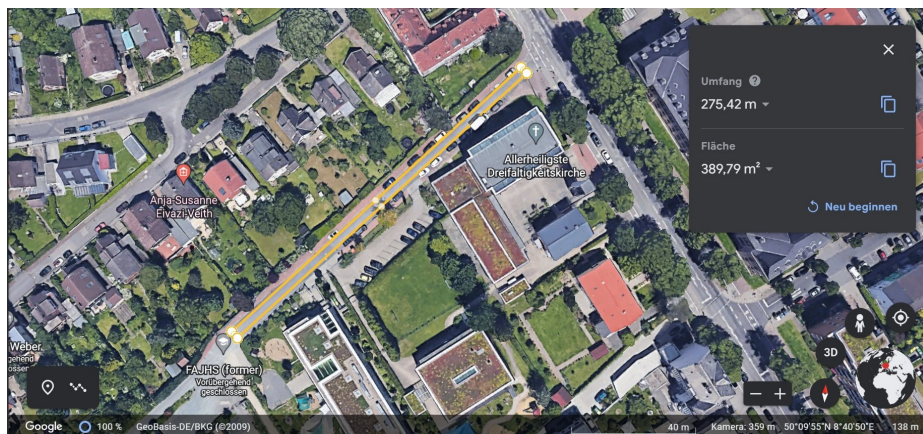


Abbildung A-6: Satellitenaufnahme und Streckenabmessung der Versuche V2c-V2d

A.4 Ergänzung zum Abschnitt 4.2.1 - Auswertung der Vorversuche

Ergänzend zu den Diagrammen bzgl. des Vorversuchs VV5 wird in Abbildung A-7 die Gravitationsmessung veranschaulicht.

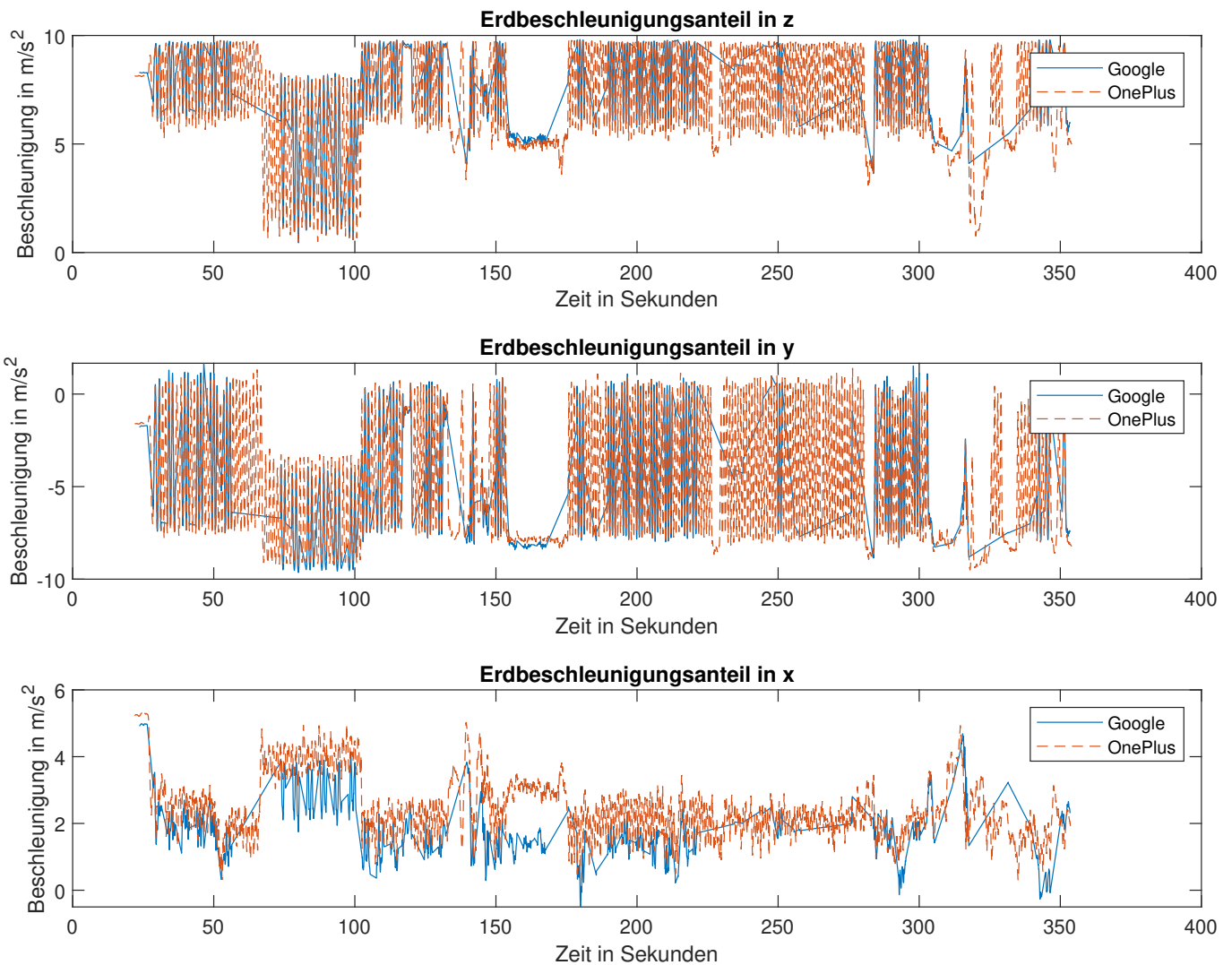


Abbildung A-7: Gravitationsanteile der Beschleunigungen beim Vorversuch VV5 bei Smartphones in Hosentasche

Im folgender Abbildung A-8 sind die Drehraten beim dritten Durchlauf des Vorversuchs VV5 zu sehen. Dabei waren beide Smartphones am Lenker befestigt, während das OnePlus-Smartphone über und am Google-Smartphone festgemacht wurde.

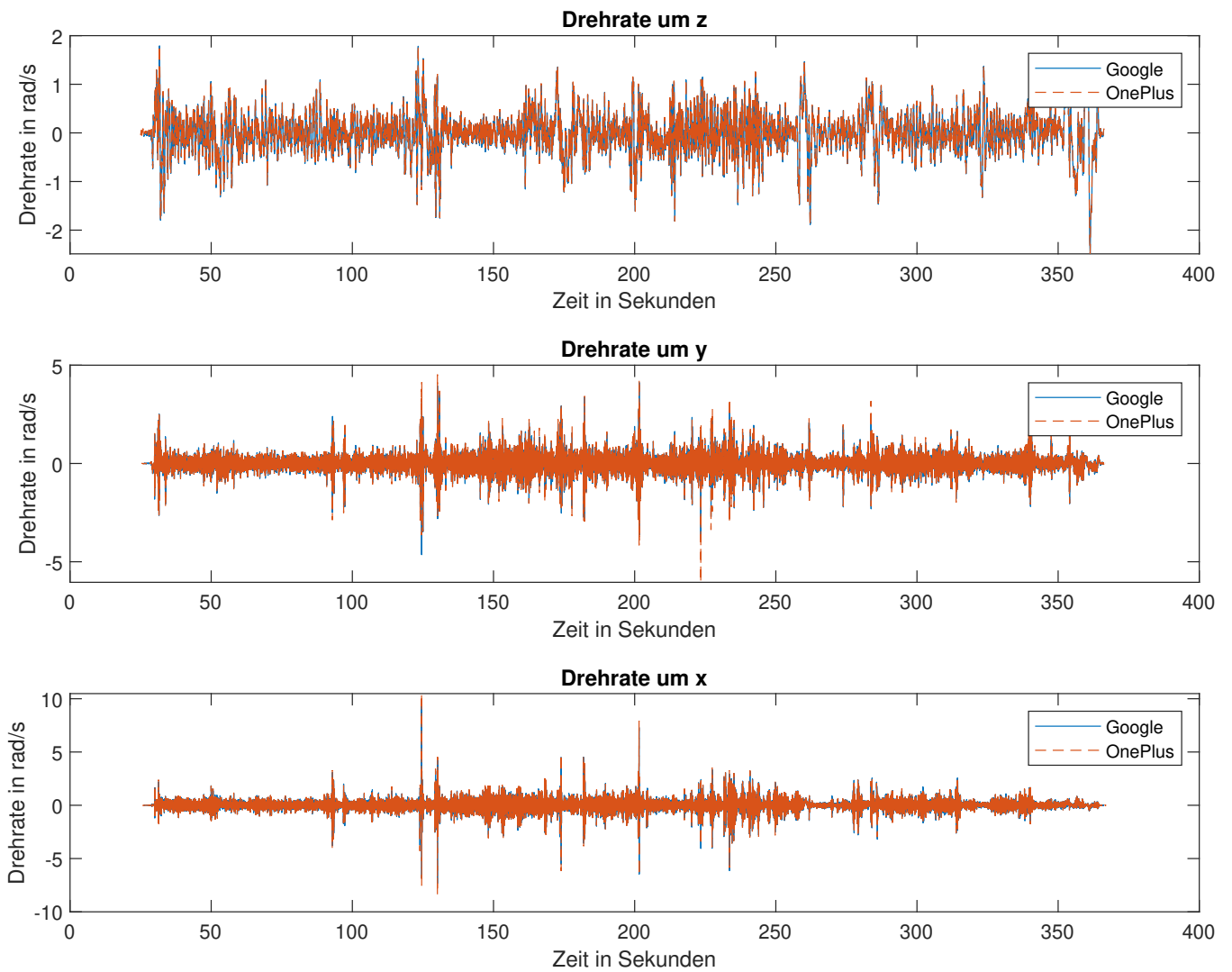


Abbildung A-8: Drehraten beim Vorversuch VV5 - Smartphones am Lenker, OnePlus-Smartphone oben

Literaturverzeichnis

An, B. et al.: Improved Crash Detection Algorithm for Vehicle Crash Detection (2020)

An, Byoungman; Kim, YoungSeop: Improved Crash Detection Algorithm for Vehicle Crash Detection, 2020

Appel, H.; Krabbel, G.; Vetter, D.: Unfallforschung, Unfallmechanik und Unfallrekonstruktion (2013)

Appel, Hermann; Krabbel, Gerald; Vetter, Dirk: Unfallforschung, Unfallmechanik und Unfallrekonstruktion, Vieweg+Teubner Verlag, 2013

Apple: iPhone 14 Unfallerkennung (2022)

Apple: iPhone 14 Unfallerkennung, URL: <https://www.apple.com/de/iphone-14/>, 2022, Zugriff 14. 03. 2023

BMW: eCall für Motorräder ab Werk (2017)

BMW: eCall für Motorräder ab Werk, URL: <https://www.bmw-motorrad.de/de/engineering/detail/safety/ecall/ecall.html>, 2017, Zugriff 15. 03. 2023

BMW Group: eCall in einem Pkw (2023)

BMW Group: eCall in einem Pkw, URL: <https://www.press.bmwgroup.com/global/photo/detail/P90092582/bmw-connecteddrive-intelligent-emergency-call-07/2013?language=en>, 2023, Zugriff 03. 03. 2023

Boenke, D. et al.: Bordsteinkanten mit einheitlicher Bordhöhe (2014)

Boenke, Dirk; Grossmann, Helmut; Piazzolla, Antonio: Bordsteinkanten mit einheitlicher Bordhöhe und Bodenindikatoren an Überquerungsstellen, 2014

Candefjord, S. et al.: Towards eCall Functionality for Cyclist (2014)

Candefjord, S.; Sandsjö, L.; Andersson, R.; Carlborg, N.; Szakal, A.; Westlund, J.; Sjöqvist, B. A.: Using Smartphones to Monitor Cycling and Automatically Detect Accidents - Towards eCall Functionality for Cyclist, 2014

Dauer, F.: Dissertation, Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme (2020)

Dauer, Felix: Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme, Dissertation TU Kaiserslautern, 2020

Dekra: Mehrwert für sichere Verkehrsteilnahme (2020)

Dekra: Mehrwert für sichere Verkehrsteilnahme, URL: <https://www.dekra-roadsafety.com/de/mehrwert-fuer-sichere-verkehrsteilnahme/>, 2020, Zugriff 23. 03. 2023

Deng, L.: Masterthesis, Crash Detection Algorithm using Machine Learning (2021)

Deng, Lingyun: Development of a Crash Detection Algorithm for Motorcycle Drivers using Machine Learning, Masterthesis Chalmers University of Technology, 2021

Destatis: Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik (2022)

Destatis: Verkehrsunfälle - Grundbegriffe der Verkehrsunfallstatistik, URL: https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Verkehrsunfaelle/Methoden/verkehrsunfaelle-grundbegriffe.pdf?__blob=publicationFile, 2022, Zugriff 19. 03. 2023

Dr. Priester, J. et al.: Unfälle mit Zweirädern (2017)

Dr. Priester, Johannes; Dr. Kasanicky, Gustav: Unfälle mit Zweirädern, in: Bur, Heinz; Moser, Andreas (Hrsg.): Handbuch Verkehrsunfallrekonstruktion, Springer Vieweg, 2017

Europäische Kommission: How effective is eCall? (2023)

Europäische Kommission: How effective is eCall?, URL: https://road-safety.transport.ec.europa.eu/statistics-and-analysis/statistics-and-analysis-archive/esafety/ecall_en, 2023, Zugriff 02. 04. 2023

Ford: Was ist eCall? (2023)

Ford: Was ist eCall?, URL: <https://www.ford.de/hilfe/anleitungen/technologie/ecall/wie-funktioniert-ecall-von-fordpass-connect>, 2023, Zugriff 17. 03. 2023

Gelmini, S. et al.: Crash Detection Algorithm for Two-Wheeled Vehicles (2021)

Gelmini, Simone; Strada, Silvia C.; Tanelli, Mara: A Novel Crash Detection Algorithm for Two-Wheeled Vehicles, 2021

Lahn, J. et al.: Car Crash Detection on Smartphones (2015)

Lahn, Julia; Peter, Heiko; Braun, Peter: Car Crash Detection on Smartphones, 2015

Leschke, A.: Algorithm Concept for Crash Detection (2019)

Leschke, André: Algorithm Concept for Crash Detection in Passenger Cars, Springer Vieweg, 2019

Matuszczyk, G. et al.: Masterthesis, Smartphone-based Crash Notification System for ATV's (2016)

Matuszczyk, Gabriel; Aberg, Rasmus: Smartphone Based Automatic Incident Detection Algorithm and Crash Notification System for All-Terrain Vehicle Drivers, Masterthesis Chalmers University of Technology, 2016

Mian, S. A.: Masterthesis, Smartphone-based Crash Notification System for Motorcycles (2021)

Mian, Saud Ahmad: Development of a Smartphone-based Crash Notification System for Motorcycle Drivers using Machine Learning, Masterthesis Chalmers University of Technology, 2021

Ministerium des Innern des Landes NRW: Unfallarten (2022)

Ministerium des Innern des Landes NRW: Unfallarten - Merkblatt 26 Anlage 4, URL: https://recht.nrw.de/lmi/owa/br_vbl_show_pdf?p_id=12221, 2022, Zugriff 12. 06. 2022

EU-Parlament: EU-Verordnung 2015/758 (2015)

EU-Parlament: EU-Verordnung 2015/758, URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/DE/TXT/PDF/?uri=CELEX:32015R0758>, 2015, Zugriff 13. 03. 2023

Parviainen, J. et al.: Automatic Crash Detection for Motor Cycles (2015)

Parviainen, Jussi; Collin, Jussi; Pihlstrom, Timo; Takala, Jarmo; Hanski, Kari; Lumiaho, Aki: Automatic Crash Detection for Motor Cycles, 2015

Pschenitzka, M.: Auswertung von Motorradunfällen (2015)

Pschenitzka, Micheal: Auswertung von Motorradunfällen: Konstellationen, Besonderheiten, Abhilfemaßnahmen, URL: https://www.adac.de/-/media/pdf/rund-ums-fahrzeug/auswertung_motorradunfaelle_1005kb.pdf, 2015, Zugriff 21. 03. 2023

RideLink: Wingman: Nachrüst-eCall-System für Motorräder (2023)

RideLink: Wingman: Nachrüst-eCall-System für Motorräder, URL: <https://ridelink.com/site/technik>, 2023, Zugriff 15. 03. 2023

Scherer, F. et al.: Schräglagenangst (2021)

Scherer, Florian; Winner, Hermann: Schräglagenangst, 2021

Schöter, K. et al.: Fahrdynamikregelsysteme für Motorräder (2015)

Schöter, Kai; Pleß, Raphael; Seiniger, Patrick: Fahrdynamikregelsysteme für Motorräder, in: Winner, Herman; Hakuli, Stephan; Lotz, Felix; Singer, Christina (Hrsg.): Handbuch Fahrerassistenzsysteme, Springer Vieweg, 2015

Seiniger, P. et al.: Objektive Erkennung kritischer Fahrsituationen von Motorrädern (2009)

Seiniger, Patrick; Winner, Hermann: Objektive Erkennung kritischer Fahrsituationen von Motorrädern, 2009

Seiniger, P. A.: Dissertation, Ungebremste Motorrad-Kurvenunfälle (2009)

Seiniger, Patrick Alexander: Erkennbarkeit und Vermeidbarkeit von ungebremsten Motorrad-Kurvenunfällen, Dissertation Fachgebiet für Fahrzeugtechnik (FZD), 2009

Sharma, H. et al.: Real-Time Crash Detection using Smartphone (2016)

Sharma, Harith; Reddy, Ravi Kanth; Karthik, Archana: S-CarCrash: Real-Time Crash Detection Analysis and Emergency Alert using Smartphone, 2016

Singh, G. B. et al.: Real-Time Crash Detection using Smartphone (2009)

Singh, Gautam B.; Song, Haiping: Using Hidden Markov Models in Vehicular Crash Detection, 2009

Statista: Anzahl der Fahrräder in Deutschland von 2005 bis 2021 (2023)

Statista: Anzahl der Fahrräder in Deutschland von 2005 bis 2021, URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/154198/umfrage/fahrradbestand-in-deutschland/#:~:text=Im%20Jahr%202021%20ist%20der,so%20hoch%20wie%20nie%20zuvor.,> 2023, Zugriff 18. 03. 2023

Statista: Anzahl der Verkehrstoten nach Art der Beteiligung (2023)

Statista: Anzahl der Getöteten bei Straßenverkehrsunfällen in Deutschland nach Art der Beteiligung von 1991 bis 2021, URL: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/193074/umfrage/getoetete-bei-unfaellen-nach-art-der-strassenverkehrsbeteiligung/>, 2023, Zugriff 02. 04. 2023

Stoffregen, J.: Motorradtechnik (2018)

Stoffregen, Jürgen: Motorradtechnik, Springer Vieweg, 2018

Tabei, F. et al.: Accident Detection System for Bicycle Riders (2021)

Tabei, Fatemehsadat; Askarian, Behnam; Chong, Jo Woon: Accident Detection System for Bicycle Riders, 2021

Waris, F. et al.: GM Patent, Crash Detection Using Smartphone Sensor Data (2020)

Waris, Faisal; Titsworth, Matthew K.; Carnevale, Marco T.; Macdonald, Gregory G.: General Motors Patent, Crash Detection Using Smartphone Sensor Data, 2020

Wikipedia: Fahrzeugkoordinatensystem (2023)

Wikipedia: Fahrzeugkoordinatensystem, URL: https://de.wikipedia.org/wiki/Fahrzeugkoordinatensystem#/media/Datei:RPY_angles_of_cars.png, 2023, Zugriff 03. 03. 2023