

Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec

Evaluation anhand systematischer Untersuchung der Fahrdynamik

Vom Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik
der Technischen Universität Kaiserslautern
zur Verleihung des akademischen Grades
Doktor der Ingenieurwissenschaften (Dr.-Ing.)
genehmigte Dissertation

von

Dipl.-Ing. Felix Dauer
geboren in Landau i.d.Pfalz

D 386

Tag der mündlichen Prüfung: 15.12.2020

Dekan des Fachbereichs: Prof. Dr.-Ing. Ralph Urbansky

Vorsitzender der

Prüfungskommission: Prof. Dr.-Ing. Stefan Götz

1. Berichterstatter: apl. Prof. Dr.-Ing. Daniel Görges

2. Berichterstatter: Prof. Dr.-Ing. Jörg Seewig

Kurzfassung

Mit dem Vorhandensein elektrischer Energie und moderner Sensorik an elektrisch unterstützten Fahrrädern eröffnen sich neue Möglichkeiten der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen am Pedelec zur Erhöhung der Sicherheit und des Fahrkomforts. Die Leistungsfähigkeit solcher Systeme kann durch die Nutzung von Inertialsensorik weiter gesteigert werden. Jedoch müssen solche Sensoren, vor allem bei sicherheitsrelevanten Assistenzsystemen, zuverlässige, robuste und plausible Sensordaten liefern. Hieraus ergibt sich das Thema dieser Arbeit: die Evaluation von Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec anhand systematischer Untersuchung der Fahrdynamik.

Durch simulative und experimentelle Untersuchungen der MEMS-Sensorik und der Fahrdynamik, basierend auf Testkatalogen, werden die Anforderungen an Inertialsensorik abgeleitet und die Störbarkeit der Drehrate analysiert. Dabei führt die Betrachtung verschiedener Sensortypen, Fahrscenarien und Anbaupositionen zu der Erkenntnis, dass bspw. die Anbauposition am Sattelrohr und in der Antriebseinheit besonders geeignet sind. Vor allem der betrachtete Automotive-MEMS-Sensor liefert auch bei potentiell kritischen Vibrationen bei einer Fahrt über Kopfsteinpflaster oder über Treppenstufen sowie bei Bremsenquietschen zuverlässig plausible Sensordaten. Zusätzlich zeigt eine Betrachtung der Auswirkungen von Sensorfehlern auf eine Datenfusion, d.h. der Berechnung der Raumwinkel, dass vor allem die Minimierung des Offset-Fehlers, bspw. durch eine Langzeitkorrektur, sinnvoll erscheint und resultierende Winkelfehler minimieren kann.

Die Untersuchung der Fahrdynamik betrachtet insbesondere das Fahrscenario (kritische) Kurvenfahrt. Anhand der Fahrdaten zahlreicher Pedelec-Nutzer werden eine Methode zur Erkennung von Kurvenfahrten sowie theoretische Ansätze zur Vermeidung einer kritischen Kurvenfahrt durch einen aktiven Lenkeingriff realisiert.

Abstract

The availability of electrical energy and modern sensors on electrical bicycles enables new possibilities for the development of rider assistance systems for pedelecs. These systems are able to increase road safety and rider comfort. Their performance can even be improved by the use of inertial sensors. To be usable, especially for safety-related systems, they have to provide reliable and robust sensor data. This leads to the topic of this work: the evaluation of inertial sensors for pedelec rider assistance systems by means of systematic analysis of riding dynamics.

By means of simulative and experimental investigations of MEMS-sensors and riding dynamics based on specific test catalogues, sensor requirements are derived and the reliability of angular rate sensors is analyzed. Taking into account different sensor types, riding scenarios and mounting positions, it turns out that mounting the sensors on the seat tube or inside the Drive Unit seems to be most suitable. Especially the automotive-MEMS-sensor under investigation shows reliable and plausible sensor data, even when riding on cobblestones, stairs or during brake squealing. An investigation of the impacts of inertial sensor errors on data fusion, i.e. the estimation of the roll and pitch angle, shows the significant influence of offset-errors and the importance of minimizing these, e.g. by means of a long time compensation to reduce angular errors.

The investigation of riding dynamics focuses on (critical) cornering situations. Based on riding data from several pedelec users, a method to detect turning maneuvers and a first approach to prevent critical cornering situations by an active steering intervention are implemented.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	II
Abstract	III
Abbildungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	XI
Abkürzungsverzeichnis	XII
1 Einleitung	1
1.1 Motivation und Problemstellung	1
1.2 Ziele der Arbeit	2
1.3 Gliederung der Arbeit	3
2 Grundlagen und Forschungsstand	5
2.1 Einführung Elektrofahrräder	5
2.1.1 Rechtliche Grundlagen	5
2.1.2 Aufbau von Elektrofahrrädern	6
2.1.3 Fahrdynamik	7
2.2 Fahrerassistenz bei Elektrofahrrädern	14
2.2.1 Funktionen und Beispiele	14
2.2.2 Inertialsensorik	16
2.2.3 Weitere Sensorik und Aktorik	19
2.3 Einordnung der Arbeit	20
2.3.1 Stand der Technik	20
2.3.2 Wissenschaftliche Kernfragen	22

3	Methodik, Hardware und Modelle	25
3.1	Methodik	25
3.2	Testkataloge	27
3.3	Versuchsträger	33
3.3.1	Messfahrrad	33
3.3.2	Autonomes Testfahrrad	34
3.3.3	Testfahrrad Crashtests	35
3.4	Simulationsmodelle	37
3.4.1	Simulation MEMS-Sensorik	38
3.4.2	Simulation Fahrdynamik	39
3.4.3	Simulation Datenfusion	40
3.5	Referenzsensorik	41
3.5.1	Anforderungsanalyse und Marktübersicht	41
3.5.2	Testphase und Auswahl	43
4	Anforderungsanalyse zu Inertialsensorik	45
4.1	Messbereiche und Filtereinstellungen	45
4.1.1	Unfallfreie Fahrten	46
4.1.2	Crash-Szenarien	58
4.2	Störbarkeit der Drehrate	67
4.2.1	Testkatalog: kritische Vibrationen	67
4.2.2	Auswertung der HF-Messungen	69
4.2.3	Bedeutung der Messergebnisse für MEMS-Sensorik	83
4.2.4	Vergleich Low-Cost und High-Quality Sensor	92
4.3	Datenfusion und Auswirkungen von Sensorfehlern	96
4.3.1	Validierung und Bewertung der betrachteten Filter	96
4.3.2	Sensorfehler und Sensitivitätsanalyse	98
4.3.3	Auswirkungen auf ARAS und Anforderungen an IMUs	104
4.3.4	Notwendigkeit und Möglichkeiten einer Langzeitkorrektur	108
5	Nutzung von Inertialsensorik zur Untersuchung der Fahrdynamik	111
5.1	Fahrscenario Kurvenfahrt	111
5.1.1	Anwendungsfall Pedelec und Unterschiede zum Motorrad	112
5.1.2	Kritische Situationen durch Bremsengriffe	122

5.1.3	Einfluss des Fahrer-Schwerpunkts in kritischen Situationen	132
5.1.4	Vergleich autonomes Testrad, Simulation und Testfahrer	135
5.2	Detektion von Kurvenfahrten	137
5.2.1	Erkennung mittels Schwellwert-Algorithmus	137
5.2.2	Möglichkeiten der Erkennung mittels Deep Learning	140
5.3	Möglichkeiten eines aktiven Lenkeingriffs zur Stabilisierung	145
6	Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick	151
6.1	Zusammenfassung der Arbeit	151
6.2	Diskussion der Ergebnisse	157
6.3	Ausblick auf zukünftige Forschungsaktivitäten	160
A	Anhang	162
A.1	Datenblätter Sensoren	162
A.2	Crash-Szenario seitlicher Aufprall auf PKW	164
A.3	Crash-Erkennung mittels Consumer-Sensor	165
A.4	Validierung eines Crash-Simulationsmodells	166
A.4.1	Mehrkörper-Simulationsmodelle	166
A.4.2	Simulationsergebnisse	167
A.4.3	Unplausible Simulationsergebnisse	168
A.5	Auswertung der HF-Messungen	169
A.5.1	Anbaupositionen HF-Sensoren	169
A.5.2	Bedeutung der Messergebnisse für MEMS-Sensorik	170
A.5.3	Sensorfehler und Sensitivitätsanalyse	171
A.6	Nutzung der Inertialsensorik zur Untersuchung der Fahrdynamik	172
A.6.1	Kritische Situationen durch Bremsingriffe	172
A.7	Einfluss des Fahrer-Schwerpunkts in kritischen Situationen	174
	Literaturverzeichnis	183

Abbildungsverzeichnis

2.1	Aufbau eines Elektrofahrrades	8
2.2	Bremsvorgang beim Fahrrad und Koordinatensystem	8
2.3	Übersicht Reibwerte	10
2.4	Kammischer Kreis	12
2.5	Kräfte während Bremsung bergab und Kurvenfahrt	13
2.6	Bosch eBike ABS	15
2.7	Grundprinzip eines MEMS-Beschleunigungssensors	17
2.8	Grundprinzip eines MEMS-Drehratensensors	18
3.1	Ansätze zur Beantwortung der wissenschaftlichen Kernfragen	25
3.2	Ansätze zur Ableitung der Sensoranforderungen	27
3.3	Mindmap Testkataloge	28
3.4	Testkatalog: Sensorik	29
3.5	Testkatalog: Testobjekt	30
3.6	Testkatalog: Szenarien	31
3.7	Testkatalog: Auswertung	32
3.8	Messfahrrad	33
3.9	Autonomes Testfahrrad	34
3.10	Crashtest-Pedelecs	36
3.11	Simulationsmodelle	37
3.12	MEMS-Simulationsmodelle	39
3.13	Validierung Referenzsensor: Nickwinkel	44
3.14	Validierung Referenzsensor: GNSS	44
4.1	Leiterplatte mit SMI7 und SMI130	48
4.2	Fahrt auf Kopfsteinpflaster	49
4.3	Geradeausfahrt, Motor und Schaltvorgang	50

4.4	Geradeausfahrt mit Bremsenquietschen	51
4.5	Ergebnisse Treppenfahrt SMI7 und SMI130	52
4.6	Durchführung Fahrscenario Treppenfahrt	53
4.7	Fahrt im Bikepark	53
4.8	Vergleich Filterfrequenz bei Hinterradabheben	55
4.9	Vergleich Filterfrequenz bei Wegrutschen des Hinterrades	56
4.10	Vergleich Filterfrequenz bei Fahrt über Kopfsteinpflaster	57
4.11	Vergleich Signallaufzeit bei unterschiedlicher Filterfrequenz	57
4.12	Seitlicher Aufprall Fahrrad auf PKW mit 20 km/h	60
4.13	Frequenzanalyse: Fahrrad auf PKW mit 20 km/h	61
4.14	Seitlicher Aufprall PKW auf Fahrrad mit 20 km/h	61
4.15	Frequenzanalyse: Fahrrad auf PKW mit 20 km/h	62
4.16	Gefilterte Crash- und Trigger-Signale: Frontalcrash	63
4.17	Mehrkörpermodell Trekkingrad	65
4.18	Plausible Simulation: Frontal-Crash gegen Wand	66
4.19	Vergleich der Anbaupositionen	71
4.20	Rohdaten: Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster	73
4.21	RMS-Werte: Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster	73
4.22	FFT: Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster	74
4.23	FFT: Beschleunigung bei Bremsenquietschen	75
4.24	Rohdaten: Beschleunigung bei Bremsenquietschen	75
4.25	Rohdaten: Beschleunigung bei Freilaufklackern	76
4.26	FFT: Beschleunigung bei Freilaufklackern	77
4.27	Heatmap für alle Szenarien und Beschleunigungen	78
4.28	Lokales Maximum der Beschleunigung mit höchster Frequenz	79
4.29	Maximale Beschleunigung mit zugehöriger Frequenz	80
4.30	Vibrationsmessung Vergleich Pedelec - PKW, Rohdaten	81
4.31	Vibrationsmessung Vergleich Pedelec - PKW, RMS-Werte	82
4.32	Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell x/y	84
4.33	Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell für DU	85
4.34	Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell für Sattelrohr, Kopfsteinpflaster	86
4.35	Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell für Sattelrohr, Bremsenquietschen	87

4.36	Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell für Sattelrohr, Freilaufklackern	88
4.37	Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell für Kettenstreb- be, Freilaufklackern	88
4.38	Vergleich Fahrt über Kopfsteinpflaster Motorrad - Pedelec	89
4.39	Beispielhaftes Transferverhalten eines Sensorgehäuses	90
4.40	Resultierende Beschleunigungen auf und in der Drive Unit	91
4.41	Transferverhalten Drive Unit: FFT-Analyse	92
4.42	Vergleich Consumer- und Automotive-IMU: Treppenfahrt	94
4.43	Vergleich Consumer- und Automotive-IMU: Steinschlag	94
4.44	Nickwinkel verschiedener Datenfusionsfilter	98
4.45	Schematische Darstellung der Sensorfehler-Simulationskette	100
4.46	Sensitivitätsanalyse Sensorfehler: Mittlere Winkelabweichung	101
4.47	Sensitivitätsanalyse Sensorfehler: Maximale Winkelabweichung Nick- winkel	103
4.48	Relative Radlastfehler	105
4.49	Normierte Seitenkräfte inkl. Sensorfehler	106
4.50	Simulation Radgeschwindigkeiten inkl. Sensorfehler	108
4.51	Nickwinkelfehler mit/ohne Offset-Fehler	109
4.52	Verteilung der gemittelten Steigung	110
5.1	Rollwinkel mit Geschwindigkeit und relative Verteilung	113
5.2	Lenkwinkel mit Geschwindigkeit und relative Verteilung	113
5.3	Lenkrate mit Geschwindigkeit und relative Verteilung	114
5.4	Lenkwinkel mit zugehörigen Rollwinkeln	114
5.5	Testfahrt Kreisel mit variierendem Roll- und Lenkwinkel	117
5.6	Schätzung der Oberkörperneigung mittels Fahrdaten	118
5.7	Verschiedene Pedelecgeometrien	119
5.8	Roll- und Lenkwinkel verschiedener Pedelec-Geometrien	121
5.9	Beschleunigungen während schneller Kurvenfahrt ohne Rutschen	123
5.10	Beschleunigungen während schneller Kurvenfahrt mit Rutschen	124
5.11	Beschleunigungen Kurvenfahrt auf nasser Wiese mit Rutschen	125
5.12	Erkennung Hinterradwegrutschen während einer Kurvenfahrt	126
5.13	Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer	127
5.14	Beschleunigungen Kurvenfahrt mit 19° Rollwinkel, Normalfahrer	129

5.15 Beschleunigungen Kurvenfahrt mit 19° Rollwinkel, Normalfahrer inkl. Offset-Komp.	131
5.16 Wahrscheinlichkeitsverteilung verbleibender Längsbeschleunigung bei Kurvenfahrt	132
5.17 Bestimmung Oberkörperneigung via Objekterkennung	133
5.18 Referenzfahrt Oberkörperneigung	134
5.19 Testparcours Oberkörperneigung	134
5.20 Vergleich Realfahrt, autonomes Testrad und Simulation	136
5.21 Schwellwert-Algorithmus zur Kurvenerkennung	138
5.22 Kurvenerkennung via Schwellwert-Algorithmus auf der Teststrecke	139
5.23 Kurvenerkennung via Deep-Learning, Referenz- und Consumersen- sorik	142
5.24 Kurvenprädiktion auf Basis des Schwellwert-Algorithmus	144
5.25 Simulation Lenkeingriff wegrutschendes Vorderrad	146
5.26 Simulation Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad	146
5.27 Simulation Brems- und Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad . .	149
5.28 Testfahrt Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad	150
A.1 Datenblatt SMI130	162
A.2 Datenblatt SMI7	163
A.3 Seitlicher Aufprall auf PKW	164
A.4 Gefilterte Crash- und Trigger-Signale: Seitlicher Crash	165
A.5 Mehrkörpermodelle und reale Crashtest-Räder	166
A.6 Vergleich Visualisierung der Simulation und realer Crash	167
A.7 Unplausible Crash-Simulationsergebnisse	168
A.8 Anbaupositionen HF-Sensoren	169
A.9 Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell	170
A.10 Sensitivitätsanalyse Sensorfehler	171
A.11 Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer	172
A.12 Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer mit Offset-Komp. . .	173
A.13 Bildererkennung Referenzfahrt Oberkörperneigung	174

Tabellenverzeichnis

3.1	Simulation Fahrdynamik: Eingangs- und Ausgangsgrößen	40
3.2	Anforderungen an IMU Referenzsensor	42
4.1	Testkatalog Normalfahrten	47
4.2	Maximalwerte Normalfahrten: Beschleunigung und Drehrate	49
4.3	Testkatalog Crash-Szenarien	59
4.4	Testkatalog Vibrationen	69
4.5	Maximalwerte für alle Anbaupositionen	71
4.6	Einstellungen IMUs	93
4.7	Sensorfehler ($1\text{-}\sigma$ -Werte)	99
4.8	Winkelabweichung durch Sensorfehler, Worst-Case-Betrachtung	102
5.1	Rollwinkelabweichung durch Sensorfehler mit 80 % Offset-Komp.	130
5.2	Ergebnisse Kurvendetektion mittels Deep Learning	143
5.3	Ergebnisse Kurvenvorhersage, verbleibende Zeit und Distanz bis zur tatsächlichen Kurvenfahrt	143
5.4	Simulationen Lenkeingriff bei Vorder- und Hinterradwegrutschen mit Parameterstudie	147

Abkürzungsverzeichnis

ARAS Advanced Rider Assistance Systems

CAN Controller Area Network

DU Drive Unit

IMU Inertial Measurement Unit

HR Hinterrad

VR Vorderrad

1 Einleitung

1.1 Motivation und Problemstellung

Die Begeisterung am Fortbewegungsmittel Pedelec wächst seit einigen Jahren ununterbrochen. So wurden im Jahr 2018 in Deutschland knapp 1 Mio. elektrifizierte Fahrräder verkauft, was einem Zuwachs von 36 % gegenüber dem Vorjahr entspricht. Bereits jedes vierte verkaufte Fahrrad ist elektrifiziert, wobei sich vor allem sogenannte Pedelecs großer Beliebtheit erfreuen, welche dem Fahrer eine leistungsabhängige, elektrische Tretunterstützung bieten. Dabei liegen insbesondere E-Mountainbikes mit 25 % Marktanteil stark im Trend, meist verkauft sind E-Cityräder mit 33 % und E-Trekkingräder mit 36,5 % Marktanteil [Zwe]. Zum bisherigen Kundenkreis hauptsächlich bestehend aus Radfahrern mittleren und gehobenen Alters [FT] kommen immer mehr jüngere Menschen hinzu, welche Pedelecs hauptsächlich zum Pendeln, aber vermehrt auch für sportliche Aktivitäten nutzen [Stab].

Mit steigendem Anteil von Pedelecs im Straßenverkehr [Stac] wächst auch der Wunsch, die Anzahl der Fahrradunfälle zu reduzieren. Zwar sinkt die Gesamtzahl der verletzten und getöteten Verkehrsteilnehmer im deutschen Straßenverkehr stetig, jedoch liegen für Fahrradfahrer leicht steigende absolute Unfallzahlen vor [Staa]. Dies hat unter anderem zur Ursache, dass Pedelecs häufiger und für längere Strecken genutzt werden als herkömmliche Fahrräder. Aus diesen Gründen sind Pedelecs generell nicht als gefährlicher einzustufen als herkömmliche Fahrräder [ebi].

Der wachsende Anteil von Pedelecs auf den Straßen, aber auch im Gelände und das Ziel der Reduzierung von Fahrradunfällen führen zu einem neuen Technologiefeld: der Entwicklung von Fahrerassistenzsystemen für Pedelecs. Die Verfüg-

barkeit von Energie am Fahrrad und die mögliche Nutzung bereits vorhandener Sensoren bieten eine ideale Grundlage für neuartige Assistenzsysteme. Diese können den Fahrradfahrer bei der Fahrt unterstützen und gefährliche Fahrsituationen reduzieren oder entschärfen sowie den Fahrkomfort erhöhen. Ein Beispiel hierfür ist das aus dem Kraftfahrzeugbereich bekannte und bewährte ABS-System, welches seit 2018 auch für Pedelecs verfügbar ist und in kritischen Bremssituationen unterstützend eingreift [BeSa].

Die Leistungsfähigkeit solcher Systeme kann durch die Verwendung von Inertialsensorik weiter gesteigert werden. Beschleunigungen und Drehraten können entweder direkt genutzt oder zu höherwertigen Größen, wie z.B. dem Rollwinkel des Fahrrades, fusioniert werden. Um jedoch für sicherheitsrelevante Fahrerassistenzsysteme genutzt werden zu können, müssen die Inertialsensoren verlässlich und robust sein sowie plausible Signale liefern. Je nach Sensormodell, Anbauposition und Fahrszenario (z.B. Fahrt über Kopfsteinpflaster) besteht die Gefahr, dass diese Voraussetzungen nicht komplett erfüllt werden. Daraus resultiert der Bedarf der Untersuchung von Inertialsensorik speziell für die Anwendung an Pedelecs.

1.2 Ziele der Arbeit

Das Hauptziel dieser Arbeit ist die *Evaluation von Inertialsensorik* für die Nutzung für *Fahrerassistenzsysteme am Pedelec*. Dies soll anhand einer *systematischen Untersuchung der Fahrdynamik* eines Pedelecs vor allem für das *Szenario Kurvenfahrt* geschehen. Dazu sollen unter anderen eine *kritische Kurvenfahrt* definiert sowie Möglichkeiten deren *Erkennung* bzw. *Vermeidung* untersucht werden. In diesem Zusammenhang soll auch der *Einfluss des Fahrers* betrachtet werden, wie z.B. die Lage des Oberkörperschwerpunktes und menschliche Reaktionen bei kritischen Kurvenfahrten. Zusätzlich soll ein *aktiver Lenkeingriff* sowie die Nutzbarkeit eines *autonomen Testrades* evaluiert werden.

Im Fokus der Untersuchungen steht dabei die *Ableitung von Sensoranforderungen*. Dazu gehört z.B. die theoretische Betrachtung der Fahrdynamik mit Hilfe von *Modellen, Simulationen* und *Abschätzungen*, um auftretende *Amplituden und Änderungsraten* während relevanter Fahrmanöver analysieren zu können. Diesbe-

züglich sollen auch die *Auswirkungen von Sensorfehlern* auf inertialsensorbasierte Fahrerassistenzsysteme untersucht werden.

Des Weiteren soll die *Vibrationsempfindlichkeit* der Drehratensensorik mittels real erfasster worst-case-Vibrationen und *Simulation von MEMS-Sensorik* untersucht werden. Hierzu sollen anhand von *Testkatalogen* Messfahrten durchgeführt werden. Zur Auslegung der Testkataloge sollen vorhandenes Wissen sowie konkrete Befürchtungen bezüglich der *Störbarkeit von Sensorsignalen* einfließen.

1.3 Gliederung der Arbeit

Die vorliegende Arbeit gliedert sich in fünf Abschnitte.

Anschließend an die Einleitung werden in Kapitel zwei die *Grundlagen und der Forschungsstand* erläutert. Dabei wird zunächst das Thema *Elektrofahrräder* eingeführt, indem *rechtliche Grundlagen*, der *Aufbau von Elektrofahrrädern* und Grundlagen zur *Fahrdynamik* aufgezeigt werden. Des Weiteren wird das Thema *Fahrerassistenz* bei Elektrofahrrädern anhand verschiedener Funktionen und Beispielen sowie der Zusammenhang zur *Inertialsensorik* bzw. zu *Sensorik und Aktorik* allgemein beschrieben. Zuletzt findet eine *Einordnung der Arbeit* unter Einbezug des *Standes der Technik* sowie *wissenschaftlicher Kernfragen* statt.

Im dritten Kapitel werden die genutzte *Methodik*, *Hardware* und *Modelle* beschrieben. Die definierten wissenschaftlichen Kernfragen werden mit verschiedenen Methoden beantwortet. Dabei werden die genutzten *theoretischen* sowie *experimentellen Ansätze*, u.a. basierend auf *Simulationsmodellen* und *Testfahrten*, näher erläutert. Im Fokus stehen dabei die Methoden zur *Ableitung von Sensoranforderungen*. Außerdem werden die grundlegenden Inhalte der *Testkataloge* sowie die Kriterien zur Erstellung spezifischer Testkataloge thematisiert. Ein weiterer Abschnitt dieses Kapitels beschreibt die genutzten *Versuchsträger*. Dabei wird auf ein allgemeines *Messfahrrad*, ein *autonomes Testfahrrad* sowie auf *Testräder für Crashtests* näher eingegangen.

In Kapitel vier wird die *Anforderungsanalyse für Inertialsensorik* betrachtet. Hierbei werden zunächst die notwendigen *Messbereiche* sowie geeignete *Filtereinstellungen* für unfallfreie Fahrten bzw. Crash-Szenarien untersucht. Des Weiteren

wird die *Störbarkeit der Drehrate* analysiert. Dies geschieht anhand eines Testkataloges für *kritische Vibrationen*. Dazu werden die gesammelten *Hochfrequenz-Daten* ausgewertet und die Bedeutung der Messergebnisse für MEMS-Sensorik evaluiert. Anschließend wird ein *Vergleich von low-cost und high-quality Sensoren* durchgeführt. Im letzten Abschnitt des Kapitels werden die *Datenfusion* und die *Auswirkungen von Sensorfehlern* untersucht. Dazu werden zunächst mögliche *Filter* validiert und bewertet. Nach einer allgemeinen Betrachtung möglicher *Sensorfehler* wird eine *Sensitivitätsanalyse* durchgeführt und die *Auswirkungen der Sensorfehler* auf Fahrerassistenzsysteme bewertet. Darauf basierend werden *Anforderungen an Inertialsensorik* abgeleitet und die Notwendigkeit sowie Möglichkeiten einer *Langzeitkorrektur* evaluiert.

Das fünfte Kapitel beinhaltet die Nutzung von Inertialsensorik zur *Untersuchung der Fahrdynamik*. Zunächst wird das *Fahrszenario Kurvenfahrt* näher beleuchtet. Dabei werden der *Anwendungsfall Pedelec* sowie *Unterschiede zum Motorrad* erörtert. Darauf aufbauend werden kritische Situationen durch *Bremseingriffe* und der Einfluss des *Fahrer-Schwerpunktes* in solchen Situationen betrachtet. Zusätzlich wird ein Vergleich eines *autonom fahrenden Testrades*, einer *Simulation* und eines *realen Testfahrers* durchgeführt. Im nächsten Abschnitt wird die *Detektion von Kurvenfahrten* behandelt. Dabei werden sowohl eine Erkennung mittels *Schwellwert-Algorithmus* als auch Möglichkeiten der Erkennung mittels *Deep Learning* betrachtet. Im letzten Abschnitt dieses Kapitels werden Möglichkeiten eines *aktiven Lenkeingriffs zur Stabilisierung* während kritischer Kurvenfahrten untersucht.

Im sechsten Kapitel werden die gesammelten Ergebnisse zusammengefasst und bewertet sowie ein Ausblick auf *weiterführende Forschungsfragen* gegeben. Die genutzten *Methoden und Vorgehensweisen* sowie Aktorik- und Sensorik-Komponenten werden bezüglich ihrer Stärken und Schwächen evaluiert und *Verbesserungspotentiale* werden aufgezeigt. Abschließend findet eine Analyse der *Transfermöglichkeiten* für angrenzende Forschungsfragen statt.

2 Grundlagen und Forschungsstand

2.1 Einführung Elektrofahrräder

2.1.1 Rechtliche Grundlagen

Der Begriff *E-Bike* wird allgemein für alle mit einem elektrischen Antrieb unterstützten, fahrradähnliche Zweiräder benutzt. Dabei werden Elektrofahrräder rechtlich jedoch nach verschiedenen Typen unterschieden. Die korrekte Bezeichnung des in dieser Arbeit untersuchten Fahrzeuges lautet *Pedelec*, ein Akronym aus den englischen Wörtern *pedal*, *electric* und *cycle* [SB].

Grundlage für diese Fahrzeugkategorie ist ein *Fahrrad*. Dies ist nach [StV] ein „Fahrzeug mit mindestens zwei Rädern, das ausschließlich durch die Muskelkraft auf ihm befindlicher Personen mit Hilfe von Pedalen oder Handkurbeln angetrieben wird.“ Zudem gilt nach [StV] auch ein Fahrzeug mit elektrischer Treithilfe als Fahrrad, wenn die Nenndauerleistung nicht größer als 250 W ist und die Unterstützung nur beim Treten oder Kurbeln und bei Geschwindigkeiten bis 25 km/h stattfindet. Zusätzlich darf durch eine sogenannte Schiebehilfe das Fahrrad allein durch den Hilfsmotor bis 6 km/h beschleunigt werden. Zum Abbremsen des Fahrzeuges sind zwei voneinander unabhängige Bremsvorrichtungen gesetzlich vorgeschrieben [SO17]. Zusätzlich werden noch die Fahrzeugkategorien *S-Pedelec* und *E-Bike* unterschieden. Ersteres ist ein Elektrofahrrad, welches mit einer maximalen Nenndauerleistung von 4 kW (jedoch maximal vierfache Fahrerleistung) bis 45 km/h unterstützt bzw. allein durch den Hilfsmotor bis 18 km/h beschleunigen darf und rechtlich mit dem Kleinkraftrad gleichgestellt ist. Zum Führen

dieses Fahrzeuges wird eine Betriebserlaubnis sowie ein Führerschein der Klasse AM benötigt und es besteht eine Versicherungspflicht [EG]. Ein Hauptmerkmal sogenannter E-Bikes ist die Möglichkeit, auch ohne eigene Muskelkraft mittels Gasgriff zu beschleunigen. Diese letzte Fahrzeugkategorie wird nur der Vollständigkeit halber erwähnt und im Weiteren nicht weiter betrachtet. Im Weiteren ist, soweit nicht anders vermerkt, mit dem Begriff Elektrofahrrad ein (S-)Pedelec gemeint, da ein solches der Hauptuntersuchungsgegenstand dieser Arbeit ist.

2.1.2 Aufbau von Elektrofahrrädern

Im Folgenden werden auf Basis von [BSB05] die Komponenten und grundsätzliche sowie spezielle Geometrien eines Fahrrades vorgestellt. Des Weiteren werden nach [GMR16] Bauformen und zusätzliche Komponenten eines Elektrofahrrades näher erläutert.

Der grundsätzliche Aufbau eines Fahrrades ist in Abbildung 2.1 dargestellt und besteht aus einem Vorder- und einem Hinterrad, welche über einen Rahmen und eine Gabel miteinander verbunden sind. Das Hinterrad wird mittels Muskelkraft über eine Kurbel und eine Kette angetrieben. Manövriert wird mittels Lenker, welcher über eine Gabel mit dem Vorderrad verbunden ist.

Beim Fahrzeugtyp *Trekkingrad* kann die Gabel entweder starr oder gefedert ausgeführt sein. Ebenso kann das Hinterrad über einen Dämpfer mit dem Hauptrahmen verbunden sein. Dies lässt sich in der Regel der Kategorie (*vollgefedertes Mountainbike*) zuordnen. Sofern nicht anders angegeben, wird im Folgenden von einer Trekkingrad-Geometrie ausgegangen. Entscheidende Parameter, die Einfluss auf das Fahrverhalten haben, sind u.a. die Größe der Laufräder und des Rahmens sowie der Steuerwinkel. Der Steuerwinkel ist der Winkel zwischen dem Boden und der Lenkachse und beträgt bei den meisten Fahrrädern zwischen 65° und 75° . Es gibt z.B. Kinderfahrräder mit einem Laufraddurchmesser von 24" anstatt den üblichen 28" und Lastenfahrräder mit langem Radstand und einem 20" Vorderrad. Auf diese Besonderheiten wird im Zuge der Messaufbauten näher eingegangen.

Die Bremsung des Fahrrades erfolgt durch eine mechanische oder hydraulische *Felgen-* oder *Scheibenbremse* an Vorder- und Hinterrad. Bei Pedelecs sind hydraulische Scheibenbremsen am meisten verbreitet. Ein unterstützender Motor

(im Folgenden auch *Drive Unit*, kurz DU) erweitert das Fahrrad schließlich zu einem Elektrofahrrad. Dieser kann entweder als *Mittelmotor* am Tretlager sitzen oder als *Radnabenmotor* direkt im Vorder- oder Hinterrad verbaut sein [GMR16]. Aufgrund der günstigen, zentralen Schwerpunktlage und des natürlichen Fahrgefühls hat sich das Mittelmotorkonzept im europäischen Pedelec-Markt inzwischen weitestgehend durchgesetzt [SW]. Im Gegensatz zu Mittelmotoren haben Radnabenmotoren keine nachgeschaltete Übersetzung, da sie mit dem Laufrad direkt mechanisch gekoppelt sind. Dadurch ergeben sich am Berg niedrige Motordrehzahlen, was einen Betrieb außerhalb des optimalen Arbeitspunktes zur Folge hat. Ein Vorderradnabenmotor erschwert zudem das Manövrieren des Fahrrades erheblich und wird daher selten verbaut. Vorteil eines Radnabenmotors ist die Möglichkeit der Rekuperation, d.h. der Rückgewinnung von elektrischer aus kinetischer Energie beim Bremsen durch einen Generatorbetrieb des Motors. Theoretisch wäre dadurch ein Laden des Akkus und eine größere Reichweite möglich, jedoch liegt die Reichweitensteigerung im Idealfall bei maximal 10 % [LSLL17].

Weitere notwendige Komponenten eines Elektrofahrrades sind ein *elektrischer Akkumulator (Akku)* zur Energieversorgung und ein *Bordcomputer (HMI)* zur Anzeige relevanter Fahrdaten und zur Auswahl individueller Einstellungen, wie z.B. der gewünschten Unterstützungsstufe. Der Akku kann beispielsweise am Unterrohr oder auf dem Gepäckträger montiert sein, wobei ersteres aus fahrdynamischer Sicht vorteilhafter ist. Generell trägt ein zentraler und tiefer Schwerpunkt zu einem stabileren Fahrverhalten bei.

2.1.3 Fahrdynamik

Die Messung der *fahrdynamischen Größen* eines Fahrzeuges, in diesem Fall eines Pedelecs, ist essentiell für nahezu alle Komfort- und Sicherheitsfunktionen, wie z.B. eine optimal angepasste Motorunterstützung. Der Begriff Fahrdynamik umfasst die *Bewegung* sowie die *Lage* des Fahrzeuges. Dazu gehören entsprechend des *Koordinatensystems* basierend auf der *DIN 70000* nach Abbildung 2.2 die *Beschleunigungen* bzw. *Verzögerungen* a_x in Längsrichtung (longitudinal), a_y in Querrichtung (lateral bzw. transversal) und a_z in vertikaler Richtung sowie die *Drehraten* ω_x um die Längsachse (Rollachse), ω_y um die Querachse (Nickach-

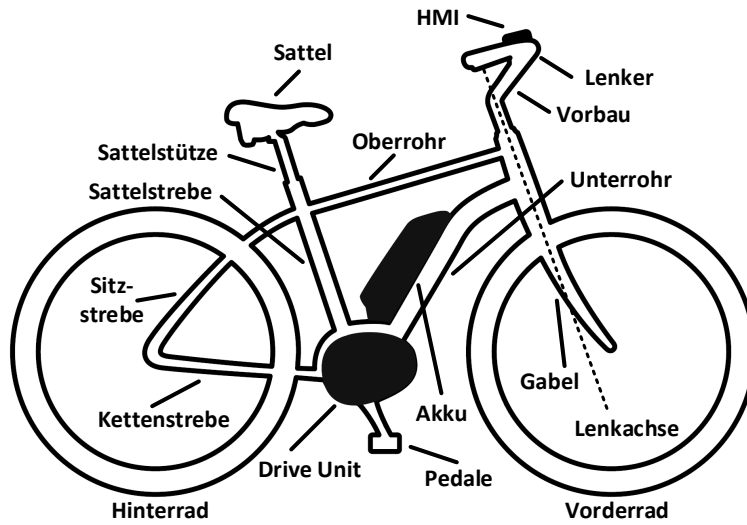


Abbildung 2.1: Aufbau eines Elektrofahrrades

se) und ω_z um die Vertikalachse (Gierachse). Die Lage des Fahrzeuges im Raum wird durch den *Rollwinkel* φ , den *Nickwinkel* Θ und den *Gierwinkel* Ψ beschrieben. Zusätzlich spielt der Radstand w , der Lenkwinkel δ , der Lenkkopfwinkel

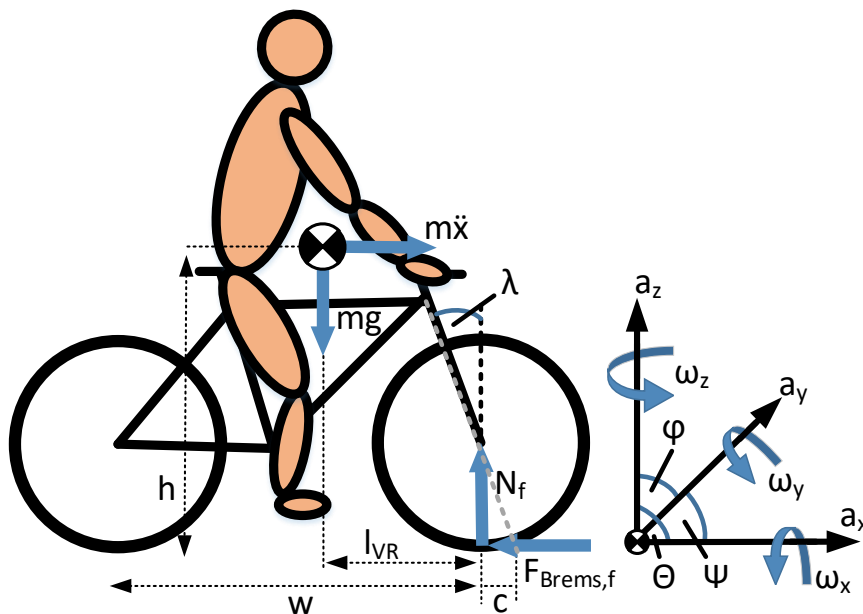


Abbildung 2.2: Bremsvorgang beim Fahrrad und Koordinatensystem

λ sowie der Nachlauf c für die Fahrdynamik der Kurvenfahrt eine Rolle. Diese fahrdynamischen Größen lassen sich mittels geeigneter *Sensorik* messen und

liefern Rückschlüsse auf potentiell *kritische Fahrsituationen*. Als Basis für detailliertere Untersuchungen sollen im Folgenden aus Sicht der Fahrdynamik einige kritische *Bremsmanöver* grundlegend erläutert werden. Dazu gehört das *Blockieren* oder *seitliche Wegrutschen* des Vorder- oder Hinterrades sowie das *Abheben* des Hinterrades. Das Blockieren oder Abheben eines Rades resultiert aus der wirkenden *Bremskraft* F_{Brems} am Vorder- oder Hinterrad, welche sich beispielsweise für das Vorderrad nach Gl. (2.1) und Abbildung 2.2 aus der *Radaufstandskraft* N_f und dem *Reibungskoeffizienten* μ_f ergibt.

$$F_{Brems,f} = \mu_f \cdot N_f \quad (2.1)$$

Der Reibungskoeffizient ergibt sich aus der Beschaffenheit des Reifens und der Fahrbahnoberfläche und wird zusätzlich durch den sogenannten *Bremsschlupf* und die Temperatur beeinflusst. Je nach wirkender Bremskraft und vorhandenem Reibungskoeffizienten kann es nun bspw. zum Blockieren des Vorderrades oder zum Abheben des Hinterrades kommen. Wird bei gegebener Radaufstandskraft eine Bremskraft aufgebracht, für welche der *Haftbeiwert* μ_h nicht ausreichend ist und überschritten wird, kann dies zu einer Blockade des Vorderrades führen. Typische Richtwerte für Haftbeiwerte μ sind in Abbildung 2.3 dargestellt. Dabei sind die Reibwerte für verschiedene Untergründe und in Abhängigkeit des Bremsschlupfes dargestellt. Der Bremsschlupf beschreibt das Verhältnis der abweichenden Geschwindigkeiten zweier Körper, welche miteinander in Reibkontakt stehen. Diese Geschwindigkeitsdifferenz ist beim Reifen-Fahrbahnverhalten bei einer *reibschlüssigen Verbindung* notwendig, um Kraft zu übertragen. Der Bremsschlupf ergibt sich nach Gl. (2.2) aus dem Verhältnis von der *Fahrgeschwindigkeit* v_{Rad} zur *Umfangsgeschwindigkeit* $v_{0,Rad}$ durch

$$S_{Brems} = \frac{v_{Rad} - v_{0,Rad}}{v_{Rad}}. \quad (2.2)$$

Tritt der Fall einer Radblockade mit $v_{Rad} > 0$ ein, so gilt $v_{0,Rad} = 0$ und $S_{Brems} = 1$. In diesem Fall wird die Bremskraft nicht mehr vom Haftbeiwert μ_h , sondern vom Gleitbeiwert μ_g beeinflusst.

Ein zusätzlicher Effekt, der bei Fahrrädern mit einer Federgabel zu einer Blockade führen kann, ist das sogenannte dynamische Vorderradüberbremsen. Dabei lässt

sich das Gesamtsystem bestehend aus Fahrer und Fahrrad in die *ungefederte Masse* (Vorderrad, unterer Teil Federgabel) und die *gedederte Masse* (Fahrer, restliches Fahrrad) unterteilen. Ursachen für diesen Effekt sind insbesondere Not- oder Schreckbremsungen, welche sich durch einen hohen Bremskraftgradienten auszeichnen [BB06]. Aufgrund der Eintauchbewegung der Federgabel kommt es zu Beginn einer Bremsung zu einer dynamischen Radlastverlagerung, wodurch es kurzzeitig zu einer unzureichenden Radaufstandskraft am Vorderrad und zu einer temporären Blockade kommen kann.

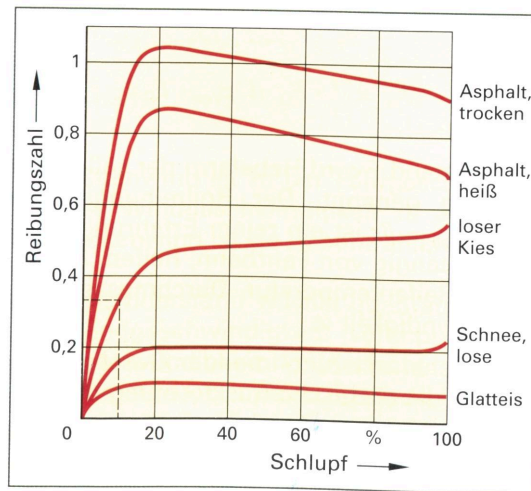


Abbildung 2.3: Übersicht Reibwerte [GMR16]

Im Falle einer starken Bremsung ohne Blockade des Vorderrades kann es infolge eines hohen Kraftschlusses am Vorderrad und der *Radlastverschiebung* in Richtung Vorderrad zum Abheben des Hinterrades kommen. Dies geschieht im Vergleich zu anderen Fahrzeugen relativ häufig, da das Verhältnis von Schwerpunkthöhe zu Radstand diese Radlastverlagerung begünstigen [MPSW16]. Voraussetzung für ein Abheben des Hinterrades und einen gegebenenfalls folgenden Überschlag ist die vollständige Entlastung des Hinterrades. In diesem Fall entspricht die Radlast am Vorderrad der Gewichtskraft, die auf Fahrer mitsamt Fahrrad wirkt. Nach [CLM14] wird hierbei die für die Fahrt in der Ebene *kritische Längsverzögerung* \ddot{x} nach Abbildung 2.2 aus der Höhe des Gesamtschwerpunktes h , dessen Abstandes zur Vorderradachse und der Gravitationskonstanten g durch

$$\ddot{x} = \frac{l_{VR}}{h} \cdot g \quad (2.3)$$

beschrieben.

Nach [BJC⁺10] beginnt bei einer *Geradeausfahrt* der Bereich kritischer Längsverzögerungen bei ungefähr 5 m/s^2 , wobei dies stark von der Größe und Sitzposition des Fahrers und der Geometrie des Fahrrades abhängt. Bei einer *Bergabfahrt* verringert sich dieser Bereich nochmals erheblich. Fälschlicherweise wird oftmals davon ausgegangen, dass ein Hinterradabheben die Folge einer Vorderradblockade ist. Dies ist jedoch nur in Einzelfällen und unter bestimmten Voraussetzungen der Fall [Mai18]. Einem Hinterradabheben kann je nach vorhandener kinetischer Energie ein Überschlag folgen. Die minimale Geschwindigkeit v_{min} , um die Abhebehöhe des Schwerpunktes h_A in Bezug zur Fahrbahn zu erreichen, wird basierend auf [Met10] und [Bie12] durch

$$v_{min} = \sqrt{2 \cdot g \cdot h_A} \quad (2.4)$$

beschrieben.

Dabei wird davon ausgegangen, dass die gesamte zum Abhebezeitpunkt vorhandene kinetische Energie in potentielle Energie umgewandelt wird. Praktisch ermittelte, minimale Geschwindigkeitswerte, welche zu einem Überschlag führen können, liegen nach [BJC⁺10] und [WDMW17] bei $v_{min} > 12 \text{ km/h}$.

Eine weitere kritische Fahrsituation ist das *seitliche Wegrutschen* des Vorder- oder Hinterrades. Während einer Kurvenfahrt ist die maximal zur Verfügung stehende Bremskraft reduziert, da gleichzeitig Seitenkräfte wirken. Nach Gl. (2.1) ergibt sich die maximal zwischen Reifen und Fahrbahn übertragbare Kraft aus dem Reibwert und der Radlast. Nach [Sto10] kann vereinfacht angenommen werden, dass der Reibwert von der Art der Krafteinwirkung unabhängig ist und dadurch die Richtung der Kraft nicht relevant ist. Daher darf die Summe aller Kräfte am Kontaktpunkt des Reifens zur Fahrbahn F_r nicht größer als die maximal übertragbare Kraft werden, um eine stabile Fahrt zu gewährleisten. F_r ergibt sich dabei aus der longitudinal wirkenden *Umfangskraft* F_x und der lateral wirkenden *Seitenkraft* F_y . Dieser Zusammenhang ist in Abbildung 2.4 dargestellt.

Diese zeigt den *Kammschen Reibkreis* und die Aufteilung der maximal übertragbaren Kraft in x- und y-Richtung. $F_x > 0$ bedeutet dabei Beschleunigen, $F_x < 0$ Bremsen, $F_y > 0$ Kurvenfahrt nach links und $F_y < 0$ Kurvenfahrt nach rechts.

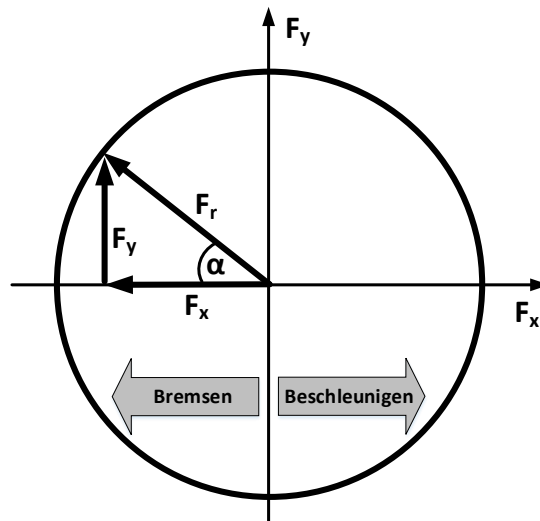


Abbildung 2.4: Kammscher Reibkreis

Der Radius des Kreises ist proportional zum vorhandenen Reibwert. Je kleiner der Reibwert, desto geringer der Radius und somit auch die maximal übertragbare Kraft. Es wird deutlich, dass bei starkem Bremsen bzw. Beschleunigen, d.h. bei maximalen Umfangskräften, keine Seitenkräfte mehr aufgebracht werden können und damit eine sichere Kurvenfahrt ohne *Stabilitätsverlust* nicht möglich ist. Umgekehrt ist während einer Kurvenfahrt mit maximaler Schräglage, d.h. maximalen Seitenkräften, keine Übertragung einer Bremskraft möglich.

In der Realität kann jedoch in Querrichtung weniger Kraft übertragen werden als in Längsrichtung. Daher wird zur genaueren Beschreibung der Kräfte statt des Kammschen Reibkreises das Modell der *Krempelschen Reibungsellipse* [HEG08] herangezogen. Das anisotrope Verhalten, d.h. die Richtungsabhängigkeit der übertragbaren Kräfte, resultiert aus der Geometrie, der Profilierung und dem elastischen Verhalten des Reifens. Diese Faktoren beeinflussen die Druck- und Scherspannungen, die im Kontaktbereich zwischen Reifen und Untergrund auftreten [Bau14].

Abschließend werden die Winkelabhängigkeiten der Radaufstandskraft N_f und der Seitenkraft F_y betrachtet. Die Radaufstandskraft korrespondiert in diesem Fall mit der maximal möglichen Bremskraft, bei welcher das Hinterrad kurz vor einem Abheben ist. Hierbei verlagert sich die komplette Radlast auf das Vorderad. Die Radlast N_f ergibt sich aus der Gewichtskraft F_G und dem Steigungs-

winkel α zu

$$N_f = F_G \cdot \cos \alpha \quad (2.5)$$

und die Seitenkraft F_y ergibt sich aus der Gewichtskraft F_G und dem Rollwinkel φ zu

$$F_y = F_G \cdot \tan \varphi \quad (2.6)$$

mit der Annahme, dass der Schwerpunkt von Fahrer und Fahrrad auf der Hochachse des Fahrrades liegt [CLM14]. Abbildung 2.5 veranschaulicht diese physikalischen Zusammenhänge und zeigt die wirkenden Kräfte bei einer Bremsung bergab und bei einer Kurvenfahrt.

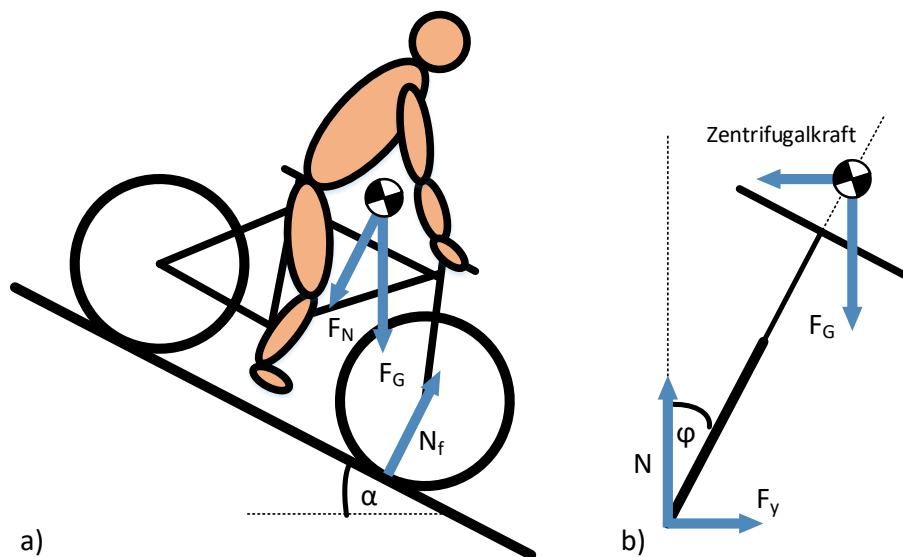


Abbildung 2.5: Kräfte während a) Bremsung bergab (Seitenansicht) und b) Kurvenfahrt (Frontalansicht)

2.2 Fahrerassistenz bei Elektrofahrrädern

2.2.1 Funktionen und Beispiele

Grundlegend lassen sich *Fahrerassistenzsysteme* im Fahrzeugbereich in *passive und aktive Sicherheitssysteme* unterteilen [JJ07]. Passive Sicherheitssysteme greifen ein, um die Folgen und Schwere eines unvermeidbaren Unfalls zu minimieren. Dies sind bspw. im KFZ-Bereich ein Airbag, ein Gurtstraffer bzw. bereits ein Sicherheitsgurt oder eine Crash-Erkennung mit automatischer Notrufsfunktion. Aktive Sicherheitssysteme hingegen greifen ein, um einen potentiellen Unfall zu vermeiden. Populäre Beispiele hierfür sind das Antiblockiersystem (ABS) und das elektronische Stabilitätsprogramm (ESP).

Neben diesen beiden Systemen, welche zur Erhöhung bzw. Erhaltung der Fahrstabilität des Fahrzeuges beitragen, gibt es zudem Systeme, die den Fahrkomfort des Fahrers erhöhen. Hierzu zählt z.B. ein elektronisch geregelter Stoßdämpfer. Des Weiteren gibt es Regelsysteme, die den Fahrer bei der Fahraufgabe unterstützen. Beispiele hierfür sind die Spurhaltefunktion und der Einparkassistent. Generell können alle Systeme in die Domänen *Längs-*, *Quer-* und *Vertikaldynamik* unterteilt werden, wobei die Wirkung der Systeme oftmals domänenübergreifend stattfindet [Hof13].

Im Folgenden sollen beispielhafte Sicherheitssysteme im Zweirad- und besonders im Elektrofahrradbereich vorgestellt werden. Bereits seit 1988 ist ein ABS für Motorräder verfügbar [DS88] und im Jahr 2018 erfolgte die Markteinführung des *Bosch eBike ABS* [BeSa] für Pedelecs und S-Pedelecs. Das System besteht wie in Abbildung 2.6 dargestellt aus einer ABS Kontrolleinheit (1), einer ABS-Kontrollleuchte (2), jeweils einem (ABS-) Radgeschwindigkeitssensor am Vorder- und Hinterrad (3), einer Magura Bremse CMe ABS (4a) und einer ABS-Sensor- und Bremsscheibe (4b).

Die Geschwindigkeit beider Räder wird mittels der *Raddrehzahlsensoren* überwacht und der Bremsdruck wird mittels ABS-Kontrolleinheit geregelt. Mit einem solchen ABS-System kann die Wahrscheinlichkeit einer Vorderradblockade auf rutschigem Untergrund und eines Hinterradabhebens auf einer Fahrbahn mit hohem Reibwert stark reduziert werden.



Abbildung 2.6: Bosch eBike ABS [BeSa]

Mit Hilfe von Inertialsensorik kann diese Funktion noch weiter verbessert werden, z.B. durch verbesserte Hinterradabhebeerkenkung oder Erkennung der Kurvenlage. Ein Beispiel hierfür ist die *Motorradstabilitätskontrolle (MSC)*, welche den Fahrer nicht nur bei Bremsvorgängen, sondern auch beim Beschleunigen sowohl bei Geradeaus- als auch bei Kurvenfahrt unterstützt [SPS16]. Mittels *Inertialsensorik* können hierbei Beschleunigungen und Neigungswinkel ermittelt und genutzt werden, um kritische Fahrsituationen zu erkennen bzw. zu entschärfen.

Zur Kategorie der passiven Sicherheitssysteme gehört der *automatische Notruf*, oftmals als *eCall* bezeichnet. Basierend auf einer *Crasherkenkung* erfolgt das Absetzen eines automatischen Notrufs, um möglichst schnell z.B. eine Notfallkontaktperson zu informieren oder direkt Daten zum Unfallhergang an die Notrufnummer 112 zu senden. Bei neuen Kraftfahrzeugen ist ein solches System bereits Pflicht [EUe] und auch im Motorradbereich gibt es nachrüstbare Systeme [TRI]. Im Bereich der Elektrofahrräder gibt es ebenfalls erste Untersuchungen zur Crasherkenkung [CSA⁺14] und erste Produkte, wie das fest am Pedelec verbaute System *eConnect* des Fahrradherstellers Haibike [Hai] oder die Nachrüstlösung *Garmin Edge Explore* [Gar], welche auch für herkömmliche Fahrräder genutzt werden kann.

All diese Systeme haben eine Gemeinsamkeit: Sie nutzen bereits Inertialsensorik

oder könnten, wie im Falle des eBike ABS, durch diese aufgewertet werden. Da Inertialsensorik eine sehr direkte, kompakte und vergleichsweise günstige Methode zur Messung der Fahrdynamik ist, hat sich diese Technik bereits im Kraftfahrzeugbereich etabliert und kann auch bei Elektrofahrrädern sinnvoll eingesetzt werden.

2.2.2 Inertialsensorik

Inertialsensoren dienen der Messung von inertialen Größen, d.h. Beschleunigung und Drehrate. Durch entsprechende Datenfusion lässt sich hieraus die Orientierung und Bewegung eines Objektes im Raum berechnen. Befinden sich beide Sensoren in einer gemeinsamen Messeinheit, so spricht man auch von einer *IMU* (engl.: inertial measurement unit). Wird im Folgenden von Sensorfehlern gesprochen, dann sind damit nach DIN 1319-3 Messabweichungen bzw. -ungenauigkeiten gemeint, welche fertigungstechnisch oder konstruktiv bedingt sind sowie durch das physikalische Messprinzip hervorgerufen werden.

Das sehr breite Anwendungsfeld der Inertialsensorik erstreckt sich vom *Automotive*- bis hin zum *Consumer-Bereich*. Im Automotive-Bereich bestehen hohe qualitative Anforderungen an die *Signalgüte*, geringe *Sensorfehler* und die sensor-interne *Überwachung* und *Fehlererkennung*. Typische Anwendungsbeispiele hierfür sind das ESP oder MSC. Hinsichtlich dieser Anwendung müssen die Sensoren im Automobil- und Motorradbereich nach der ISO 26262 eine entsprechende *ASIL-Klassifikation* (engl.: automotive safety integrity level) erfüllen. Diese ergibt sich aus der Schwere, der Eintrittswahrscheinlichkeit und der Beherrschbarkeit eines möglichen Fehlers. Im nicht safety-relevanten Consumer-Bereich hingegen gibt es eine solche Anforderung nicht. Beispiele für diesen Bereich, in dem es besonders auf einen geringen Stromverbrauch, kleine Maße und günstige Komponenten ankommt, finden sich vor allem bei Smartphone-Anwendungen, Spielekonsolen, Drohnen etc.

In den erwähnten Anwendungsbereichen wird überwiegend *MEMS-Sensorik* (engl.: microelectromechanical systems) verwendet, da diese Technik die zuvor aufgezählten Anforderungen erfüllt. Dabei werden *Beschleunigungen* mittels einer *Prüfmasse* gemessen, die von Federn gehalten wird (siehe Abbildung 2.7 c)).

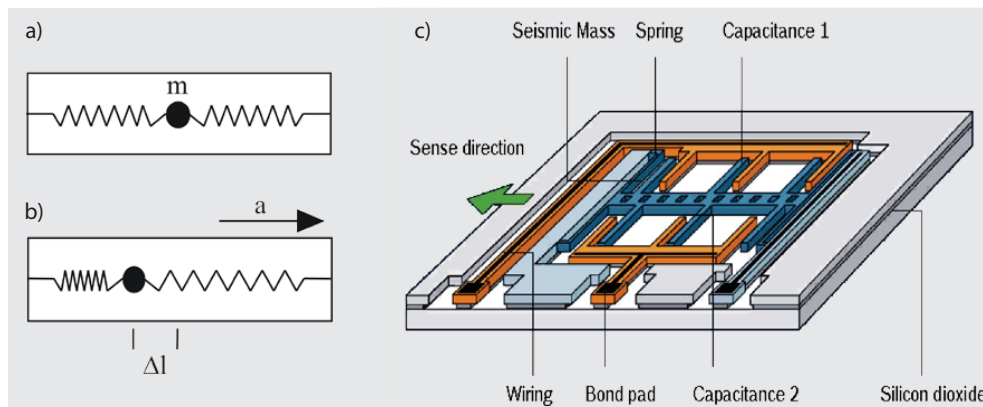


Abbildung 2.7: Grundprinzip eines MEMS-Beschleunigungssensors [WPS11]

Dabei gilt für die *lineare Beschleunigung* a und die Trägheitskraft $F_{Träg}$ nach dem 2. Newton'schen Gesetz

$$F_{Träg} = m_{Prüf} \cdot a \quad (2.7)$$

bzw. für die Federkraft

$$F_{Feder} = k \cdot \Delta l \quad (2.8)$$

mit der *Federkonstanten* k und der *Auslenkung* Δl . Die Auslenkung der Masse aus ihrer Nulllage wird kapazitiv gemessen und ist proportional zur Beschleunigung des Gehäuses [ACDP10]. Die *Kammstruktur* stellt die Kondensatoroberfläche dar, die es zu Maximieren gilt, um eine genauere Sensierung zu ermöglichen. Durch Gleichsetzen der beiden Kräfte nach Gl. (2.7) und Gl. (2.8) ergibt sich für die Beschleunigung

$$a = \frac{k}{m_{Prüf}} \cdot \Delta l. \quad (2.9)$$

Die gemessene Beschleunigung enthält neben der kinematischen Beschleunigung auch die Erdbeschleunigung, welche durch die Schwerkraft hervorgerufen wird. Die Messung der *Drehrate* mittels MEMS-Technik erfolgt auf Basis des *Coriolis-Effekts*. Eine Prüfmasse wird bspw. wie in Abbildung 2.8 mit einer bestimmten Frequenz in x-Richtung zum Schwingen gebracht. Dadurch variiert die Geschwindigkeit v der Prüfmasse periodisch. Wirkt nun senkrecht zur Schwingungs-

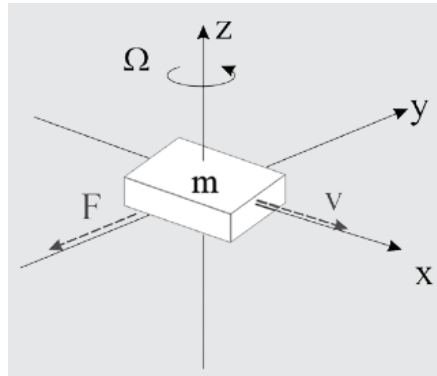


Abbildung 2.8: Grundprinzip eines MEMS-Drehratensensors auf Basis des Coriolis-Effekts [WPS11]

richtung, d.h. in z-Richtung, eine Winkelgeschwindigkeit Ω , so wirkt auch eine Coriolis-Kraft F , welche nach [WPS11] durch

$$F_{\text{Coriolis}} = 2 \cdot m \cdot v \cdot \Omega \quad \text{bzw.} \quad \vec{F}_{\text{Coriolis}} = 2 \cdot m \cdot (\vec{v} \times \vec{\Omega}) \quad (2.10)$$

beschrieben wird. Ebenfalls tritt eine Beschleunigung a_y in y-Richtung auf, welche durch

$$a_y = 2 \cdot v \cdot \Omega \quad \text{bzw.} \quad \vec{a}_y = 2 \cdot (\vec{v} \times \vec{\Omega}) \quad (2.11)$$

beschrieben wird.

Die *Anregungsfrequenz* der im weiteren Verlauf untersuchten Sensoren liegen im Bereich von 20 kHz bis 25 kHz. Bei äußeren Anregungen in diesem Frequenzbereich, z.B. durch *Vibrationen* durch *Steinschlag* oder bei Fahrt auf *Kopfsteinpflaster*, kann es aufgrund von *Resonanzverhalten* zu Fehlsignalen kommen. So kann es z.B. bei niedrigamplitudiger, jedoch konstanter, sinusförmiger Anregung der IMU in x-Richtung zu einem ungewollten Drift der Drehrate in z-Richtung kommen [DGW18]. Dies ist vor allem bei günstigeren Sensoren im Consumer-Bereich der Fall. Automotive-Sensoren für Safety-Anwendungen, die z.B. für ESP-Funktionen genutzt werden, sind speziell für Szenarien wie Steinschlag im Bereich der Fahrzeugkarosserie ausgelegt und liefern daher auch in extremen Fahrsituationen zuverlässige Signale.

2.2.3 Weitere Sensorik und Aktorik

Im Folgenden werden weitere Sensorik- und Aktorik-Komponenten vorgestellt, welche zusätzlich zur Inertialsensorik entweder serienmäßig an Elektrofahrrädern vorhanden sind oder ergänzend bei verschiedenen Testaufbauten verwendet wurden.

Zur Grundausstattung der untersuchten Elektrofahrräder gehört ein *Drehmomentsensor*, um das Fahrermoment direkt an der Welle der Tretkurbel zu messen und entsprechend der gewählten Unterstützungsstufe ein zusätzliches Motormoment aufzubringen. Zusätzlich wird mittels *Reed-Kontakt* einmal pro Radumdrehung die Position des Hinterrades detektiert und somit eine Fahrgeschwindigkeit ermittelt. Dies geschieht mit Hilfe eines Hall-Sensors und eines Speichenmagneten. Bei Elektrofahrrädern, die mit einem eBike-ABS ausgestattet sind, wird die Geschwindigkeit präzise mit Hilfe einer ABS-Sensorscheibe mit 48 Metallstegen und eines Raddrehzahlsensors ausgewertet. Diese Technik hat sich seit Jahren im Automobil- und Motorradbereich bewährt. Zusätzlich wird mittels Drucksensor der Bremsdruck am Vorderrad gemessen.

Bei prototypisch aufgebauten Testrädern wurde außerdem ein *Lenkwinkelsensor* [BMSa] aus dem Automobil-Bereich verwendet, um den genauen Einschlagwinkel des Lenkers zu ermitteln. Dieser Sensor sendet den Lenkwinkel und die Lenkwinkelgeschwindigkeit direkt auf den sogenannten *CAN-Bus* (engl.: controller area network). Dieses Bussystem wurde 1983 von Bosch entwickelt und wird zur Vernetzung von Steuergeräten in Automobilen genutzt [Rei11]. Außerdem wird zur Bewertung der Inertialsensorik ein ausgewähltes *Referenzsystem* der Firma Genesys genutzt (siehe Kapitel 3.5). Zusätzlich wurde ein *GPS-Empfänger* verbaut, um bspw. die genaue Position des Testfahrrades bei einem bestimmten Testmanöver auswerten zu können.

Aktorik-Komponenten sind nebst den Magnetventilen beim eBike ABS, welche durch ein zentrales Steuergerät angesprochen werden, auch beim autonomen Testrad in Form eines Lenkaktors am Oberrohr (siehe Kapitel 3.3.2) vorzufinden.

2.3 Einordnung der Arbeit

2.3.1 Stand der Technik

Die Untersuchungen dieser Arbeit sollen eine Evaluation von *Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec* ermöglichen. Der Fokus liegt dabei auf der *Erfassung der Fahrdynamik* in Bezug auf kritische Fahrsituationen durch geeignete Inertialsensorik. Hierbei soll eine wissenschaftliche Lücke geschlossen werden, indem besonders Fahrsituationen während einer *Kurvenfahrt* betrachtet werden. Daraus sollen *Anforderungen* an geeignete Sensorik, bspw. bezüglich Qualität, Anbauposition und Sensoreinstellungen, durch eine Analyse der Auswirkungen von Störgrößen (z.B. Vibrationen) und Sensorfehlern abgeleitet werden. Somit soll die gesamte Wirkkette vom Rohsignal an verschiedenen Anbaupositionen während unterschiedlichster Fahrszenarien bis hin zur Reaktion beispielhafter Fahrerassistenzsysteme abgedeckt werden.

Diese Arbeit führt über bereits durchgeführte wissenschaftliche Untersuchungen zur Analyse von Störgrößen im Bereich der Inertialsensorik hinaus. So wurde bspw. in [OMPMP12] der Einfluss von Vibrationen auf den Komfort des Rennradfahrers mittels Funk-Beschleunigungssensoren untersucht. Dabei wurde festgestellt, dass die Fahrbahnoberfläche einen signifikanten Einfluss auf die auftretenden Vibrationen hat, sich die Vibrationen annähernd proportional mit der Geschwindigkeit erhöhen und ein höherer Reifendruck den Fahrkomfort reduziert. Ein Einfluss verschiedener Laufradmodelle konnte hingegen nicht festgestellt werden. In [GP12] wurde das Verhalten von Rennradlaufrädern in Bezug auf Vibrationen durch unebene Straßen untersucht. In diesem Fall konnte bei verschiedenen Laufradmodellen bei gleichem Reifendruck ein unterschiedliches Vibrationsverhalten festgestellt werden. Ein mit Messtechnik (bspw. GPS und IMU) ausgestattetes Rad wurde in [JO13] genutzt, um Einflüsse der Umwelt, wie z.B. Straßenbeschaffenheit, auf das Fahrverhalten zu untersuchen. Dabei wurde außerdem die Erkenntnis gewonnen, dass Straßenabschnitte, die Radfahrer und Fußgänger gemeinsam nutzen, ungefährlicher sind als solche, die von Radfahrern und Autos gemeinsam genutzt werden. Dies wurde mittels des sogenannten *bicycle monitoring index* evaluiert, welcher auf Basis einer Fehlerbaumanalyse entwickelt wurde. Die Auswirkungen von fahrradfreundlicher Infrastruktur auf

den Komfort und die Sicherheit von Fahrradfahrern wurde in [MLC⁺14] mit Hilfe eines Messfahrrades analysiert. Diese Arbeit zeigte u.a. auf, dass es für zukünftige Untersuchungen sinnvoll ist, Sensordaten automatisiert zu sammeln und auszuwerten.

Viele dieser Studien wurden mit Consumer-Sensoren durchgeführt, die keine Untersuchungen von Beschleunigungen mit sehr *hohen Amplituden* bis 2500 g oder *hohen Frequenzbereichen* bis 50 kHz ermöglichen. Zusätzlich wurde kein besonderes Augenmerk auf die dämpfenden oder verstärkenden *Einflüsse der Befestigung* des Sensors oder dessen Gehäuse auf das Sensorsignal gelegt. Nicht zuletzt wurden bei all diesen Untersuchungen nur wenige *Sensorpositionen* berücksichtigt. Zudem wurden die verschiedenen *Anbauorte* nicht umfänglich auf ihre Tauglichkeit für Assistenzsysteme, die auf Inertialsensordaten basieren, bewertet.

Grundlegende Untersuchungen zur Fahrdynamik und Modellierung von Fahrrädern wurden bspw. in [SM13], [SMK12] und [MHS⁺10] durchgeführt. Hauptaugenmerk bei diesen Betrachtungen lag auf der Eigenstabilität von Fahrrädern und der passenden Parametrierung zugehöriger Modelle. Dabei wurde in ersten Ansätzen auch die *Schwerpunktverlagerung* des Oberkörpers untersucht [MKSH11], jedoch nur auf einem Laufband oder zur *Stabilisierung* bei geringen Geschwindigkeiten. Dabei wurden nur geringfügige Bewegungen des Oberkörpers beobachtet, welche sich zudem eher dem Pedalieren als zur Stabilisierung zuordnen lassen. Bei niedrigen Geschwindigkeiten wurden zudem Ausgleichsbewegungen der Knie beobachtet. Eine erste Betrachtung zur Fahrerassistenz mittels *Lenkeingriff* wurde in [SA13] vorgestellt. An dieser Stelle wurde ein Steer-by-wire-System zur Stabilisierung bei Anfahrvorgängen genutzt. Das System konnte ein sehr realitätsnahes Lenkverhalten aufweisen (d.h. identisch zum Ansprechverhalten eines rein mechanischen Lenkers) und wurde von Probanden in Bezug auf verbesserte Fahrstabilität als förderlich bewertet.

Die Nutzung von *Inertialsensorik für aktive Fahrsicherheitssysteme* im Bereich der Elektrofahrräder wurde in [Mai18] untersucht. Dabei wurde mittels Inertialsensorik ein kritisches Bremsmanöver erkannt und durch einen Eingriff in das *Bremssystem* ein Hinterradabheben verhindert. Die Nutzung von Inertialsensorik in selbst-navigierenden Autos zur Schätzung der Position wurde in [PBM⁺18] bewertet. Dieser Beitrag beinhaltet unter anderem eine Betrachtung der *Aus-*

wirkungen von Sensorfehlern. Durch Nutzung von Raddrehzahlsensoren anstatt Beschleunigungssensoren konnte hierbei der Positionsfehler von einem kubischen auf einen quadratischen Zusammenhang zur vergangenen Zeit reduziert werden.

2.3.2 Wissenschaftliche Kernfragen

Der Fokus dieser Arbeit liegt auf dem Szenario der *Kurvenfahrt*, insbesondere auf kritischen Situationen während dieser, zu denen es z.B. durch überhöhte Geschwindigkeit oder Bremsmanöver kommen kann. Daraus ergibt sich die grundlegende wissenschaftliche Kernfrage:

Was ist die fahrradspezifische Definition einer kritischen Kurvenfahrt?

Nachdem dieser Spezialfall hinreichend genau definiert wird, gilt es, diese Situation mittels geeigneter Sensorik zu erkennen. Dabei soll untersucht werden, welche fahrdynamischen Größen generell zur Erkennung notwendig sind und ob eine solche Situation auch schon in gewissem Maße vor dem eigentlichen Eintreten erkannt werden kann. Dazu lautet ergänzend die wissenschaftliche Kernfrage:

Wie kann eine kritische Kurvenfahrt detektiert oder vor dem eigentlichen kritischen Zeitpunkt erkannt werden?

Beim Eintreten oder zur Vermeidung einer kritischen Situation während einer Kurvenfahrt ist oftmals ein bestimmtes Verhalten des Fahrers zu beobachten. Dies kann auch von den Fähigkeiten des Fahrers abhängen, da ein routinierter Fahrer anders reagieren kann als ein Fahranfänger. Eine potentielle Einflussgröße während einer Kurvenfahrt ist der *Schwerpunkt* des Gesamtsystems bzw. des Fahrers. Durch seitliches Verschieben des Oberkörpers oder der Knie kann der Schwerpunkt verlagert und ggf. die Fahrstabilität verbessert werden. Daher stellen sich die wissenschaftlichen Kernfragen:

Welchen Einfluss hat die Lage des Schwerpunktes des Fahrers während einer (kritischen) Kurvenfahrt?

Welche Reaktionen des Fahrers lassen sich bei kritischen Kurvenfahrten beobachten und unterscheiden sich diese Reaktionen bei unerfahrenen und routinierten Fahrern?

Eine zuverlässige Detektion von Kurvenfahrten und dazugehöriger kritischer Situationen ist ein notwendiger erster Schritt in Richtung Fahrerassistenzsysteme. Um die Sicherheit der Fahrradfahrer weiter zu erhöhen und Unfallzahlen minimieren zu können, reicht es jedoch nicht aus, eine kritische Kurvenfahrt nur zu erkennen. Im besten Fall können geeignete *Gegenmaßnahmen* getroffen werden, um eine solche kritische Situation frühzeitig zu verhindern oder abzuschwächen. Diese Maßnahmen können regelungstechnischer oder konstruktiver Natur sein. Daher gilt es die wissenschaftliche Kernfrage zu beantworten:

Wie kann eine kritische Kurvenfahrt verhindert bzw. entschärft werden?

Eine naheliegende Möglichkeit einer aktiven Assistenzfunktion während der Fahrt stellt der *Eingriff in das Lenksystem* dar. Dadurch kann potentiell sowohl bei niedrigen Geschwindigkeiten beim Anfahren und Anhalten die Stabilität erhöht als auch generell eine ideale Kurvenfahrt gefördert werden oder im besten Fall eine kritische Kurvenfahrt verhindert werden. Jedoch sollte die Fahrstabilität nicht durch eine plötzliche, unerwartete Lenkbewegung negativ beeinflusst werden und der menschliche Fahrer sollte stets die notwendige Kontrolle über die Lenkung haben. Daraus ergibt sich die wissenschaftliche Kernfrage:

Welche Möglichkeiten eröffnen sich durch einen aktiven Lenkeingriff?

Einige kritische Kurvenfahrten, wie z.B. leichtes Hinterradwegrutschen, lassen sich durch geübte Testfahrer nachbilden. Andere Szenarien, wie z.B. Vorderradwegrutschen oder Stürze durch rutschende Räder, lassen sich gar nicht oder nur mit erheblichem Aufwand und großem Sicherheitsrisiko nachbilden. Daher ist ein unbemanntes, *autonomes Testrad* wünschenswert, welches Kurvenszenarien inklusive Bremsmanöver nachbilden kann. Ein solches Testrad kann bspw. mittels Lenkaktor und Neigungsregelung realisiert werden. Um möglichst viele Szenarien, u.a. auch eine Geradeausfahrt mit Bremseingriff und ggf. Abheben des Hinterrades oder Überschlag, *realistisch und reproduzierbar* nachbilden zu können, stellt sich die wissenschaftliche Kernfrage:

Wie sieht ein ideales autonomes Testrad aus, um kritische Fahrmanöver zu reproduzieren?

Im Motorradbereich gibt es historisch bedingt bereits zahlreiche Untersuchungen und Studien zur Fahrdynamik und serienreife Fahrerassistenzsysteme. Zur Be-

wertung, welche Annahmen, Ergebnisse und Funktionen vom Motorrad- in den Elektrofahrradbereich übertragen werden können, stellen sich die wissenschaftlichen Kernfragen:

Worin unterscheidet sich die Fahrdynamik von Motorrädern und Fahrrädern bzw. Pedelecs?

Welche Anpassungen müssen bei Algorithmen aus dem Motorradbereich zur Erfassung bzw. Schätzung der fahrdynamischen Größen vorgenommen werden?

Ein großer Teil dieser Arbeit beschäftigt sich mit *Inertialsensorik*, welche zur Erfassung der notwendigen fahrdynamischen Größen benötigt wird. Grundvoraussetzung für sicherheitsrelevante Fahrerassistenzsysteme sind verlässliche und *plausible Sensordaten*. Deshalb kann nicht jeder beliebige Sensor für jede Funktion eingesetzt werden. Um bewerten zu können, welche Anforderungen in Bezug auf die Robustheit, den Messbereich, Filtereinstellungen, Anbaupositionen etc. bestehen, lautet die zugehörige wissenschaftliche Kernfrage:

Welche Anforderungen bestehen an eine IMU zur Nutzung in Fahrerassistenzsystemen für Elektrofahrräder?

Da jeder Sensor ein gewisses Maß an Fehlern wie z.B. Offsets, Rauschen etc. mit sich bringt, gilt es zu untersuchen, welche Auswirkungen die einzelnen *Sensorfehler* auf inertialsensorbasierte Fahrerassistenzsysteme haben. Außerdem ist von Interesse, wie groß die jeweiligen Fehler maximal sein dürfen, um stets eine zuverlässige Funktion des jeweiligen Assistenzsystems garantieren zu können. Daher stellt sich die wissenschaftliche Kernfrage:

Welche Auswirkungen haben Sensorfehler auf inertialsensorbasierte Fahrerassistenzsysteme und welche Anforderungen an die Sensorqualität ergeben sich daraus?

3 Methodik, Hardware und Modelle

3.1 Methodik

Zur Beantwortung der in Abschnitt 2.3.2 aufgeführten wissenschaftlichen Kernfragen werden verschiedene *Methoden* genutzt. Abbildung 3.1 zeigt die unterschiedlichen Ansätze theoretischer und experimenteller Natur. Einzelne Kernfragen las-

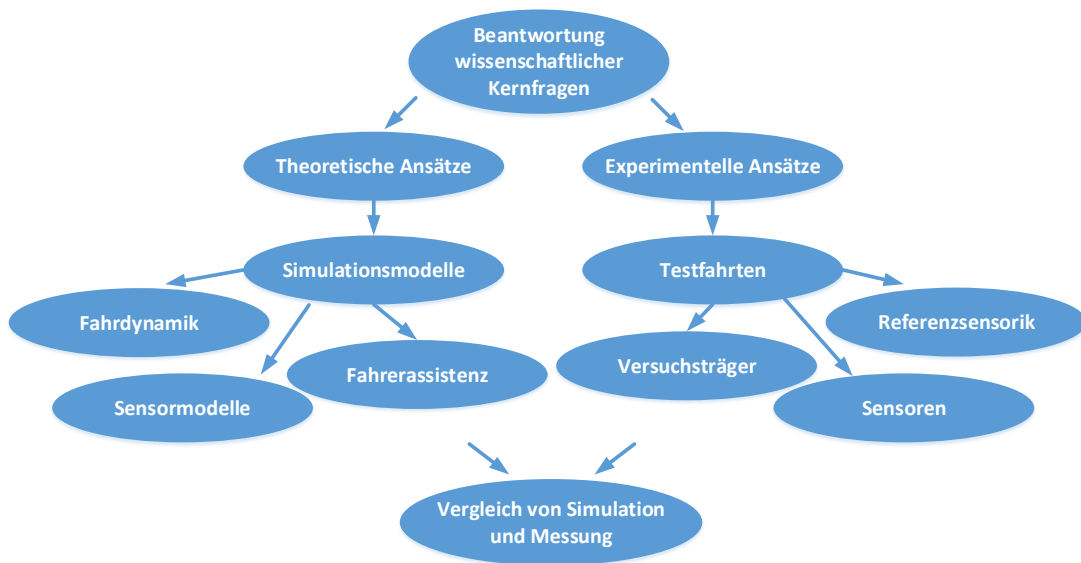


Abbildung 3.1: Ansätze zur Beantwortung der wissenschaftlichen Kernfragen

sen sich sowohl theoretisch als auch experimentell beantworten. Dies erlaubt es, Simulationsmodelle zu verifizieren und Simulationsergebnisse mit gesammelten realen Fahrdaten zu vergleichen. Zudem können Referenzsensordaten oder Daten von untersuchten Sensoren als Eingangsgrößen für Simulationen genutzt werden.

Eine zentrale Rolle in dieser Arbeit spielt die Ableitung von Sensoranforderungen. Anhand dieser wird geeignete Inertialsensorik für die entsprechenden Anwendungen gewählt und ausgelegt. Abbildung 3.2 zeigt die Systematik zur Ableitung der Sensoranforderungen.

Ein Teil der Anforderungen bezüglich Amplituden und Änderungsraten von Beschleunigungen und Drehraten wird durch eine theoretische Betrachtung der Fahrdynamik anhand von Modellen, Simulationen und Abschätzungen gewonnen. Diese theoretischen Betrachtungen können zusätzlich über Messfahrten, basierend auf erstellten Testkatalogen, verifiziert werden.

Ein weiterer Teil der Testkataloge bezüglich zulässiger Sensorfehler wird aus vorhandenem Wissen durch vorangegangene Messungen abgeleitet. Diese Messungen führen bspw. zu konkreten Bedenken bzgl. der Störbarkeit von Drehratensignalen durch am Fahrrad potentiell auftretende hochfrequente Beschleunigungen (kurz: HF-Beschleunigungen). Beim Beschleunigungssignal besteht die Gefahr, dass unter anderem ein (asymmetrisches) Clipping des Sensors auftritt, welches gegebenenfalls zu ungewollten Offsets führt. Clipping bedeutet hierbei, dass das ausgegebene Sensorsignal für eine bestimmte Dauer am Messbereichsende festhängt, da das Eingangssignal den Messbereich überschreitet. Außerdem kann ein überhöhdendes und dämpfendes Übertragungsverhalten von Gehäuse und Leiterplatten zu einem verfälschten Signal am Sensorausgang führen. Ob und in welcher Form diese Störungen auftreten und welche Sensorfehler zulässig sind, wird durch entsprechende Messfahrten und Simulationen untersucht.

Ergänzend ergeben sich zusätzliche Anforderungen aus potentiellen Assistenzsystemen (z.B. Bremsassistentz, Crash-Erkennung). Durch Betrachtung der Dynamiken der Manöver und Events, welche hierbei erkannt werden sollen, werden Anforderungen bezüglich Messgenauigkeit und Signalgeschwindigkeiten abgeleitet.

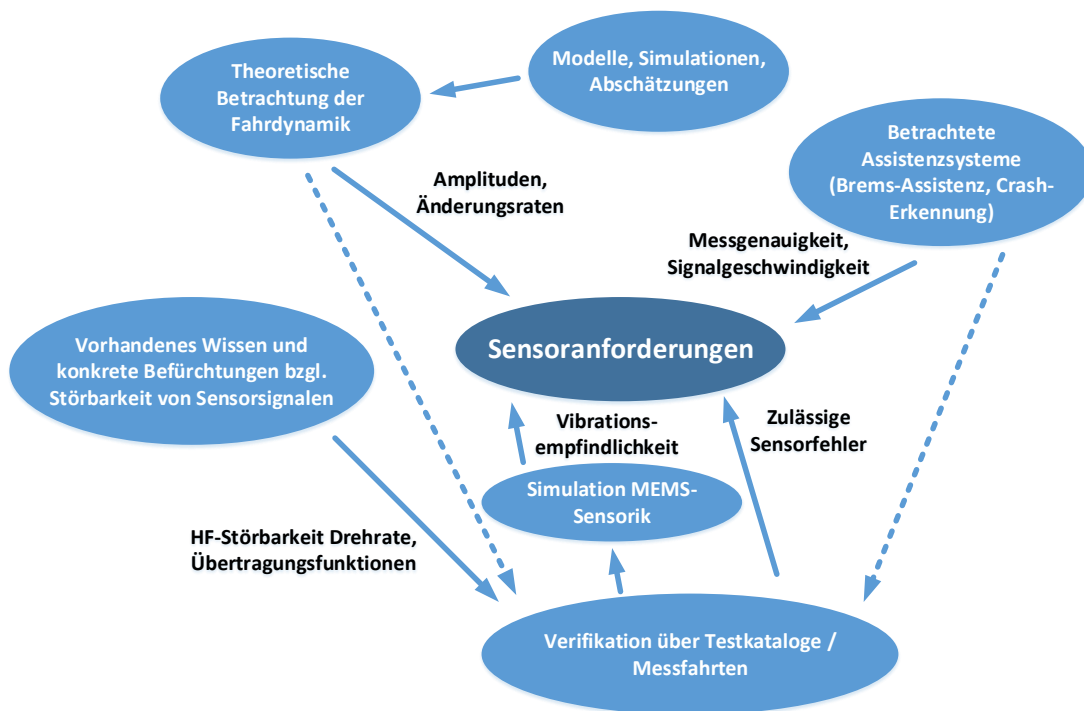


Abbildung 3.2: Ansätze zur Ableitung der Sensoranforderungen

3.2 Testkataloge

Zur Umsetzung der in Abbildung 3.1 dargestellten experimentellen Ansätze ist es hilfreich, *Testkataloge* zu erstellen. Diese beinhalten eine ausführliche Beschreibung der verwendeten Sensorik, des Testszenarios, des Testobjektes, in diesem Fall des Testfahrrades, und der Auswertungsmethode. Abbildung 3.3 zeigt eine Übersicht der einzelnen Parameter, die im Testkatalog der Fragestellung entsprechend angepasst werden.

Diese Übersicht stellt eine Vielzahl an Parametern dar. Durch geeignete Kombinatorik lässt sich ein weiter Parameterraum aufspannen, der zur Beantwortung ausgewählter bereits vorhandener wissenschaftlicher Kernfragen genutzt werden kann und zugleich eine breite Grundlage für zukünftige Analysen und Fragestellungen bietet. Spezifische Testkataloge mitsamt Herleitung der ausgewählten Parameter lassen sich in den nachfolgenden Kapiteln finden.

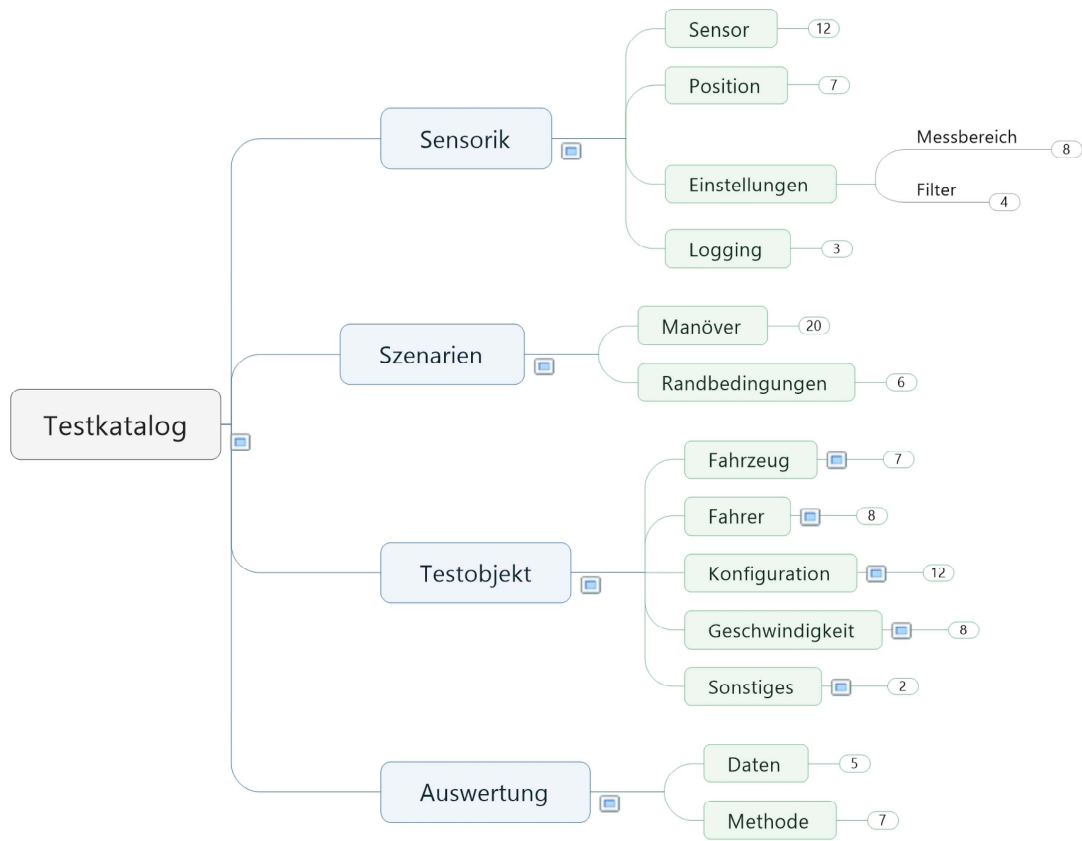


Abbildung 3.3: Mindmap Testkataloge

Die Kategorie *Sensorik* beinhaltet verschiedene Sensormodelle, Sensorpositionen, Einstellungen und das Loggen der Daten. Abbildung 3.4 zeigt die zugehörigen Unterkategorien.

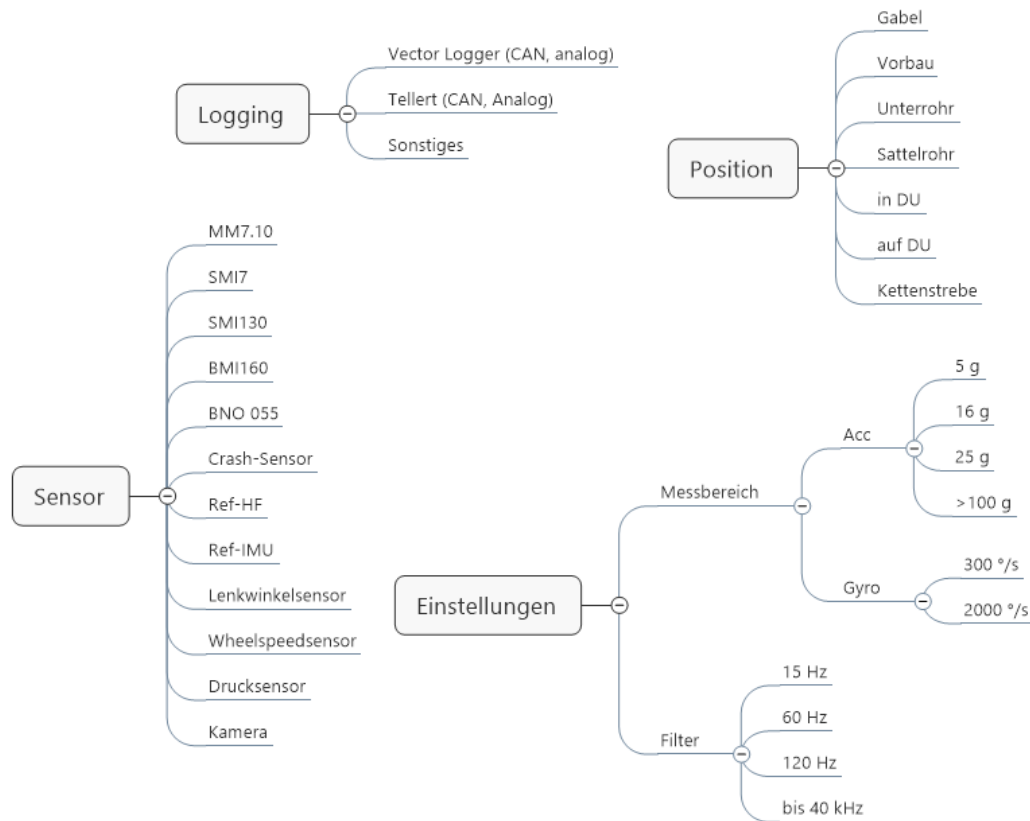


Abbildung 3.4: Testkatalog: Sensorik

Beim Unterpunkt *Sensor* stehen neben verschiedenen Consumer- und Automotive-Inertialsensoren auch noch Crash-Sensoren, Referenzsensoren für hochfrequente Vibrationen und Inertialsensoren inklusive Datenfusion zur Raumwinkelschätzung zur Verfügung. Des Weiteren können der Lenkwinkel, die Raddrehzahlen und der Bremsdruck gemessen sowie Fahrsituationen mittels Kamera aufgezeichnet werden. Die Sensoreinstellungen *Messbereich* und *Filter* können je nach Fahrzenario und Sensor passend ausgewählt werden. Sind beispielsweise nur geringe Dynamiken und Amplituden zu erwarten, empfiehlt sich ein kleiner Messbereich und ein Tiefpassfilter mit kleiner Grenzfrequenz. Dadurch wird eine bessere Auflösung erzielt und Störungen mit größeren Dynamiken werden herausgefiltert. Auf die detaillierten Anforderungen bezüglich Messbereich und Filtereinstellungen wird in Kapitel 4.1 ausführlicher eingegangen.

Die passende *Sensorposition* hängt ebenfalls stark von der Fragestellung ab. Dabei kann bspw. exakt eine mögliche Einbauposition eines Sensors untersucht und charakterisiert oder mittels mehrerer Sensoren ein Übertragungsverhalten analysiert werden. Die Sensoren können mit Hilfe von geschraubten Schellen, geklebten Adaptern am Rahmen oder direkt auf Leiterplatten, bspw. in der Drive Unit (DU), befestigt werden.

Abbildung 3.5 zeigt die Kategorie *Testobjekt*, d.h. das Fahrrad, an dem der zu untersuchende Sensor montiert wird.

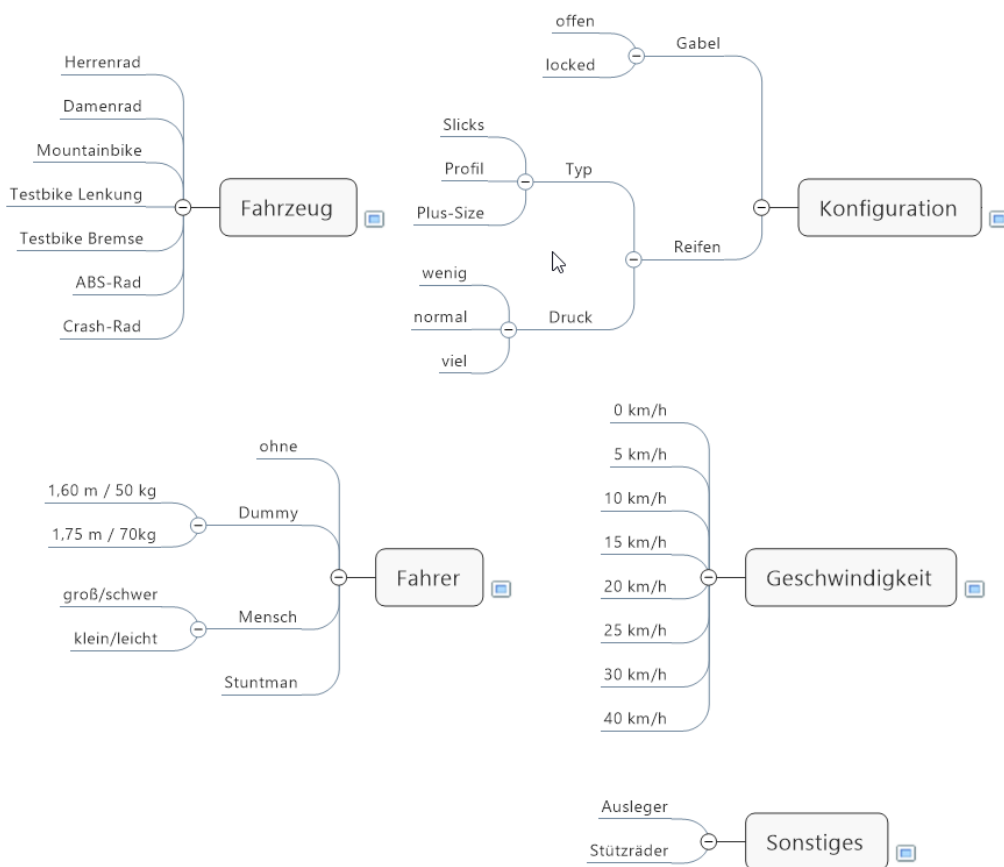


Abbildung 3.5: Testkatalog: Testobjekt

Dabei stehen zunächst unterschiedliche *Geschwindigkeiten* und Eigenschaften für das *Fahrzeug* zur Auswahl, wie z.B. verschiedene Fahrradgeometrien, Testräder mit spezieller Lenk- oder Bremsvorrichtung oder Räder für Crash-Tests. Bei der *Konfiguration* können bspw. eine offene oder arretierte Gabel sowie Reifenprofil und -druck ausgewählt werden. Beim *Fahrer* kann zwischen fahrerlos, Mensch,

Dummy und Stuntman unterschieden werden und im Einzelfall nochmals nach Niveau des fahrerischen Könnens oder Fahrerfahrung sowie Größe und Gewicht separiert werden.

Abbildung 3.6 zeigt die unterschiedlichen *Fahrmanöver* und die dazugehörigen *Randbedingungen*, wie z.B. die Art des Untergrundes und dessen Zustand. Die Fahrmanöver enthalten unkritische Szenarien wie z.B. Klingeln, Schalten und Kurvenfahrten, jedoch auch kritische Szenarien wie ein Abheben des Hinterrades, Wegrutschen in der Kurve oder Crash-Szenarien in unterschiedlichen Konstellationen.

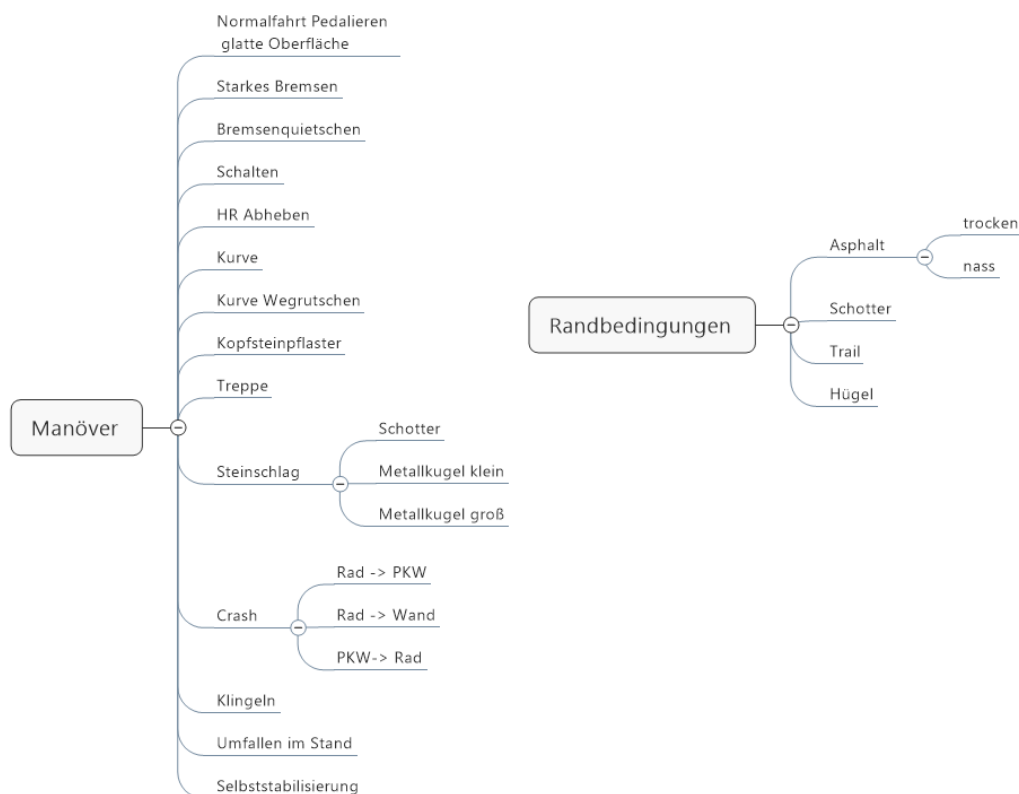


Abbildung 3.6: Testkatalog: Szenarien

Abbildung 3.7 zeigt unterschiedliche Möglichkeiten zur *Auswertung* gesammelter Sensordaten. Dabei können Daten in Form von bspw. Rohdaten, Amplituden oder Effektivwerten verglichen oder Frequenzanalysen mittels FFT oder PSD (Power-Spectral-Density, spektrale Leistungsdichte) durchgeführt werden. Amplituden können genutzt werden, wenn z.B. maximal auftretende Beschleunigungen rele-

vant sind. Effektivwerte (RMS) entsprechen den quadratischen Mittelwerten und werden zur Auswertung genutzt, da der Amplitudenwert alleine unter Umständen ein periodisches Signal nicht ausreichend beschreibt. Diese Daten können mit verschiedenen Methoden ausgewertet werden. Es können Minimal- und Maximalwerte verschiedener Szenarien und Sensoren verglichen, maximale Frequenzen aus einer FFT oder eine Clippingzeit (d.h. die Zeit, in der sich der Sensor am Messbereichsende befindet) bewertet werden.

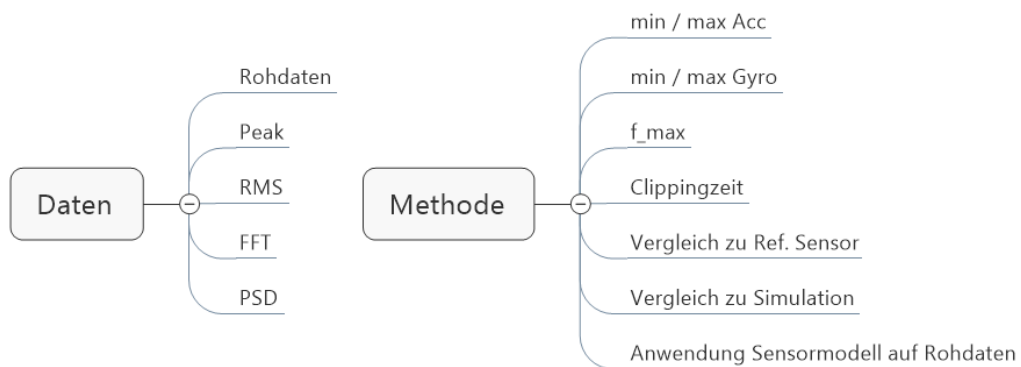


Abbildung 3.7: Testkatalog: Auswertung

3.3 Versuchsträger

Wie bereits in Kapitel 3.2 beschrieben sind unterschiedliche Versuchsträger, d.h. Fahrräder, notwendig, um bestimmte Testmanöver durchzuführen. Im Folgenden wird zunächst ein universelles Messfahrrad vorgestellt, welches beim Großteil aller Messfahrten mit menschlichen Fahrern genutzt werden konnte. Zusätzlich wurden Crash-Fahrräder und durch studentische Arbeiten ein autonomes Testfahrrad aufgebaut, welches fahrerlose Fahrscenarien ermöglicht.

3.3.1 Messfahrrad

Als Messfahrrad wurde ein Pedelec mit Trekkingrad-Geometrie in Größe M mit 28" Laufrädern und einer Federgabel mit 80 mm Federweg genutzt. Das Pedelec-System beinhaltet einen *Bosch Active Line* [BeSb] Antrieb mit bis zu 40 Nm und einen 500 Wh *Rahmen-Akku*. Abbildung 3.8 zeigt den Aufbau des Messrades mitsamt allen potentiellen Sensorpositionen, zusammenfassend für alle durchgeführten Messungen.



Abbildung 3.8: Messfahrrad mit Sensorpositionen

Auf einzelne Sensorpositionen, -modelle und -konfigurationen wird in den jeweiligen Kapiteln in Zusammenhang mit den zugehörigen Testkatalogen eingegangen.

3.3.2 Autonomes Testfahrrad

Einzelne Fahrmanöver lassen sich nicht mit einem menschlichen Fahrer durchführen und erfordern ein unbemanntes Testfahrrad. Gründe hierfür sind zum einen kritische Fahrmanöver, die zu Unfällen und damit zu Verletzungen des Fahrers führen können, und zum anderen der Wunsch, das Fahrverhalten eines Fahrrades auch ohne Fahrereinfluss untersuchen zu können. Hierzu wurde in studentischen Arbeiten [FZ18], [Hän16] und [Gab19] ein autonomes Testfahrrad aufgebaut, welches auf einem herkömmlichen Pedelec basiert und mittels Lenkmotor und zugehöriger Regelung eine Trajektorie, d.h. Geradeaus- und Kurvenfahrt, vollständig ohne menschlichen Einfluss nachfahren kann. Somit können gewünschte Fahrmanöver möglichst realistisch und reproduzierbar nachgebildet werden. Einzig beim Anfahren und Anhalten ist eine menschliche Unterstützung notwendig, da das Rad nicht über Stützräder verfügt und die Regelung für eine Mindestgeschwindigkeit von ca. 5 km/h ausgelegt wurde.

Abbildung 3.9 zeigt den kompletten Aufbau mitsamt Steuergerät und einzelner Sensorik- und Aktorik-Komponenten.



Abbildung 3.9: Autonomes Testfahrrad [Gab19]

Mittels Modellbildung wurden Zusammenhänge zwischen Geschwindigkeit, Lenkwinkel und Schräglage des Fahrrades hergestellt. Diese Größen werden durch

geeignete Sensorik erfasst und in einem Steuergerät in Echtzeit geregelt. Die Stellgröße der Regelung ist hierbei der Lenkwinkel. Der erforderliche Lenkeingriff wird durch einen Motor realisiert, der über Kegelräder direkt am Lenker eingreifen kann. Zudem besteht die Möglichkeit einer ferngesteuerten Bremsung. Durch Bremsdrucksensoren und einen pneumatischen Aufbau zur Betätigung eines am Bremshebel angebrachten Bowdenzuges können gewünschte Bremsszenarien realistisch nachgebildet werden.

Hauptschwierigkeit beim Aufbau des autonomen Testrades ist das zugrundeliegende Modell des Pedelecs. Dieses muss ausreichend genau sein, um die gewünschte Testfahrt inklusive Stellgrößen darstellen zu können, soll jedoch gleichzeitig robust und für ein breites Spektrum an Geschwindigkeiten nutzbar sein. Die Grenzen des Modells werden vor allem bei Bremsvorgängen während Kurvenfahrten deutlich, da diese Querdynamiken für erste Testfahrten ohne Bremsung nicht notwendig sind und daher nur unzureichend im Modell implementiert sind.

3.3.3 Testfahrrad Crashtests

Durch den Einsatz von Inertialsensorik besteht prinzipiell die Möglichkeit, Fahrradunfälle zu erkennen und bspw. einen automatischen Notruf absetzen zu können (vgl. eCall beim Motorrad [EUE]). Mit Hilfe von Testfahrrädern für Crashtests kann die Fahrdynamik bei Fahrradunfällen realitätsnah und reproduzierbar untersucht werden. Abbildung 3.10 zeigt die Crashtest-Pedelecs aus den Fahrradkategorien Trekkingrad, Fully (vollgefedertes Rad) und Tiefeinsteiger (v.l.n.r.), welche mit einem Fahrer-Dummy ausgestattet werden können. Dieser Dummy wird auf dem Rad fixiert und dient der realistischen Nachstellung von Crash-Szenarien. Zusätzlich können die Räder über eine Klemmvorrichtung am Vorderrad bspw. über eine Verbindung durch ein Seil mit einem PKW auf eine gewünschte Geschwindigkeit beschleunigt werden.

Die Räder sind mit *peripheren Beschleunigungssensoren* [BMSc] am Lenker sowie in Schwerpunktnähe am Sattelrohr ausgestattet. Diese aus dem Automotive-Umfeld stammenden Sensoren werden zur Aufprallerkennung genutzt und können hohe Beschleunigungen bis zu 120 g und 400 Hz in drei Raumrichtungen messen. Zusätzlich werden an den gleichen Positionen die Consumer-IMUs *BMI160* [BSc]



Abbildung 3.10: Crashtest-Pedelegs inklusive Fahrer-Dummy und Beschleunigungsvorrichtung

montiert, welche Beschleunigungen bis 16 g und Drehraten bis 2000 °/s ebenfalls in drei Raumrichtungen messen können. Weitere Eigenschaften wie Zuverlässigkeit, Messbereich, Filtereinstellungen etc. werden in den jeweiligen Kapiteln zur Durchführung und Auswertung der Testfahrten näher erläutert.

3.4 Simulationsmodelle

Neben zahlreichen experimentellen Betrachtungen sind zusätzlich Simulationen hilfreich und notwendig, um die wissenschaftlichen Kernfragen zu beantworten, experimentelle Messdaten mit der Theorie zu vergleichen und Modelle zu validieren. Dabei lassen sich nach Abbildung 3.11 die genutzten Simulationsmodelle in verschiedene Säulen unterteilen.

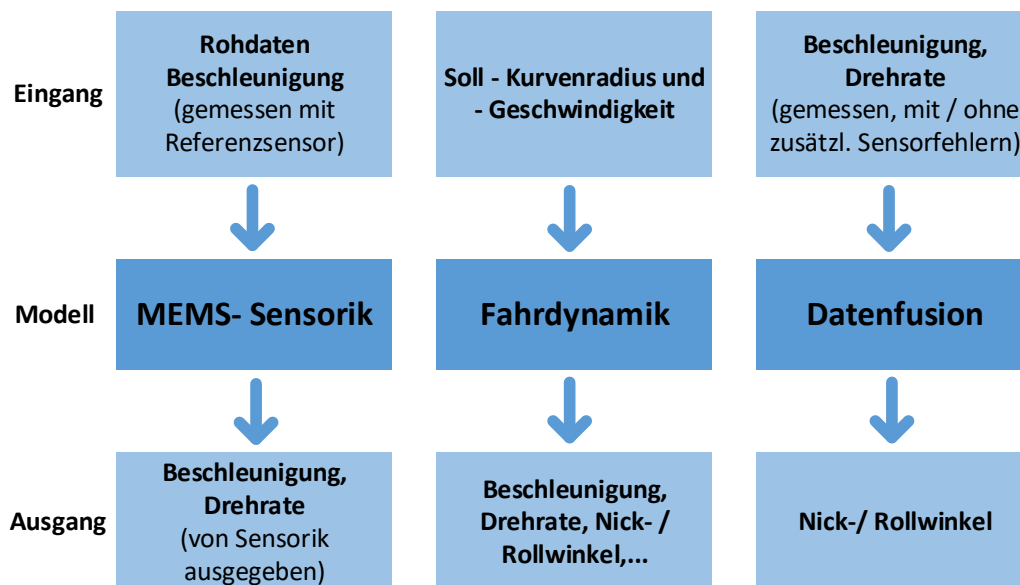


Abbildung 3.11: Simulationsmodelle: MEMS-Sensorik, Fahrdynamik, Datenfusion

Die erste Säule beinhaltet die grundsätzliche Erfassung von Inertialsensordaten mittels MEMS-Sensorik und vor allem die Simulation von real vorhandenem HF-Einfluss auf Drehraten. Die zweite Säule dient der Simulation grundlegender Fahrscenarien bzw. resultierender Fahrdynamik, u.a. mit Kurvenfahrten und Bremsengriff. Die dritte Säule betrifft die Datenfusion zur Berechnung von Roll-, Nick-, und Gierwinkel und darauf aufbauende Fahrerassistenzsysteme auf Basis einer 6D-IMU.

3.4.1 Simulation MEMS-Sensorik

Das Ziel der Simulation der MEMS-Sensorik ist es, aus Beschleunigungsrohdaten, die mit einem Referenzsensor gemessen wurden, das Verhalten und die Ausgangssignale eines MEMS-Sensors zu simulieren. Dabei werden zwei unterschiedliche Modelle verwendet, welche sich vor allem in der Komplexität und dementsprechend in der benötigten Rechenzeit unterscheiden. Beide Modelle sind in *Matlab* implementiert und lassen sich über entsprechende Skripte ausführen, was ein automatisiertes Simulieren ermöglicht.

Das erste, weniger komplexe Modell dient der groben Abschätzung, ob Beschleunigungs-Rohdaten zu einem *Clipping* des zu untersuchenden Sensors führen. Diese Rohdaten wurden bei Fahrscenarien mit großen Vibrationen mittels Referenzsensorik gemessen. Clipping meint in diesem Zusammenhang ein kritisches Auslenken der Sensorprüfmasse über einen definierten Grenzbereich hinweg, was zu einem Ausgangssignal am Messbereichsende führt. Sind die simulierten Ausgangswerte größer als der vorgegebene sensorspezifische Grenzwert, kann davon ausgegangen werden, dass eine weitergehende Signalverarbeitung gestört sein wird. Als Basis dieses Modells dient ein *linear gedämpfter Oszillator*. Dieser stellt in einfacher Form die MEMS-Struktur des Sensors dar. Die Auslenkung x der Prüfmasse kann nach [KS13] durch die allgemeine Beschreibung eines Schwingungssystems mittels *Dämpfungsgrad* D und *Eigenkreisfrequenz* ω_0 durch

$$\ddot{x} + 2 \cdot D \cdot \omega_0 \cdot \dot{x} + \omega_0^2 \cdot x = 0 \quad (3.1)$$

beschrieben werden. Abbildung 3.12 a) zeigt dieses Modell mitsamt Eingangs- und Ausgangssignalen. Aus den Beschleunigungsdaten einer ausgewählten Raumrichtung (1D) wird die Auslenkung des Sensors in selbige Raumrichtung (1D) simuliert. MEMS-spezifische Effekte der Kopplung verschiedener Raumrichtungen sowie Eigenmoden (Eigenfrequenzen) werden dabei nicht berücksichtigt.

Das zweite, komplexere Simulationsmodell beinhaltet detailliertere Abbildungen der realen MEMS-Strukturen des zu untersuchenden Sensors. Diese Strukturen sind als mehrdimensional gekoppelte Feder-Masse-Schwinger modelliert. Als Eingangssignale dienen ebenfalls mittels Referenzsensorik jeweils in eine Raumrichtung (1D) gemessene Beschleunigungen. Ausgangssignale sind die gemessenen

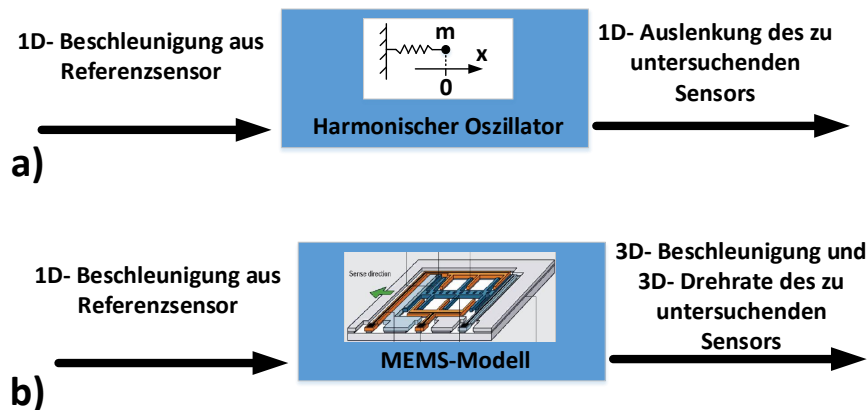


Abbildung 3.12: MEMS-Simulationsmodelle:
a) einfaches Modell, b) komplexes Modell

und ausgegebenen Beschleunigungen und Drehraten des zu untersuchenden Sensors. Hierbei werden jedoch MEMS-spezifische Cross-Coupling-Effekte und Eigenmoden berücksichtigt. Dies ermöglicht eine Simulation aller Beschleunigungen (3D) und Drehraten (3D).

Das Messelement des Sensors ist der Beginn der Simulationskette und das Ausgangsregister, aus dem die Daten an die digitale Schnittstelle des Sensors übergeben werden, stellt das Ende der Simulationskette dar. Die Laufzeiten vom physikalischen Stimulus des Messelements bis hin zum Sampling der Daten ergibt die Gesamtlaufzeit der Simulationskette. Obligatorische Variationsparameter des Modells sind die Sensorempfindlichkeit, der Rest-Offset des Sensors und die Resonatorfrequenz.

3.4.2 Simulation Fahrdynamik

Das genutzte Simulationsmodell basiert auf [KMV⁺17]. Es erlaubt die Simulation der gesamten *Fahrdynamik* eines Fahrrades mittels MatlabSimulink unter Vorgabe einer Fahr-Trajektorie, d.h. einem Weg auf einer Fahrbahn, inklusive Beschleunigungs- und Bremsvorgängen. Das Fahrrad wird durch die vier Starrkörper Hinterrad, Rahmen, Gabel und Vorderrad simuliert. Die Körper sind durch Dreh- und Schubgelenke miteinander verbunden und ein zusätzlich aufgebrachtes Lenkmoment repräsentiert den Einfluss eines Fahrers. Der Fahrer wird vereinfacht als eine mit dem Rahmen fest verbundene Masse berücksichtigt. Die Simulation

auftretender Reifenkräfte und die dazugehörigen Parameter sind ausschlaggebend für realistische Ergebnisse. Daher werden in [KMV⁺17] unterschiedliche Parameter simuliert und mittels realen Messungen validiert. Alle einstellbaren Eingangsparameter des Modells und die simulierten Ausgangsgrößen sind in Tabelle 3.1 dargestellt.

Tabelle 3.1: Simulation Fahrdynamik: Eingangs- und Ausgangsgrößen

Eingangsgrößen	Ausgangsgrößen
Straßenneigung	Ist-Rollwinkel
Bremsmoment vorne, hinten	Schräglaufwinkel
Soll-Rollwinkel	Lenkmoment
Startgeschwindigkeit	Radgeschwindigkeit vorne, hinten
Reibwert Vorderrad, Hinterrad	Reifenkräfte vorne, hinten / x,y,z
	Lenkwinkel
	Beschleunigung x,y,z
	Drehrate x,y,z

Durch die einstellbaren Eingangsgrößen können unterschiedlichste Fahrmanöver nachgebildet werden, die sowohl Kurvenfahrten als auch Bremsmanöver enthalten. Dabei versucht die Simulation mittels PID-Regler durch Aufbringen eines Lenkmoments stets Abweichungen vom Soll-Rollwinkel zu minimieren.

3.4.3 Simulation Datenfusion

Die Datenfusion basiert auf Matlab- und Simulink-Modellen. Als Eingang für diese Modelle dienen sowohl präzise Referenz-Inertialsensordaten als auch Sensordaten von Automotive- bzw. Consumer-Inertialsensoren, welche potentiell in Serienprodukten genutzt werden können. Zusätzlich können diese Eingangssignale mit Sensorfehlern beaufschlagt werden, um deren Einfluss auf die Datenfusion und darauf aufbauende Fahrerassistenzsysteme zu untersuchen. Diese Untersuchungen unter Einbezug verschiedener Datenfusionsfilter werden in Kapitel 4.3 näher betrachtet.

3.5 Referenzsensorik

Die im Folgenden beschriebene Referenzsensorik wird zum einen als ideale Eingangssignalquelle für Simulationen genutzt und zum anderen, um die Qualität der untersuchten Sensoren bewerten zu können. Grundsätzlich sollen die Inertialgrößen Beschleunigung, Drehrate und Raumwinkel (Roll-, Nick-, Gierwinkel) vom Referenzsensor ausgegeben werden. Der passende Sensor wird ausgewählt, indem zunächst eine Anforderungsanalyse durchgeführt wird, um darauf aufbauend eine Marktübersicht geeigneter Sensoren zu erstellen. Eine engere Auswahl an Sensoren wird anschließend getestet und der passende Sensor ausgewählt.

3.5.1 Anforderungsanalyse und Marktübersicht

Zunächst müssen Anforderungen festgelegt werden, die ein Referenzsensor erfüllen soll. Diese ergeben sich aus drei Vorüberlegungen: aus ersten Simulationen der Fahrdynamik mit einem validierten Modell, aus grundsätzlichen Abschätzungen der Fahrphysik und aus dem Ziel, potentiell eingesetzte Inertialsensorik validieren zu können.

Aus ersten Simulation der Fahrdynamik mittels des in Kapitel 3.4.2 vorgestellten Modells ergeben sich maximale Drehraten im Bereich von ca. $200^\circ/\text{s}$ für schnelle Kurvenmanöver und Bremsmanöver inklusive Hinterradabheben. Dies kann durch Voruntersuchungen zur Fahrdynamik während kritischen Bremsmanövern auf Fahrbahnen mit hoher Reibung [WDMW17] bestätigt werden, da hierbei die Nickrate beim Hinterradabheben den simulativ abgeschätzten Messbereich nicht überschreitet. Untersuchungen zu auftretenden Beschleunigungen und Drehraten bei verschiedenen Fahrmanövern nach [JO13] weisen auf einen sinnvollen Messbereich von $300^\circ/\text{s}$ und mindestens 5 g hin. Die Anforderungen bezüglich Messgenauigkeit, Auflösung und Sensorfehler orientieren sich an den Datenblätter potentiell genutzter Inertialsensoren. Um diese entsprechend validieren zu können, sollen diese Sensoreigenschaften beim Referenzsensor um den Faktor 2 bis 5 größer sein als bei den untersuchten Consumer- und Automotive-Inertialsensoren. Die Anforderung an die Genauigkeit der Drehrate wird mit $0,05^\circ/\text{s}$ abgeschätzt, da hiermit selbst bei einem kurzzeitigen Aufintegrieren der Drehrate zur Bestimmung

des Roll- oder Nickwinkels über einige Sekunden hinweg nur ein Winkelfehler von weniger als 1° entsteht. Ein Winkelfehler von weniger als 1° wird als akzeptabel betrachtet, da bspw. während der Fahrt der Rollwinkel durch Pedalieren ständig um mehrere Grad schwankt. Der Nickwinkel unterliegt durch die Einflüsse des Fahrwerks beim Beschleunigen und Bremsen ebenfalls geringen Schwankungen, die keinen wesentlichen Beitrag zur Fahrdynamik liefern.

Zusätzlich muss beim Referenzsensor ein Kompromiss zwischen diesen Anforderungen und den Faktoren Größe, Gewicht, Kosten, Schnittstellen und Bedienbarkeit eingegangen werden. Tabelle 3.2 zeigt eine Übersicht all dieser Faktoren.

Nach der Definition der Anforderungen erfolgt die Erstellung einer Marktübersicht passender Sensoren. Da die Modelle *iMAR iNAT M200 SLN*, *KVH GeoFog* und *Genesys ADMA Slim* die Anforderungen am besten erfüllen, werden diese in einer Testphase ausführlich geprüft und abschließend bewertet. Die Modelle *Racelogic VBOX Automotive*, *Oxford RT* sowie *ADIS16375 Analog Devices* können die Anforderungen bezüglich Messbereich, maximale Filterfrequenz, Datenrate oder Genauigkeit nicht erfüllen und werden daher nicht weiter untersucht.

Tabelle 3.2: Anforderungen an IMU Referenzsensor

Kriterium	Drehrate	Beschleunigung	Winkel	Gesamt
Größe				10x10x10 cm
Gewicht				≤ 1 kg
Kosten				≤ 30.000 EUR
Messbereich	300 $^\circ/s$	$> 5-6$ g		
Genauigkeit	0,05 $^\circ/s$	2 mg	0,1 $^\circ$	
Bandbreite	≥ 200 Hz	≥ 200 Hz	≥ 200 Hz	
Auflösung	0,01 $^\circ/s$	0,5 mg		
Noise	$< 0,1$ $^\circ/s$	< 5 mg		
Offset	< 1 $^\circ/s$	< 10 mg		
Datenausgabe				≥ 500 Hz
Schnittstellen				CAN
Versorgung				12-36 V, ≤ 2 A

3.5.2 Testphase und Auswahl

Die Testphase beinhaltet zunächst die Validierung der aus der referenzsensor-internen Datenfusion berechneten Raumwinkel. Dazu erfolgt eine Fahrt über einen Steigungshügel mit bekannter Steigung zur Validierung des Nickwinkels sowie Fahrten durch Verkehrskreisel zur Validierung des Gierwinkels. Der Rollwinkel wird durch Schräglagen im Stillstand validiert, die mit einem mechanischen Winkelmesser verglichen werden. Zusätzlich wird die Genauigkeit des zusätzlich enthaltenen *Global Navigation Satellite System (GNSS)* -Sensors überprüft, indem die exakt gleiche Trajektorie mehrfach abgefahren wird und Abweichungen der ausgegebenen Positionskoordination überprüft werden.

Die folgenden Ergebnisse beziehen sich auf das Modell ADMA Slim der Firma Genesys, da dieses in Summe die Anforderungen am besten erfüllt hat. Die geforderte Winkelgenauigkeit von 1° wird mit $0,02^\circ$ beim ausgewählten Modell sogar deutlich übertroffen. Abbildung 3.13 zeigt die Fahrt über einen Steigungshügel mit 10 %, 15 % und 30 % Steigung. Die Nickwinkel des Referenzsensors werden in eine prozentuale Steigung umgerechnet und mit den realen Werten verglichen. Dabei kann eine maximale Abweichung von 1 % festgestellt werden. Die Validierung des Roll- und Gierwinkels zeigt ähnlich gute Genauigkeiten, weshalb der Referenzsensor bezüglich der Winkelausgabe als ausreichend genau betrachtet werden kann.

Abbildung 3.14 zeigt eine Testfahrt unter freiem Himmel mit optimalen Bedingungen für das GNSS. Durch wiederholtes Abfahren einer exakt festgelegten Trajektorie wird gezeigt, dass die Positionsabweichung kleiner als 0.5 m ist. Dies ist der übliche Genauigkeitsbereich für GNSS, die durch *SBAS (Satellite Based Augmentation System)* gestützt werden. SBAS verbessert mit Hilfe von geosynchronen Satelliten die Genauigkeit, Zuverlässigkeit und Verfügbarkeit des GNSS [GMVT01]. Die Messergebnisse zeigen eine ausreichend genaue Positionsbestimmung des Referenzsensors, um durchgeführte Testmanöver bestimmten Stellen auf der Teststrecke zuordnen zu können.

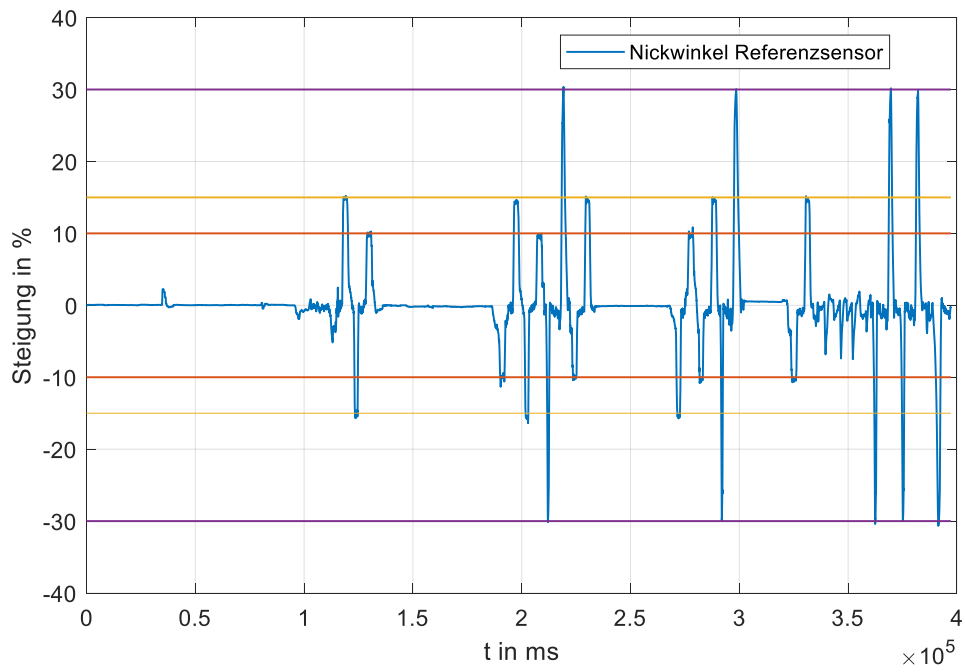


Abbildung 3.13: Validierung Referenzsensor: Nickwinkel



Abbildung 3.14: Validierung Referenzsensor: GNSS

4 Anforderungsanalyse zu Inertialsensorik

Die Nutzung von Inertialsensordaten für Fahrerassistenzsysteme für Pedelecs bringt zahlreiche *Anforderungen* an diese Sensorik mit sich. Dies ist vor allem dann der Fall, wenn die Assistenzsysteme nicht nur den Komfort des Fahrers erhöhen sollen, sondern auch *sicherheitsrelevant* sind. Eine Fehlfunktion aufgrund falscher Inertialsensordaten kann in diesem Zusammenhang kritische Folgen haben und zu Unfällen und Verletzungen des Fahrers führen. Aus diesem Grund bestehen hohe Anforderungen an *verlässliche, ungestörte Sensordaten*.

Das nachfolgende Kapitel betrachtet zunächst allgemeine Anforderungen an *Messbereiche* und *Filtereinstellungen* von Inertialsensorik. In einem weiteren Schritt wird die *Störbarkeit* der Drehrate durch *kritische Vibrationen* untersucht. Abschließend wird die *Auswirkung von Inertialsensorfehlern* auf eine Datenfusion und darauf basierende Assistenzsysteme betrachtet.

4.1 Messbereiche und Filtereinstellungen

Die Wahl des geeigneten Messbereichs eines Inertialsensors wird durch verschiedene Faktoren beeinflusst. Ein größerer Messbereich mit hoher *Auflösung* führt meist zu höheren Kosten. Bei Sensoren mit einstellbarem Messbereich sinkt die Auflösung mit größer gewähltem Messbereich. Die Ursache hierfür liegt in der Quantisierung des Analog-Digital-Umsetzers. Dieser wandelt ein gemessenes Analogsignal in ein Digitalsignal um und hat nur eine endliche Bit-Tiefe und somit vorgegebene Abstände zwischen zwei Werten des Ausgangssignals. Zusätzlich ist die Anzahl der Bits bei der Datenübertragung beschränkt. Das reale Signal wird

dementsprechend auf- oder abgerundet.

Die Einstellung des *Tiefpassfilters* eines Inertialsensors hat ebenfalls einen großen Einfluss auf den Verlauf der gemessenen Beschleunigungen und Drehraten. Im Allgemeinen dient ein Tiefpassfilter dem Glätten von Signalen, um ungewollte *hochfrequente Störungen* herauszufiltern. Bis zur festgelegten Grenzfrequenz können Eingangssignale ungestört das Filter passieren. Diese Filterung bedingt jedoch auch eine *Verzögerung* des Ausgangssignals, welche durch die sogenannte *Gruppenlaufzeit* charakterisiert wird. Dies führt zu einem Kompromiss, da zum einen ungewollte Störungen herausgefiltert werden sollen und zum anderen relevante Dynamiken ohne eine zu große Verzögerung erkannt werden müssen. Ein zu spätes Erkennen könnte dazu führen, dass ein reagierendes Assistenzsystem nicht mehr rechtzeitig eingreifen kann und dadurch eine kritische Situation nicht verhindert wird.

Im Folgenden werden anhand von Testkatalogen Szenarien für Normalfahrten (d.h. übliche Fahrmanöver) und Crashes definiert und mittels Testfahrten die Anforderungen an die passenden Messbereiche und Filtereinstellungen ermittelt.

4.1.1 Unfallfreie Fahrten

Testkatalog

Tabelle 4.1 zeigt den Testkatalog für Normalfahrten mitsamt Versuchsträgern, Sensorik und Fahrtszenarien. Der Versuchsträger ist bei fast allen Fahrtszenarien das in Kapitel 3.3.1 gezeigte *Trekkingrad*. Das Trekkingrad wird verwendet, da es bei den ausgewählten Szenarien die meistgenutzte Fahrradgeometrie darstellt. Einzig beim Szenario *Bikepark* wurde ein *vollgefedertes Pedelec* genutzt, da Hardtail-Räder seltener in diesem Einsatzbereich Anwendung finden.

Bei der Fahrt im Bikepark werden mit hoher Geschwindigkeit Wurzelteppiche überfahren sowie Sprünge über kleine Sprungschancen durchgeführt. Die restlichen Szenarien decken übliche Alltagssituationen ab. Die Fahrt auf Kopfsteinpflaster mit 20 km/h bzw. 40 km/h bringt hohe und sich wiederholende Erschütterungen mit sich und kann daher zu hohen Ausschlägen eines Inertialsensors führen. Die Wahl von zwei unterschiedlichen Geschwindigkeiten ermöglicht die

Versuchsträger	Trekkingrad
	vollgefedertes Mountainbike
Testszenarien	Bikepark
	Kopfsteinpflaster mit 20 km/h bzw. 40 km/h
	Geradeausfahrt, Motorunterstützung u. Schaltvorgänge
	Kurvenfahrt (+ Bremsung)
	Bremsenquietschen
	Treppenstufen
	Steinschlag
Sensoren	SMI130: 16 g, TP 500 Hz / 500 °/s, TP 116 Hz
	SMI7: 35 g, TP 250 Hz / 300 °/s, TP 77 Hz

Tabelle 4.1: Testkatalog Normalfahrten

Untersuchung der Abhängigkeit auftretender Beschleunigungen von der Fahrzeuggeschwindigkeit. Die Geschwindigkeit 20 km/h soll dabei eine Pedelec-Durchschnittsgeschwindigkeit darstellen und 40 km/h eine erhöhte Geschwindigkeit, bspw. durch ein S-Pedelec oder Bergabfahrt. Bei der *Geradeausfahrt mit Motorunterstützung und Schaltvorgängen* können sowohl Motorvibrationen als auch das Betätigen des Schalthebels Einflüsse auf die Sensorik haben. Bei einer *Kurvenfahrt* wirken radiale Seitenkräfte und zudem treten hohe Drehraten auf, da sich der Rollwinkel des Fahrrades bei der Kurvenein- und -ausfahrt schnell ändert. Wird zusätzlich während einer Kurvenfahrt eine *Bremsung* durchgeführt, welche bspw. zum Wegrutschen des Hinterrades führt, können diese Größen in noch höheren Dimensionen auftreten. *Bremsenquietschen* bei nassen oder verschmutzten Scheibenbremsen führt zu Vibrationen, die sich von den Bremsscheiben über den Rahmen bis zum Sensor fortpflanzen können. Bei einer *Fahrt über Treppenstufen* sieht der Inertialsensor mehrmals hintereinander hohe Schocks, die möglicherweise Beschleunigungswerte in einem grenzwertigen Messbereich zur Folge haben können. Beim Szenario *Steinschlag* können aufgewirbelte Steine gegen den Fahrradrahmen oder den Sensor geschleudert werden. Dies kann im Extremfall ebenfalls potentiell zu hohen Sensorausschlägen führen. Diese werden im Zuge der Störbarkeitsuntersuchung in Kapitel 4.2 detaillierter untersucht.

Die Auswahl der Sensoren fällt auf den Consumer-Sensor *SMI130* und den Automotive-Sensor *SMI7*. Beide sind frei am Markt erhältlich und können potentiell für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec genutzt werden. Als Messbereich wird zunächst der größtmögliche Messbereich und die größtmögliche Filtereckfrequenz gewählt, um bei den Testfahrten möglichst die volle Dynamik erfassen zu können. Dies entspricht beim *SMI7* einem Messbereich von 35 g mit Tiefpassfilter (kurz: TP) bei 250 Hz und 300 °/s mit 77 Hz Filterfrequenz. Beim *SMI130* entspricht dies einem Messbereich von 16 g mit Tiefpassfilter bei 500 Hz und 500 °/s mit 116 Hz Filterfrequenz. Beide Sensoren sind wie in Abbildung 4.1 auf einer zusätzlichen Leiterplatte in der Drive Unit montiert.

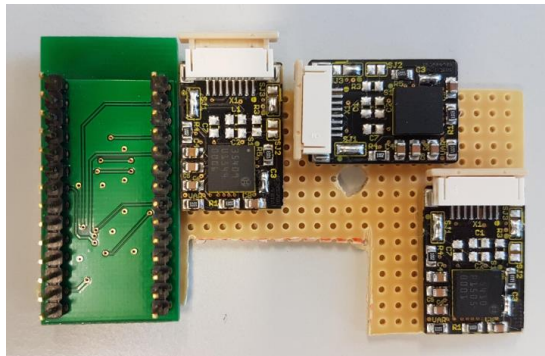


Abbildung 4.1: Leiterplatte mit 3x SMI7 (rechts) und SMI130 auf der Rückseite der grünen Platine (links)

Eine Untersuchung bezüglich Performance, Verlässlichkeit und Störbarkeit der Sensorsignale erfolgt im weiteren Verlauf dieses Kapitels. Die Datenblätter der Sensoren sind im Anhang im Kapitel A.1 zu finden.

Ergebnisse Auslegung Messbereich

Zur Auslegung des passenden Messbereichs der Sensoren werden die Testfahrten auf grenzwertige Sensorsignale untersucht. Tabelle 4.2 zeigt die maximal auftretenden Beschleunigungen und Drehraten aller Fahrscenarien. Bei der Fahrt über Kopfsteinpflaster (Abbildung 4.2) treten moderate maximale Beschleunigungen von 6 g bis 7 g und maximale Drehraten von 40 °/s bis 50 °/s auf. Die geschwindigkeitsabhängige Änderung der auftretenden Beschleunigungen wird in Kapitel 4.2.2 näher untersucht.

Szenario	Beschleunigung SMI7 (SMI130)	Drehrate SMI7 (SMI130)
Kopfsteinpflaster 20 km/h	6 g	40 °/s
Kopfsteinpflaster 40 km/h	7 g	50 °/s
Geradeausfahrt Motorunterstützung, Schaltvorgang	2 g	20 °/s
Bremsenquietschen	1,2 g	10 °/s
Treppenfahrt	21 g (16 g, 5 ms Clipping)	200 °/s
Steinschlag	2,5 g (5,5 g)	5 °/s (30 °/s)
Kurvenfahrt	1,5 g	90 °/s
Bikepark	15 g	200 °/s

Tabelle 4.2: Maximalwerte Normalfahrten: Beschleunigung und Drehrate



Abbildung 4.2: Fahrt auf Kopfsteinpflaster

Abbildung 4.3 zeigt die Messdaten des SMI7 bei Geradeausfahrt mit Motorunterstützung und Schaltvorgängen. Bewusst schnell hintereinander durchgeführte Schaltvorgänge sind ab ca. 418 s (schwarzer Kreis) zu erkennen. Da die Ergebnisse des SMI130 in diesem Fall nahezu identisch sind, wird aus Gründen besserer

Lesbarkeit nur der SMI7 dargestellt. Beide Sensoren messen sehr geringe maximale Beschleunigungen von 2 g und maximale Drehraten von $20^\circ/\text{s}$. Dies lässt sich durch den Anbauort der Sensoren (in der Drive Unit) begründen, da die am Lenker und an der Kettenstrebe verursachten Beschleunigungen durch Schaltvorgänge in der Drive Unit potentiell gedämpft ankommen. Detailliertere Untersuchungen zu diesem Transferverhalten werden in Kapitel 4.2.2 vorgestellt. Die Sensoranbauorte *Kettenstrebe und Lenker* können aufgrund der räumlichen Nähe zum Ursprung des untersuchten Signals (das Klacken der Schaltung entsteht am Lenker und am Schaltwerk an der Kettenstrebe) höhere Beschleunigungen aufzeigen. Dies wird anhand von Referenzsensoren an den genannten Positionen ebenfalls in Kapitel 4.2.2 näher untersucht.

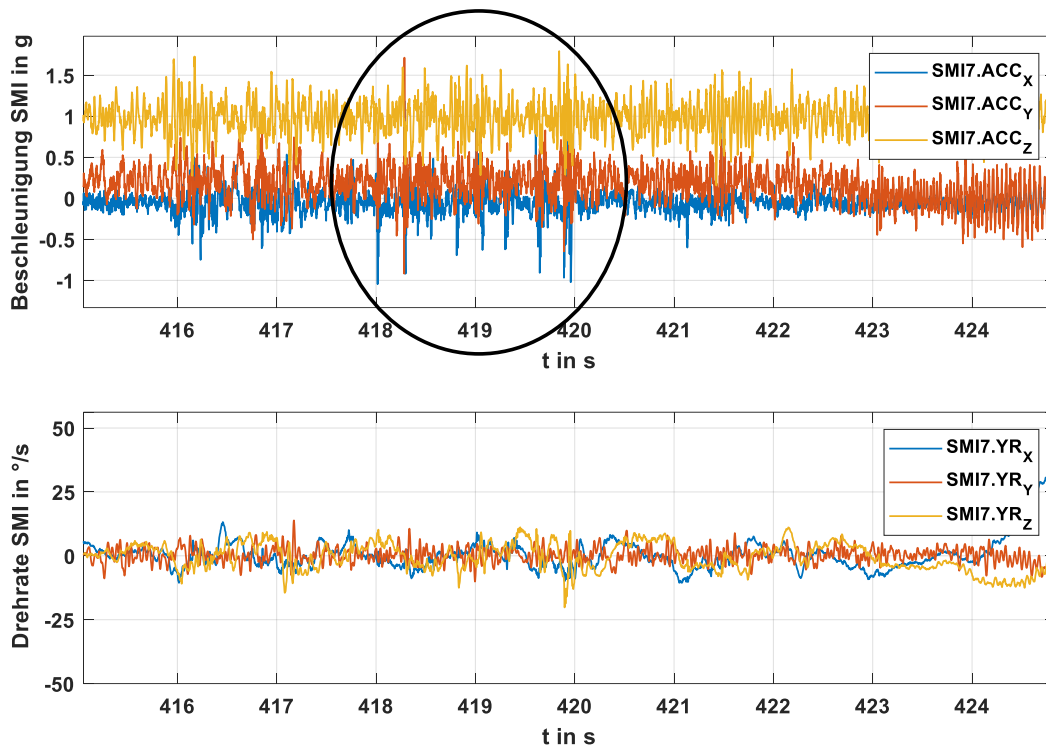


Abbildung 4.3: Geradeausfahrt mit Motorunterstützung und Schaltvorgang

Abbildung 4.4 zeigt das Szenario Bremsenquietschen. Bei einer Bremsung mit quietschenden Bremsen messen die Sensoren in der Drive Unit Schwingungen mit einer Frequenz von ca. 32 Hz und Amplituden von 1,2 g und $10^\circ/\text{s}$. Daraus lässt sich die Schlussfolgerung ziehen, dass Bremsenquietschen als real auftretendes

Signal innerhalb des Frequenzbereich des Sensors die Messwerte nur geringfügig beeinflusst. Eine indirekte Beeinflussung des Sensors als Störeffekt durch hochfrequente Schwingungen wird in Kapitel 4.2 näher untersucht.

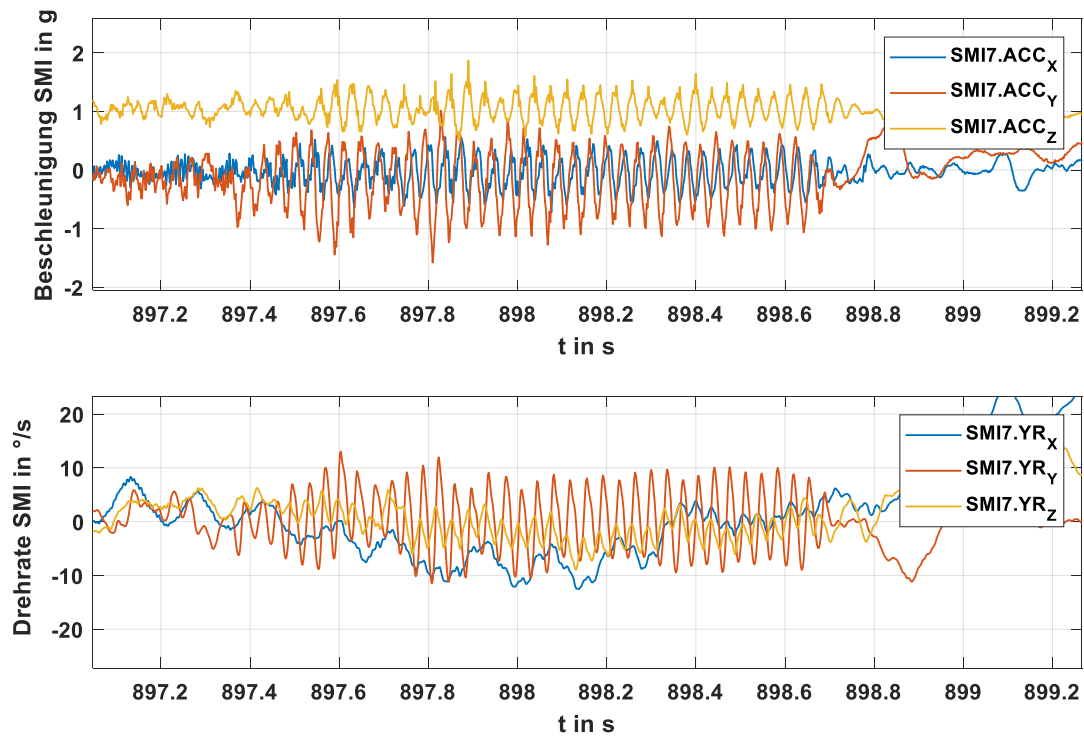


Abbildung 4.4: Geradeausfahrt mit Bremsenquietschen

Abbildungen 4.5 und 4.6 zeigen das Szenario Treppenfahrt. Dabei treten in der Drive Unit Beschleunigungen von 21 g (SMI7) bzw. 16 g (SMI130) mit ca. 5 ms Clipping sowie Drehraten bis 200 °/s auf. In diesem Fall sind die gemessenen Beschleunigungen beim SMI130 und SMI7 in z-Richtung nicht identisch, da der Messbereich des SMI130 auf 16 g beschränkt ist. Da jedoch das Clipping nur wenige ms andauert und in diesem Zeitraum kein markanter Integrationsfehler bei der Winkelberechnung auftreten kann, wird ein Messbereich von 16 g dennoch als ausreichend betrachtet.

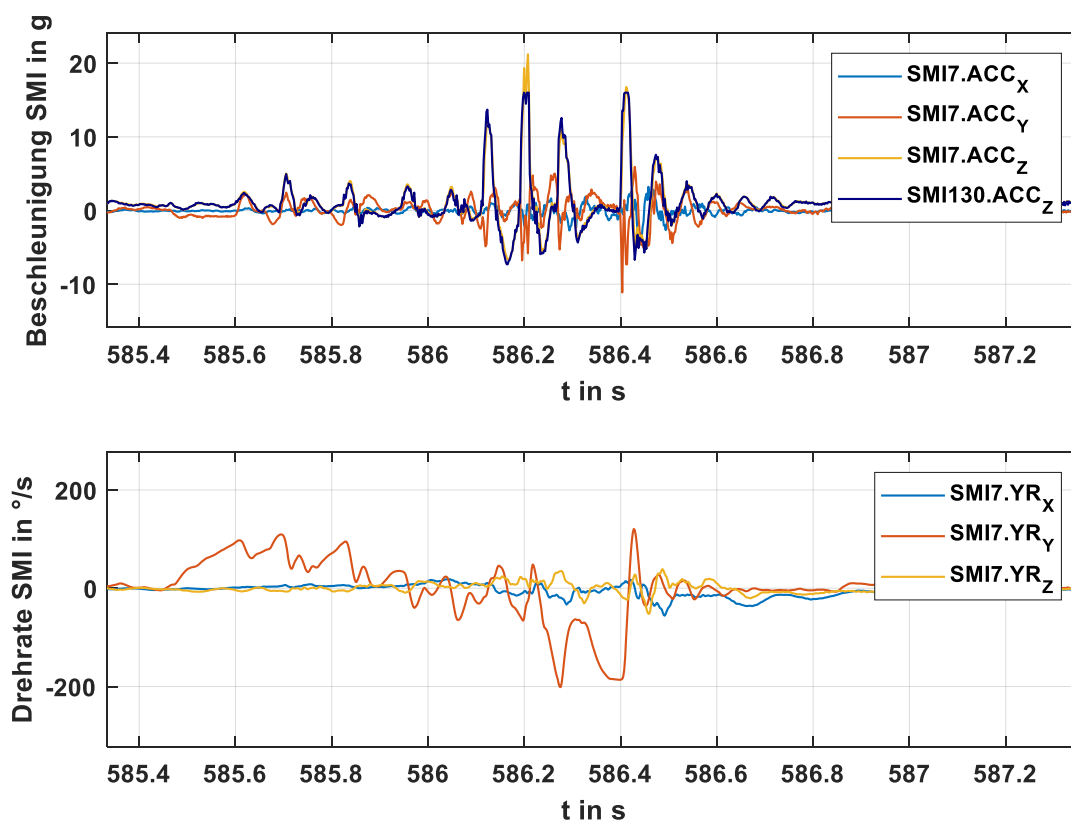


Abbildung 4.5: Ergebnisse Treppenfahrt SMI7 und SMI130

Das Szenario Steinschlag zeigt beim SMI7 Ausschläge von bis zu 2,5 g und 5 °/s und beim SMI130 5,5 g und 30 °/s. Insgesamt liegen alle Messwerte im unteren Messbereich und beeinflussen daher die Sensoren als real auftretendes Signal innerhalb des Frequenzbereichs des Sensors nur geringfügig. Auf die Diskrepanz der Messwerte zwischen den beiden Sensoren sowie deren Ursache und Folgen wird in Kapitel 4.2.4 näher eingegangen.



Abbildung 4.6: Durchführung Fahrscenario Treppenfahrt

Beim Szenario Kurvenfahrt mit Hinterradwegrutschen werden maximal 1,5 g und 90°/s gemessen. Diese Werte liegen erwartungsgemäß im mittleren Messbereich, da keine extrem hohen Dynamiken oder Schocks auftreten.

Bei der Fahrt im Bikepark treten verhältnismäßig hohe Beschleunigungen und Drehraten von bis zu 15 g und 200°/s auf (Abbildung 4.7). Dies entspricht eben-

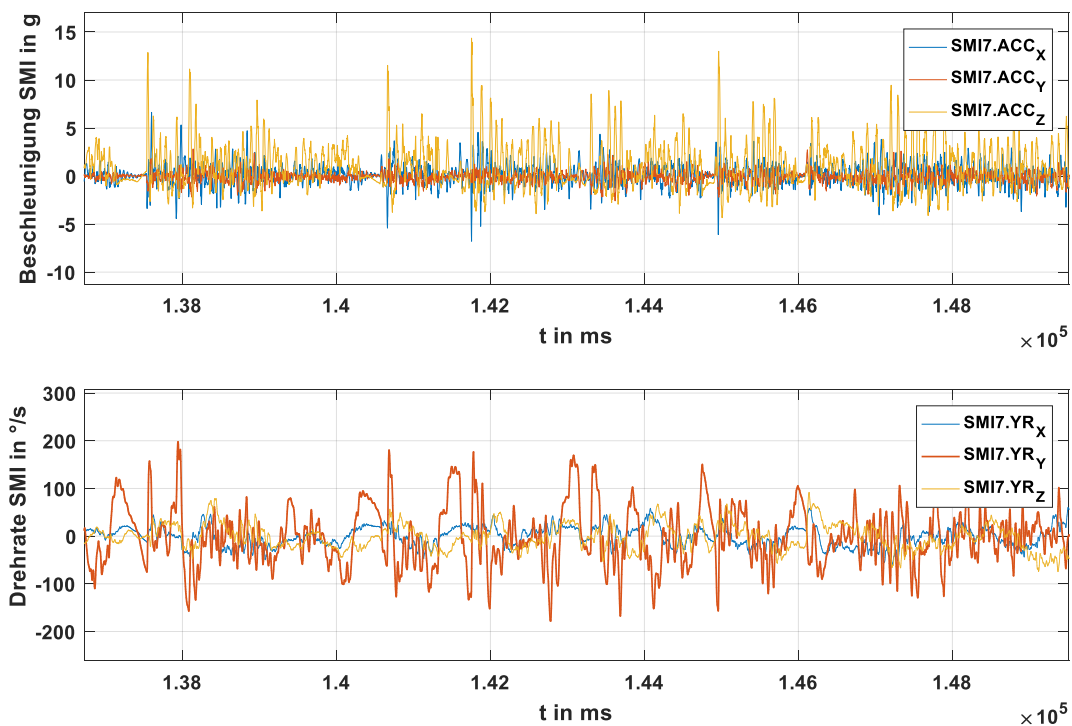


Abbildung 4.7: Fahrt im Bikepark

falls den Erwartungen, da das Testrad sachgemäß im Bikepark bewegt wurde, d.h. inklusive Fahrten über größere Hindernisse wie Steine oder Wurzelteppiche und Sprünge mit harten Landungen. Dennoch werden die Sensoren nicht komplett im Grenzbereich betrieben, was für einen ausreichend großen Messbereich spricht.

Zusammenfassend lässt sich anhand der Messdaten erkennen, dass ein Messbereich von 16 g und 300 °/s geeignet ist, um die ausgewählten Szenarien zu erfassen. Zudem besteht die Möglichkeit, die Filterfrequenz zu verringern, um hochdynamische Amplituden der Beschleunigungen und Drehraten zu dämpfen und dadurch z.B. Clipping bei Treppenfahrten zu vermeiden. Die sinnvolle Auswahl der Filtereinstellungen wird im nachfolgenden Kapitel betrachtet.

Untersuchung der Filtereinstellungen

Mit Hilfe eines Inertialsensors sollen Fahrscenarien und Bewegungen eines Fahrrades gemessen werden. Diese Fahrscenarien lassen sich in bestimmte *Größenbereiche der Fahrdynamik* einordnen. So kann bspw. physikalisch bedingt von einer *maximalen Änderung der Drehrate oder Beschleunigung* beim Hinterradabheben und seitlichen Wegrutschen des Hinterrades ausgegangen werden. Alle Messsignale, die höhere Frequenzen aufweisen, können als *Störung* betrachtet werden, welche das eigentliche Signal überlagern. Dazu gehören z.B. Vibrationen durch den Untergrund oder Schocks durch Steinschlag. Diese Störungen können mit Hilfe eines *Tiefpassfilters* herausgefiltert werden. Ein Tiefpassfilter begrenzt die Bandbreite und dämpft Störungen, welche größere Frequenzen als die *eingestellte Grenzfrequenz* aufweisen. Dabei steigt die *Laufzeit*, d.h. die Verzögerung des Nutzsignals, mit abnehmender Grenzfrequenz. Letztendlich umfasst die Auswahl der richtigen Filterfrequenz einen Kompromiss zwischen der Verzögerung des Signals und einer vollständigen Filterung von Störungen. Ein Filter mit kleiner Grenzfrequenz filtert somit viele Störsignale heraus, führt jedoch zu einer großen Verzögerung des Signals. Im Gegensatz dazu ist ein Tiefpassfilter mit höherer Grenzfrequenz schneller, lässt jedoch auch mehr Störsignale zu.

Die folgende Betrachtung ausgewählter Fahrscenarien dient der Analyse der Vor- und Nachteile verschiedener Filterfrequenzen. Dabei werden Tiefpassfilter mit 15 Hz, 60 Hz (SMI7) und 120 Hz (SMI130) miteinander verglichen. Inertialsenso-

ren mit 15 Hz Tiefpassfilter werden bspw. bei Motorrad-Fahrerassistenzsystemen genutzt und eine Filterfrequenz von 60 Hz wird in einer ausführlichen Untersuchung zur Nutzung von Inertialsensorik für einen Fahrrad-Überschlagsverhinderer [Mai18] als sinnvoll eingestuft. Zusätzlich wird ein Filter mit 120 Hz verglichen, um zu bewerten, ob eine schnellere Laufzeit das mögliche Auftreten umfangreicherer Störungen rechtfertigt. Zur Bewertung werden die Drehratensignale betrachtet, da hierdurch das Abheben oder Wegrutschen des Hinterrades besonders gut veranschaulicht wird.

Abbildung 4.8 zeigt das Szenario *starke Bremsung mit Hinterradabheben*. Da hauptsächlich eine Bewegung um die Querachse (y -Achse) stattfindet, steht diese im Fokus dieses Szenarios. Ab dem Zeitpunkt 18 s ist eine positive Drehrate und damit das Abheben des Hinterrades zu erkennen. Ab 18,6 s beginnt sich das Hinterrad wieder abzusenken (negative Drehrate) und bei ca. 18,84 s schlägt es auf den Boden auf. Es ist erkennbar, dass die Signale mit 60 Hz und 120 Hz nahezu identisch sind, wohingegen zwischen 60 Hz und 15 Hz eine Verzögerung von ca. 20 ms vorliegt.

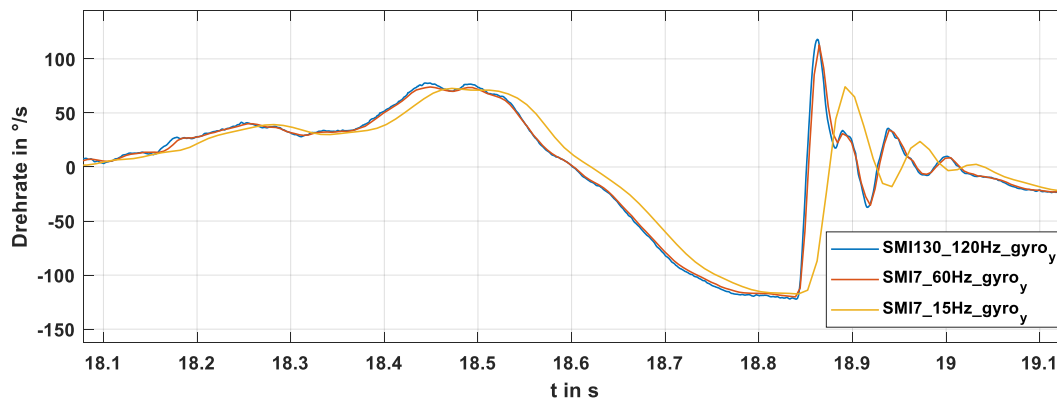


Abbildung 4.8: Vergleich Filterfrequenz bei Hinterradabheben

Abbildung 4.9 zeigt das Szenario *Kurvenfahrt mit Hinterradwegrutschen*. In diesem Fall liegt der Fokus auf der Rollbewegung um die Längsachse (x -Achse), da ein Wegrutschen des Hinterrades in der Regel eine plötzliche Vergrößerung des Rollwinkels nach sich zieht. Das Wegrutschen des Hinterrades lässt sich somit ab dem Zeitpunkt 10,5 s erkennen. Bei 12 s endet dieses Szenario und das Rad stellt sich ruckartig wieder auf. In diesem Fall ist erneut ein deutlicher zeitlicher

Versatz zwischen dem 15 Hz- und dem 60 Hz-Filter von ca. 20 ms zu erkennen. Zudem ist eine vorteilhafte Glättung des Signals bei einer Tiefpassfilterung mit 60 Hz im Vergleich zur Filterung mit 120 Hz sichtbar.

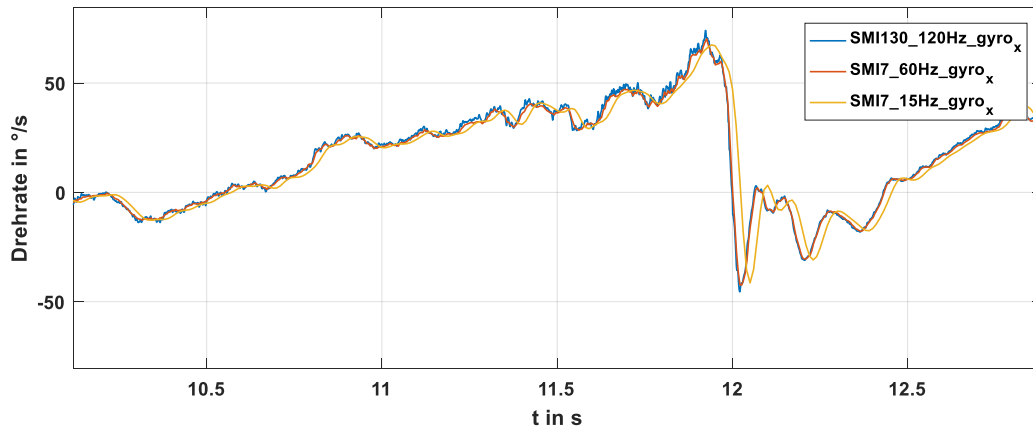


Abbildung 4.9: Vergleich Filterfrequenz bei Wegrutschen des Hinterrades

Abbildung 4.10 zeigt das Szenario *Fahrt über Kopfsteinpflaster*. Bei allen drei Achsen ist deutlich zu erkennen, dass eine Tiefpassfilterung mit 60 Hz eine gewünschte Glättung des Signals mit sich bringt, da unerwünschte Vibrationen herausgefiltert werden. Eine Filterung mit 15 Hz würde eine stärkere Glättung zur Folge haben, jedoch überwiegt hier der Nachteil der Signalverzögerung.

Die Änderung der Signallaufzeit lässt sich alternativ auch mittels Datenblatt des jeweiligen Sensors abschätzen. Hierbei wird beim SMI7 die komplette Laufzeit nochmals in eine Filterzeit, eine Update-Zeit und eine Übertragungszeit unterteilt, wohingegen beim SMI130 nur eine gesamte Laufzeit angegeben ist. Dies wird durch Abbildung 4.11 veranschaulicht. Die in den Messdaten erkennbare Verzögerung von ca. 20 ms zwischen 60 Hz und 15 Hz Filterung wird durch die Angaben im Datenblatt bestätigt. Zunächst scheinen 20 ms eine vernachlässigbar kurze Verzögerung zu sein. Bedenkt man jedoch, dass eine Schreckbremsung in einem Zeitraum von ca. 100 ms (dies entspricht einem Druckaufbau von 1000 bar/s [Mai18]) stattfindet, so entspricht die Verzögerungszeit 20% einer Schreckbremsung. Deshalb wird eine Verzögerung von 20 ms als nicht vernachlässigbar betrachtet.

Als Schlussfolgerung dieser Untersuchung ist eine Tiefpassfilterung von 60 Hz für

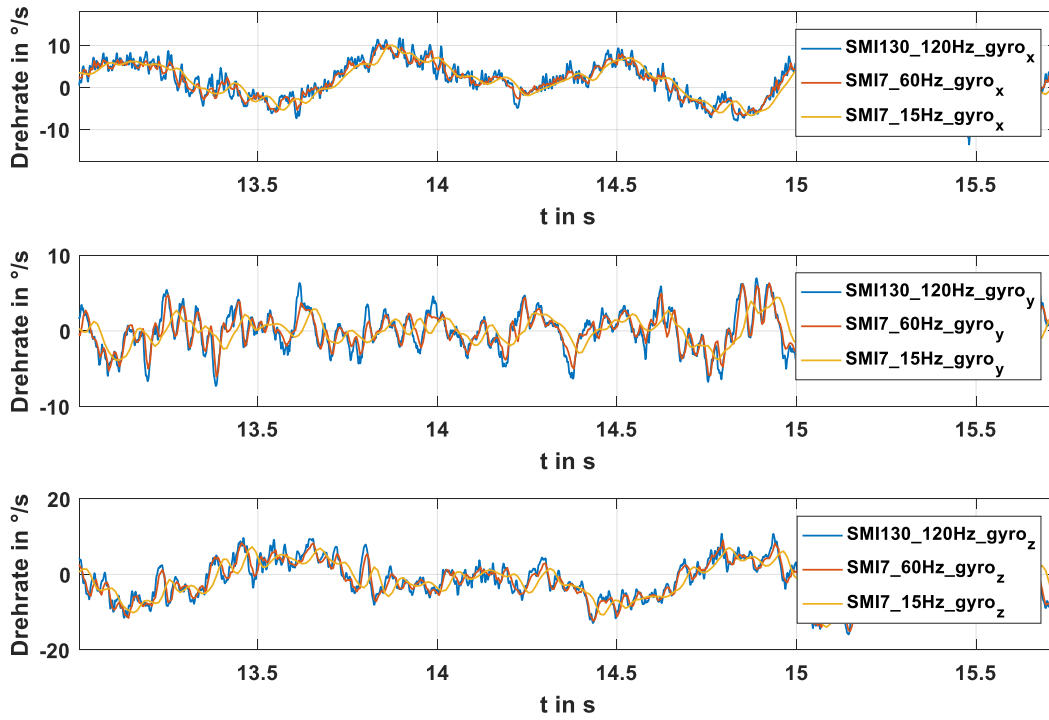


Abbildung 4.10: Vergleich Filterfrequenz bei Fahrt über Kopfsteinpflaster

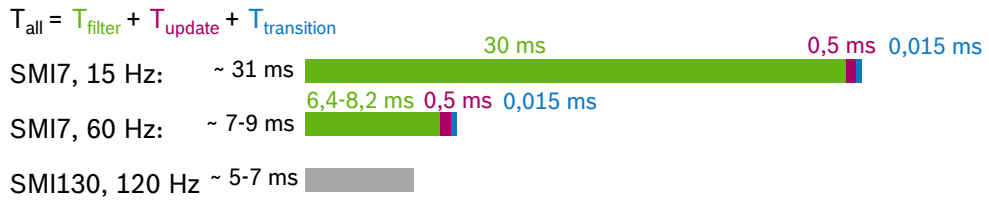


Abbildung 4.11: Vergleich Signallaufzeit bei unterschiedlicher Filterfrequenz

die Nutzung von Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Fahrrad am geeignetsten. Hierdurch werden sowohl zahlreiche Störungen herausgefiltert und das Nutzsignal geglättet als auch vertretbare Signallaufzeiten bzw. Verzögerungen für die angedachten Einsatzbereiche erreicht. Für die Erkennung des Hinterradabhebens leitet sich die Anforderung ab, dass eine Drehrate von $100^\circ/\text{s}$ in einem Zeitraum deutlich kleiner 100 ms (entspricht dem Druckaufbau bei einer Schreckbremsung) detektiert werden soll. Zudem sollen die Signallaufzeiten bedingt durch Tiefpassfilterung um deutlich weniger als 30 ms vergrößert werden. Eine Clipping-Zeit von wenigen ms wird als vertretbar eingestuft und soll daher nicht überschritten werden. Eine Zusammenfassung aller Einsatzbereiche und daraus entstehenden Anforderungen an die Inertialsensorik wird abschließend in Kapitel 6 dargestellt.

4.1.2 Crash-Szenarien

Unfälle und *Crash-Szenarien* stellen einen Sonderfall dar, da hierbei *sehr große Dynamiken und Maximalwerte* bei Beschleunigungen und Drehraten auftreten können. Die folgende Untersuchung soll zum einen zeigen, welcher *Messbereich* und welche *Filtereinstellung* benötigt werden würden, um auch Crash-Szenarien in vollem Umfang messen zu können und zum anderen als Grundlage für die Validierung einer *Crash-Simulation* dienen. Die Detektion von Crash-Szenarien stellt in dieser Arbeit einen optionalen Einsatzbereich für Inertialsensorik dar. Daher werden auch die im folgenden untersuchten crash-bezogenen Anforderungen als optional betrachtet.

Testkatalog

Für die Durchführung des Crash-Tests wird ein *Fahrer-Dummy* (1,60 m groß, 50 kg) auf dem jeweiligen Versuchsträger befestigt. Als Versuchsträger werden *unterschiedliche Fahrradgeometrien* genutzt, da ein Trekkingrad unter Umständen zu anderen Crash-Signalverläufen führen kann als ein vollgefedertes Mountainbike oder ein Tiefeinsteiger. Die Testszenarien enthalten zum einen das Fahrrad und zum anderen einen PKW (Toyota Prius) sowie eine Wand als Crash-Partner. Dabei kann das Fahrrad als aktiver Crash-Partner agieren und wird dazu am

Vorderrad in eine *Rahmenkonstruktion* geklemmt, welche durch ein separates Fahrzeug (bspw. PKW) das Fahrrad auf eine gewünschte Geschwindigkeit beschleunigen kann (siehe Abbildung 3.10). Zum anderen kann der PKW als aktiver Partner in verschiedenen Konstellationen auf das stehende Fahrrad auffahren. Alle Szenarien werden jeweils mit einer Geschwindigkeit von 10 km/h und 20 km/h durchgeführt. Dies stellt eine langsame Geschwindigkeit, wie sie bspw. beim Anfahren und Anhalten an Straßenkreuzungen vorkommen kann, sowie eine pedelec-typische, durchschnittliche Geschwindigkeit dar [SPFB⁺17].

Alle Versuchsträger sind am Lenker sowie in Schwerpunktnähe am Sattelrohr mit *Crash-Sensoren* (PAS, peripheral acceleration sensor) ausgestattet. Somit können Beschleunigungen bis 120 g mit einer Datenrate von 2 kHz und einer Auflösung von 0,25 g in drei Raumrichtungen gemessen werden. Tabelle 4.3 zeigt den gesamten Testkatalog für Crash-Szenarien.

Versuchsträger	Trekkingrad
	vollgefedertes Mountainbike
	Tiefeinsteiger
Testszenarien	Fahrrad gegen Wand: frontal
	Fahrrad gegen PKW: frontal / seitlich Motorhaube / seitlich A-Säule / von hinten
	PKW gegen Fahrrad: frontal / seitlich / von hinten
Sensoren	Crash-Sensor (PAS)

Tabelle 4.3: Testkatalog Crash-Szenarien

Ergebnisse der Crash-Tests: Amplituden und Frequenzen

Im Folgenden werden beispielhaft zwei Crash-Szenarien dargestellt. Das erste Crash-Szenario zeigt das seitliche Auffahren eines Fahrrades mit 20 km/h auf einen stehenden PKW (Bildmaterial siehe Abschnitt A.2). Abbildung 4.14 zeigt die auftretenden Beschleunigungen am Lenker. Dabei ist bei 350 s der erste Aufprall des Fahrrades auf den PKW mit ca. 50 g in x-Richtung zu sehen. Kurz vorm

Zeitpunkt 351 s ist der Aufprall des Fahrrades auf dem Boden nach einem seitlichen Umkippen mit 110 g in y-Richtung erkennbar. Bemerkenswert hierbei ist, dass der zweite Aufprall größere Beschleunigungen aufweist als der erste.

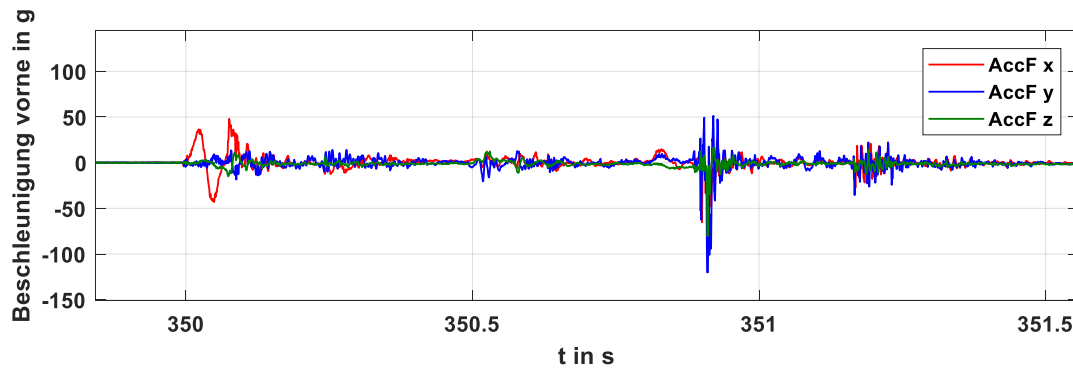


Abbildung 4.12: Seitlicher Aufprall Fahrrad auf PKW mit 20 km/h

Abbildung 4.15 zeigt die Frequenzanalyse dieses Szenarios. Dabei ist eine Einhüllende über alle drei Raumrichtungen für den gesamten Crash zu sehen, d.h. die Frequenzanalyse wird jeweils für ein Zeitfenster von ca. 100 ms durchgeführt, welches in jedem Schritt um 10 ms verschoben wird. Alle FFTs werden hintereinander dargestellt, sodass jeweils nur die höchste Amplitude zu sehen ist. Die Höhe auf der y-Achse sowie die farbliche Kennzeichnung stehen für die Höhe der Amplitude der Beschleunigung. Es ist erkennbar, dass Beschleunigungen von bis zu 10 g bis 500 Hz auftreten und auch bei 900 Hz Beschleunigungen bis 2 g auftreten. Eine Betrachtung der maximal auftretenden Signaländerung pro Zeit liefert eine maximale Beschleunigungsänderung von 70 g/s. Insgesamt liegt ein erheblicher Anteil der Beschleunigungen unter 100 Hz. Dies kann durch die zahlreichen dämpfenden Elemente, wie z.B. die Fahrradreifen beim ersten Aufprall und den Dummy aus weichem Kunststoff beim Aufprall auf den Boden, hervorgerufen werden.

Das zweite Crash-Szenario zeigt das seitliche Auffahren eines PKW mit 20 km/h auf ein stehendes Fahrrad (Bildmaterial siehe A.2). Abbildung 4.14 zeigt die auftretenden Beschleunigungen am Lenker. Zum Zeitpunkt 239,8 s ist der Erstkontakt des PKW mit dem Fahrrad zu erkennen, wodurch Beschleunigungen von bis zu 30 g entstehen. Danach wird das Rad durch die Luft geschleudert und landet auf dem Asphalt, was zu hohen Beschleunigungen von bis zu 120 g führt.

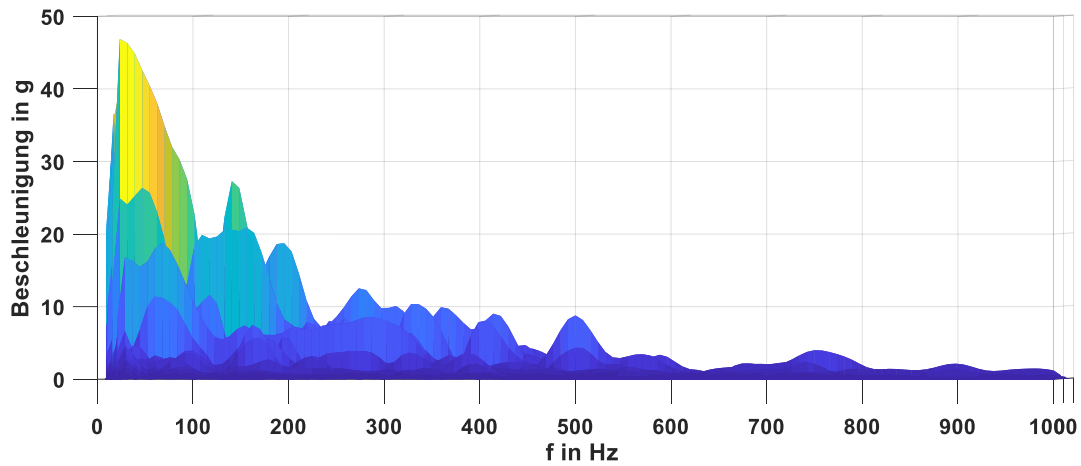


Abbildung 4.13: Frequenzanalyse: Seitlicher Aufprall Fahrrad auf PKW mit 20 km/h

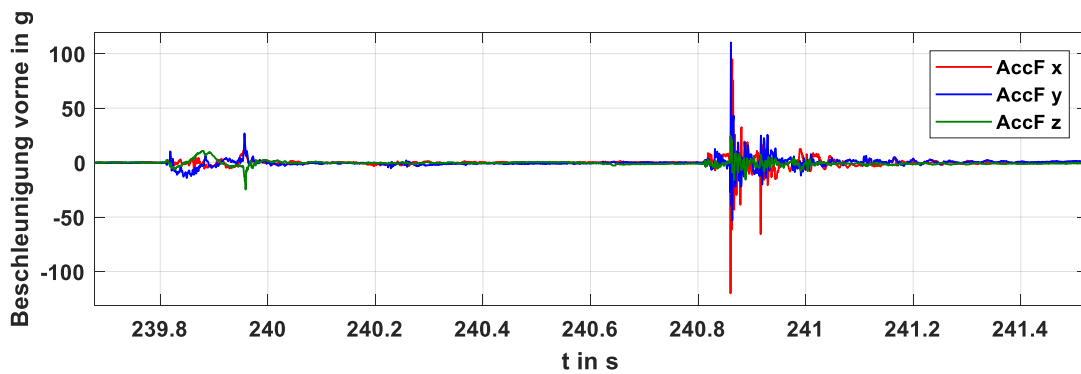


Abbildung 4.14: Seitlicher Aufprall PKW auf Fahrrad mit 20 km/h

Abbildung 4.15 zeigt die Frequenzanalyse dieses Szenarios. Dabei treten insgesamt geringere Beschleunigungen und niedrigere Frequenzen im Vergleich zum ersten Szenario auf. Bis knapp 300 Hz können Beschleunigungen bis 5 g gemessen werden und bis ca. 600 Hz treten noch Beschleunigungen bis zu 1 g auf. Ein erheblicher Teil der Beschleunigungen weist Frequenzen bis zu 30 Hz auf. Eine Betrachtung der maximal auftretenden Signaländerung pro Zeit liefert in diesem Fall eine maximale Beschleunigungsänderung von 100 g/s.

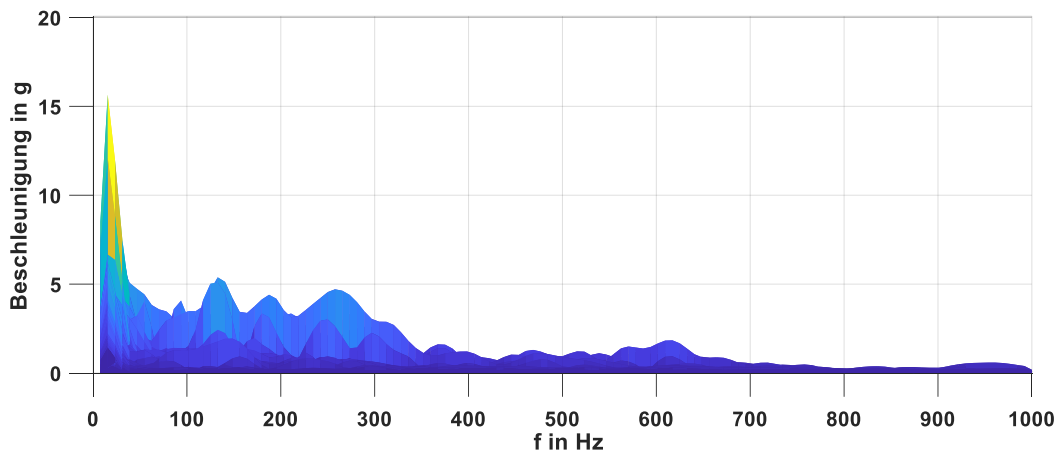


Abbildung 4.15: Frequenzanalyse: Seitlicher Aufprall PKW auf Fahrrad mit 20 km/h

Unter Einbezug der gezeigten Beispiel-Szenarien lässt sich schlussfolgern, dass zur Messung von Beschleunigungssignalen bei Crash-Szenarien in vollem Umfang ein Messbereich von mindestens 120 g und eine Filterfrequenz größer 500 Hz notwendig sind.

Crash-Erkennung mittels Consumer-Sensor

Wie im vorherigen Kapitel gezeigt, ist der Hauptteil der auftretenden Beschleunigungen bei Crash-Szenarien bei Frequenzen bis 100 Hz vorzufinden. Daher soll im Folgenden untersucht werden, inwieweit der Verlauf eines Crashes mit einem Consumer-Sensor mit niedrigem Messbereich und niedriger Filterfrequenz erkannt und klassifiziert werden kann. Hierzu werden die ursprünglichen Messdaten mittels Tiefpassfilter mit einer Grenzfrequenz von 15 Hz gefiltert. Die Tiefpassfilterung erfolgt in diesem Beispiel durch Bildung des gleitenden Mittelwertes über 25 Samples. Diese Filterfrequenz entspricht der Frequenz, welche serienmäßig für Inertialsensorik im Motorradbereich verwendet wird.

Abbildung 4.16 zeigt die gefilterten Signale sowie die Trigger-Signale einer im Rahmen dieser Arbeit implementierten simplen Crash-Klassifizierung. In diesem Szenario prallt das Testrad mit 20 km/h seitlich auf den stehenden PKW. Bei

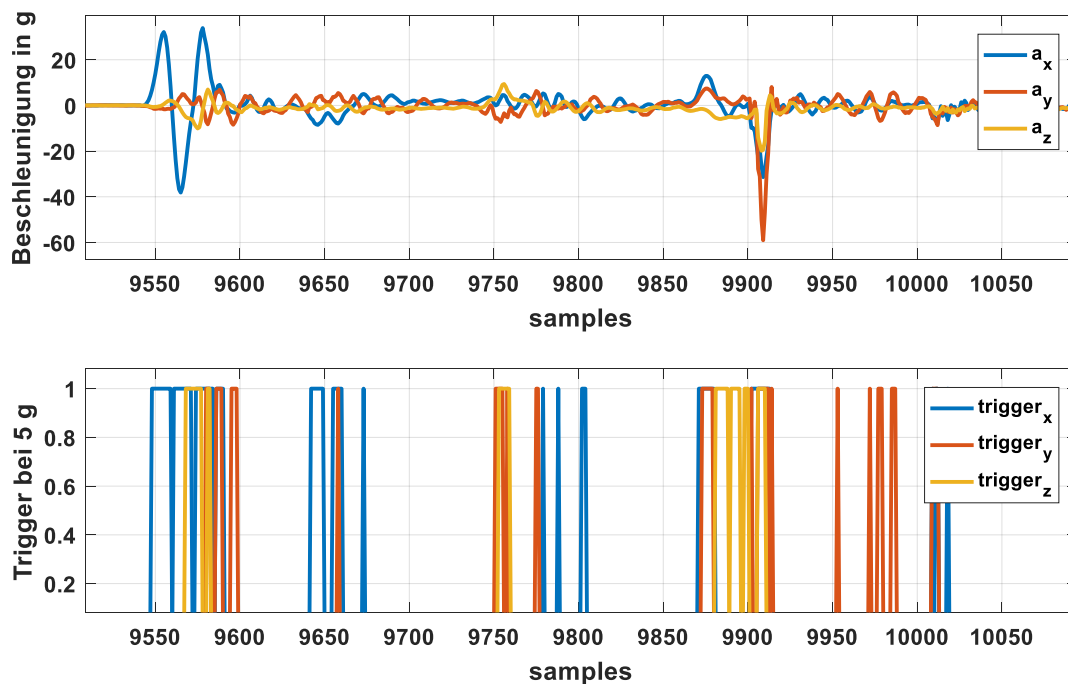


Abbildung 4.16: Gefilterte Crash- und Trigger-Signale: Frontalcrash

dieser Art der Crash-Klassifizierung werden Beschleunigungssignale größer 5 g als kritisch eingestuft und führen zur Auslösung eines Triggers. Anhand der Raumrichtung, welche als erstes die Trigger-Schwelle überschreitet, ist eine einfache

Klassifizierung des Crashes möglich. Im gezeigten Beispiel wird zunächst bei Sample 9550 in x-Richtung ein Trigger-Signal ausgelöst, wodurch der Rückschluss auf einen Frontalcrash (das Testrad prallt frontal auf den PKW) gezogen werden kann. Für einen Seitencrash (der PKW fährt seitlich auf das Testrad) kann ebenfalls ein plausibles erstes Trigger-Signal in y-Richtung detektiert werden, was für eine grundsätzliche Validierung dieser Crash-Klassifizierung spricht. Die zugehörigen Messdaten sind im Anhang A.3 in Abbildung A.4 dargestellt.

Bei realen Crash-Szenarien treten oft komplexere Abläufe auf. Es kommen Einflüsse durch den Untergrund hinzu oder es ist keine klare Differenzierung zwischen frontalem und seitlichen Aufprall möglich. Daher muss dieser erste Ansatz für eine zuverlässige Verwendung weiter verfeinert und bspw. durch eine Nutzung der Drehrate ergänzt werden.

Validierung eines Crash-Simulationsmodells

Die Durchführung von Crash-Versuchen bringt einen erheblichen *zeitlichen und logistischen Aufwand* mit sich. Zudem ist es trotz Dummy-Fahrer schwierig, das Kriterium der Realitätsnähe zu erfüllen. Ein schneller Wechsel auf ein anderes Rad oder Szenario ist nicht möglich, da die gesamte Messtechnik umgebaut werden muss. Aus diesen Gründen ist es wünschenswert, Crash-Szenarien *realistisch simulieren* zu können. Zur *Validierung* eines solchen Simulationsmodells können die gesammelten Crash-Daten genutzt werden, welche mit zwei unterschiedlichen Geschwindigkeiten, drei Fahrradgeometrien und acht Fahrszenarien eine solide Grundlage zum Vergleich von Simulationsdaten mit Realdaten liefern.

Auf Basis der Software *PC Crash* der Firma DSD wurde vom Fraunhofer Institut für Verkehrs- und Infrastruktursysteme (IVI) in Dresden ein Mehrkörpermodell erstellt [UED17]. Vorhandenen Fahrradmodelle wurden dabei um pedelec-typische Komponenten wie Akku und Motor erweitert sowie an die Geometrien der realen Testräder angepasst. Durch Anpassung der Steifigkeit der Körper, Gelenke und Feder-Dämpfer-Elemente wurden Parametersätze gesucht, mit Hilfe derer möglichst alle Szenarien realitätsgetreu nachgebildet werden können. Abbildung 4.17 zeigt die nachgebildete Trekkingrad-Geometrie. Dabei ist am Unterrohr ein Akku und am Tretlager eine nachgebildeter Motor zu erkennen. Zudem wurde

virtuelle Sensoren im Motor, am Sattelrohr sowie am Lenker modelliert. Anhand dieser können an verschiedenen Positionen am Fahrrad Sensordaten simuliert werden. Zusätzlich wurden die Geometrien Fully und Tiefeinsteiger nachgebildet. Diese werden im Anhang A.4.1 in Abbildung A.5 näher erläutert.

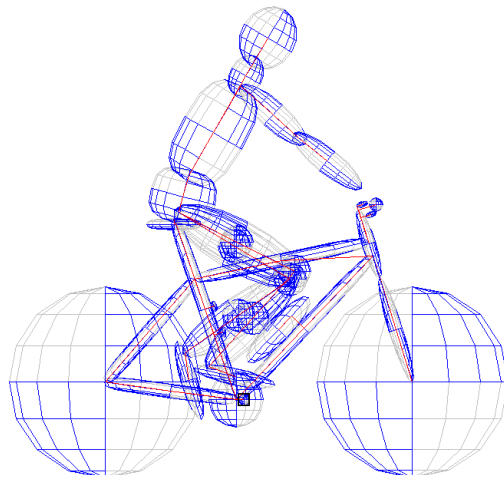


Abbildung 4.17: Mehrkörpermodell Trekkingrad

Das vom Fraunhofer IVI erstellte Mehrkörper-Simulationsmodell kann mittels der gesammelten Crash-Daten auf Plausibilität und Realitätsnähe geprüft werden. Abbildung 4.18 zeigt ein plausibles und realitätsnahes Simulationsergebnis. Im dargestellten Szenario fährt das Pedelec mit 20 km/h frontal gegen eine Wand. Bilder des realen Crash-Szenarios und der dazu passenden Momentaufnahmen der Simulation sind im Anhang A.4.2 in Abbildung A.6 abgebildet. Die realen Crash-Daten sowie auch die Simulationsdaten wurden mit einer Filterfrequenz von 40 Hz tiefpassgefiltert, um zunächst die wesentliche Fahrdynamik ohne störende hochfrequente Beschleunigungssignale analysieren zu können.

Die positive Validierung bei diesem Beispiel entspricht jedoch leider nicht der Regel. Bei einer Vielzahl der untersuchten Crash-Szenarien weichen die Simulationsergebnisse zu stark von den erfassten Realdaten ab, sodass die grundsätzliche Modellierung der Fahrphysik als unrealistisch bewertet werden muss. Beispielsweise wirken schon vor dem Crash zahlreiche unplausible Kräfte an verschiedenen Stellen des Mehrkörpermodells oder das Rad wird beim Aufprall auf eine Wand mit extrem hoher Geschwindigkeit in Richtung Himmel geschleudert. Ein Beispiel stark von der Realität abweichender Simulationsdaten ist im Anhang im

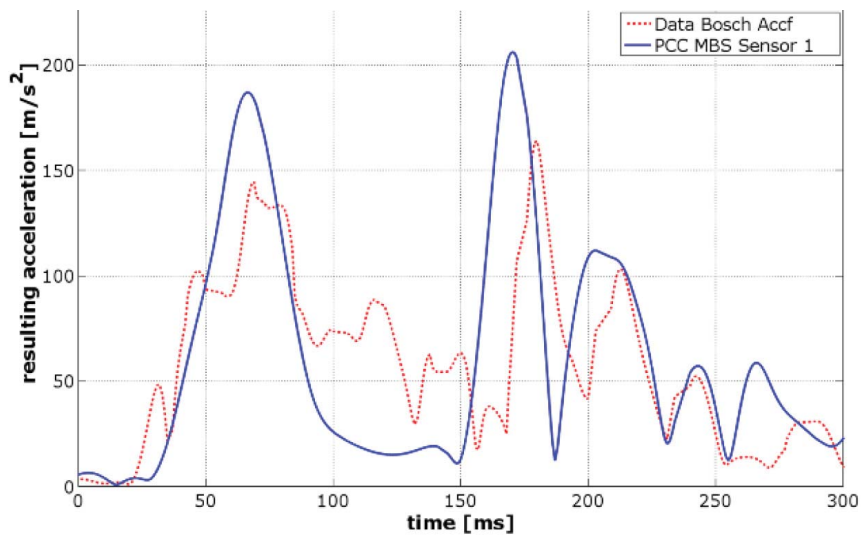


Abbildung 4.18: Plausible Simulation: Frontal-Crash gegen Wand mit 20 km/h

Abschnitt A.4.3 dargestellt. Zudem weist das Modell regelmäßig grundsätzliche Probleme mit Eigenschwingungen auf, welche sich aufschaukeln und somit die Simulationsergebnisse unbrauchbar machen. Da die genannten Probleme nicht behoben werden konnten, wird die untersuchte Simulationsumgebung sowie das vom Fraunhofer IVI erstellte Mehrkörper-Simulationsmodell als physikalisch unplausibel und somit für weitere Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit unbrauchbar eingestuft.

4.2 Störbarkeit der Drehrate

In Kapitel 2.2.2 wurde bereits auf die grundsätzliche Störbarkeit von MEMS-Sensorik eingegangen. Die folgende Untersuchung betrachtet kritische Vibrationen, die während unterschiedlicher Fahrscenarien am Pedelec auftreten und potentiell die Messung der Drehrate stören können. Dabei sind vor allem hochfrequente Vibrationen im Bereich von 20 kHz bis 25 kHz kritisch, da die Eigenfrequenz der Sensorik ebenfalls in diesem Bereich liegt. Dies kann zu dem Auftreten von Resonanzen und der Ausgabe von Fehlsignalen führen. Da die Inertialsensordaten jedoch bspw. als solide Grundlage für sicherheitsrelevante Fahrerassistenzsysteme dienen sollen, ist es zwingend notwendig, dass die gemessenen Signale verlässlich sind.

Im Folgenden wird ein Testkatalog für Fahrscenarien mit potentiell kritischen Vibrationen vorgestellt. Anhand der Messergebnisse, welche mit speziellen Hochfrequenz-Sensoren erfasst werden, können unterschiedliche Fahrscenarien und Sensorpositionen analysiert sowie eine Frequenzanalyse aller Szenarien durchgeführt werden. Zusätzlich wird ein Vergleich mit Vibrationsmessungen am PKW betrachtet. Im nächsten Schritt werden die Auswirkungen der Messergebnisse auf MEMS-Sensorik mit Hilfe von Simulationsmodellen abgeschätzt. Abschließend werden Low-Cost- und High-Quality-Sensoren miteinander verglichen und einem passenden Anwendungsbereich zugeordnet.

4.2.1 Testkatalog: kritische Vibrationen

Tabelle 4.4 zeigt den Testkatalog für unterschiedliche Fahrscenarien, welche potentiell zu kritischen Vibrationen an unterschiedlichen Sensorpositionen am Pedelec führen können. Als Versuchsträger wird ein Trekkingrad mit Federgabel gewählt. Diese hat einen Federweg von 80 mm und kann wahlweise durch die Lock-Out-Funktion nahezu starr eingestellt werden. Der Reifendruck wurde auf 5 bar eingestellt, was dem oberen, zulässigen Maximalwert entspricht. Je höher der Reifendruck, desto weniger werden auftretende Vibrationen durch die Reifen gedämpft.

Zusätzlich zu alltäglichen Fahr-situationen, wie die Fahrt über Kopfsteinpflaster,

werden weitere, potentiell hochfrequente Vibrationen verursachende Fahrscenarien untersucht, wie etwa Treppenfahrt und Steinschlag. Außerdem werden Elemente betrachtet, welche bei all diesen Szenarien zusätzlich auftreten können. Dazu zählt die Motorunterstützung, Schaltvorgänge, Bremsenquietschen und das Klackern des Freilaufs. Der Freilauf ist in der Hinterradnabe vorzufinden und ermöglicht ein freies Rollen ohne Kurbelbewegung. Dies kann bspw. durch Sperrklinken erfolgen, welche beim Rollen eine klackende Schleifbewegung ausführen.

Die Fahrt über Kopfsteinpflaster wird als potentiell kritisch betrachtet, da die periodische Anregung beim Überfahren der einzelnen Pflastersteine zu deutlich spürbaren Vibrationen führt. Diese können unter Umständen hochfrequente Störanregungen beinhalten oder zu diesen führen, weil z.B. ein Metallteil gegen ein anderes schlägt (Kette an Kettenstrebe etc.). Das Szenario wird mit 20 km/h und 40 km/h sowie mit offener und blockierter Federgabel durchgeführt. Dies erlaubt eine geschwindigkeitsabhängige Betrachtung der auftretenden Beschleunigungen und ein Vergleich der unterschiedlichen Gabeleinstellungen.

Die Fahrt über Treppenstufen wird ebenfalls als potentiell kritisches Szenario betrachtet, da hierbei wiederholt Stöße auf das Vorder- und Hinterrad wirken, welche in hochfrequente Vibrationen resultieren können. In diesem Fall erfolgt die Fahrt mit offener Federgabel über sieben Treppenstufen mit einer Höhe von jeweils ca. 10 cm. Da dieses Szenario bereits eine extreme, nicht alltägliche Fahrsituation darstellt, wird eine Treppenfahrt mit blockierter Gabel als noch unwahrscheinlicher betrachtet und daher nicht näher untersucht.

Bremsenquietschen kann bei nassen oder verschmutzten Bremscheiben auftreten und führt zu unangenehmen Quietsch-Geräuschen. Diese lassen vermuten, dass hierbei auch nicht hörbare, hochfrequente Vibrationen entstehen, welche die Drehratensensorik stören könnten. Dieses Szenario wird mit nassen Bremscheiben und blockierter Gabel durchgeführt, um die bestmögliche, ungedämpfte Übertragung der Vibrationen vom Entstehungsort an der Federgabel zu den jeweiligen Sensorpositionen zu gewährleisten.

Das Szenario Steinschlag kann als Anregung in Form eines Dirac-Impulses betrachtet werden. Dies bedeutet, dass hierbei ein breites Frequenzspektrum inklusive hoher Frequenzen angeregt wird. Dieses Szenario wird im Stillstand durchgeführt, indem entweder grober Schotter oder Metallkugeln (klein, 4 g oder groß,

30 g) aus einer Höhe von ca. 50 cm auf das auf dem Kopf stehende Fahrrad fallen gelassen werden. An sieben verschiedenen Stellen am Fahrrad werden Beschleunigungen

Versuchsträger	Trekkingrad
Testszenarien	Kopfsteinpflaster mit 20 km/h bzw. 40 km/h
	Geradeausfahrt, Motorunterstützung, Schaltvorgänge
	Treppenfahrt
	Steinschlag
	Bremsenquietschen
	Freilauf
Sensoren	7x HF-Sensor, 2.500 g, kalibriert bis 30 kHz

Tabelle 4.4: Testkatalog Vibrationen

nigungen mittels Hochfrequenz-Sensorik (HF-Sensor) mit einer Datenrate von 50 kHz bis 100 kHz gemessen. Die piezoelektrischen Sensoren des Herstellers *Dytran* vom Typ *3133M14* sind am Lenkervorbau, an der Federgabel, am Sattelrohr, an der Kettenstrebe, am Unterrohr, auf dem Gehäuse der Drive Unit und auf der Leiterplatte in der Drive Unit angebracht. Die Anbauorte sind im Anhang im Abschnitt A.5.1 dargestellt. Für die Messung mit einer Datenrate von 100 kHz können aufgrund der beschränkten Gesamtdatenmenge nur vier Sensoren genutzt werden. In diesem Fall werden die Anbauorte Federgabel, Sattelrohr, Kettenstrebe und Leiterplatte Drive Unit gewählt.

4.2.2 Auswertung der HF-Messungen

Zur Auswertung der Vibrationsdaten werden die Messdaten bezüglich ihrer Amplituden und Frequenzen ausgewertet. Der direkte Vergleich der verschiedenen Testszenarien und Anbaupositionen hinsichtlich der auftretenden Amplituden erfolgt mittels Betrachtung des quadratischen Mittelwertes (RMS-Wert) und sogenannter Peak-Hold-Werte. Letztere Methode betrachtet den jeweiligen Maximalwert, der in einem Zeitfenster von 2048 Datenpunkten (entspricht ca. 20 ms)

auftritt. Zur Untersuchung der auftretenden Frequenzen wurde eine Fast Fourier Transformation (FFT) für jedes Zeitfenster respektive für die gesamte Messung durchgeführt. Die Breite des Zeitfensters von 20 ms wurde so gewählt, dass zum einen bei einer Geschwindigkeit von 20 km/h einige Kopfsteinpflastersteine passiert werden und zum anderen das Event eines Steinschlages, welches ungefähr 10 ms andauert, erfasst werden kann.

Vergleich der Anbaupositionen

Für die nachfolgenden Untersuchungen sind vor allem Beschleunigungen im Frequenzbereich größer 15 kHz relevant, da Beschleunigungen größer 20 kHz als potentiell kritisch für Drehratensensorik betrachtet werden können. Zum Vergleich der Anbaupositionen werden die Beschleunigungsamplituden der höchsten, auftretenden Frequenz untersucht. Beschleunigungen kleiner 1 m/s^2 werden dabei als vernachlässigbar klein bewertet und nicht in die Untersuchung mit einbezogen. Dieses Kriterium wird aus vorangegangenen Vibrationstests auf einem Shaker-Prüfstand abgeleitet, welche zeigten, dass Anregungen auf bei mehr als 20 kHz bis zu einer Amplitude von 10 m/s^2 nicht zu kritischen Störungen der Drehrate führen.

Tabelle 4.5 zeigt eine Übersicht der maximalen Beschleunigungswerte für alle untersuchten Anbaupositionen. Abbildung 4.19 veranschaulicht die Messdaten, indem die gemessenen Beschleunigungen für alle Szenarien und Sensorpositionen am Testrad in farblich gekennzeichnete Wertebereiche eingeordnet werden.

Im Gesamtvergleich zeigt das Szenario Kopfsteinpflaster die höchsten Beschleunigungen bei hohen Frequenzen auf dem Gehäuse der Drive Unit und die niedrigsten Beschleunigungen am Lenkervorbau, dem Sattelrohr und der Federgabel. Das Szenario Treppenfahrt zeigt die höchsten Beschleunigungen an der Kettenstrebe, auf dem Gehäuse der Drive Unit und an der Federgabel. Die Sensorpositionen auf dem Gehäuse der Drive Unit und an der Kettenstrebe zeigen ebenfalls beim Szenario Steinschlag die höchsten Beschleunigungen. Die niedrigsten Werte werden am Vorbau und an der Gabel gemessen.

Kopfsteinpfl.			Treppenfahrt			Steinschlag			Br.quietschen		
Position	f_{\max} (kHz)	a (m/s ²)	Position	f_{\max} (kHz)	a (m/s ²)	Position	f_{\max} (kHz)	a (m/s ²)	Position	f_{\max} (kHz)	a (m/s ²)
onDU	18	9	KS	21	10	onDU	22	8	FG	21	20
KS	18	3	FG	21	7	KS	21	8	LV	19	11
inDU	18	2,5	onDU	18	8	inDU	22	2	KS	21	7
UR	18	2	inDU	18	2	UR	20	1	UR	19	8
LV	18	0,5	LV	18	2	SR	19	1	SR	16	2
SR	18	0,5	UR	14,5	2	LV	15	1	onDU	19	1
FG	15	0,5	SR	14	1	FG	14,5	1	inDU	17	1

Positionen: FG = Federgabel, KS = Kettenstrebe, LV = Lenkervorbau,
inDU = Leiterplatte DU, onDU = Gehäuse DU,
SR = Sattelrohr, UR = Unterrohr

Tabelle 4.5: Maximalwerte für alle Anbaupositionen

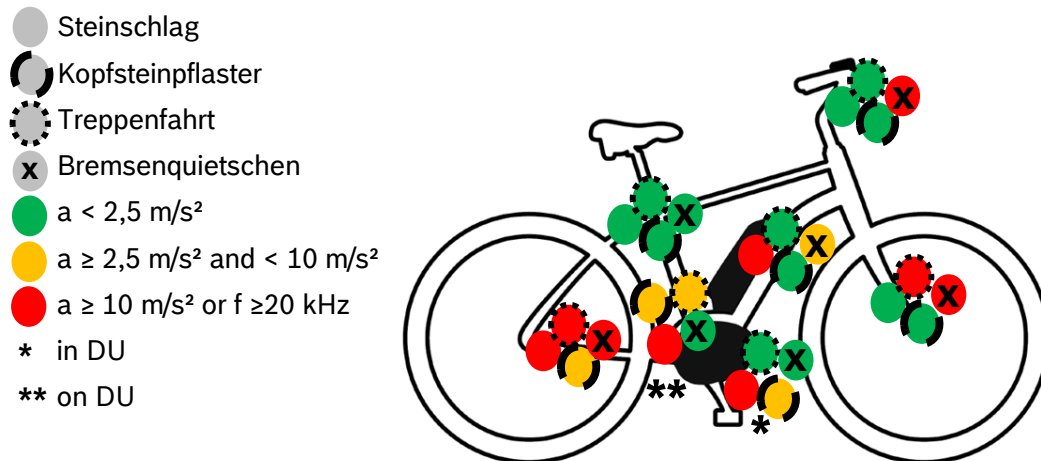


Abbildung 4.19: Vergleich der Anbaupositionen

Zusammenfassend lässt sich anhand der Messdaten erkennen, dass auftretende Beschleunigungen im Frequenzbereich von 20 kHz mit einer Ausnahme keine Amplituden größer 10 m/s^2 aufweisen. Die Ausnahme hierbei bildet das Szenario

Bremsenquietschen, welches nachfolgend gesondert betrachtet wird. Die Sensorpositionen Drive Unit, Sattelrohr und Unterrohr erweisen sich anhand der gesammelten Messdaten als potentiell geeignete Anbauorte eines Drehratensensors unter dem Aspekt der zu erwartenden Störsignale. Die Positionen Federgabel, Kettenstrebe und Vorbau können als potentiell kritisch eingestuft werden und müssen näher untersucht werden, um eine fundierte Aussage über die Tauglichkeit für Drehratensensorik treffen zu können.

Szenario Kopfsteinpflaster

Im Folgenden werden die erfassten Beschleunigungen des Szenarios Kopfsteinpflaster bezüglich auftretender Frequenzen und Amplituden näher untersucht. Abbildungen 4.20, 4.21 und 4.22 zeigen einen Vergleich der Beschleunigungen in y-Richtung des Sensors auf dem Gehäuse der Drive Unit für 20 km/h und 40 km/h mit gesperrter Gabel. Dabei wird ersichtlich, dass die Amplituden der Beschleunigungen mit zunehmender Geschwindigkeit kleiner werden. Es wird vermutet, dass sich dies zum einen durch ein „Überfliegen“ der Pflastersteine bei höheren Geschwindigkeiten und zum anderen durch auftretende Resonanzen bei mechanischen Anbauteilen bei kleineren Geschwindigkeiten erklären lässt. Ein identisches Verhalten zeigt sich bei der Betrachtung der auftretenden Frequenzen in Abbildung 4.22. Die Fahrt mit 20 km/h zeigt wesentlich höhere Amplituden bei höheren Frequenzen (bis zu 8 m/s^2 bei 17 kHz) als die Fahrt mit 40 km/h, welche oberhalb von 5 kHz keine nennenswerten Beschleunigungen aufweist. Um herauszufinden, bei welcher Geschwindigkeit maximale Beschleunigungen bei hohen Frequenzen auftauchen, sind weitere Testfahrten mit einem breiten Geschwindigkeitsspektrum notwendig.

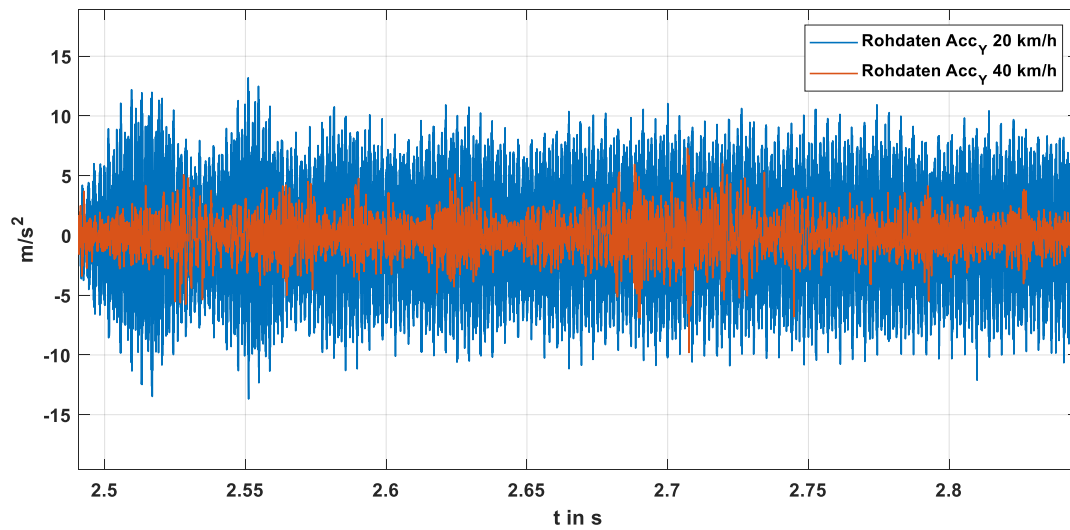


Abbildung 4.20: Rohdaten: Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster mit gesperrter Gabel und 20 km/h / 40 km/h, Sensorposition: Gehäuse Drive Unit

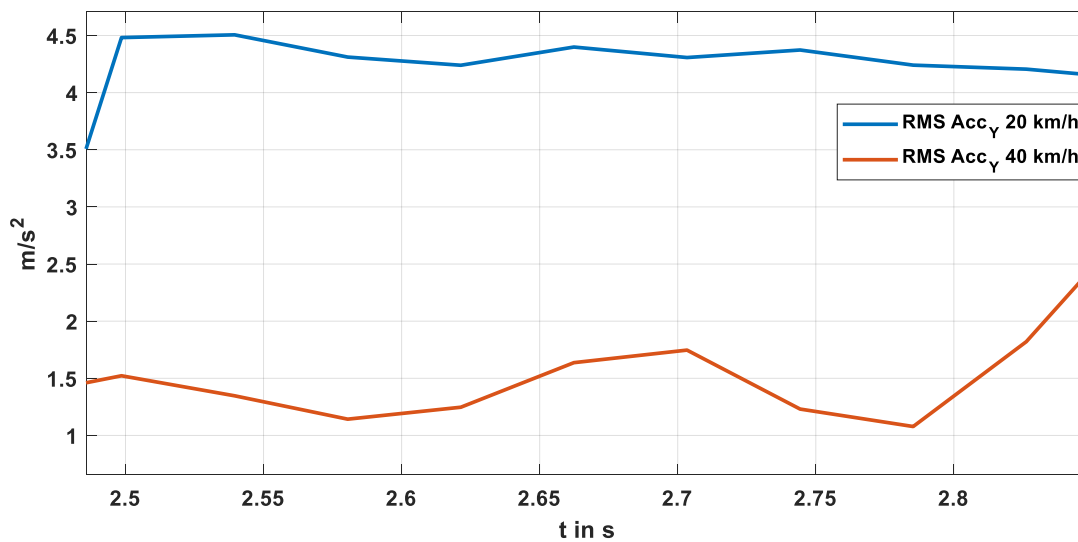


Abbildung 4.21: RMS-Werte (Fenster: 20 ms): Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster mit gesperrter Gabel und 20 km/h / 40 km/h, Sensorposition: Gehäuse Drive Unit

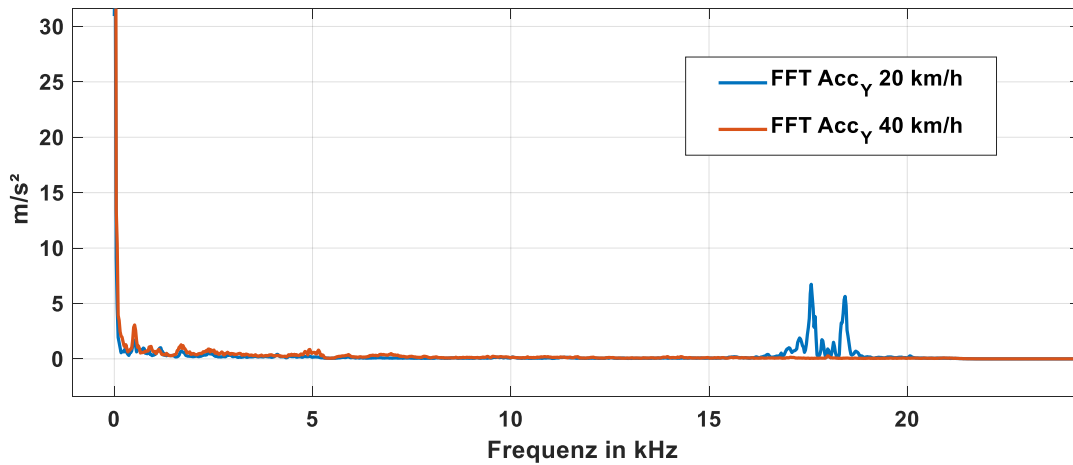


Abbildung 4.22: FFT: Beschleunigung auf Kopfsteinpflaster mit gesperrter Gabel und 20 km/h / 40 km/h, Sensorposition: Gehäuse Drive Unit

Szenario Bremsenquietschen

Bei der Untersuchung des Szenarios Bremsenquietschen treten auffällige Vibrationen an der Federgabel auf. Für dieses Szenario wurden die Bremscheiben mit Wasser benetzt und die Bremsung fand bei ca. 20 km/h bis zum Stillstand des Testrades statt. Aus der FFT-Analyse in Abbildung 4.23 können zwei verschiedene Phänomene beobachtet werden: Zum einen sind die quietschenden, hörbaren Geräusche bis zum Frequenzbereich von 8 kHz sichtbar. Die aus den harmonischen Vielfachen gebildete Kammstruktur beginnt bei 635 Hz, gefolgt von 1270 Hz, 1905 Hz etc. Ab 5 kHz bis 8 kHz ist ein Dämpfungsverhalten erkennbar. Zum anderen treten bei 19 kHz sehr große Amplituden mit 850 m/s^2 auf.

Abbildung 4.24 zeigt die Rohsignale dieser hochfrequenten Vibrationen. Hierbei werden Beschleunigungen bis 2000 m/s^2 gemessen. Dieses auffallende Event tritt jedoch nicht bei allen Durchgängen des Szenarios Bremsenquietschen auf, obwohl diese möglichst identisch durchgeführt wurden. Dies führt zu dem Schluss, dass diese Erscheinung nicht obligatorisch für das Szenario Bremsenquietschen ist. Das individuelle Auftreten dieses Events hängt von unterschiedlichen Geschwindigkeiten, Bremsmodellen, Bremscheibendurchmessern und dem Zustand der Bremsbeläge ab. Da es sein könnte, dass sich durch diese Variationsmöglichkeiten die hohen Beschleunigungsamplituden in den Frequenzbereich größer 20 kHz ver-

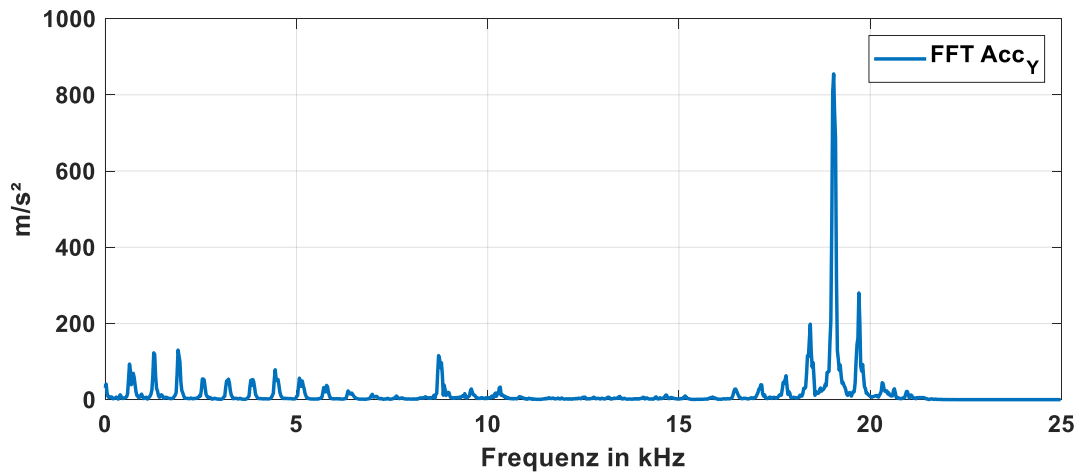


Abbildung 4.23: FFT: Beschleunigung bei Bremsenquietschen mit gesperrter Gabel , Sensorposition: Federgabel

schieben, werden bei diesem Szenario die Anbaupositionen Federgabel, Vorbau und Kettenstrebe (bei Bremsenquietschen am Hinterrad) als potentiell kritisch eingestuft. Die Position in der Drive Unit wird auf Basis der Werte in Tabelle 4.5 als unkritisch eingestuft.

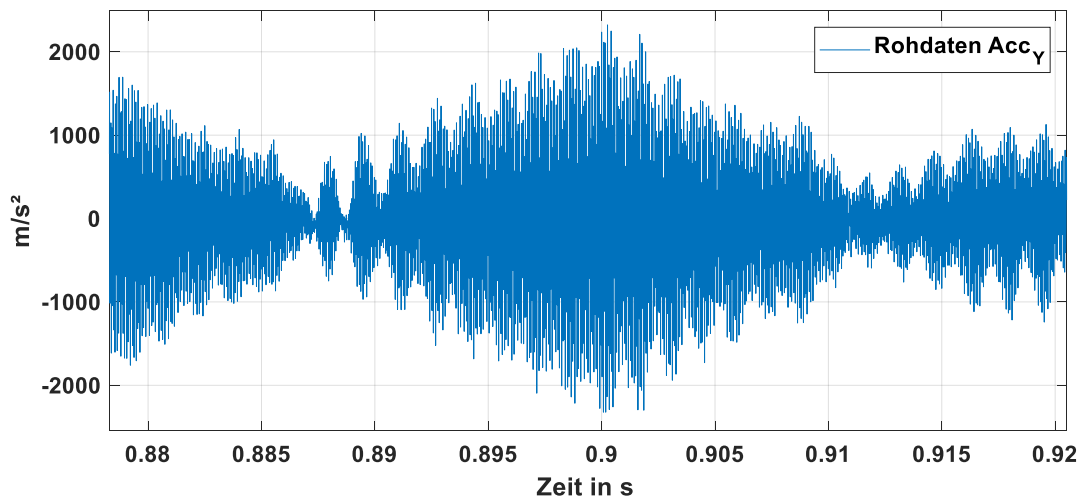


Abbildung 4.24: FFT: Beschleunigung bei Bremsenquietschen mit gesperrter Gabel, Sensorposition: Federgabel

Szenario Freilaufklackern

Bei einer Fahrt mit dem Pedelec verursachen die Sperrklinken des Freilaufs beim Rollen ohne Pedalieren ein hörbares Klackern. Je nach Bauart des Freilaufs kann dies lauter oder leiser ausfallen. Inzwischen gibt es auch geräuschlose Freiläufe [Shi]. Im folgenden Beispielszenario wird ein verhältnismäßig lauter Freilauf beim Rollen mit 20 km/h auf glattem Asphalt untersucht. Abbildung 4.25 zeigt die auftretenden Beschleunigungen an der Kettenstrebe. Diese Sensorposition wird gewählt, da sie in der Nähe der Geräuschquelle liegt. Die Messergebnisse zeigen

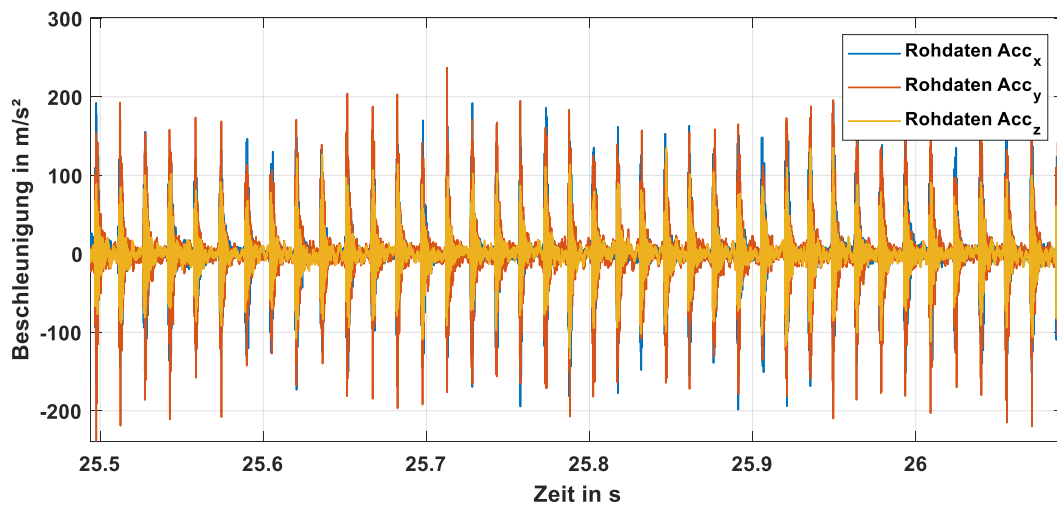


Abbildung 4.25: Rohdaten: Beschleunigung bei Freilaufklackern

das Klackern mit zeitlichen Abständen zwischen den Beschleunigungspeaks von ca. 15 ms bzw. einer Frequenz 66,67 Hz. Da der Freilauf 30 Rastungen pro Umdrehungen hat, kommt man bei einem Radumfang von 2250 mm rechnerisch auf eine Geschwindigkeit von 5 m/s bzw. 18 km/h. Dieser Wert liegt sehr nahe an den vorgegebenen 20 km/h, welche für dieses Testszenario festgelegt wurden. Aufgrund der recht ungenauen Geschwindigkeitsmessung am Pedelec mit einer Auflösung von nur einem Messpunkt pro Umdrehung ist es nachvollziehbar, dass es Abweichung zwischen der rechnerisch ermittelten und der gemessenen Geschwindigkeit gibt. Diese Ergebnisse zeigen, dass grundsätzlich die Geschwindigkeit eines Fahrrades mittels Beschleunigungssensor während des Rollens über das Freilaufklackern ermittelt werden kann.

Abbildung 4.26 zeigt die FFT-Analyse der gesamten Messfahrt des Szenarios

Freilaufklackern an der Sensorposition Kettenstrebe, wobei bis zum Zeitfenster 3500 eine Fahrt über Kopfsteinpflaster stattgefunden hat. Es wird deutlich, dass das Klackern des Freilaufs auf diese Sensorposition einen erheblich Einfluss hat. Im kalibrierten Bereich des Sensors bis 30 kHz treten Peaks bei 5 kHz (75 m/s^2), 7,7 kHz (57 m/s^2), 15 kHz (45 m/s^2) und 20 kHz (60 m/s^2) auf. Die Auswirkungen dieser Beschleunigungen auf MEMS-Sensorik wird im Kapitel 4.2.3 näher erläutert.

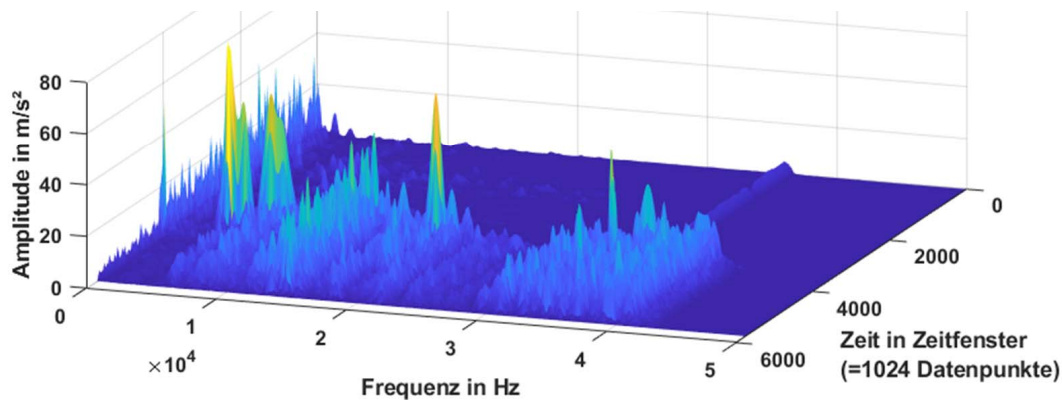


Abbildung 4.26: FFT: Beschleunigung bei Freilaufklackern

Gesamtübersicht Amplituden und Frequenzen

Die folgenden Abbildungen zeigen eine Gesamtübersicht über alle durchgeführten Szenarien. Aus zehn Szenarien und sieben Sensorpositionen ergeben sich mit jeweils mindestens drei Durchgängen 361 Messungen, jeweils in drei Raumrichtungen. Abbildung 4.27 zeigt eine Heatmap, in der die FFT-Analysen für jedes Testszenario und jeden Sensor überlagert dargestellt sind. Die Farbskala gibt hierbei auf einer logarithmischen Skala die Häufigkeit des Auftretens an. Dies ermöglicht eine erste Übersicht über alle Hochfrequenz-Messungen und eine Abschätzung, ob bei den ausgewählten Szenarien kritische Vibrationen auftreten können. Die weißen Querbalken bei 50 m/s^2 und 100 m/s^2 dienen der Orientierung. Beschleunigungen im Frequenzbereich größer 30 kHz können nicht in die Auswertung mit einfließen, da die Hochfrequenz-Sensorik nur bis zu dieser Frequenz kalibriert ist. Daher kann z.B. bei den gemessenen Beschleunigungen bei 33 kHz bzw. 35 kHz nicht zwischen kritischen Vibrationen durch das Testszenario und Sensorresonanzen unterschieden werden. Insgesamt ist erkennbar, dass viele

Beschleunigungen größer 50 m/s^2 bis 10 kHz auftreten. Bei 17 kHz und 20 kHz können ebenfalls signifikante Beschleunigungen gemessen werden. Deren Ursache sowie Folgen werden im Folgenden näher betrachtet.

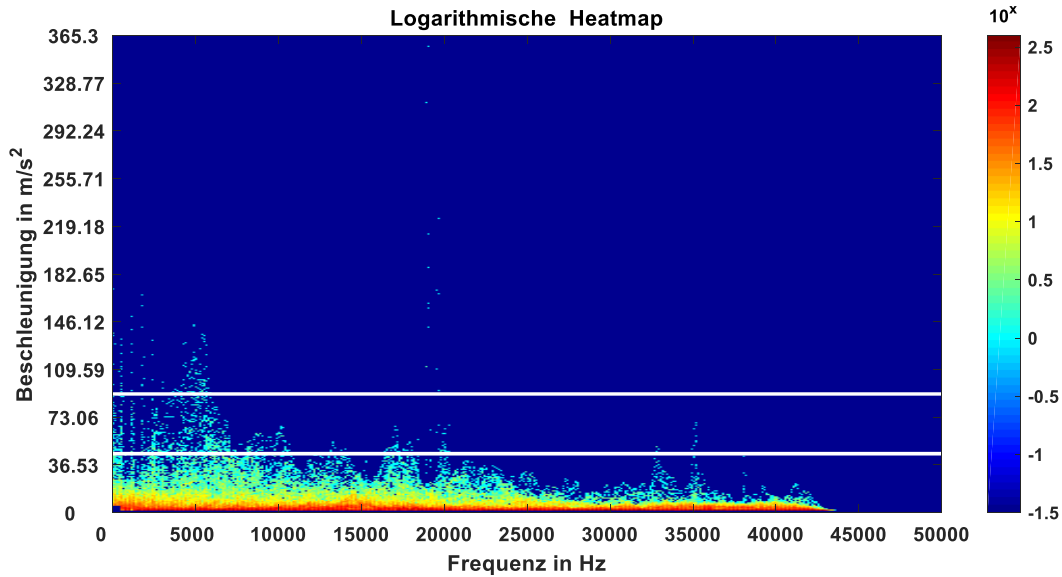


Abbildung 4.27: Logarithmische Heatmap für alle Szenarien und Beschleunigungen

Abbildung 4.28 zeigt die Ergebnisse einer FFT-Analyse für die komplette Dauer eines jeden Szenarios. Dabei wird die maximal auftretende Frequenz f_{max} und die zugehörige Amplitude der Beschleunigung $a(f_{max})$ für jeden Messdurchgang dargestellt. Die Frequenz f_{max} gehört hierbei zum lokalen Maximum der Beschleunigung mit der höchsten Frequenz.

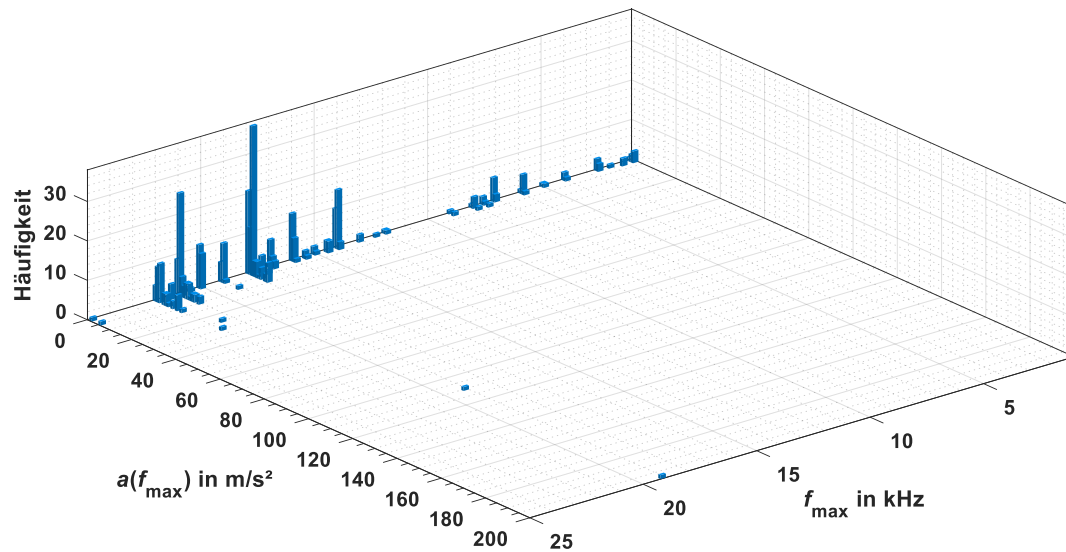


Abbildung 4.28: Lokales Maximum der Beschleunigung mit höchster Frequenz

Die Ergebnisse zeigen nur ein paar einzelne Ausreißer mit Beschleunigungen deutlich größer 10 m/s^2 , was auf Basis der Shaker-Messungen als Grenzwert betrachtet werden kann. Die Beschleunigungswerte mit 10 m/s^2 bei 22 kHz stammen vom Szenario Steinschlag mit der Sensorposition auf dem Gehäuse der Drive Unit. Die Beschleunigungswerte mit 120 m/s^2 bei 19 kHz stammen vom Szenario Bremsenquietschen mit der Sensorposition Vorbau und die Werte mit 200 m/s^2 bei 19 kHz stammen von selbigem Szenario mit der Sensorposition Federgabel. Aus diesen Ergebnissen ergibt sich die Schlussfolgerung, dass Federgabel und Vorbau keine favorisierten Sensorpositionen für Drehratensensorik mit der angenommenen Störbarkeit in Bezug auf Vibrationen sind. Dies trifft umso mehr zu, wenn die Signale während Bremsvorgängen besonders wichtig sind.

Abbildung 4.29 ergibt sich aus der FFT-Analyse eines jeden Fensters mit 2048 Datenpunkten. Dabei wurde für jede Messfahrt das Fenster mit der maximalen Beschleunigungsamplitude gewählt. In diesem Fenster wird die maximale Beschleunigung a_{max} und die zugehörige Frequenz $f(a_{max})$ ausgewertet. Zunächst scheinen viele Messpunkte mit sehr hohen Beschleunigungsamplituden von mindestens 1000 m/s^2 aufzutreten. Jedoch müssen hierbei zwei Aspekte berücksichtigt werden: Zum einen sind fast alle Resultate im Frequenzbereich 20 kHz dem Szenario Steinschlag zuzuordnen. In diesem Fall gehört zu Steinschlag die Durchführung mit kleinen und großen Metallkugeln sowie mit Schotter. Dieser Ansatz

kann als extrem und künstlich betrachtet werden und kommt mit dieser Intensität nicht in der realen Fahrumgebung vor. Der zweite Aspekt betrachtet die Dauer der hohen Beschleunigungsamplituden. All diese hohen Beschleunigungen treten nur für eine sehr kurze Zeitdauer von weniger als 1 ms auf. Da während dieser, im Vergleich zu relevanten Szenarien, kurzen Zeitdauer auch ein direktes Integrieren der Signale zur Winkelberechnung nur minimale Fehler verursacht, können diese Ergebnisse für potentiell in Serie genutzte Sensoren in realen Fahrumgebungen als unkritisch betrachtet werden.

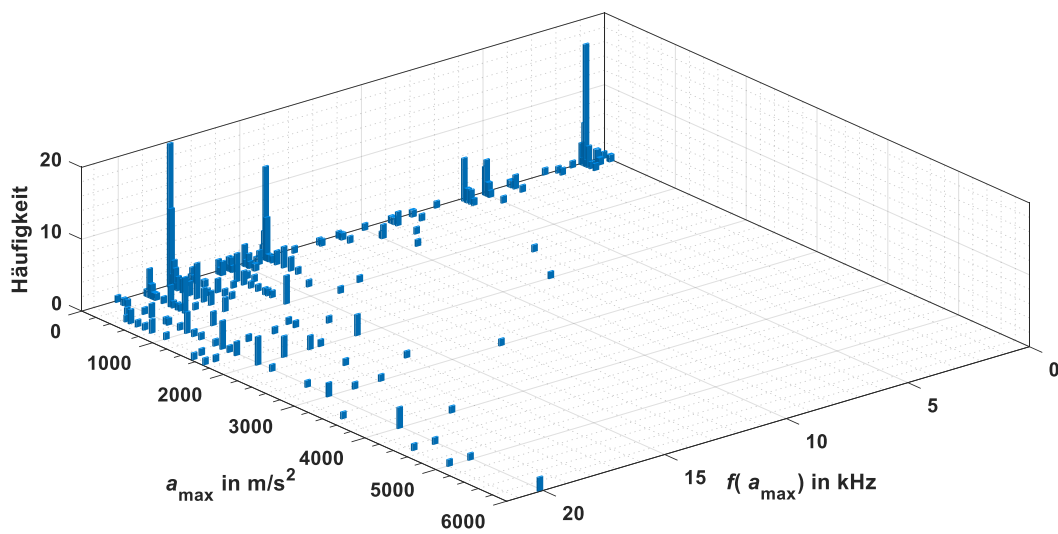


Abbildung 4.29: Maximale Beschleunigung der gesamten Messfahrt mit zugehöriger Frequenz

Vergleich mit Vibrationsmessungen am PKW

Abbildungen 4.30 und 4.31 zeigen einen Vergleich von Vibrationsmessdaten eines Pedelecs und eines PKW bei einer Fahrt über Kopfsteinpflaster. Dabei beträgt die Datenrate beim Pedelec 100 kHz und beim PKW 200 kHz. Die Anbauposition des Hochfrequenzsensors im PKW ist in der Nähe des ESP-Steuergeräts in der Mittelkonsole angebracht. Am Testrad befindet sich der Sensor am Sattelrohr.

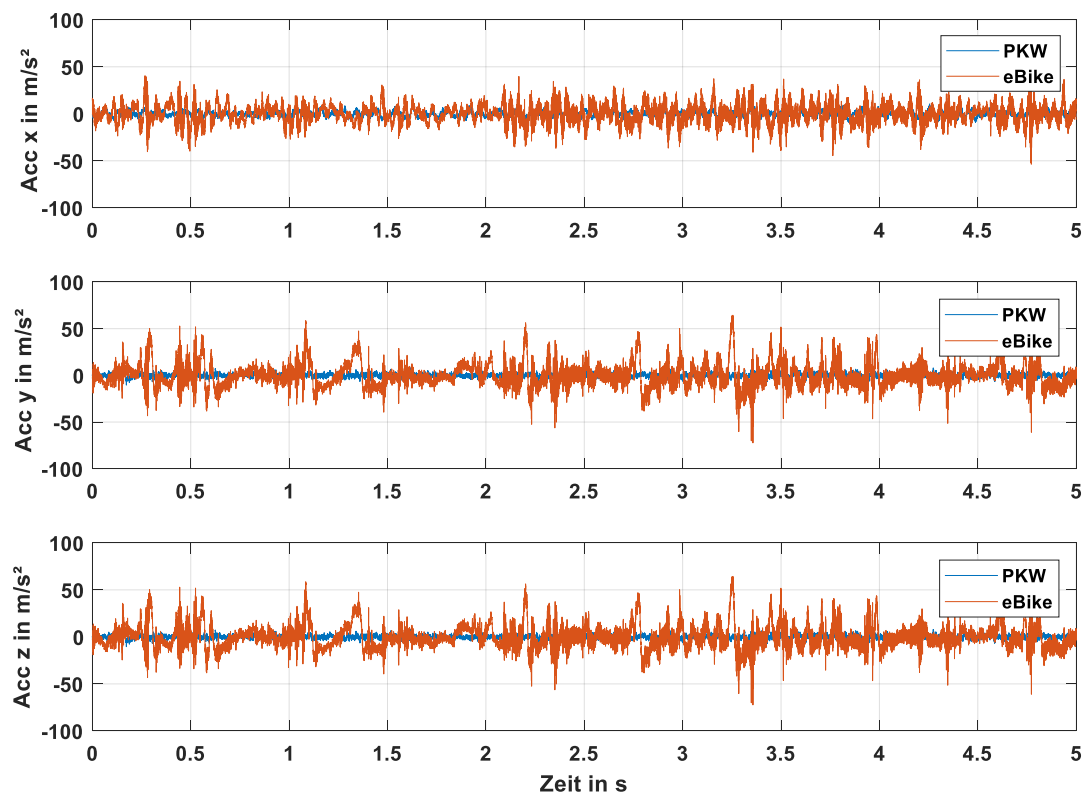


Abbildung 4.30: Vibrationsmessung Vergleich Pedelec (20 km/h) - PKW (30 km/h) auf Kopfsteinpflaster, Rohdaten

Es wird sowohl in den Rohdaten als auch bei den RMS-Werten deutlich, dass an der Sensorposition am Pedelec wesentlich größere Beschleunigungen ankommen (bis zu Faktor 25). Dies lässt sich darauf zurückführen, dass der PKW eine größere Masse besitzt und dadurch träger auf Vibrationen reagiert und dass der Anbauort im PKW besser gedämpft ist, um störende Vibrationen zu verhindern. Aus diesen Gründen kann nicht automatisch auf die Tauglichkeit eines im PKW genutzten Sensors für den Anwendungsfall Pedelec geschlossen werden.

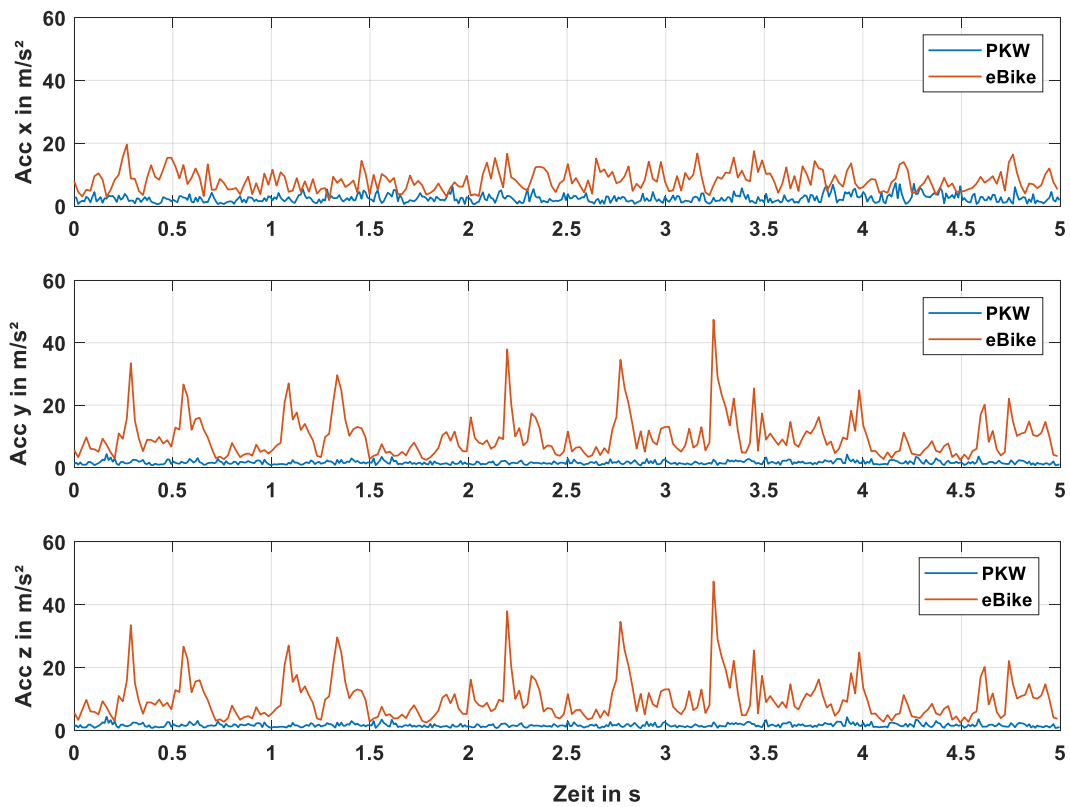


Abbildung 4.31: Vibrationsmessung Vergleich Pedelec (20 km/h) - PKW (30 km/h) auf Kopfsteinpflaster, RMS-Werte

4.2.3 Bedeutung der Messergebnisse für MEMS-Sensorik

Vereinfachtes Simulationsmodell für MEMS-Sensorik

Im nachfolgenden Abschnitt wird die Bedeutung der Vibrationsmessungen für MEMS-Sensorik untersucht. Dabei wird mit Hilfe der in Kapitel 3.4.1 vorgestellten Modelle betrachtet, wie potentielle MEMS-Beschleunigungssensoren auf die gemessenen Vibrationen reagieren. In einem ersten Schritt wird mit Hilfe des vereinfachten Modells auf Basis eines linear gedämpften Oszillators die Auslenkung eines MEMS-Beschleunigungssensors simuliert. Anhand der Simulationsergebnisse kann abgeschätzt werden, ob und mit welcher Häufigkeit ein ausgewählter Sensor an den untersuchten Anbaupositionen ins Clipping gebracht werden würde. Die Einflüsse eines Sensorgehäuses und das damit zusammenhängende Transferverhalten werden für diese Simulation zunächst vernachlässigt und im weiteren Verlauf des Kapitels betrachtet. Als Eingangswerte für die Simulation dienen die mittels Hochfrequenz-Sensoren aufgezeichneten Rohdaten aller Szenarien und Sensorpositionen. Als Simulationsergebnis werden die Beschleunigungssignale am Sensorausgang ausgegeben. Als Sensor wird der Automotive-Sensor SMI7 gewählt. Hierbei wird zwischen x/y-Richtung und z-Richtung des Sensors unterschieden, da sich die zu Grunde liegende MEMS-Geometrie in z-Richtung unterscheidet. Daher ergeben sich auch unterschiedliche Grenzwerte von 35 g (x/y) und 25 g (z).

Abbildung 4.32 zeigt die Simulationsergebnisse für alle Sensorpositionen und alle Szenarien. Die durchgezogene rote Linie stellt die simulierten Maximalwerte im positiven und negativen Bereich dar und die gestrichelte rote Linie stellt den kritischen Grenzbereich von 35 g dar, bei welchem die Sensorik ins Clipping geraten würde. Es wird deutlich, dass nur wenige Werte im kritischen Bereich liegen. Im Gegensatz zu den wenigen hundert Werten, die außerhalb des Bereichs liegen, stehen mehr als 10^7 Werte, die innerhalb des unkritischen Bereichs liegen. Die Clipping-Zeiten betragen zudem nur wenige ms, weshalb selbst beim direkten Aufintegrieren zur Winkelberechnung nur geringfügige Winkelfehler entstehen. Daher können die wenigen Werte, die zu einem Clipping führen, als vernachlässigbar betrachtet werden. Die analoge Betrachtung der Simulation für die MEMS-Geometrie in z-Richtung (Grenzwert 25 g) ist im Anhang A.5.2 in Abbildung A.9

dargestellt. Auch für diesen Fall liefert die Simulation unkritische Auslenkungen des Sensors.

Dieses Ergebnis wird durch Abbildung 4.33 bekräftigt. Dargestellt sind die Simulationsergebnisse für alle Szenarien und den Anbauort Drive Unit. Es wird deutlich, dass an diesem Einbauort alle simulierten Beschleunigungen im unkritischen Bereich liegen. Daher kann dieser Einbauort im Rahmen der Simulationsergebnisse als unkritisch betrachtet werden.

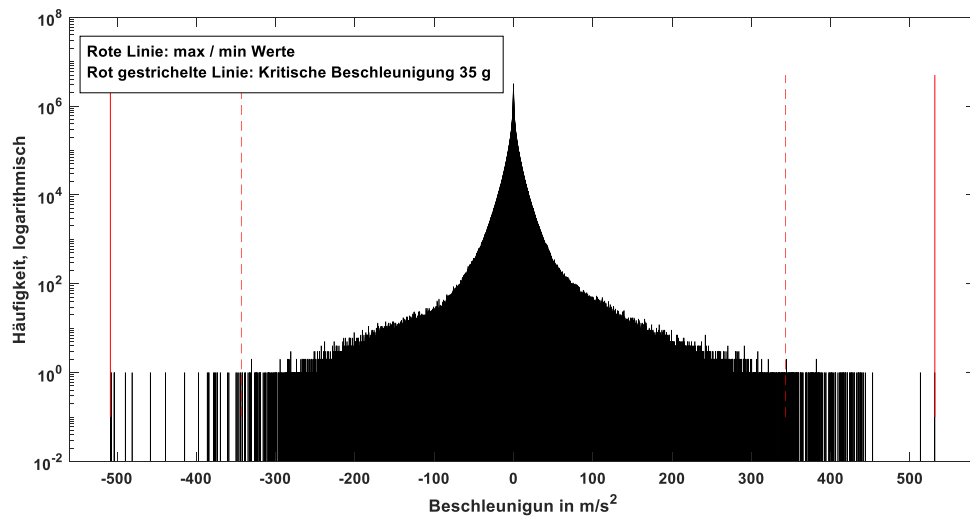


Abbildung 4.32: Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell für x/y-Richtung, alle Szenarien und Anbauorte Leiterplatte DU, Sattelrohr, Gabel, Kettenstrebe

Vollständiges Simulationsmodell für MEMS-Sensorik

Beim nachfolgend genutzten Simulationsmodell werden anhand komplexerer Modelle der MEMS-Struktur von Drehrate und Beschleunigung die Einflüsse von Sensor-Moden und Cross-Coupling sowie auswählbare Einstellungen eines Tiefpassfilters berücksichtigt. In diesem Fall wurde für die Tiefpassfilterung eine Grenzfrequenz von ca. 70 Hz gewählt, die Gründe hierfür wurden in Kapitel 4.1 erörtert. Somit kann der Einfluss von Vibrationen auf die Drehratensensorik anhand der gemessenen hochfrequenten Beschleunigungen simuliert werden. Als Eingang für die Simulation dienen die zuvor betrachteten Vibrationsmessungen am Anbauort Sattelrohr mit den Szenarien Fahrt über Kopfsteinpflaster,

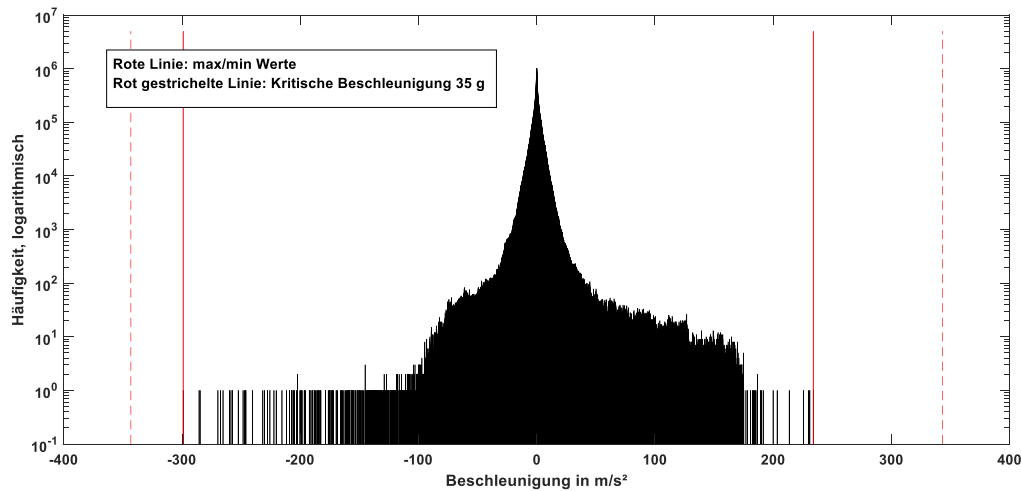


Abbildung 4.33: Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell, alle Szenarien, Anbauort Drive Unit

Bremsenquietschen und Freilaufklackern. Als Ausgang liefert die Simulation die Beschleunigungen und Drehraten, welche ein Inertialsensor an dieser Anbauposition messen würde. Der simulierte Sensor ist hierbei der Automotive-Sensor SMI7. Die Drehraten werden anschließend aufintegriert, um bewerten zu können, wie stark eine simple Winkelberechnung auf Basis der Drehrate driften würde. Treten bspw. störende Schwingungen um die Nulllage auf, so ist dies unproblematischer für die Integration als eine Schwingung mit Offset, da sich dieses Offset auch auf die Winkelberechnung negativ auswirken kann. Anhand dieser Betrachtung kann eine erste Abschätzung erfolgen, ob die gemessenen Vibrationen zur Störung der Drehratensensorik führen können.

Abbildung 4.34 zeigt die Simulationsergebnisse des vollständigen MEMS-Modells für das Szenario Kopfsteinpflaster und den Anbauort Sattelrohr. In der linken Spalte sind die Beschleunigungsrohdaten (blau) und die simulierten tiefpassgefilterten Beschleunigungen am Ausgang des Sensors (rot) dargestellt. In der mittleren Spalte sind die simulierten Drehraten abgebildet. Diese bewegen sich für die x- und y-Achse fast ausschließlich im Wertebereich von $\pm 0,05^\circ/\text{s}$ bzw. für die z-Achse zumeist im Bereich von deutlich kleiner $\pm 0,5^\circ/\text{s}$. Diese geringen Drehraten führen zu den in der rechten Spalte abgebildeten Winkel Fehlern in einer Zeitspanne von 7s. Diese sind für alle Achsen kleiner $0,007^\circ$. Diese minimalen Winkel gehen in der Messgenauigkeit unter und sind daher vernachlässigbar.

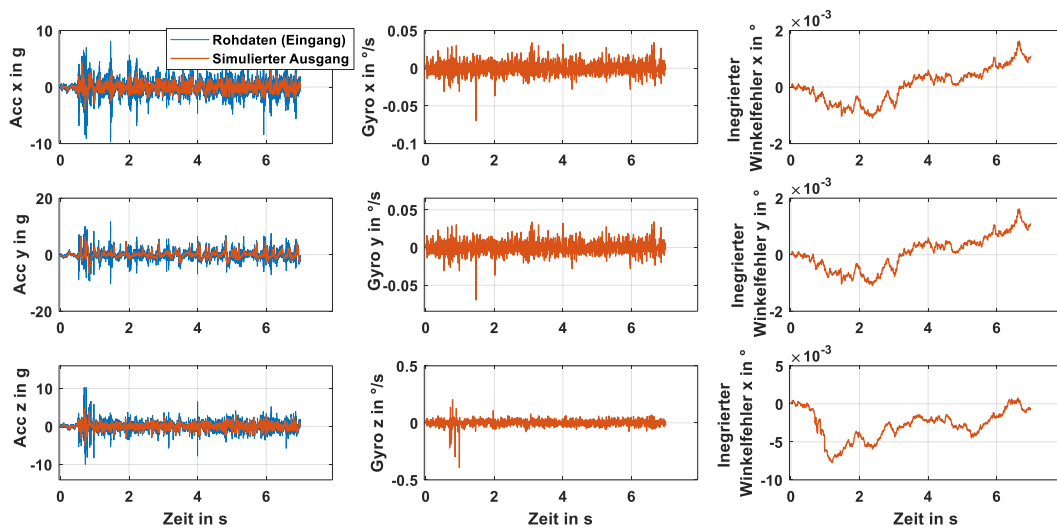


Abbildung 4.34: Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell, Szenario Kopfsteinpflaster, Anbauort Sattelrohr

Abbildung 4.35 zeigt die Simulationsergebnisse des vollständigen MEMS-Modells für das Szenario Bremsenquietschen (ab ca. 4s) und den Anbauort Sattelrohr. In der linken Spalte sind erneut die Beschleunigungsrohdaten (blau) und die simulierten, tiefpassgefilterten Beschleunigungen am Ausgang des Sensors (rot) dargestellt. Es wird deutlich, dass die hochfrequenten Anregungen mit einer Amplitude bis zu 5 g nach der Tiefpassfilterung nur noch niederfrequente Anteile mit Amplituden bis zu 1 g aufweisen. Störungen der Beschleunigungen durch die Vibrationen des Bremsenquietschens sind somit nicht erkennbar. Die simulierten Drehraten auf Basis der ungefilterten Signale in der mittleren Spalte bewegen sich für die x- und y-Achse fast ausschließlich im Wertebereich von $\pm 0,08^\circ/\text{s}$ bzw. für die z-Achse im Bereich von $\pm 0,25^\circ/\text{s}$. Auch in diesem Szenario sind die auftretenden Drehraten aufgrund störender Vibrationen als sehr gering einzustufen. Die in der rechten Spalte abgebildeten Winkelfehler sind ebenfalls für alle Achsen kleiner $0,004^\circ$, gehen in der Messgenauigkeit unter und sind daher vernachlässigbar.

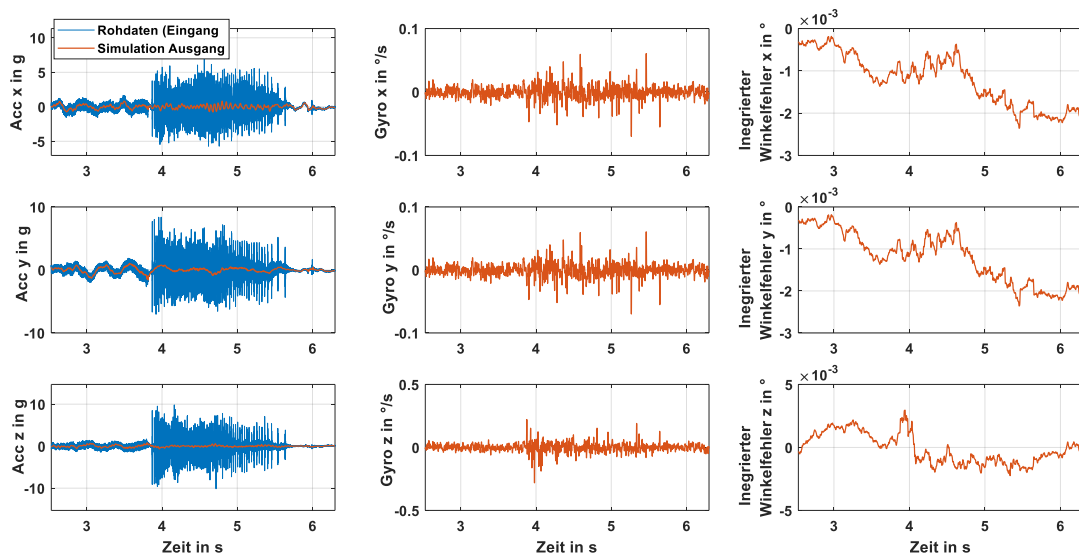


Abbildung 4.35: Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell, Szenario Bremsenquietschen, Anbauort Sattelrohr

Die Simulationsergebnisse für das Szenario Freilaufklackern und die Anbauorte Kettenstrebe und Sattelrohr sind in Abbildung 4.37 und 4.36 dargestellt. Dabei sind die simulierten Beschleunigungen nach der Tiefpassfilterung für beide Anbaupositionen als unkritisch zu betrachten, da diese nur niederfrequent und mit Amplituden kleiner 1 g auftreten. Für den Anbauort Sattelrohr sind die simulierten Drehraten ebenfalls als unkritisch zu betrachten, da Amplituden von $0,5^\circ/\text{s}$ selten überschritten werden. Dies führt über einen Zeitraum von 2,5 s zu unkritischen Winkel Fehlern kleiner $0,03^\circ$. Die Anbauposition Kettenstrebe ist als geringfügig kritischer zu betrachten, da hierbei simulierte Drehraten von bis zu $3^\circ/\text{s}$ und damit Winkel Fehler von bis zu $0,1^\circ$ auftreten. Absolut gesehen sind diese Werte jedoch als vernachlässigbar klein zu betrachten.

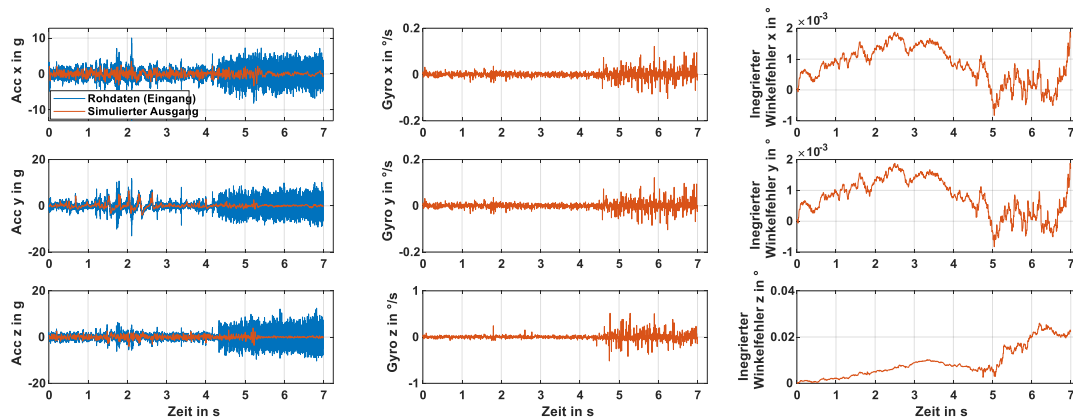


Abbildung 4.36: Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell, Szenario Freilaufklackern, Anbauort Sattelrohr

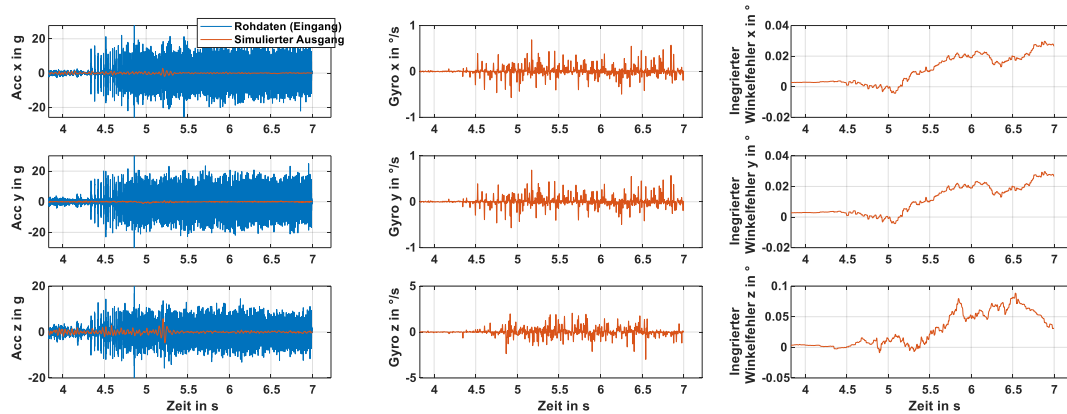


Abbildung 4.37: Simulationsergebnisse vollständiges MEMS-Modell, Szenario Freilaufklackern, Anbauort Kettenstrebe

Zusammenfassend zeigen die Simulationsergebnisse, dass die Anbaupositionen in der Drive Unit und am Sattelrohr, welche am ehesten für zukünftige Inertialsensoren am Pedelec in Frage kommen, kein kritisches Verhalten aufweisen. Hochfrequente Beschleunigungen mit Amplituden von bis zu 10 g werden durch die MEMS-Struktur und die Tiefpassfilterung auf Amplituden von 1-2 g ausreichend gedämpft. Außerdem liegen die simulierten Drehraten im Bereich kleiner $0,5 \text{ } ^\circ/\text{s}$ und Störungen der Drehraten durch Vibrationen liegen im Bereich kleiner $0,1 \text{ } ^\circ$. Diese Werte bewegen sich in der Größenordnung der Messgenauigkeit und können daher als vernachlässigbar betrachtet werden.

Vergleich Inertialsensorik am Motorrad

Da Inertialsensorik am Motorrad bereits erfolgreich für Fahrerassistenzsysteme genutzt wird [BMSb], ist ein Vergleich der Anforderungen an IMUs im Motorrad- und Pedelec-Bereich sinnvoll. Ein potentiell kritisches Fahrscenario, welches in beiden Fällen zu Vibrationen am Sensoreinbauort führt, ist die Fahrt über Kopfsteinpflaster. Abbildung 4.38 zeigt die Beschleunigungen eines Automotive-Sensorclusters in x,y und z-Richtung bei einer Fahrt mit 20 km/h. Beim Motorrad kommt der Sensorcluster MM5.10 [BP] und beim Pedelec ein Sensorcluster auf Basis des SMI7 zum Einsatz. Beide Sensoren sind unterhalb der Sitzfläche montiert, beim Motorrad unter dem Sitzpolster und beim Pedelec am Sattelrohr. Um eine gute Vergleichbarkeit zu gewährleisten, wird die Tiefpassfilterfrequenz der Motorrad-IMU von 15 Hz auch für den Pedelec-Sensorcluster gewählt.

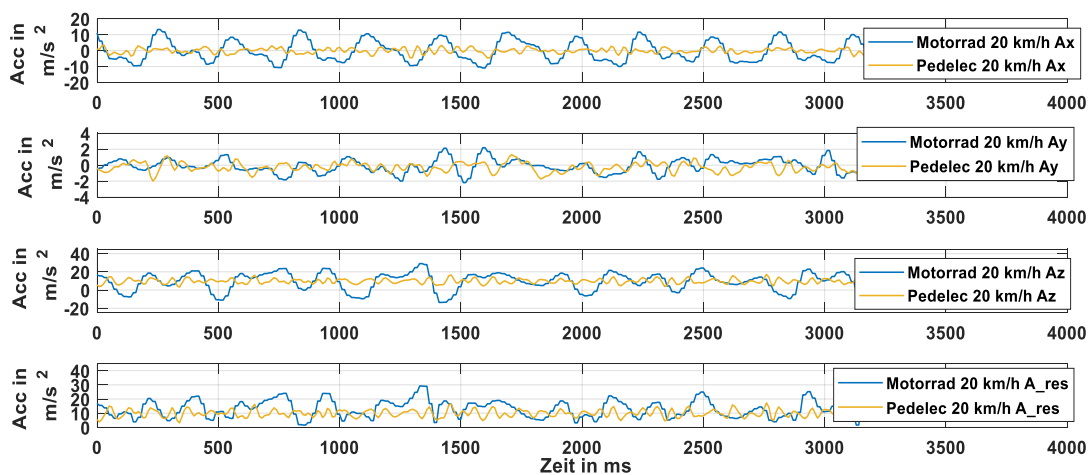


Abbildung 4.38: Vergleich Fahrt über Kopfsteinpflaster Motorrad - Pedelec

Die Messdaten zeigen, dass die Belastung durch Vibrationen am Motorrad höher sind als am Pedelec. Die resultierenden Beschleunigungen am Pedelec, d.h. die vektorielle Addition aller drei Raumrichtungen, liegen stets unterhalb von $18 m/s^2$, beim Motorrad hingegen werden Beschleunigungen bis $30 m/s^2$ erreicht. Daraus kann geschlossen werden, dass für das betrachtete Szenario Kopfsteinpflaster die bereits für Serienanwendungen definierten Anforderungen an die IMU bezüglich Vibrationsbelastungen aus dem Anwendungsbereich Motorrad auch für den Anwendungsbereich Pedelec genügen.

Transferverhalten von Vibrationen

Der im nächsten Abschnitt untersuchte Aspekt betrifft das Übertragungsverhalten von Vibrationen am Pedelec. Das Ziel ist es, aus gemessenen Rohdaten auf die realen Beschleunigungsdaten schließen zu können, welche ein potentiell verwendeter Inertialsensor als Eingangssignal sehen würde. Nicht nur das Übertragungsverhalten vom Entstehungsort der Vibration bis zum Ort der Messung spielt eine Rolle, sondern auch das Sensorgehäuse selbst. Abbildung 4.39 zeigt ein exemplarisches Beispiel eines Übertragungsverhaltens eines Sensorgehäuses. Es sind sowohl Dämpfungen als auch Überhöhungen dargestellt. Diese haben vielschichtige Ursachen wie z.B. Gehäusemoden, Anzahl der Bolzen und Schraubverbindungen, Anzugsmoment der Schrauben etc. Bei einer Überhöhung größer 1 wird das Anregungssignal verstärkt und bei kleiner 1 wird es gedämpft. Da zahlreiche Dämpfungen und Überhöhungen auftreten, ist eine individuelle Untersuchung eines tatsächlich verwendeten Sensorgehäuses inklusive Halterung sinnvoll.

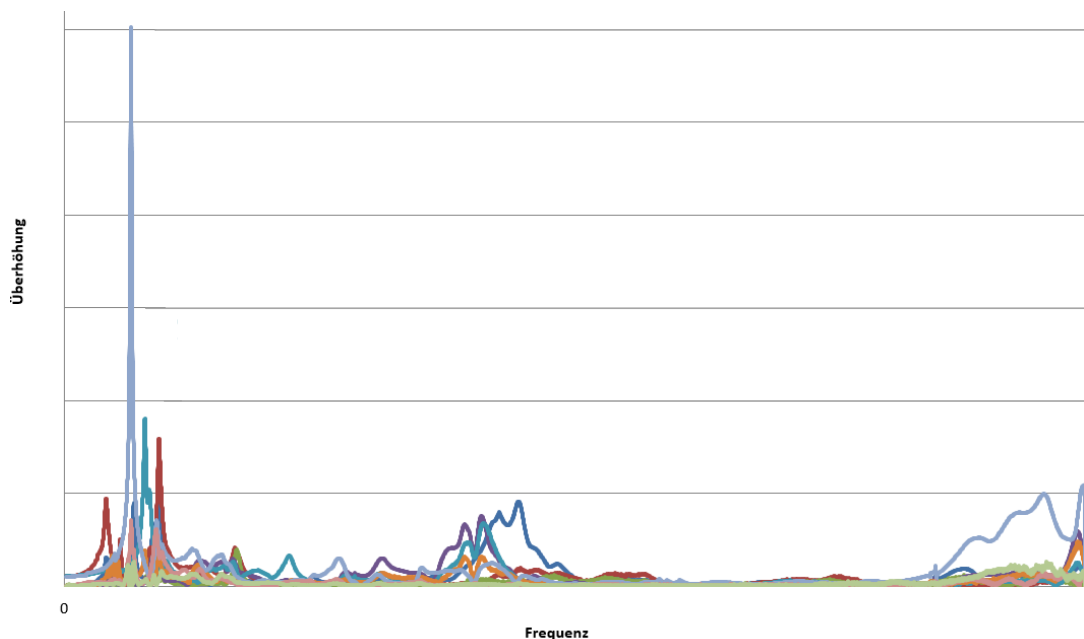


Abbildung 4.39: Beispielhaftes Transferverhalten eines Sensorgehäuses

Im Folgenden soll das Übertragungsverhalten der Drive Unit untersucht werden. Durch Messung der Beschleunigungssignale auf dem Gehäuse der Drive Unit und auf der Leiterplatte in der Drive Unit kann ein Übertragungsverhalten für diese

Strecke ermittelt werden. Mittels einer Übertragungsfunktion ist es möglich, aus weiteren Messungen auf dem Gehäuse auf die Beschleunigungen auf der Leiterplatte zu schließen, ohne die Notwendigkeit, aufwendig und invasiv direkt auf der Leiterplatte zu messen.

Abbildung 4.40 zeigt die resultierenden Beschleunigungen, d.h. alle drei Raumrichtungen vektoruell addiert, für eine Fahrt über Kopfsteinpflaster mit 20 km/h und gesperrter Federgabel. Dabei ist ausschließlich ein dämpfendes Verhalten vom Gehäuse zur Leiterplatte in der Drive Unit erkennbar, da die Beschleunigungswerte in der Drive Unit stets kleiner sind als auf dem Gehäuse.

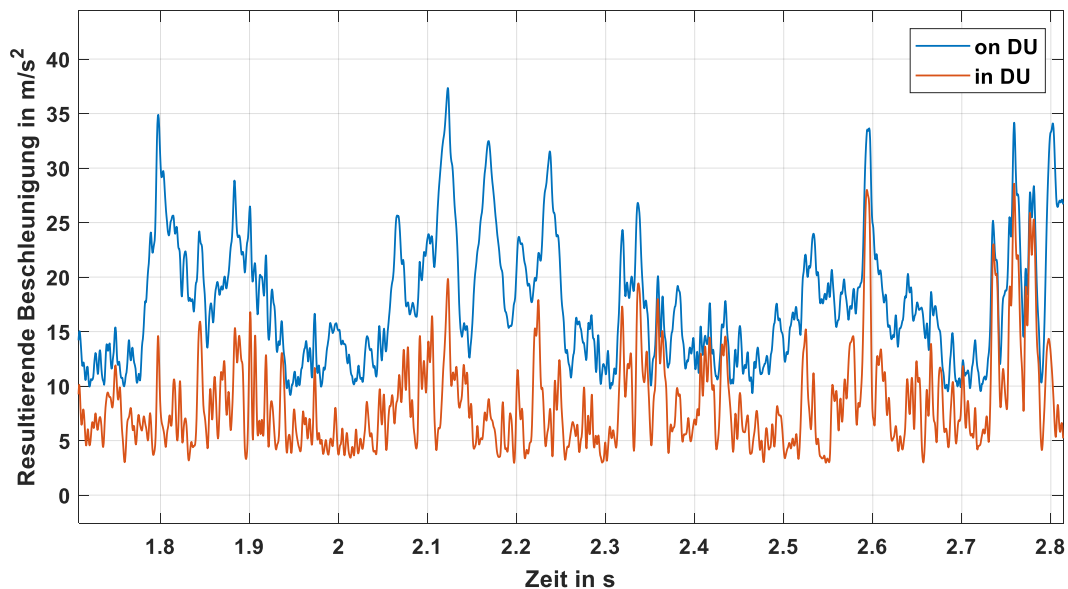


Abbildung 4.40: Resultierende Beschleunigungen auf und in der Drive Unit

Abbildung 4.41 zeigt das Transferverhalten anhand einer FFT-Analyse der Beschleunigungen in y-Richtung. Dabei ist erkennbar, dass niedrige Frequenzbereiche bei 900 Hz leicht verstärkt werden (Faktor drei), jedoch dominiert das dämpfende Verhalten (Faktor sieben), welches bei 17 kHz zu sehen ist. Zusammenfassend lässt sich erkennen, dass die mechanische Verbindung vom Gehäuse der Drive Unit zur Leiterplatte in der Drive Unit kein verstärkendes Transferverhalten für hohe Frequenzen aufweist. Dieses Erkenntnis gilt jedoch nur für die untersuchte Stelle auf der Leiterplatte. Andere Orte auf der Leiterplatte können ein abweichendes Transferverhalten aufweisen.

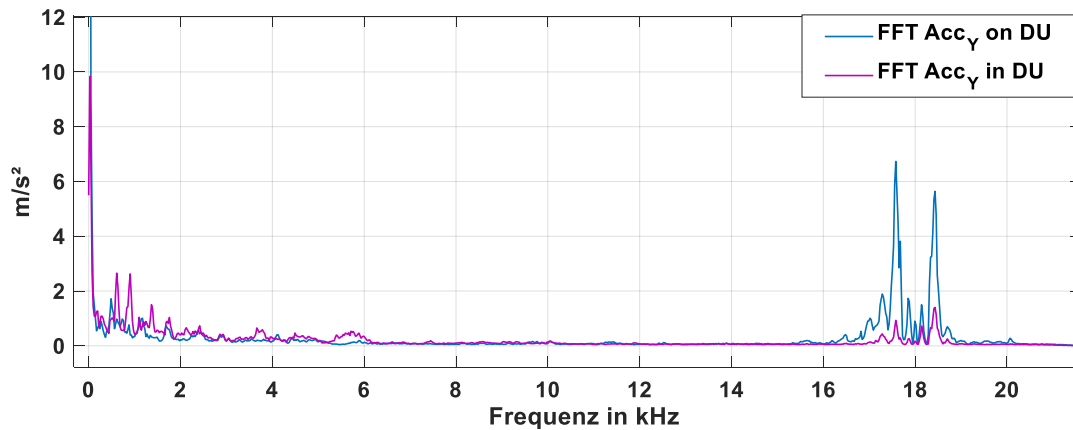


Abbildung 4.41: Transferverhalten Drive Unit: FFT-Analyse

4.2.4 Vergleich Low-Cost und High-Quality Sensor

Die im Rahmen dieser Arbeit untersuchten Sensoren, welche für Anwendungen im Bereich Fahrerassistenzsysteme für Pedelecs genutzt werden können, lassen sich den Kategorien *Consumer-* (Low-Cost) und *Automotive-Sensoren* (High-Quality) zuordnen. Wie die Beschreibung bereits andeutet, sind Automotive-Sensoren teurer als Consumer-Sensoren, dafür aber in den Bereichen *Performanz*, *Zuverlässigkeit* und *Sicherheit* meistens überlegen. Im Folgenden soll zunächst das Kriterium Performanz anhand eines direkten Vergleichs der Sensorsignale bei verschiedenen Testszenarien bewertet werden. Anschließend findet eine Bewertung der Tauglichkeit beider Sensoren für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec unter zusätzlicher Berücksichtigung des Kriteriums Zuverlässigkeit statt.

Beide Sensoren sind zu Untersuchungszwecken auf einer gemeinsamen zusätzlichen Leiterplatte in der Drive Unit montiert, um möglichst die gleiche Anregung beider Sensoren gewährleisten zu können. Tabelle 4.6 zeigt die gewählten Einstellungen beider Sensoren. Die Messbereiche werden entsprechend der Ergebnisse aus Kapitel 4.1.1 gewählt.

Die Filtereinstellungen werden möglichst groß gewählt, um ein breites Spektrum vergleichen zu können, mit der Einschränkung der messtechnisch maximalen Datenrate von 500 Hz. Dies hat nach dem Nyquist-Shannon-Abtasttheorem [Uns00] eine maximal zulässige Filterfrequenz von 250 Hz zur Folge.

Die untersuchten Szenarien umfassen die Fahrt über eine Treppe sowie die Nach-

SMI7	Datenrate	500 Hz
	Messbereich Acc	35 g (x,y), 25 g (z)
	Filter Acc	250 Hz (x,y), 150 Hz (z)
	Messbereich Gyro	300 °/s
	Filter Gyro	77 Hz
SMI130	Datenrate	500 Hz
	Messbereich Acc	16 g
	Filter Acc	250 Hz
	Messbereich Gyro	500 °/s
	Filter Gyro	116 Hz

Tabelle 4.6: Einstellungen IMUs

bildung von Steinschlag auf die Drive Unit. Dazu wurde das Fahrrad kopfüber auf den Boden gestellt und Schotter aus ca. 50 cm auf das Gehäuse der Drive Unit fallen gelassen. Diese beiden Szenarien wurden gewählt, da sie hohe Schläge beinhalten und aufgrund des Wissens aus Voruntersuchungen, dass das Sensormodell SMI130 anfällig für Steinschlag ist.

Abbildung 4.42 zeigt den Vergleich beider Sensoren beim Szenario Treppenfahrt. Die Sensoren zeigen nahezu identische Ausgangssignale, sowohl bei der Beschleunigung als auch bei der Drehrate. Der geringfügige, zeitliche Versatz ergibt sich durch die unterschiedlichen Filterfrequenzen.

Abbildung 4.43 zeigt den Vergleich beider Sensoren beim Szenario Steinschlag. In diesem Fall zeigen die Sensoren unterschiedliche Ergebnisse. Der Consumer-Sensor misst sowohl höhere Beschleunigungen als auch höhere Drehraten beim Aufprall eines Steins auf das Gehäuse der Drive Unit. Dies kann grundsätzlich als potentiell kritische Situation eingestuft werden, welche zu einer Störung des Drehratensignals führen kann. Jedoch sind zum einen nur wenige Datenpunkte von dieser Störung betroffen, d.h. die Störung spielt sich in einem Zeitbereich von wenigen Millisekunden ab. Zum anderen können solche Ausreißer bspw. mit einer Filterung mittels gewichtetem Mittelwert geglättet werden. Die hier abgebildete Störung in der Drehrate weist eine Frequenz von ca. 100 Hz auf. Die in Kapitel

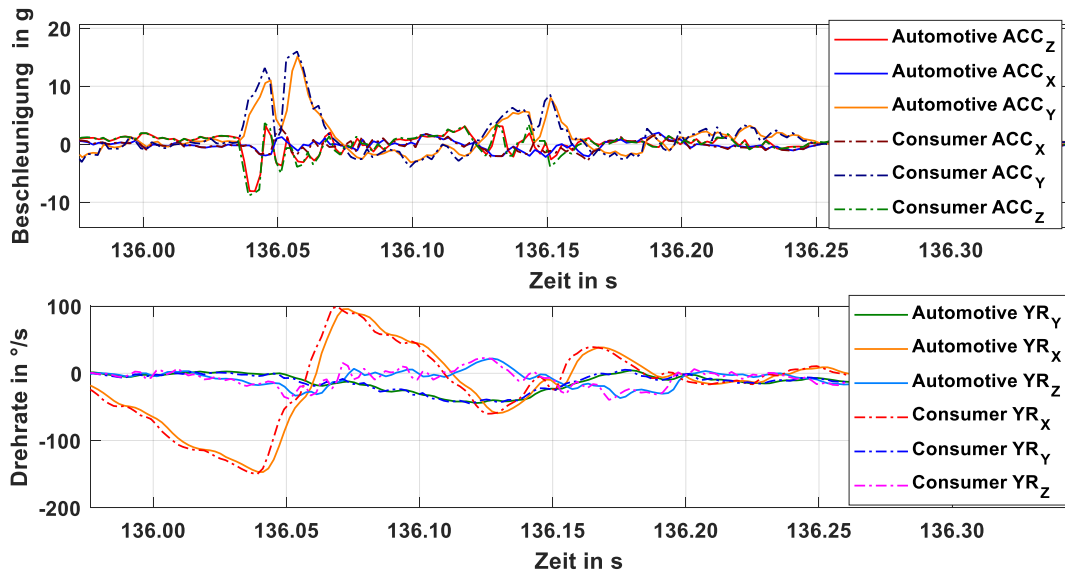


Abbildung 4.42: Vergleich Consumer- und Automotive-IMU: Treppenfahrt

4.1.1 empfohlene Filterfrequenz von 70 Hz würde somit auch in diesem Fall in gewissem Maße positiv zur Glättung der Störung beitragen. Zusätzlich wirkt die eher geringe Auftretenswahrscheinlichkeit eines Steinschlags auf die Drive Unit abschwächend auf das Risikopotential dieses Szenarios.

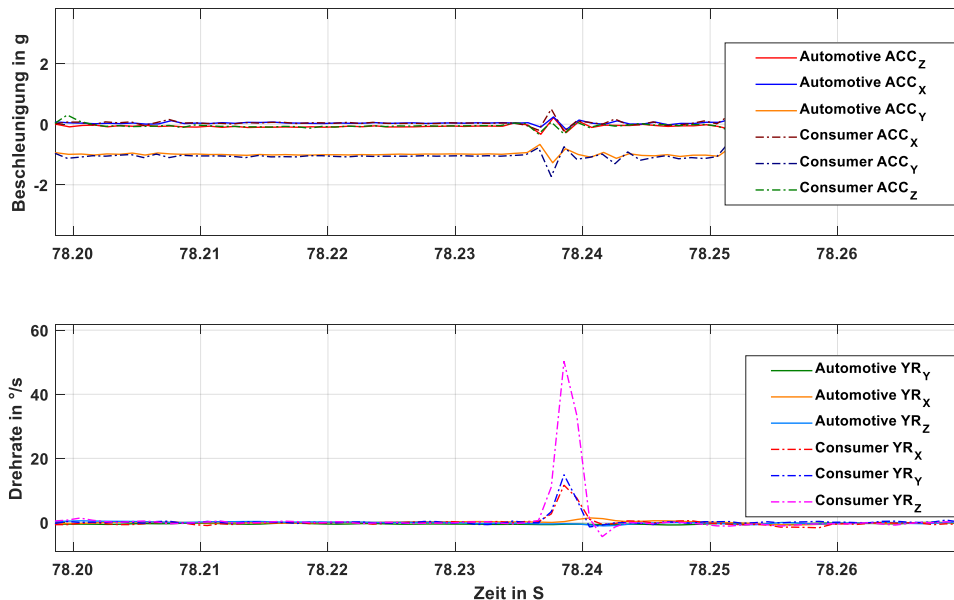


Abbildung 4.43: Vergleich Consumer- und Automotive-IMU: Steinschlag

Im Gegensatz zur durchaus akzeptablen Performanz des Consumer-Sensors kann er in der Kategorie Sicherheit nicht mit dem Automotive-Sensor mithalten und ist daher nur für Komfort-, nicht aber für sicherheitsrelevante Funktionen geeignet. Automotive-Sensoren verfügen über zahlreiche Monitoring-Funktionen, welche überprüfen, ob die Sensorsignale grundsätzlich plausibel oder fehlerhaft sind. Im Gegensatz dazu sind beim Consumer-Sensor keine Überwachungsfunktionen vorhanden, sodass in keinster Weise bekannt ist, ob das ausgegebene Signal plausibel oder fehlerhaft ist. Aus diesen Gründen wird zur Erfüllung der Sicherheitsanforderungen, bspw. für ein Bremsassistentensystem, die Nutzung eines Automotive-Sensors empfohlen.

4.3 Datenfusion und Auswirkungen von Sensorfehlern

Im folgenden Kapitel werden die Auswirkungen von Sensorfehlern auf Datenfusion, die Fahrdynamiksimulation und beispielhafte Fahrerassistenzsysteme im Bereich Bremsassistentz untersucht. Mittels Datenfusionsfilter kann die Lage sowie die Bewegung des Pedelecs im Raum geschätzt werden. Als Eingänge dienen in diesem Fall Beschleunigungen und Drehraten in jeweils drei Raumrichtungen. Der Ausgang des Filters liefert den Roll-, Nick- und Gierwinkel.

Inertialsensoren sind produktionsbedingt und durch Umwelteinflüsse (bspw. Temperatur) mit zumeist unbekanntem und teilweise nicht konstanten Sensorfehlern behaftet, welche sich negativ auf eine Winkelschätzung auswirken können. Anhand der Untersuchung soll analysiert werden, welche Sensorfehler sich am stärksten auf die Datenfusionsfilter auswirken und welche Folgen wiederum eine fehlerhafte Winkelschätzung auf darauf aufbauende Fahrerassistenzsysteme hat.

4.3.1 Validierung und Bewertung der betrachteten Filter

Die im Folgenden betrachteten Datenfusionsfilter nutzen ausschließlich Beschleunigungen und Drehraten zur Schätzung der Raumwinkel. In diesem Fall liegt der Fokus auf dem Rollwinkel φ und dem Nickwinkel Θ . Ein Vorteil dieser Filter ist die bereits integrierte Kompensation einiger Sensorfehler. Für diese Untersuchung werden ein Kalman-Filter [BH97], ein Madgwick-Filter [MHV11] und ein simples, selbst erstelltes Komplementärfilter betrachtet.

Das Komplementärfilter nutzt kurzfristig die Drehrate und stützt sich langfristig auf die Beschleunigung, d.h. auf den g-Vektor, zur Berechnung der Raumwinkel. Die Beschleunigungen werden tiefpassgefiltert, um hochfrequente, für die Bewegung des Pedelecs nicht relevante Störungen herauszufiltern. Die Drehraten werden hochpassgefiltert, um Offsets und damit verbundene Drifts herauszufiltern. Die Raumwinkel ergeben sich aus dem Rollwinkelanteil der Beschleunigung φ_{Acc} und der Drehrate φ_{Gyro} , dem Nickwinkelanteil der Beschleunigung Θ_{Acc} und der Drehrate Θ_{Gyro} , aus dem Roll- und Nickwinkel des vorherigen Berechnungsschritts

φ_{alt} und Θ_{alt} , aus der Drehrate in x- und y-Richtung $Gyro_x$ und $Gyro_y$ sowie aus den jeweiligen Richtungsanteilen des g-Vektors g_x , g_y und g_z nach Gleichungen (4.1) bis (4.4) zu

$$\varphi_{Acc} = \arctan\left(\frac{g_x}{g_y}\right) / \pi \cdot 180^\circ \quad (4.1)$$

$$\varphi_{Gyro} = \varphi_{alt} + Gyro_x \cdot \Delta t \quad (4.2)$$

$$\Theta_{Acc} = \arctan\left(\frac{g_x}{\sqrt{g_y^2 + g_z^2}}\right) / \pi \cdot 180^\circ \quad (4.3)$$

$$\Theta_{Gyro} = \Theta_{alt} + Gyro_y \cdot \Delta t \quad (4.4)$$

und werden jeweils mit einem experimentell ermittelten Gewichtungsfaktor zu einem resultierenden Roll- bzw. Nickwinkel verrechnet.

Das Madwick-Filter nutzt ein ähnliches Prinzip, fusioniert jedoch nicht wie das Komplementärfilter die Winkel, sondern die Winkeländerung.

Das Kalman-Filter basiert auf einer komplexeren Funktionsweise, welche eine Vorhersage und eine Korrektur beinhaltet. Auf Basis des aktuellen Zustandes wird eine Vorhersage für den nächsten Zeitschritt getroffen. Im nächsten Zeitschritt erfolgt ein Vergleich der Vorhersage mit der aktuellen Messung und eine Korrektur der Vorhersage für den nächsten Zeitschritt. Auf diese Weise können in einem ersten Ansatz vorhandene Sensorfehler ausgeglichen werden. Die genaue Funktionsweise des Kalman-Filters sowie die Auslegung der für diese Anwendung passenden Parameter sind in [Tha18] dargestellt.

Als Basis zur Bewertung der Sensorfehlereinflüsse werden zunächst Daten des Referenzsensors ohne zusätzliche Sensorfehler als Eingang für die unterschiedlichen Filter verwendet. Die Ausgangsdaten, d.h. Nick- und Rollwinkel, werden mit Referenzwerten verglichen und bewertet, um das beste Filter anschlie-

ënd zur Sensorfehlerauswertung zu nutzen. Abbildung 4.44 zeigt den Vergleich der berechneten Nickwinkel der verschiedenen Datenfusionsfilter. Die Kalman-Filterung liefert dabei die besten Ergebnisse mit den geringsten Winkelabweichungen. Die Madgwick-Filterung liefert ähnlich gute Ergebnisse, im Gegensatz zum Komplementär-Filter, welches deutliche Winkelabweichungen zeigt.

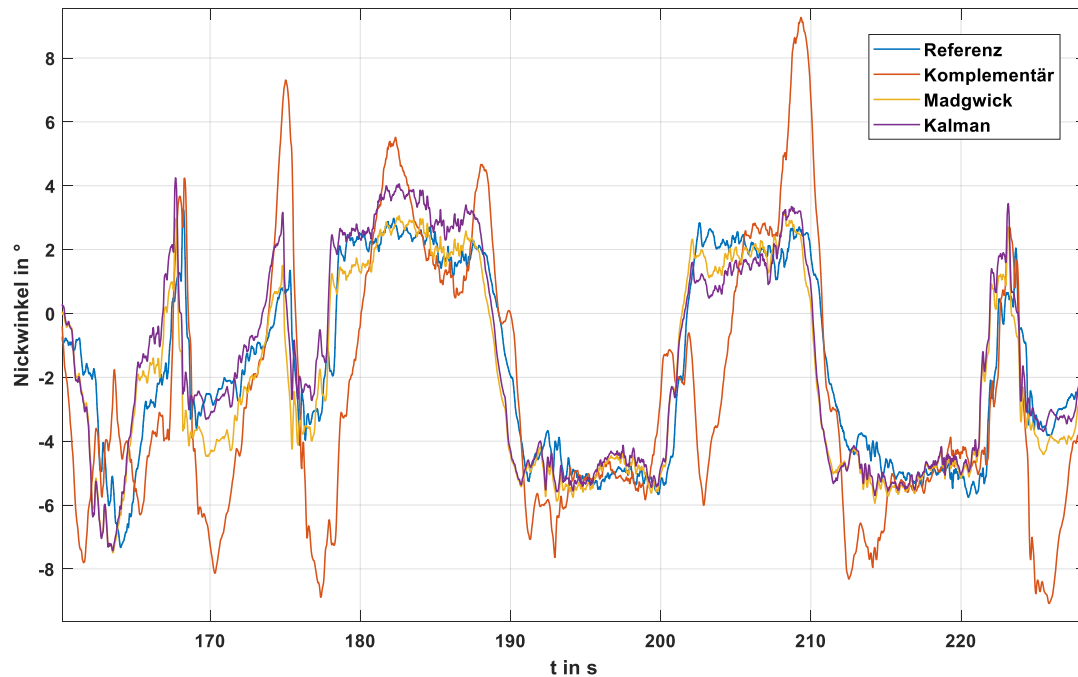


Abbildung 4.44: Nickwinkel verschiedener Datenfusionsfilter

4.3.2 Sensorfehler und Sensitivitätsanalyse

Im Rahmen dieser Untersuchung werden die Sensorfehler *Crosstalk*, *Noise*, *Offset* und *Sensitivität* untersucht. *Crosstalk* beschreibt die unerwünschte Kopplung der verschiedenen Sensorachsen. Dies kann z.B. produktionsbedingt durch einen leicht verkippten Einbau der MEMS-Struktur erfolgen. Als Resultat zeigt der Sensor bspw. auch einen geringen Ausschlag in x- und y-Richtung, obwohl nur eine Anregung in z-Richtung vorhanden ist. Für diese Untersuchung wird vom Extremfall einer Verkipfung aller Achsen ausgegangen. *Noise* beschreibt ein Grundrauschen, welches das eigentliche Nutzsignal störend überlagert. Im betrachteten Fall wird dies durch ein weißes Rauschen zuzüglich Tiefpassfilterung mit einer Grenzfrequenz

quenz von ca. 60 Hz nachgebildet. Der Fehlertyp *Offset* beschreibt einen konstanten Wert, welcher zusätzlich zum eigentlich Nutzsignal mitgemessen wird. Dieser Wert variiert produktionsbedingt je nach Sensor und über Temperatur sowie Lebenszeit. *Sensitivität* beschreibt einen Verstärkungsfehler, d.h. eine proportionale Abweichung des gemessenen Werts zum tatsächlichen Wert.

Die nachfolgende Simulation der Auswirkungen der Sensorfehler betrachtet zwei verschiedene Ansätze. Zum einen werden Worst-Case-Werte aller Sensorfehlertypen, gleichermaßen für alle sechs Freiheitsgrade der IMU, einmal komplett in positive und einmal komplett in negative Richtung, evaluiert. Hierdurch wird das Ergebnis maximal positiv bzw. negativ verändert. Durch dieses Vorgehen kann der Parameterraum in einem überschaubaren Rahmen gehalten werden, da vier Sensorfehlertypen bei einer 6D-IMU zu einer Vielzahl an möglichen Fehlerkonstellationen führen. Die Worst-Case-Werte werden aus dem Datenblatt eines Beispielsensors gewählt und stellen $4\text{-}\sigma$ -Werte dar, welche einer stochastischen Normalverteilung entnommen sind. Hierdurch wird garantiert, dass die tatsächliche Kombination der Sensorfehler zu 99,9 % im angenommenen Wertebereich liegt. Die $1\text{-}\sigma$ -Werte sind in Tabelle 4.7 dargestellt.

	Acc	Gyro
Crosstalk	1,6 %	1,6 %
Noise	3 mg	0,06 °/s
Offset	20 mg	1 °/s
Sensitivität	0,5 %	0,5 %

Tabelle 4.7: Sensorfehler ($1\text{-}\sigma$ -Werte)

Des Weiteren wird in einem zweiten Ansatz eine Sensitivitätsanalyse durchgeführt, indem die Sensorfehler einzeln untersucht werden, um deren individuelle Einflüsse auf die Datenfusion bewerten zu können. Hierbei werden die Sensorfehler separat auf das ideale Sensorsignal aufaddiert. Zur Abdeckung eines sinnvollen Spektrums der Sensorfehler werden jeweils die positiven und negativen Worst-Case-Werte für jeden Fehlertyp und für Beschleunigung sowie Drehrate separat simuliert.

Abbildung 4.45 zeigt das schematische Vorgehen der Fehlersimulation. Im ersten

Schritt werden Referenzdaten eines Fahr Szenarios mit einem ausreichenden Spektrum an Nick- und Rollwinkeln mittels Referenz-Inertialsensor gesammelt. Im nächsten Schritt werden Sensorfehler auf die Beschleunigungs- und Drehratendaten aufaddiert und mittels Datenfusionsfilter die Raumwinkel des Pedelecs berechnet. Nachfolgend kann sowohl ein direkter Vergleich der Referenz-Raumwinkel mit den fehlerbehafteten Winkeln stattfinden als auch eine Simulation der Auswirkungen dieser Winkelfehler auf die Fahrdynamiksimulation durchgeführt werden.

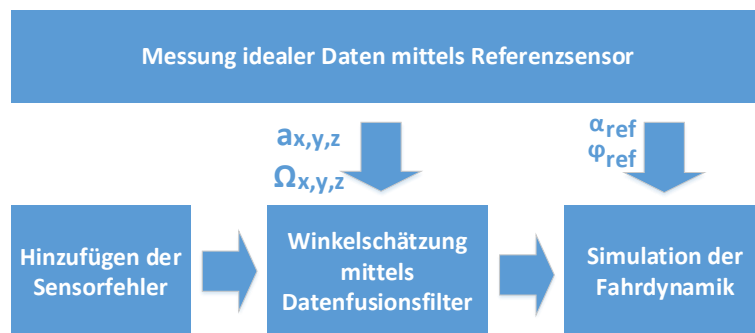


Abbildung 4.45: Schematische Darstellung der Sensorfehler-Simulationskette

Tabelle 4.8 zeigt die Ergebnisse der Datenfusion unter Einbezug der Sensorfehler für die Kombination aller positiven bzw. aller negativen Worst-Case-Werte. Wie bereits bei der Validierung der Datenfusionsfilter ohne Sensorfehler liefert auch hier das Kalman-Filter die besten Ergebnisse. Die maximalen Winkelfehler liegen bei $17,9^\circ$ für den Nickwinkel und bei $16,7^\circ$ für den Rollwinkel. Bei der weiteren Betrachtung werden die simulierten Winkelfehler der Kalman-Filterung genutzt, um die Auswirkungen der Sensorfehler zu bewerten.

Abbildung 4.46 zeigt für die Sensorfehler

- 1 Offset Beschleunigung negativ
- 2 Offset Beschleunigung positiv
- 3 Sensitivität Beschleunigung negativ
- 4 Sensitivität Beschleunigung positiv
- 5 Crosstalk Beschleunigung negativ
- 6 Crosstalk Beschleunigung positiv
- 7 Noise Beschleunigung negativ
- 8 Noise Beschleunigung positiv
- 9 Sensitivität Drehrate negativ
- 10 Sensitivität Drehrate positiv
- 11 Crosstalk Drehrate negativ
- 12 Crosstalk Drehrate positiv
- 13 Noise Drehrate negativ
- 14 Noise Drehrate positiv
- 15 Offset Drehrate negativ
- 16 Offset Drehrate positiv

die Simulationsergebnisse der Winkelfehler. Aus Gründen der Übersichtlichkeit sind nur die mittleren Winkelabweichungen des Nick- und Rollwinkels dargestellt. Eine vollständige Übersicht, inklusive der Standardabweichung sowie Minimal- und Maximalwerten, ist im Anhang A.5.3 in Tabelle A.10 dargestellt.

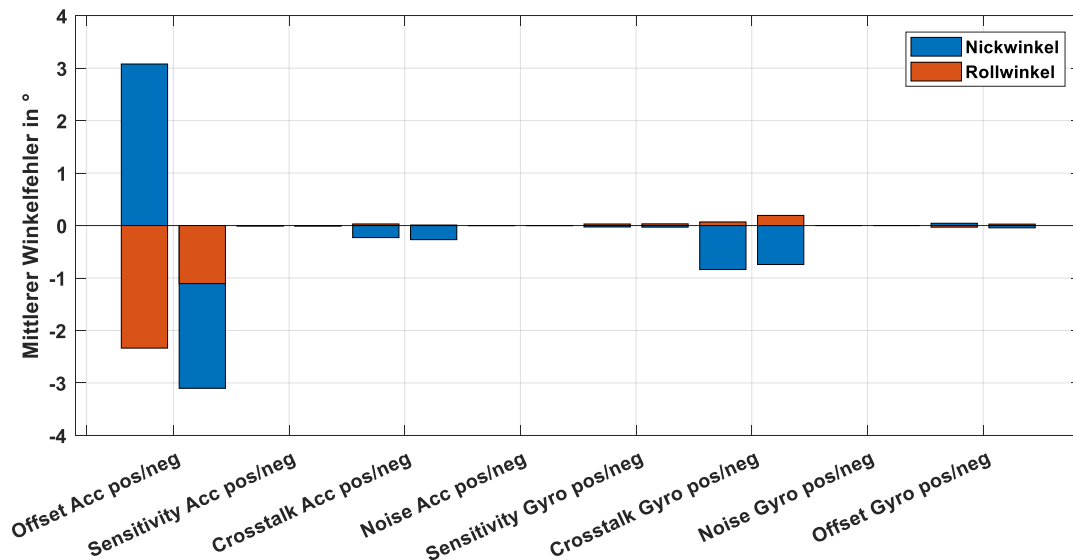


Abbildung 4.46: Sensitivitätsanalyse Sensorfehler: Mittlere Winkelabweichung Nick- und Rollwinkel

	Komplementär	Madgwick	Kalman
Mittlere Abweichung Nickwinkel (positiv)	8,0°	0,4°	2,0°
Mittlere Abweichung Nickwinkel (negativ)	-13,9°	-2,8°	-4,1°
Standardabweichung Nickwinkel (positiv)	1,5°	4,9°	4,4°
Standardabweichung Nickwinkel (negativ)	2,5°	7,9°	6,4°
Maximale Abweichung Nickwinkel (positiv)	10,0°	10,8°	10,1°
Maximale Abweichung Nickwinkel (negativ)	2,4°	17,9°	13,7°
Minimale Abweichung Nickwinkel (positiv)	-1,6°	-13,3°	-11,7°
Minimale Abweichung Nickwinkel (negativ)	-15,7°	-21,4°	-17,9°
Mittlere Abweichung Rollwinkel (positiv)	-4,0°	-2,0°	-2,0°
Mittlere Abweichung Rollwinkel (negativ)	-10,3°	-2,3°	-0,8°
Standardabweichung Rollwinkel (positiv)	4,9°	3,6°	3,5°
Standardabweichung Rollwinkel (negativ)	8,4°	6,1°	5,3°
Maximale Abweichung Rollwinkel (positiv)	7,8°	11,0°	7,5°
Maximale Abweichung Rollwinkel (negativ)	13,3°	20,1°	16,7°
Minimale Abweichung Rollwinkel (positiv)	-8,3°	-12,1°	-11,9°
Minimale Abweichung Rollwinkel (negativ)	-18,3°	-17,7°	-12,7°

Tabelle 4.8: Winkelabweichung durch Sensorfehler, Worst-Case-Betrachtung

Anhand dieser Sensitivitätsanalyse wird deutlich, dass in Bezug auf den Nickwinkel der Offset-Fehler der Beschleunigung mit einem mittleren Fehler von 3,08° für den positiven und -3,1° für den negativen Worst-Case-Wert mit Abstand die größten Auswirkungen auf die Datenfusion hat. An zweiter Stelle folgt der

Crosstalk-Fehler der Drehrate mit $-0,84^\circ$ (negative Worst-Case-Werte) und $-0,74^\circ$ (positive Worst-Case-Werte). Diese Reihenfolge gilt auch für den Rollwinkel, hierbei liegt die mittlere Winkelabweichungen beim Offset-Fehler der Beschleunigung bei $-2,3^\circ$ für den positiven und $-1,1^\circ$ für den negativen Worst-Case-Wert. Abbildung 4.47 zeigt die Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse für die betragsmäßig maximalen Winkelabweichungen des Nickwinkels. Auch hier führt der Offset-Fehler der Beschleunigung mit Abstand zu den größten Winkelfehlern, gefolgt vom Crosstalk-Fehler der Drehrate.

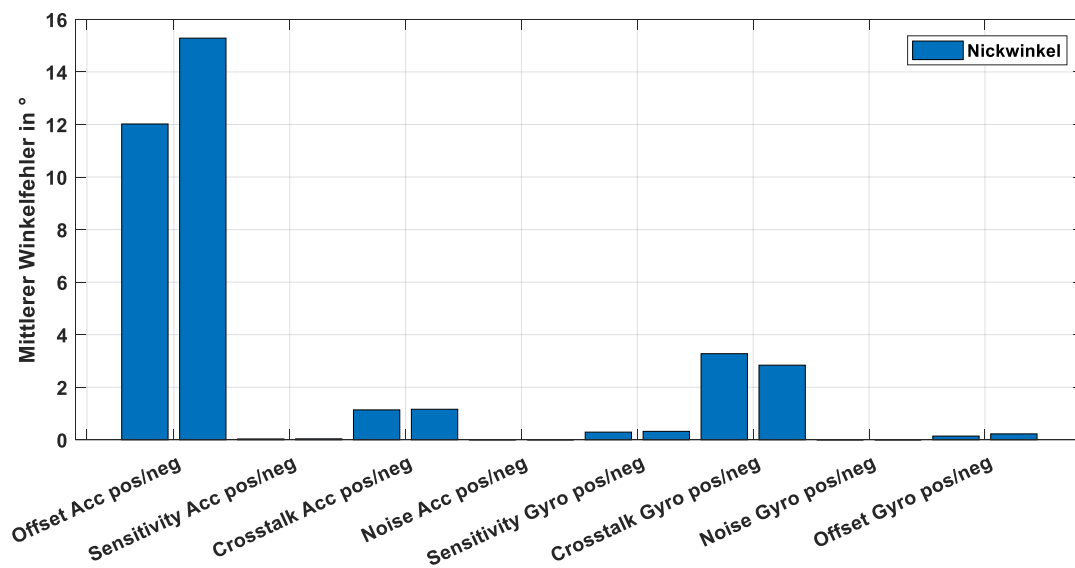


Abbildung 4.47: Sensitivitätsanalyse Sensorfehler: Maximale absolute Winkelabweichung des Nickwinkels

Der Offset-Fehler der Beschleunigung ist somit als schwerwiegendster Sensorfehler einzuordnen.

4.3.3 Auswirkungen auf ARAS und Anforderungen an IMUs

Zur Bewertung der Auswirkungen der Winkelfehler, welche durch die Sensorfehler bei der Datenfusion entstehen, werden zwei Methoden genutzt. Zum einen wird die Fahrdynamik anhand der analytischen Gleichungen (2.5) und (2.6) zur Berechnung der Radlast am Vorderrad sowie der Seitenkräfte während einer Kurvenfahrt bewertet. Zum anderen kann mittels des in Kapitel 3.4.2 vorgestellten Modells ein Bremsmanöver inklusive Reaktion auf fehlerhaft berechnete Nickwinkel untersucht werden.

Die Simulationen des Bremsmanövers beinhaltet als Grundlage ein einfaches Bremsassistenzsystem. Dieses begrenzt die vom Fahrer aufgebrachte Bremskraft, um den kürzestmöglichen Bremsweg zu erreichen und gleichzeitig ein Hinterrad abheben zu verhindern. Somit können unkontrollierbare Fahrzustände minimiert werden. Die maximal mögliche Bremskraft hängt u.a. von der Fahrradgeometrie, dem Fahrergewicht und dessen Verteilung, dem Reifenmaterial und der Fahrbahnoberfläche sowie dem Steigungs- und Rollwinkel ab. Die nachfolgende Betrachtung fokussiert sich auf den Einfluss des Steigungs- und Rollwinkels.

Analytische Bewertung

Die analytische Bewertung der Auswirkungen von Sensorfehler auf Fahrerassistenzsysteme erfolgt anhand der Betrachtung der geschätzten Radlast am Vorderrad bei einer Bergabfahrt und der auftretenden Seitenkräfte während einer Kurvenfahrt. Anhand dieser Größen kann auf die verbleibenden maximalen Bremskräfte geschlossen werden, welche ohne Hinterradabheben oder seitliches Wegrutschen des Vorder- oder Hinterrades möglich sind. Ein negativer Fehler bei der Radlastschätzung hat einen längeren Bremsweg zur Folge. Ein positiver Schätzfehler hingegen ist als kritischer einzustufen und führt zu einer größeren Tendenz eines Hinterradabhebens. In Bezug auf den Rollwinkel kann eine kritische Situation eintreten, wenn die geschätzte Seitenkraft (resp. der geschätzte Rollwinkel) während einer Kurvenfahrt kleiner ist als die reale Seitenkraft (resp. der reale Rollwinkel). Hierdurch wäre die geschätzte maximal zulässige Bremskraft zu hoch und könnte zum Wegrutschen der Vorder- oder Hinterrades führen.

Aus dem analytischen Ansatz in Gleichung (2.5) und (2.6) unter Einbezug der zuvor simulierten Fehler bei Nick- und Rollwinkel resultieren die Ergebnisse in Abbildung 4.48. Die maximale Abweichung der geschätzten Radlast liegt bei 1,1 % in positiver Richtung bei einem Nickwinkel von -2° und $-5,5\%$ in negativer Richtung bei einem Nickwinkel von -5° . Die quantitative Bewertung dieser Abweichungen erfolgt im nächsten Abschnitt im Rahmen der Simulation eines Bremsmanövers.

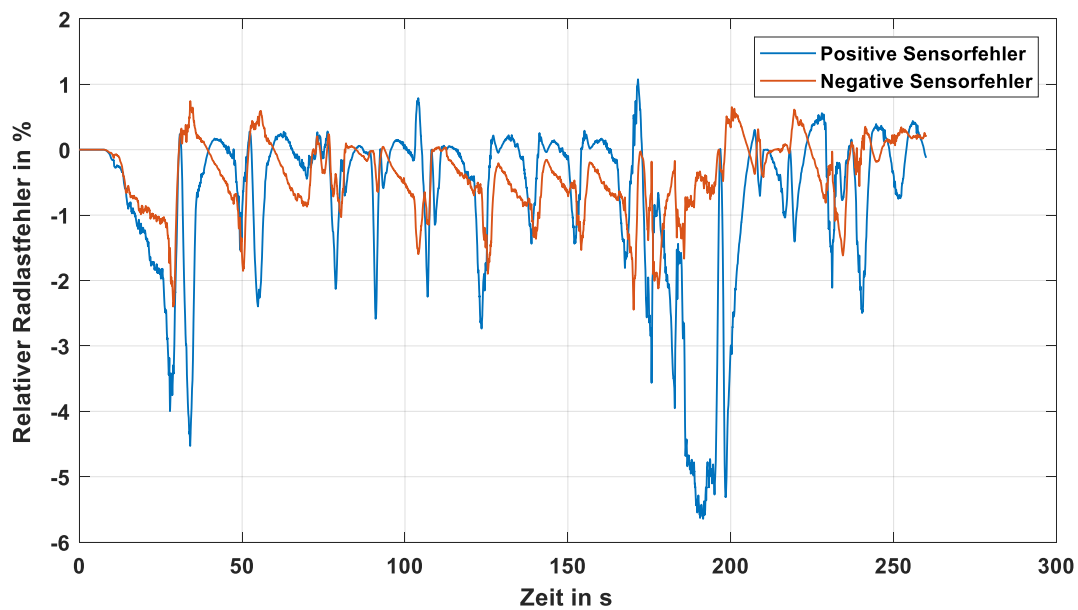


Abbildung 4.48: Relative Radlastfehler

Die Fehler der Schätzung der wirkenden Seitenkräfte auf Basis des analytischen Ansatzes sind in Abbildung 4.49 dargestellt. Der maximale Fehler ist bei 25 s zu erkennen (schwarzer Kreis). An dieser Stelle liegt die auf Basis der Sensorfehler berechnete Seitenkraft für die Dauer von über 1 s bei nur 20 % der Seitenkraft, welche ohne Sensorfehler berechnet wird. Um in einem aussagekräftigen Umfang diese Abweichung bewerten zu können, muss der Zusammenhang zwischen den auftretenden Seitenkräften und der damit reduzierten, noch verfügbaren, Bremskraft analysiert werden. Hierbei spielen auch die Parameter Reifenschlupf, Schräglaufwinkel, Fahrbahnoberfläche und Reifen eine erhebliche Rolle. Die Untersuchung real auftretender Seitenkräfte unter Berücksichtigung des Kammschen Kreises wird in Kapitel 5.1.2 unter Einbezug zahlreicher Fahrdaten aus Realfahrten näher betrachtet.

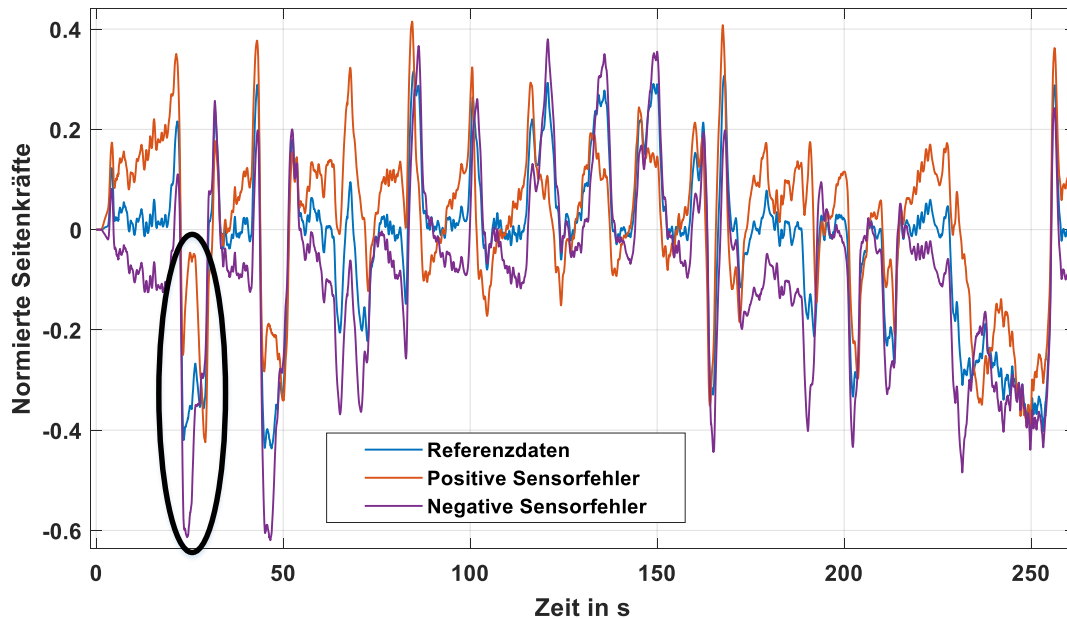


Abbildung 4.49: Normierte Seitenkräfte inkl. Sensorfehler

Simulation Bremsmanöver

Das im folgenden simulativ betrachtete Bremsassistenzsystem begrenzt den an den Brems Scheiben anliegend Bremsdruck auf einen vorgegebenen Maximalwert. Dieser Maximalwert wird bei diesem simplen Ansatz auf Basis einer Radlastschätzung berechnet, aus welcher sich die maximal zulässige Bremskraft ergibt, bei welcher das Hinterrad gerade noch am Boden bleibt und nicht abhebt. Bei einer Bergabfahrt ist diese maximal zulässige Bremskraft geringer als bei einer Geradeausfahrt.

Zur Bewertung der Auswirkungen einer fehlerhaft geschätzten maximal zulässigen Radlast wird ein festgelegtes Bremsmanöver simuliert. Bei diesem Manöver bremst das Pedelec von 20 km/h bis zum Stillstand mit der maximal möglichen Bremskraft, welche ohne ein resultierendes Hinterradabheben aufgebracht werden kann. Zur Simulation des Referenzszenarios wurde die Radlast am Vorderrad korrekt, d.h. ohne Sensorfehler, geschätzt. Dies resultiert in einer Bremszeit von 3,75 s.

In Szenario 1 wird die maximal zulässige Bremskraft aufgrund der Sensorfehler 5,55 % zu klein und in Szenario 2 um 1 % zu groß geschätzt. Die Simulationser-

gebnisse für Szenario 1 in Abbildung 4.50 zeigen, dass das resultierende Unterbremsen nur zu einer 50 ms längeren Bremsung führt. Aufgrund dieser geringen, zusätzlichen Bremszeit kann der Effekt des Unterbremsens durch Sensorfehler in diesem Szenario als vernachlässigbar eingestuft werden. Im Gegensatz dazu führt Szenario 2 300 ms nach Beginn des Bremsvorgangs zu einem Hinterradabheben (erkennbar an der konstant bleibenden Geschwindigkeit des Hinterrades). Anhand der Vorderradgeschwindigkeit wird zwar eine um wenige Millisekunden kürze Bremsung angedeutet, jedoch kann der gesamte Bremsvorgang aufgrund des kritischen Hinterradabhebens nicht als positiv betrachtet werden.

Die unterschiedlichen Auswirkungen der Schätzfehler bezüglich Nick- und Rollwinkel basieren auf den unterschiedlichen physikalischen bzw. trigonometrischen Zusammenhängen der Radlast bzw. der Seitenkräfte. Die Verknüpfung der Radlast mit der Steigung durch die Kosinus-Funktion führt zu geringen Auswirkungen bei kleinen Winkeln, wohingegen die Verknüpfung der Seitenkräfte mit dem Rollwinkel durch die Tangens-Funktion größere Auswirkungen schon bei kleinen Winkeln mit sich bringt.

Zusammenfassend für beide Szenarien lässt sich sagen, dass ein Bremsassistenzsystem, welches ausschließlich auf einer inertialsensorbasierten Schätzung der momentan zulässigen maximalen Bremskraft vor Beginn des Bremsmanövers basiert, nicht empfehlenswert ist. Um ein kritisches Hinterradabheben zu vermeiden, müsste ein effektives Bremsassistenzsystem den Bremsvorgang kontinuierlich überwachen, das Abheben unverzüglich erkennen und diesem mit einem Abbau des Bremsdrucks entgegenwirken.

Eine zusätzliche Minimierung der Einflüsse der Sensorfehler kann zudem durch einen Sicherheitspuffer realisiert werden, indem bspw. der geschätzte Nickwinkel generell um 5 % verkleinert und ein minimales Unterbremsen in Kauf genommen wird.

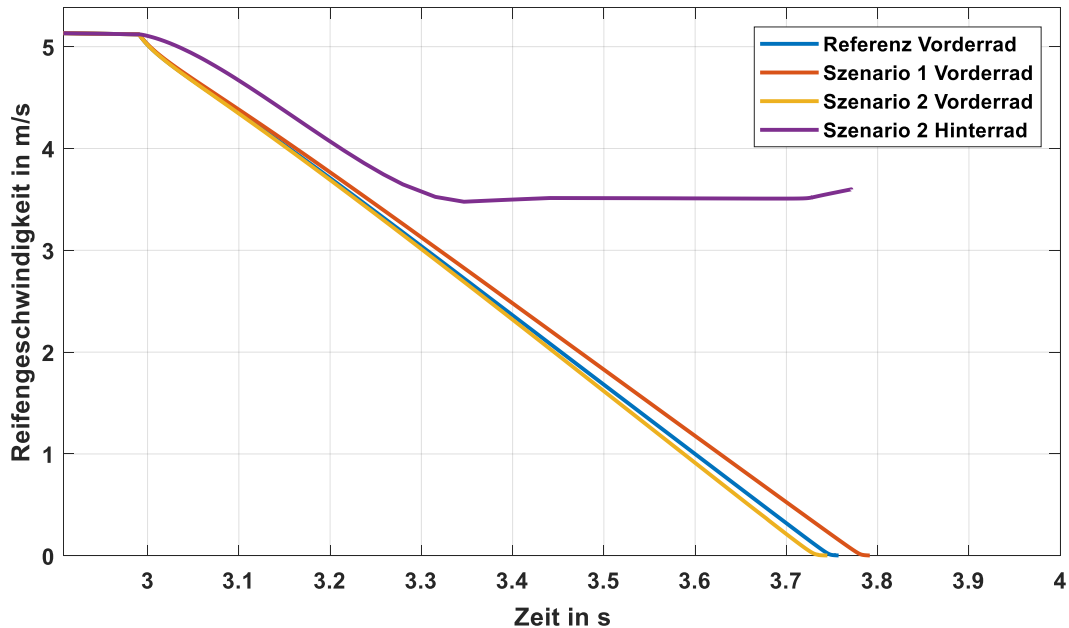


Abbildung 4.50: Simulation der Radgeschwindigkeiten eines Bremsmanövers für verschiedene Schätzungen der maximal zulässigen Bremskraft

4.3.4 Notwendigkeit und Möglichkeiten einer Langzeitkorrektur

Der Offset-Sensorfehler der Beschleunigung hat, wie im vorangegangenen Abschnitt gezeigt, die größten Auswirkungen auf die Winkelberechnung mittels Kalman-Filterung. Eine Minimierung dieses Fehlers ist daher wünschenswert und kann einem langfristigen Wegdriften der berechneten Winkel über mehrere Minuten oder Stunden entgegenwirken. Um abzuschätzen, wie groß die positiven Auswirkungen eines minimierten oder gar komplett kompensierten Offset-Fehlers sind, wird erneut eine Simulation der Datenfusion mittels Kalman-Filter inklusive Worst-Case-Sensorfehler durchgeführt, bei der die Offset-Fehler der Beschleunigung und Drehrate jedoch zu null gesetzt werden. Abbildung 4.51 zeigt die Ergebnisse dieser Simulation. Beispielhaft ist der Winkelfehler des Nickwinkels, mit und ohne Offset-Fehler, dargestellt. Die mittlere Abweichung des Nickwinkels beträgt für positive Worst-Case-Fehler ohne Offset-Fehler $-1,02^\circ$ (mit Offset $-4,1^\circ$), die Standardabweichung beträgt $0,83^\circ$ ($6,4^\circ$ mit Offset), die maximale Abweichung beträgt $1,86^\circ$ ($13,7^\circ$ mit Offset) und die minimale Abweichung $-2,98^\circ$ ($-17,9^\circ$ mit

Offset).

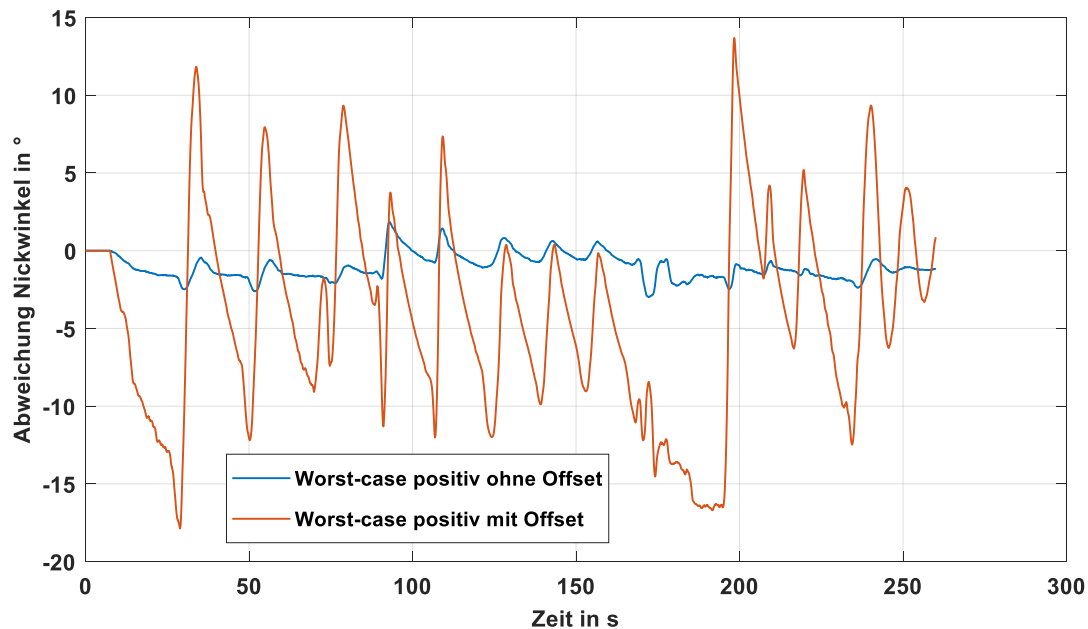


Abbildung 4.51: Nickwinkelfehler mit Kalman-Filterung mit/ohne Offset-Fehler

Es ist klar zu erkennen, dass die Fehler der Winkelberechnung ohne Offset-Fehler deutlich geringer sind. Daher besteht der Wunsch, Offset-Fehler bei Inertialsensoren zu minimieren. Dies kann bspw. durch eine Langzeitkorrektur erfolgen. Dabei werden die berechneten Winkel über längere Zeit beobachtet (bspw. über eine Fahrstrecke von 25 km oder 50 km) und aus den Drifts der Winkel auf vorhandene Offset-Fehler geschlossen. Dabei kann z.B. davon ausgegangen werden, dass die Gierrate sowie der Rollwinkel gemittelt über eine längere Strecke bei null liegen. Ebenso kann diese Annahme für den Nickwinkel bzw. die Fahrbahnsteigung getroffen werden, da in der Regel über einen bestimmten Beobachtungszeitraum genauso viel positive wie negative Steigung zurückgelegt wird. Ausnahmen hierbei sind Downhill-Fahrten, bei denen der Fahrer die Bergauf-Fahrt nicht mit dem Pedelec zurück legt und über längere Zeit nur bergab fährt. Dieser seltene Fall soll hier vernachlässigt werden.

Geringe Offsets können vor allem beim Nickwinkel, aber auch beim Rollwinkel bleiben, da eine von Fahrt zu Fahrt unterschiedlich verteilte Ladung zu einem von null abweichenden Ausgangswinkel führen kann. Werden bspw. an einem Rad mit Federgabel Gepäcktaschen am Vorderrad montiert, führt dies zum Einfedern

der Gabel und zu einem negativen Ausgangs-Nickwinkel. Selbiges kann für den Rollwinkel aufgrund von auf ungleich verteilter Ladung an der rechten oder linken Seite des Pedelecs auftreten.

Anhand von Pedelec-Nutzerdaten, welche die Schätzung der Fahrbahnsteigung mittels GPS und Drucksensor ermöglichen, wird im Folgenden betrachtet, wie groß das Fenster eines gleitenden Mittelwerts gewählt werden muss, damit die gemittelte Steigung mit hoher Wahrscheinlichkeit gegen null geht. Abbildung 4.52 zeigt die Daten aus dem Bosch Nyon-Nutzerportal [Por19] von über 30000 Nutzern und über 20 Mio. gefahrenen Kilometern. Dabei wird deutlich, dass schon bei einem Fenster von 25 km die gemittelte Steigung zu 99 % kleiner 1 % ist. Die Vergrößerung des Fensters auf 50 km bringt keinen erkennbaren Vorteil mit sich.

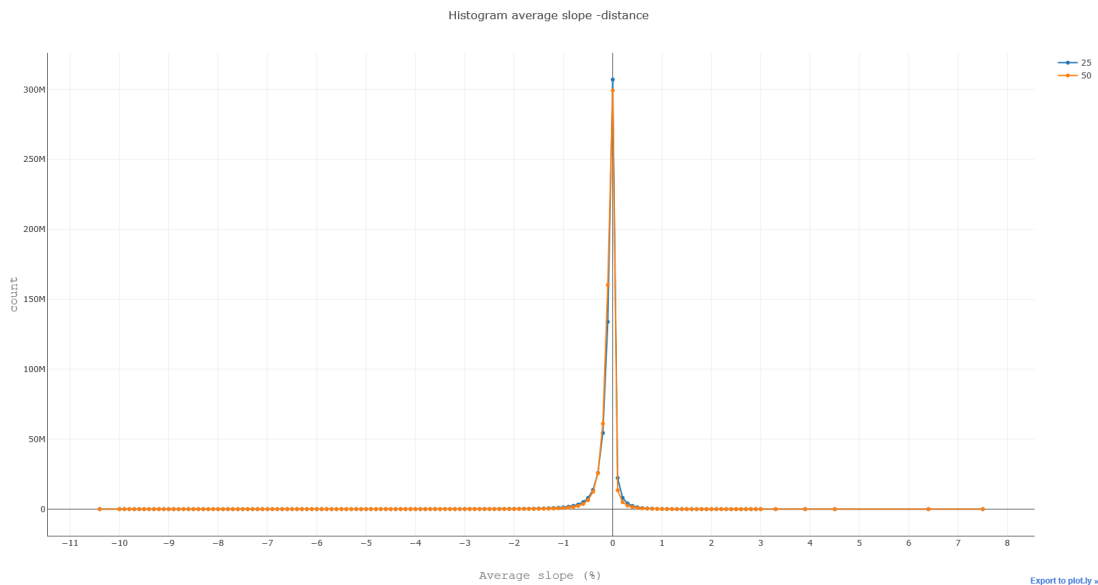


Abbildung 4.52: Verteilung der gemittelten Steigung über 25 km / 50 km [Por19]

Die betrachteten Ergebnisse führen zu der Schlussfolgerung, dass ein Langzeitabgleich der berechneten Raumwinkel und dadurch eine Minimierung der Sensorfehler, insbesondere der Offsets, einen großen Mehrwert erzielt. Dies kann bspw. in Form einer Langzeitkorrektur des Nickwinkels bzw. der Steigung mit Hilfe eines gleitenden Mittelwertes realisiert werden. Durch Minimierung des Offsets bei Beschleunigungen und Drehraten können die mittleren Schätzfehler ca. um 75 %, die Standardabweichung um 87 %, die maximale Abweichung um 86 % und die minimale Abweichung um 83 % reduziert werden.

5 Nutzung von Inertialsensorik zur Untersuchung der Fahrdynamik

Im folgenden Kapitel wird die *Nutzung von Inertialsensorik* zur Untersuchung der Fahrdynamik eines Pedelecs thematisiert. Dabei wird speziell das Fahrscenario *Kurvenfahrt*, vor allem im Zusammenhang mit *Bremseingriffen*, näher beleuchtet. Zusätzlich werden Möglichkeiten der *Detektion von Kurvenfahrten* anhand von Inertialsensorik analysiert. Abschließend werden Möglichkeiten eines *aktiven Lenkeingriffs* durch ein Assistenzsystem zur Stabilisierung während kritischer Situationen evaluiert.

5.1 Fahrscenario Kurvenfahrt

Anhand gesammelter Fahrdaten zahlreicher Pedelecfahrer werden die Grundlagen einer Kurvenfahrt sowie *Unterschiede zwischen Pedelec und Motorrad* aufgezeigt und kritische Situationen durch Bremsingriffe analysiert. Des Weiteren wird der *Einfluss des Schwerpunkts* des Fahrers, d.h. eine Verlagerung des Oberkörpers, während kritischer Situationen untersucht. Abschließend wird das Fahrverhalten während einer Kurvenfahrt eines *autonomen Testrades* und einer Simulation mit realen Testfahrern verglichen.

5.1.1 Anwendungsfall Pedelec und Unterschiede zum Motorrad

Eine grundsätzliche Betrachtung der *gängigen Wertebereiche* relevanter Größen einer Kurvenfahrt ist sinnvoll, um die Nutzung von Inertialsensoren während dieses Szenarios optimieren zu können. Dazu gehören vor allem der *Rollwinkel* φ (Schräglage), der *Lenkwinkel* δ und die *Geschwindigkeit* v während der Kurvenfahrt. Aus diesen Größen kann bspw. der gefahrene *Kurvenradius* R mit

$$R = \frac{v^2}{\tan \varphi \cdot g} \quad (5.1)$$

ermittelt werden. Diese Information kann u.a. zur Navigation bei Abbiegevorgängen hilfreich sein.

Anhand der Fahrdaten von sechs Probanden mit unterschiedlicher Fahrtechnik und -erfahrung mit insgesamt drei Stunden Fahrzeit erfolgt eine erste Abschätzung der üblichen Roll- und Lenkwinkel während Kurvenfahrten mit einem Pedelec. Die Daten beinhalten die Fahrt mit einem Trekkingrad mit dem Reifenmodell Schwalbe Energizer Pro 1,75" auf der Straße oder asphaltierten Radwegen. Der Rollwinkel wurde mittels Referenzsensor und der Lenkwinkel sowie die Lenkwinkelgeschwindigkeit mit einem Lenkwinkelsensor aus dem Automobilbereich gemessen. Die Daten werden ab einer Geschwindigkeit von 5 km/h ausgewertet, da die Lenk- und Rollwinkel im Stillstand sowie beim Anfahrvorgang in dieser Betrachtung nicht im Fokus stehen.

Abbildung 5.1 zeigt die gemessenen Rollwinkel in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit sowie eine relative Verteilung der Rollwinkel. Der maximale Rollwinkel aller Fahrten liegt bei 28° bei 50 km/h. Bei der Höchstgeschwindigkeit von 72 km/h liegt der maximale Rollwinkel bei 13°. Insgesamt sind 90 % der Rollwinkel kleiner 12°, 95 % kleiner 16° und 99 % kleiner 22°.

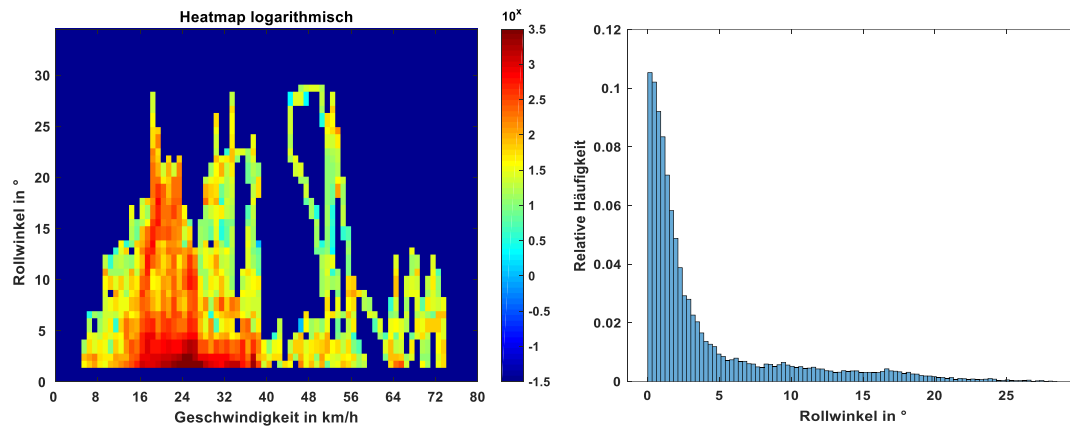


Abbildung 5.1: Rollwinkel in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit und relative Verteilung

Abbildung 5.2 zeigt die gemessenen Lenkwinkel in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit sowie eine relative Verteilung der Lenkwinkel. Der maximale Lenkwinkel beträgt 50° bei 7 km/h . Ab 35 km/h sind die Lenkwinkel stets kleiner 4° . 90 % aller Lenkwinkel sind kleiner 3° , 95 % sind kleiner 4° und 99 % sind kleiner 11° .

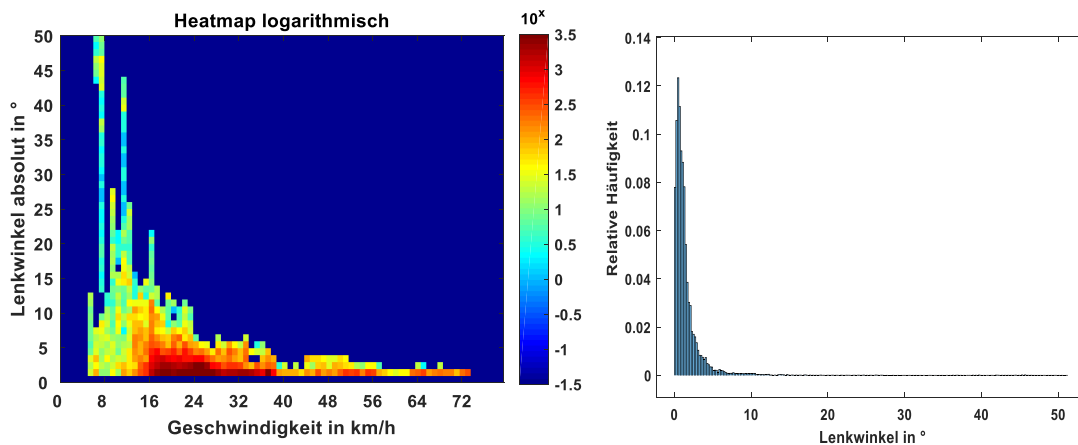


Abbildung 5.2: Lenkwinkel in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit und relative Verteilung

Abbildung 5.3 zeigt die gemessene Lenkwinkelgeschwindigkeit (Lenkrate) in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit sowie eine relative Verteilung der Lenkrate. Die maximale Lenkrate beträgt $130^\circ/\text{s}$ bei 12 km/h . Die relative Verteilung zeigt, dass die Lenkrate zu 90 % kleiner $14^\circ/\text{s}$, zu 95 % kleiner $18^\circ/\text{s}$ und zu 99 % kleiner

30 °/s ist.

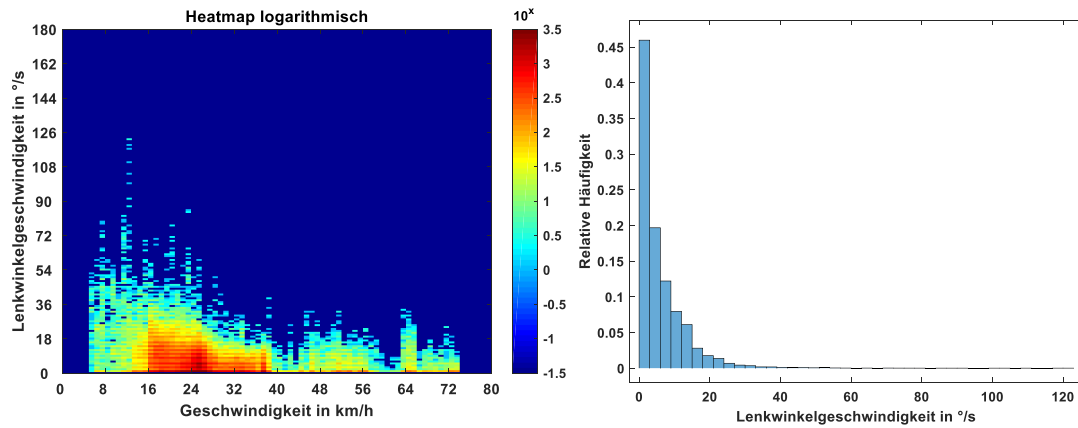


Abbildung 5.3: Lenkrate in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit und relative Verteilung

Abbildung 5.4 zeigt den gemessene Lenkwinkel in Abhängigkeit von dem Rollwinkel. Beim größten Rollwinkel von 28 ° beträgt der Lenkwinkel 7 °. Beim größten Lenkwinkel von 50 ° beträgt der Rollwinkel 4 °.

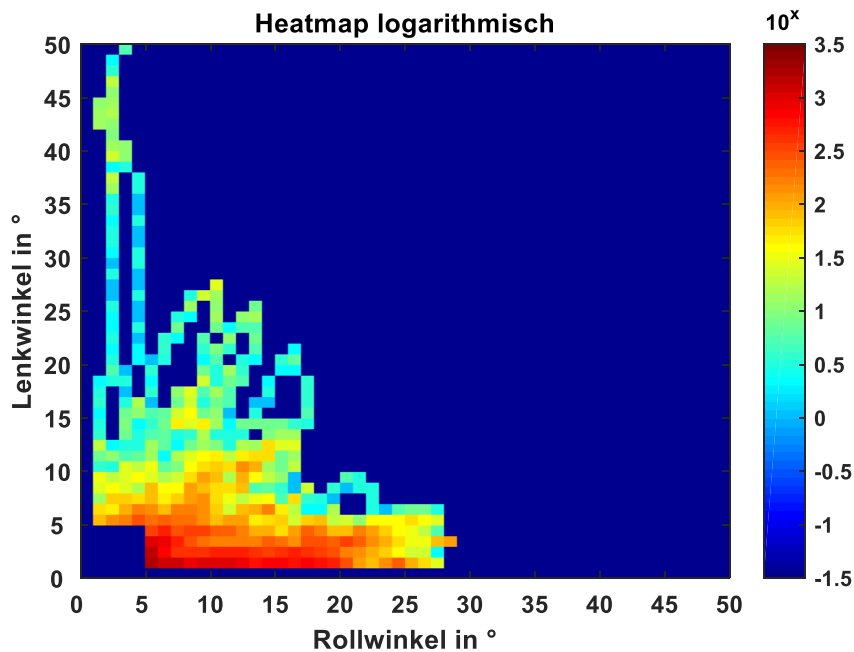


Abbildung 5.4: Lenkwinkel in Abhängigkeit von dem Rollwinkel

Im Bereich der *Motorrad-Fahrdynamik* sind größere Rollwinkel, auch bei höheren

Geschwindigkeiten, keine Seltenheit. In einer Studie zur Schätzung der Rollwinkel in Echtzeit [LCM12] konnte bei einem Straßenmotorrad eine Schräglage von 40° bei 70 km/h gemessen werden. Eine weitere Untersuchung zur Messung des Rollwinkels mittels Video- bzw. Inertialsensordaten konnte bestätigen, dass im Motorradbereich Rollwinkel von über 30° bei Normalfahrten auf der Straße üblich sind [SSL⁺12].

Zusammenfassend lässt sich aus den Messungen schließen, dass die üblichen Rollwinkel bei Pedelecs deutlich kleiner sind und zusätzlich bei geringeren Geschwindigkeiten auftreten als bei Motorrädern. Ursachen hierfür sind das *niedrigere Fahrzeuggewicht* und der damit verbundene *höhere Schwerpunkt* bei Pedelecs sowie eine wesentlich *schmalere Lauffläche der Reifen*. Aus diesem Grund sollten Motorrad-Fahrerassistenzsysteme nicht ohne Anpassung der Rollwinkel- und Geschwindigkeitswertebereiche auf Pedelecs übertragen werden. Zusätzlich können die gesammelten Daten bei der Auslegung von Assistenzsystemen helfen, welche in kritischen Situationen bei Kurvenfahrten eingreifen können. Der Wertebereich auftretender Rollwinkel am Pedelec kann zur Plausibilisierung der mittels Datenfusion errechneten Rollwinkel genutzt werden.

Eine weitere Möglichkeit der Nutzung der gesammelten Fahrdaten ist die *Auswertung des Kurvenradius*. Hierdurch kann untersucht werden, ob eine Abschätzung der *Oberkörper- und Kniebewegung des Fahrers* (und somit die Verlagerung des Schwerpunktes) während Kurvenfahrten möglich ist. Im Folgenden werden zwei unterschiedliche Ansätze zur Berechnung des Kurvenradius betrachtet, welche auf verschiedenen physikalischen Annahmen beruhen und daher unterschiedliche Parameter berücksichtigen. Unter der Annahme, dass sich der Fahrer nicht aus der x-z-Ebene des Fahrrades lehnt (d.h. Oberkörper befindet sich immer genau mittig über dem Sattel und Knie sind symmetrisch ausgerichtet) kann mittels Gleichung (5.2) ein *idealer Kurvenradius* R_{ideal} zu

$$R_{ideal} = \frac{v^2}{\tan \varphi \cdot g} \quad (5.2)$$

berechnet werden. Im Gegensatz dazu kann nach [MPRS07] mittels Geschwindigkeit v , Lenkwinkel δ , Lenkwinkelgeschwindigkeit $\dot{\delta}$, dem Vorlauf c , dem Lenkkopf-

winkel λ und dem Radstand w der vereinfachte *lenkwinkelbasierte Kurvenradius* R_δ mit

$$R_\delta = \frac{v}{\frac{v \cdot \delta + c \cdot \dot{\delta}}{w} \cdot \cos \lambda} \quad (5.3)$$

berechnet werden. Diese Art der Berechnung betrachtet nur die Fahrradgeometrie und ist unabhängig vom Rollwinkel und Schwerpunkt des Fahrers. Daher kann aus der Differenz beider Berechnungsmethoden eine erste *Abschätzung der Schwerpunktverlagerung* des Fahrers nach rechts und links während Kurvenfahrten getroffen werden.

Die Auswertung mittels Gleichung (5.2) und (5.3) erfolgt auf Basis von Messfahrten mit definierter Kurvenfahrt. Bei der Fahrt durch einen Verkehrskreisel ist der gefahrene Kurvenradius exakt bekannt und kann mit dem idealen und dem lenkwinkelbasierten Radius verglichen werden. Die Fahrt durch den Kreisel mit einem Radius von 10 m wird mit einer Geschwindigkeit von ca. 24 km/h durchgeführt. Dabei wird ein Durchgang mit bewusst großem Rollwinkel (Fahrrad wird zur Kreiselmitte geneigt und Schwerpunkt des Oberkörpers befindet sich in Richtung Kurvenrand) und ein Durchgang mit bewusst kleinem Rollwinkel (Fahrrad wird möglichst aufrecht gehalten und Schwerpunkt des Oberkörpers befindet sich in Richtung Kurvenmitte) durchgeführt. Zusätzlich wird eine Normalfahrt ohne extreme Oberkörperneigung als Vergleichsfahrt aufgezeichnet. Hierdurch kann der Einfluss des Roll- und Lenkwinkels auf Kurvenfahrten effektiv untersucht werden.

Abbildung 5.5 zeigt die Lenk- und Rollwinkel für die drei Fahr Szenarien. Die Lenkwinkelgeschwindigkeit schwankt geringfügig um Null und wird daher vernachlässigt. Es wird deutlich, dass sich Lenk- und Rollwinkel der Fahr Szenarien deutlich unterscheiden. Bei aufrechter Fahrt im Bereich der konstanten Kurvenfahrt von 20 s bis 24 s wird ein mittlerer Lenkwinkel von 7° und ein mittlerer Rollwinkel von 17° gemessen. Analog tritt bei der geneigten Fahrt ein Lenkwinkel von 5° und ein Rollwinkel von 25° auf. Bei normaler Fahrt tritt ein Lenkwinkel zwischen 5° und 7° und ein Rollwinkel von 20° auf.

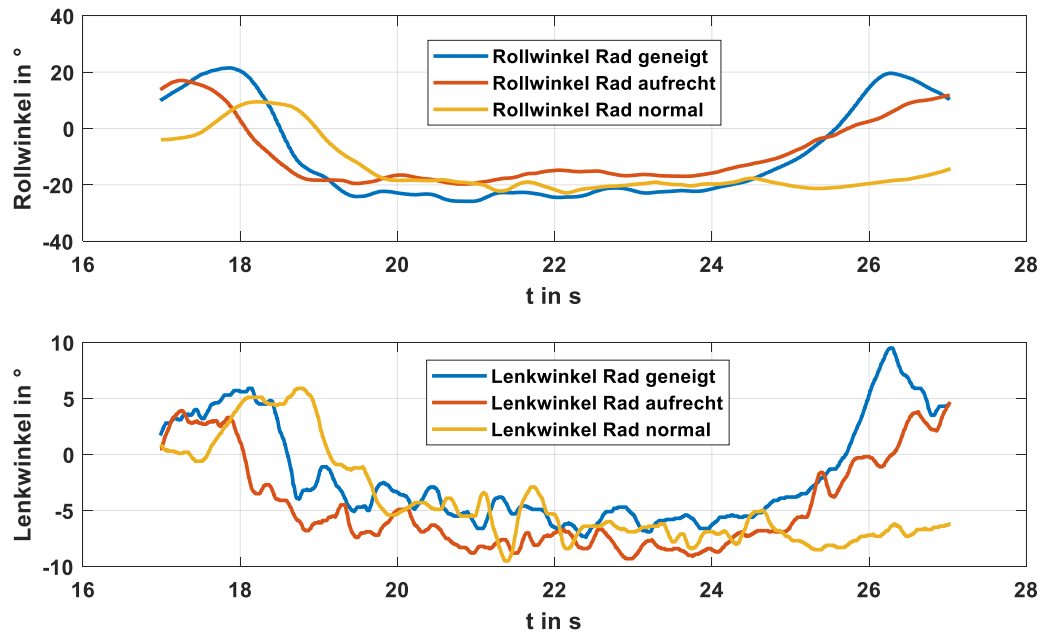


Abbildung 5.5: Testfahrt Kreisel mit variierendem Roll- und Lenkwinkel

Ein Vergleich der daraus resultierenden Radien

$$R_{ideal,normal} = 11,57 \text{ m}$$

$$R_{\delta,normal} = 10,31 \text{ m}$$

$$R_{ideal,geneigt} = 9,81 \text{ m}$$

$$R_{\delta,geneigt} = 13,57 \text{ m}$$

$$R_{ideal,aufrecht} = 14,97 \text{ m}$$

$$R_{\delta,aufrecht} = 9,69 \text{ m}$$

zeigt, dass beide Berechnungsmethoden der Radien bei großer Oberkörperneigung maximale Fehler von 35-50 % aufweisen. Dabei eignet sich die Berechnung mittels Rollwinkel besser für Kurvenfahrten mit einer Oberkörperneigung in Richtung Kurvenrand und die Berechnung mittels Lenkwinkel besser für Fahrten mit einer Oberkörperneigung in Richtung Kurvenmitte. Da jedoch im Normalfall die Oberkörperneigung unbekannt ist, lässt sich aus diesen Ergebnissen ableiten, dass eine Berechnung des Kurvenradius nur einer groben Schätzung entspricht. Je näher die beiden geschätzten Radien beieinander liegen, desto geringer ist die Oberkörperneigung des Fahrers. Daher kann diese Methode zur Abschätzung der

Oberkörperneigung während Kurvenfahrten genutzt werden.

Dies wird am folgenden Beispiel anhand der Fahrdaten zahlreicher Nutzer veranschaulicht. Hierzu wurden Momentaufnahmen mit *gleichmäßiger Kurvenfahrt* über mindestens 1 s aus über hundert Kurvenfahrten von acht Nutzern analysiert. Aus den jeweiligen Rollwinkeln, Geschwindigkeiten und Lenkwinkeln wird nach Gleichungen (5.2) und (5.3) der ideale sowie der lenkwinkelbasierte Kurvenradius berechnet.

Abbildung 5.6 zeigt die berechneten Radien (links) sowie das *Verhältnis* derer (rechts). Ist das Verhältnis R_{ideal}/R_{Delta} größer eins (Bereich 2 im Diagramm rechts) bzw. der Datenpunkt unterhalb der diagonalen, orangenen Linie, so deutet dies darauf hin, dass der Fahrer das Rad aktiv in Richtung Kurvenmitte neigt und der Oberkörper in Bezug auf die Fahrbahn aufrechter steht (Vergleich Abbildung 5.5, blaue Linie). Ist der Datenpunkt oberhalb der orangenen Linie bzw. in Bereich 1, so wird der Oberkörper zur Kurvenmitte geneigt und das Fahrrad aufrecht gehalten.

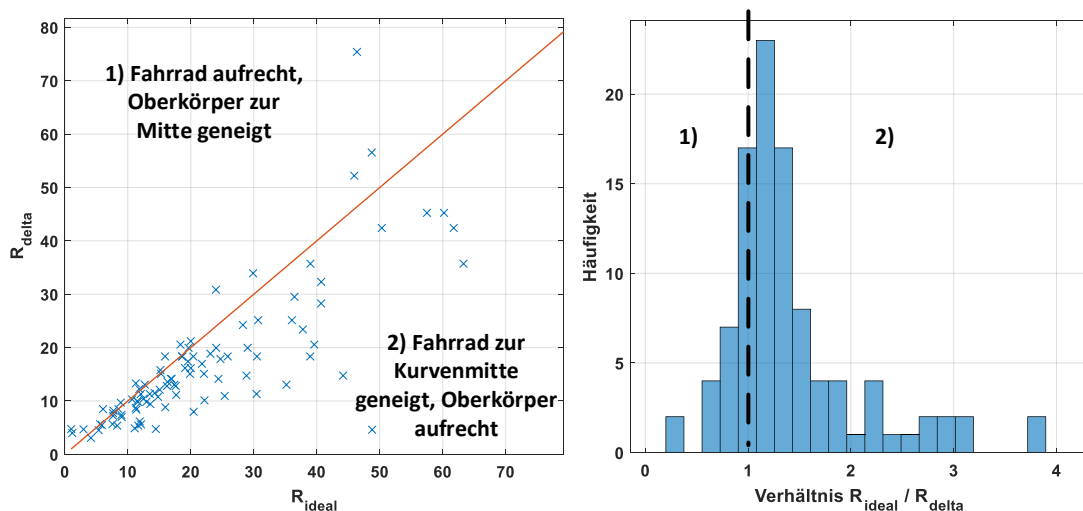


Abbildung 5.6: Schätzung der Oberkörperneigung mittels Fahrdaten, links: idealer und lenkwinkelbasierter Radius, rechts: Verhältnis der Radien

Es wird deutlich, dass in 13 % der Kurvenfahrten das Fahrrad aufrecht gehalten und der Oberkörper zur Kurvenmitte geneigt wird, in 17 % der Fälle befindet sich der Oberkörper in der x-z-Ebene des Fahrrades, d.h. wird nicht geneigt, und in 70 % der Fälle wird das Fahrrad zur Kurvenmitte geneigt und der Oberkörper

aufrecht gehalten. Somit kann zum einen ein *genereller Einsatz des Oberkörpers* bei Kurvenfahrten nachgewiesen und zum anderen die *bevorzugte Kurventechnik* in Form einer Oberkörperneigung zur Kurvenmitte abgeschätzt werden. Eine quantitative Untersuchung zur Oberkörperneigung mittels Kamera, unabhängig von Kurvenradius, Roll- und Lenkwinkel, wird in Kapitel 5.1.3 betrachtet.

Zur Untersuchung, ob die Fahrradgeometrie im allgemeinen einen erheblichen Einfluss auf die auftretenden Roll- und Lenkwinkel hat, werden im Folgenden *weitere Fahrradgeometrien* betrachtet. Hierzu werden die in Abbildung 5.7 abgebildeten Pedelecs durch den gleichen Testfahrer auf einer identischen Teststrecke bewegt. Als Referenz dient eine zusätzliche Fahrt mit einem normalen Trekkingrad-Pedelec. Die Geometrie des Choppers wurde erreicht, indem das 28" Hinterrad gegen ein 20" Hinterrad getauscht wurde. Hierdurch kann ein sehr flacher Lenkwinkel von ca. 60° untersucht werden.

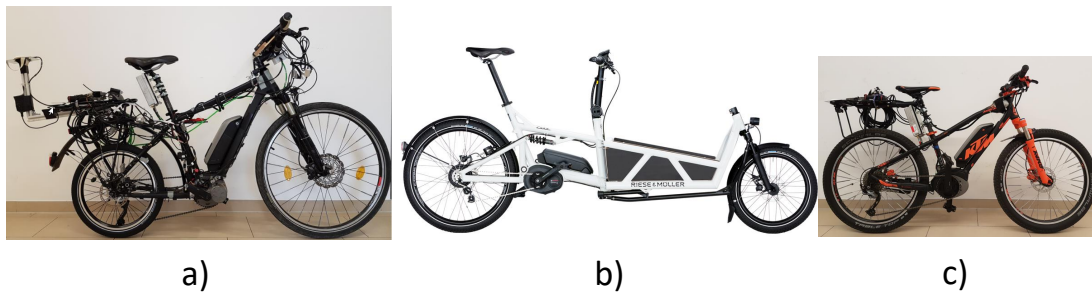


Abbildung 5.7: Pedelecgeometrien: a) Chopper, b) Cargobike, c) Kinder-Pedelec

Abbildung 5.8 zeigt Heatmaps der Roll- und Lenkwinkel in Abhängigkeit von der Geschwindigkeit sowie die zugehörigen relativen Verteilungen und eine Heatmap zur Verteilung der Lenkwinkel in Abhängigkeit der zugehörigen Rollwinkel. Es ist erkennbar, dass die maximalen Rollwinkel bei ca. 25° liegen. Trekking-, Cargo- und Chopper-Rad weisen eine sehr ähnliche relative Verteilung auf. Einzig das Kinderrad fällt hierbei aus der Reihe, da bei dieser Geometrie 80 % der Rollwinkel kleiner 6° sind. Die Lenkwinkel betragen beim Chopper- und Trekkingrad maximal 15° , beim Kinderrad sind kleinere Lenkwinkel bis maximal 10° vorzufinden und beim Cargo-Rad größere Lenkwinkel bis maximal 22° .

Diese Ergebnisse führen zur Schlussfolgerung, dass unterschiedliche Fahrradgeometrien zwar in diesem Fall durchaus erkennbare Unterschiede bezüglich der Roll- und Lenkwinkel aufweisen, diese Unterschiede jedoch im Allgemeinen vermutlich

nicht ausreichen, um im Umkehrschluss aus Roll- und Lenkwinkeldaten auf eine bestimmte Fahrradgeometrie schließen zu können. Einzig aus den verhältnismäßig kleinen Lenkwinkeln des Kinderrades und den großen Lenkwinkeln des Cargo-Rades könnten Rückschlüsse auf die Geometrie gezogen werden. Diese Zusammenhänge können jedoch durch hierbei nicht untersuchte Einflüsse verschiedener Fahrer und Fahrweisen auf die Roll- und Lenkwinkel wieder verringert werden.

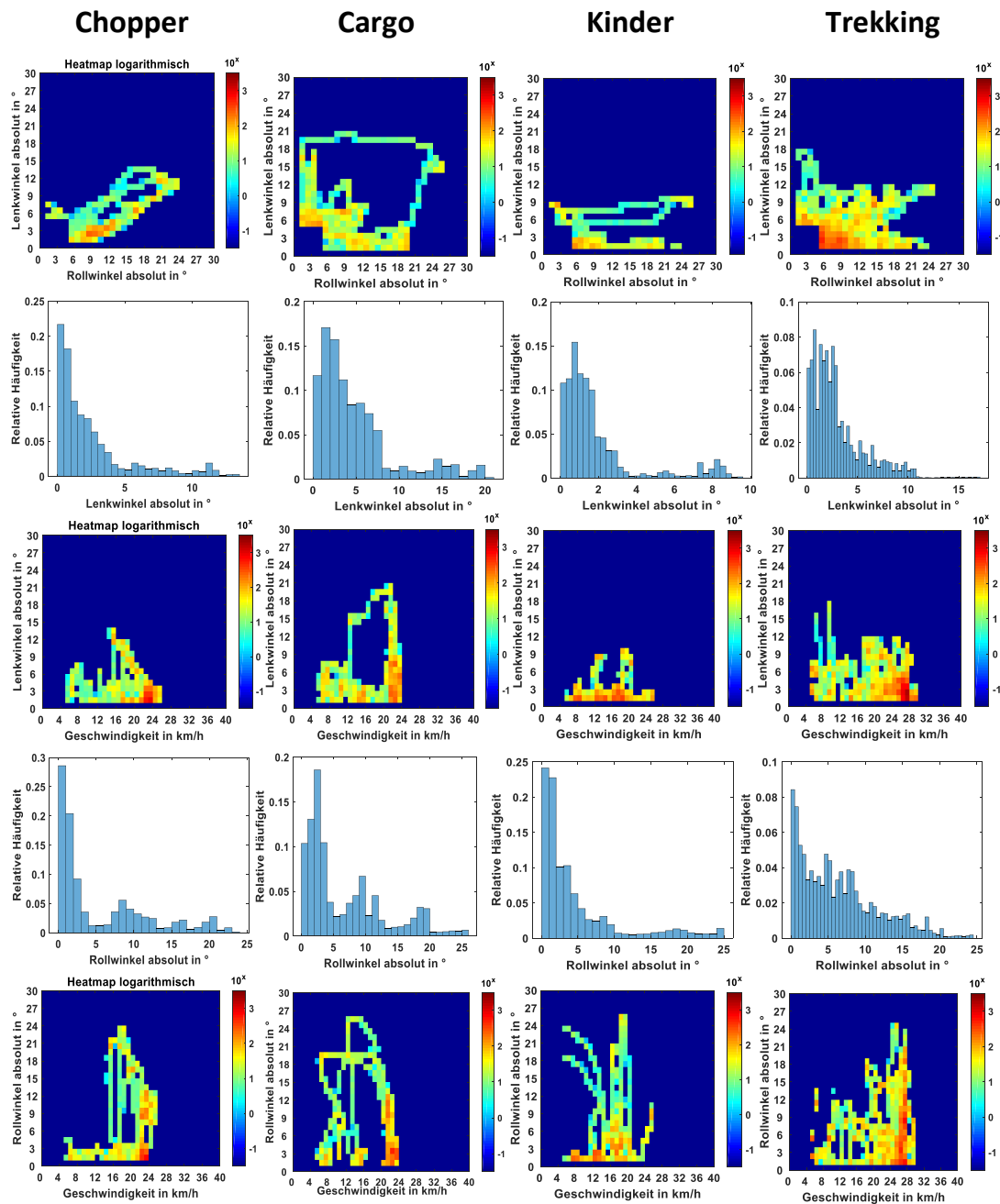


Abbildung 5.8: Roll- und Lenkwinkel verschiedener Pedelec-Geometrien
Chopper, Cargo-Rad, Kinder-Pedelec, Trekkingrad

5.1.2 Kritische Situationen durch Bremseingriffe

Im folgenden Abschnitt sollen *kritische Situationen während Kurvenfahrten*, verursacht durch Bremseingriffe, untersucht werden. Wie bereits in Kapitel 2.1.3 gezeigt, reduzieren die Seitenkräfte während einer Kurvenfahrt die noch zur Verfügung stehende Bremskraft. Überschreitet die Gesamtkraft, bestehend aus *Seiten- und Bremskraft*, einen bestimmten Grenzwert, so rutscht das Vorder- oder Hinterrad seitlich weg und es kann zu kritischen Fahrsituationen oder Unfällen kommen.

Mittels Referenzsensorik gesammelte Fahrdaten (Quer- und Längsbeschleunigung) zeigen die Zusammenhänge der Kurvenkräfte. Dabei kann das Modell des *Kamm-schen Reibkreises* bzw. der Krempelschen Reibungsellipse genutzt und validiert werden.

Kurvenfahrt mit unterschiedlichem Reibwert

Abbildung 5.9 zeigt für jeden Zeitpunkt der betrachteten Testfahrten die (um den Rollwinkel korrigierte) *Querbeschleunigung* (x-Achse im Diagramm) und die *Längsbeschleunigung* (y-Achse im Diagramm). Eine positive Längsbeschleunigung steht dabei für einen Beschleunigungsvorgang und eine negative Längsbeschleunigung für eine Bremsung. Eine positive Querbeschleunigung tritt in einer Rechtskurve und eine negative Querbeschleunigung in einer Linkskurve auf. Die farbliche Kennzeichnung gibt an, wie häufig diese Kombination aus Quer- und Längsbeschleunigung aufgetreten ist. In diesem Fall beinhaltet das Testszenario verschiedene Fahrer auf einer festgelegten, kurvenreichen Teststrecke mit trockenem Asphalt. Die Kurven werden bewusst schnell durchfahren und Bremsmanöver, auch während der Kurvenfahrt, werden mit möglichst hoher Verzögerung durchgeführt, jedoch ohne ein Rutschen oder Abheben des Hinterrades herbeizuführen.

Befinden sich die Messwerte direkt auf der x- bzw. auf der y-Achse der Heatmap, so lässt sich auf einen Brems- oder Beschleunigungsvorgang bei Geradeausfahrt bzw. auf eine Kurvenfahrt ohne Bremsvorgang schließen. Alle Werte, die sowohl in x- als auch in y-Richtung deutlich von null abweichen, zeigen eine Kombination aus Bremsung und Kurvenfahrt.

Der gelbe Kreis in Abbildung 5.9 umschließt alle gemessenen Maximalwerte und

bildet einen Kammschen Kreis bzw. eine Krempelsche Reibungsellipse nach. Hieraus können für diese *Fahrbahn-Reifen-Kombination* die maximal übertragbaren Kräfte in x- und y-Richtung (in diesem Fall in Form der maximal gemessenen Beschleunigungen) abgelesen werden. Wird von einer Gesamtmasse von Fahrer und Pedelec von ca. 100 kg ausgegangen, so ergibt sich eine maximale Querbewegung von $-6,9 \text{ m/s}^2$ bzw. eine maximale Querkraft von -690 N sowie eine maximale Längsbewegung von $-7,7 \text{ m/s}^2$ bzw. eine maximale Längskraft von -770 N .

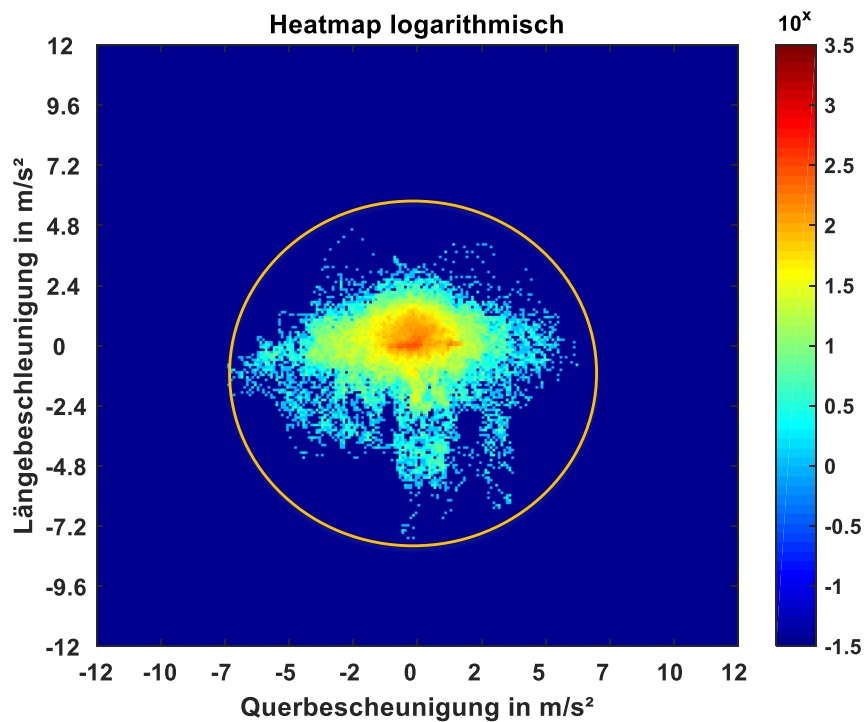


Abbildung 5.9: Beschleunigungen während schneller Kurvenfahrt ohne Rutschen und resultierender Kammscher Kreis

Abbildung 5.10 zeigt die Daten der gleichen Fahrer auf der gleichen Strecke, jedoch mit Bremsmanövern, die sowohl in der Kurve als auch auf der Geraden zu einem *Wegrutschen des Hinterrades* führen. Es ergeben sich maximale Querbesehleunigungen von bis zu $11,3 \text{ m/s}^2$ und maximale Längsbesehleunigungen von bis zu -9 m/s^2 . Es lässt sich außerdem gut erkennen, dass während schnellen Kurvenfahrten Bremsvorgänge durchgeführt wurden. Die Tatsache, dass die gemessenen Besehleunigungen der Rutschvorgänge außerhalb des zuvor definierten Kreises der maximal übertragbaren Kräfte liegen, kann als Validierung des Prinzips des Kammschen Kreises betrachtet werden.

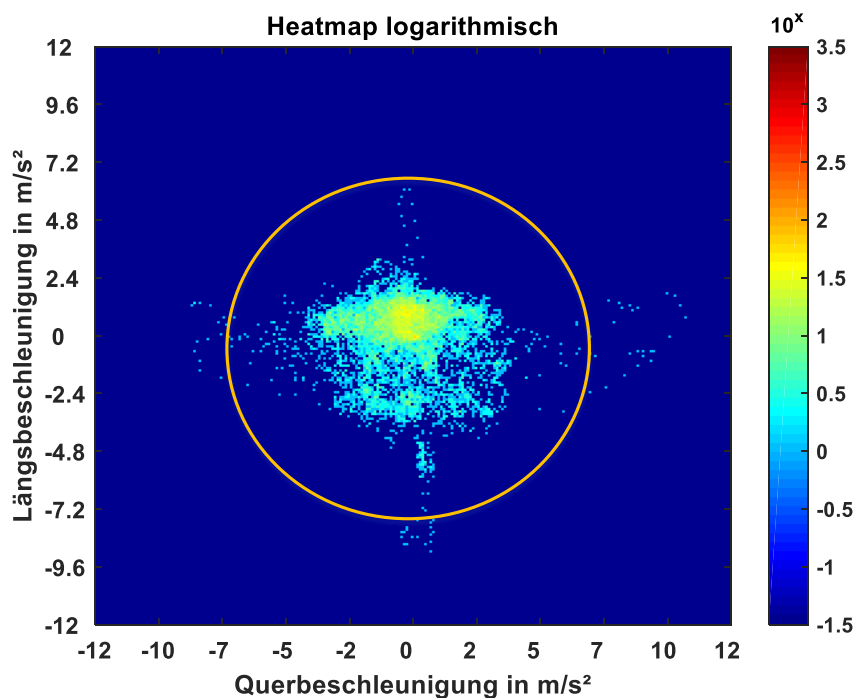


Abbildung 5.10: Besehleunigungen während schneller Kurvenfahrt mit Rutschen

Die in Abbildung 5.11 dargestellte Testfahrt wurde auf einer *nassen Wiese* durchgeführt. Der Reibbeiwert dieser Fahrbahn-Reifen-Kombination ist deutlich geringer als bei den vorherigen Szenarien auf trockenem Asphalt. Die maximale Querbesehleunigung von -5 m/s^2 sowie die maximale Längsbesehleunigung von $-4,1 \text{ m/s}^2$ liegen deutlich unter den Werten der vorangegangenen Testfahrten. Aufgrund der Proportionalität zwischen Reibbeiwert und Besehleunigung bzw. wirkender Kraft lässt sich für den Untergrund nasse Wiese auf einen ca. 50 % kleineren Reibbeiwert als bei trockenem Asphalt schließen.

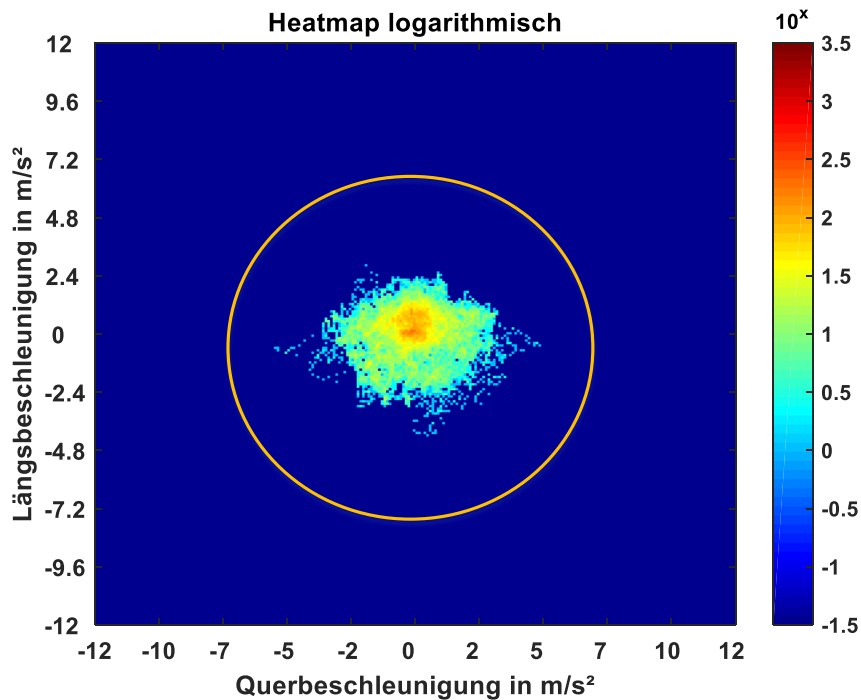


Abbildung 5.11: Beschleunigungen Kurvenfahrt auf nasser Wiese mit Rutschen

Detektion kritischer Kurvenfahrten

Die Zusammenhänge basierend auf dem Kammschen Kreis können ebenfalls genutzt werden, um *kritische Kurvenfahrten* zu detektieren. Bedingung hierfür ist jedoch eine möglichst genaue Kenntnis der *Reibungszahl* für die aktuelle Reifen-Fahrbahn-Kombination. Die Information zur momentanen Beschaffenheit der Fahrbahn kann bspw. durch von anderen Radfahrern geteilten Kartendaten oder einer Untergrunderkennung mittels Inertialsensorik bzw. Kamera erfolgen. Die Detektion einer kritischen Kurvenfahrt kann darauf basierend die momentane Querbeschleunigung sowie die Rollrate überwachen. Nähert sich die Querbeschleunigung bzw. die Rollrate während einer Kurvenfahrt einem kritischen Grenzwert, so kann bspw. der Fahrer gewarnt werden oder ein Assistenzsystem eingreifen (z.B. Reduzierung des Bremsdrucks).

Eine solche Überwachung der *Querbeschleunigung* und der *Rollrate* bei bekannter Fahrbahnbeschaffenheit ist in Abbildung 5.12 dargestellt. Die durch den Kammschen Kreis ermittelte maximale kritische Querbeschleunigung liegt bei $6,9 \text{ m/s}^2$ und ist durch eine orangene Linie im Diagramm dargestellt. Da die maximale

unkritische Querschleunigung jedoch stark vom Untergrund abhängt, ist eine zusätzliche Überwachung der *Roll- und Gierrate* sinnvoll. Hierbei lässt sich erkennen, dass der *Wiegetritt* im Bereich von 18s bis 20s höhere maximale Rollraten aufweist als das Wegrutschen des Hinterrades (grüner Kreis). Die Events *Wegrutschen* und *Wiegetritt* lassen sich jedoch durch die Roll- und Gierratenänderung differenzieren. Beim Wiegetritt ändert sich die Rollrate von $0^\circ/\text{s}$ auf $50^\circ/\text{s}$ innerhalb von 150ms und beim Wegrutschen des Hinterrades findet die gleiche Änderung innerhalb von 15ms statt. Zudem ist das Ausbrechen des Hinterrades im Gegensatz zum Wiegetritt auch signifikant im Verlauf der Gierrate zu erkennen. Hierbei wird erneut deutlich, dass eine ausreichend schnelle Erkennung der Fahrdynamik mittels Inertialsensorik essentiell ist.

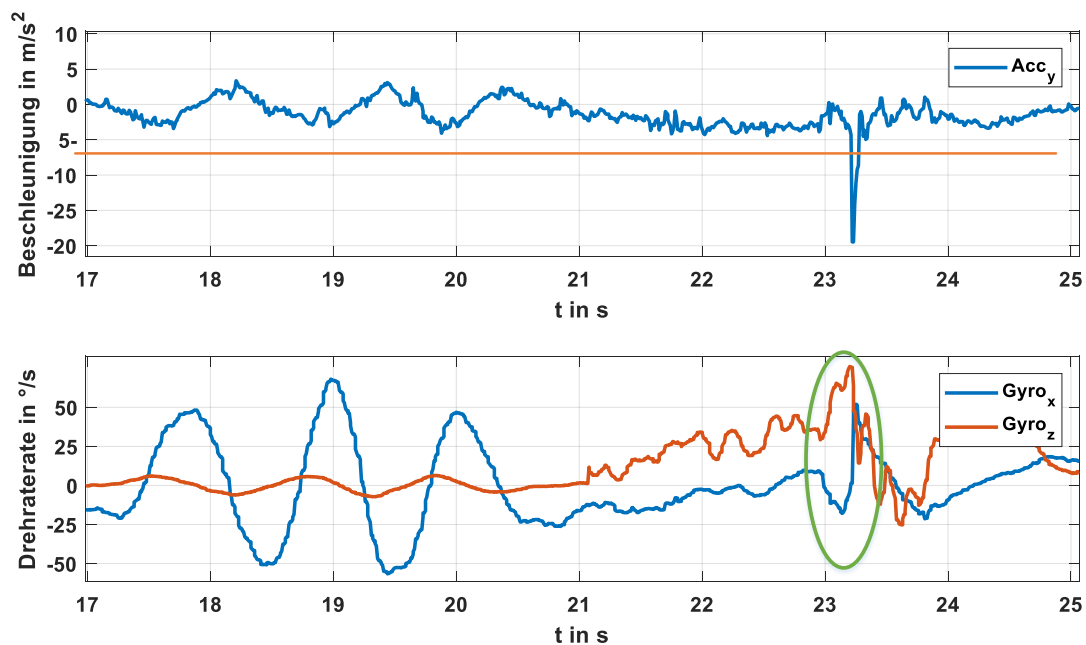


Abbildung 5.12: Erkennung Hinterradwegrutschen während einer Kurvenfahrt

Sobald eine kritische Rollratenänderung oder Beschleunigung erkannt wird, kann bspw. eine stattfindende Bremsung durch Reduzierung des Bremsdrucks entschärft werden oder die Motorunterstützung des Fahrers reduziert werden. Eine weitere Möglichkeit in Form eines assistierenden Eingriffs in die Lenkung wird in Abschnitt 5.3 untersucht.

Durchschnittliche Kurvenfahrten unterschiedlicher Testfahrer

Abbildung 5.13 zeigt Messdaten von mehreren zu den vorherigen Messungen unterschiedlichen Testfahrern. Die Gruppe der Testfahrer kann als repräsentativ betrachtet werden, da zwar nur männliche Fahrer zwischen 20 und 30 Jahren beinhaltet sind, diese jedoch über sehr unterschiedliche *Fahrerfahrung* und *Fahrtechnik* verfügen. Die Testfahrer hatten die Anweisung erhalten, die Teststrecke normal zu durchfahren, ohne besonders schnell oder besonders langsam durch die Kurven zu fahren, mit der Einschränkung, kein Rutschen der Reifen zu verursachen. Es wird deutlich, dass ein Großteil der Messwerte einen deutlichen Abstand zu den maximal möglichen Quer- und Umfangskräften aufweist. Daraus kann die wichtige Erkenntnis gewonnen werden, dass ein Durchschnittsfahrer in der Regel versucht, sehr sicher durch eine Kurve zu fahren ohne die physikalischen Grenzen auszureizen und dadurch noch eine deutliche *Bremsreserve* für plötzlich auftretende Bremsmanöver hat. Die einzelnen Punkte in der Nähe oder außerhalb des Kammschen Kreises lassen sich durch kurzzeitige, unbedeutende Beschleunigungsspitzen (z.B. durch Erschütterungen) erklären.

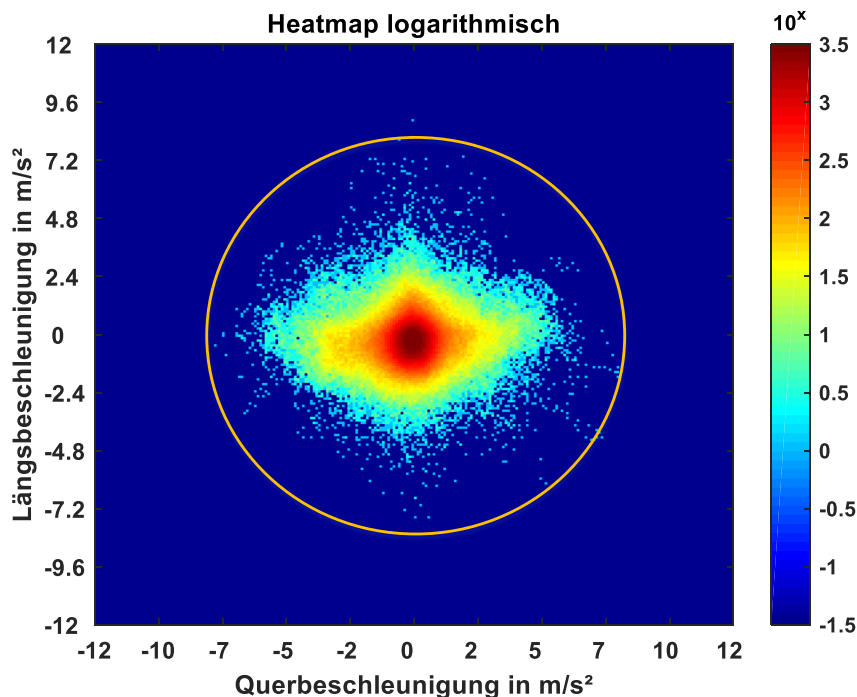


Abbildung 5.13: Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer

Bewertung der Einflüsse von Sensorfehlern während Kurvenfahrten

Die genutzte Auswertungsmethode unter Einbezug des Kammschen Kreises kann ebenfalls verwendet werden, um die *Winkelfehler* einer Datenfusion, verursacht durch Sensorfehler während einer Kurvenfahrt, zu bewerten. In Kapitel 4.3.3 wurde eine maximale Abweichung des Rollwinkels von $16,7^\circ$ bei einem tatsächlichen Rollwinkel von $19,1^\circ$ simuliert.

Abbildung 5.14 zeigt die bei den Testfahrten aufgetretenen Längs- und Querbeschleunigungen bei einem Rollwinkel von 19° mit einem Toleranzbereich von $\pm 2^\circ$. Dies spiegelt eine vergleichbare, reale Fahrsituation wieder, in welcher der größte Schätzfehler des Rollwinkels auftreten könnte. Es wird deutlich, dass ca. 95 % der Situationen mit einem Rollwinkel von ca. 19° einen deutlichen Abstand zur maximal möglichen Gesamtbeschleunigung haben. Die maximal auftretende Querb beschleunigung bei einer gleichmäßigen Kurvenfahrt (d.h. mit Längskraft gleich null) von $5,2 \text{ m/s}^2$ führt zu einer verbleibenden Längsbeschleunigung $F_{x,\text{korrekt}}$ für einen Bremsvorgang (entspricht dem vertikalem Abstand zum eingezeichneten Kreis) von $-4,3 \text{ m/s}^2$.

Bei der analogen Betrachtung für die reale Fahrsituation der *fehlerhaften Schätzung* mit einem Rollwinkel von $2,3^\circ$ ergibt sich eine maximal auftretende Querb beschleunigung bei einer gleichmäßigen Kurvenfahrt von $2,7 \text{ m/s}^2$. Dies führt zu einer verbleibenden Längsbeschleunigung $F_{x,\text{fehlerhaft}}$ für einen Bremsvorgang von $-6,4 \text{ m/s}^2$. Dies entspricht einem Fehler von 48 %. Die entsprechende Darstellung der Heatmap ist im Anhang A.6.1 und Abbildung A.11 zu finden. Es wird deutlich, dass die fehlerhaft geschätzte verbleibende Längsbeschleunigung, welche durch ein Bremsassistenzsystem zugelassen wird, in diesem Worst-Case-Szenario zu einem Wegrutschen des Hinterrades führen würde.

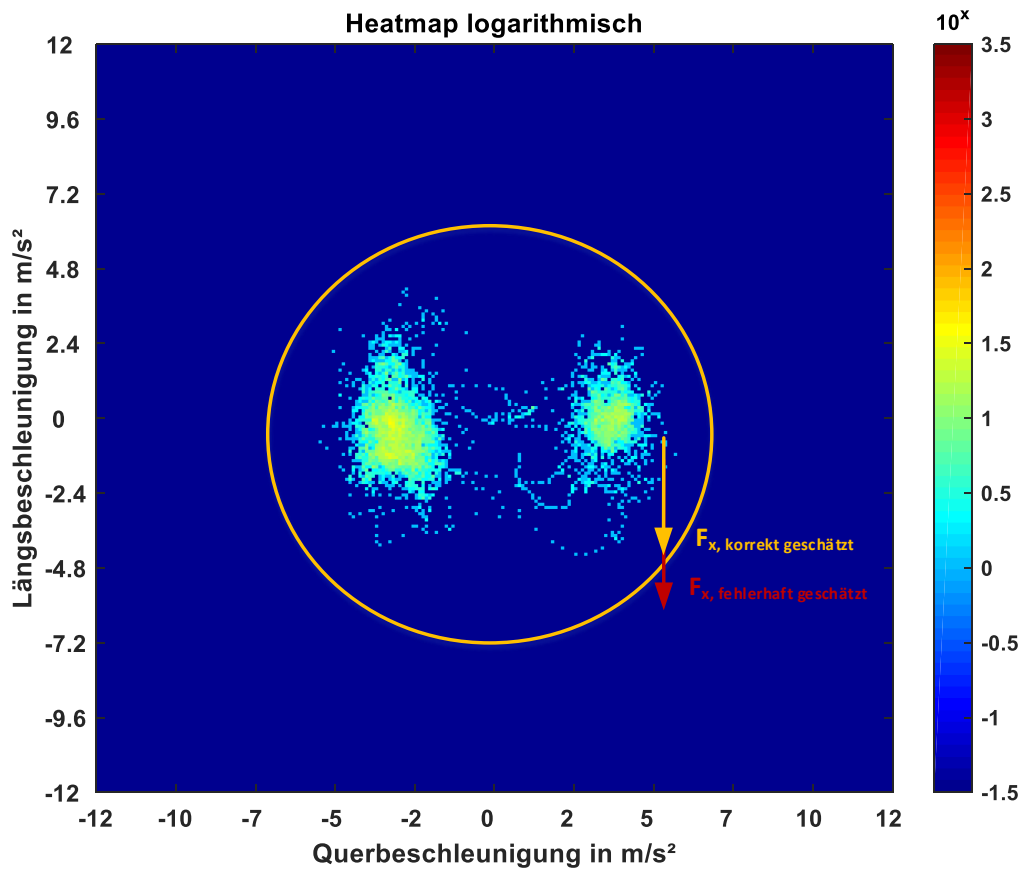


Abbildung 5.14: Beschleunigungen Kurvenfahrt mit 19° Rollwinkel, Normalfahrer

Für ein Vergleichsszenario werden die Sensorfehler für eine *Offset-Kompensation* von 80 % simuliert, d.h. die Worst-Case-Offsetfehler von Beschleunigung und Drehrate werden um den Faktor 0,8 reduziert. Dies stellt eine Abschätzung dar, welche als realistisch erreichbar betrachtet wird. Die Rollwinkelfehler sind in Tabelle 5.1 dargestellt. Der maximale Rollwinkelfehler beträgt $4,4^\circ$ bei einem korrekten Rollwinkel von 19° .

Mittlere Abweichung Rollwinkel (positiv)	0,27°
Mittlere Abweichung Rollwinkel (negativ)	-0,07°
Standardabweichung Rollwinkel (positiv)	1,6°
Standardabweichung Rollwinkel (negativ)	1,3°
Maximale Abweichung Rollwinkel (positiv)	4,4°
Maximale Abweichung Rollwinkel (negativ)	3,8°
Minimale Abweichung Rollwinkel (positiv)	-3,8°
Minimale Abweichung Rollwinkel (negativ)	-3,7°

Tabelle 5.1: Rollwinkelabweichung durch Sensorfehler, Worst-Case-Betrachtung mit 80 % Offset-Kompensation

Abbildung 5.15 zeigt eine analoge Betrachtung wie zuvor für die korrekte und fehlerhafte Längsbeschleunigung ohne Offset-Kompensation. Der korrekt geschätzten, maximal verbleibenden Längsbeschleunigung von $-4,3 \text{ m/m/s}^2$ steht eine fehlerhaft geschätzte Beschleunigung von $-4,75 \text{ m/s}^2$ gegenüber. Dies entspricht einem Fehler von 10 %. Die entsprechende Darstellung der Heatmap zur Ermittlung der maximalen Längsbeschleunigung für den fehlerhaft geschätzten Fall von $19^\circ - 4,4^\circ = 14,6^\circ$ ist im Anhang in Kapitel A.6.1 und Abbildung A.12 zu finden. Es wird deutlich, dass die fehlerhaft geschätzte, verbleibende Längsbeschleunigung, welche durch ein Bremsassistentensystem zugelassen wird, in diesem Worst-Case-Szenario mit 80 %-Offset-Kompensation zu einer minimalen Überschreitung der aus dem Kammschen Kreis abgeleiteten Grenzen führt. Dies ist jedoch als wesentlich unkritischer einzustufen als die deutlich höhere Überschreitung im Fall ohne Offset-Kompensation und könnte bspw. durch einen 10 %-Sicherheitspuffer bei der Schätzung der maximal zulässigen Längsbeschleunigung ausgeglichen werden.

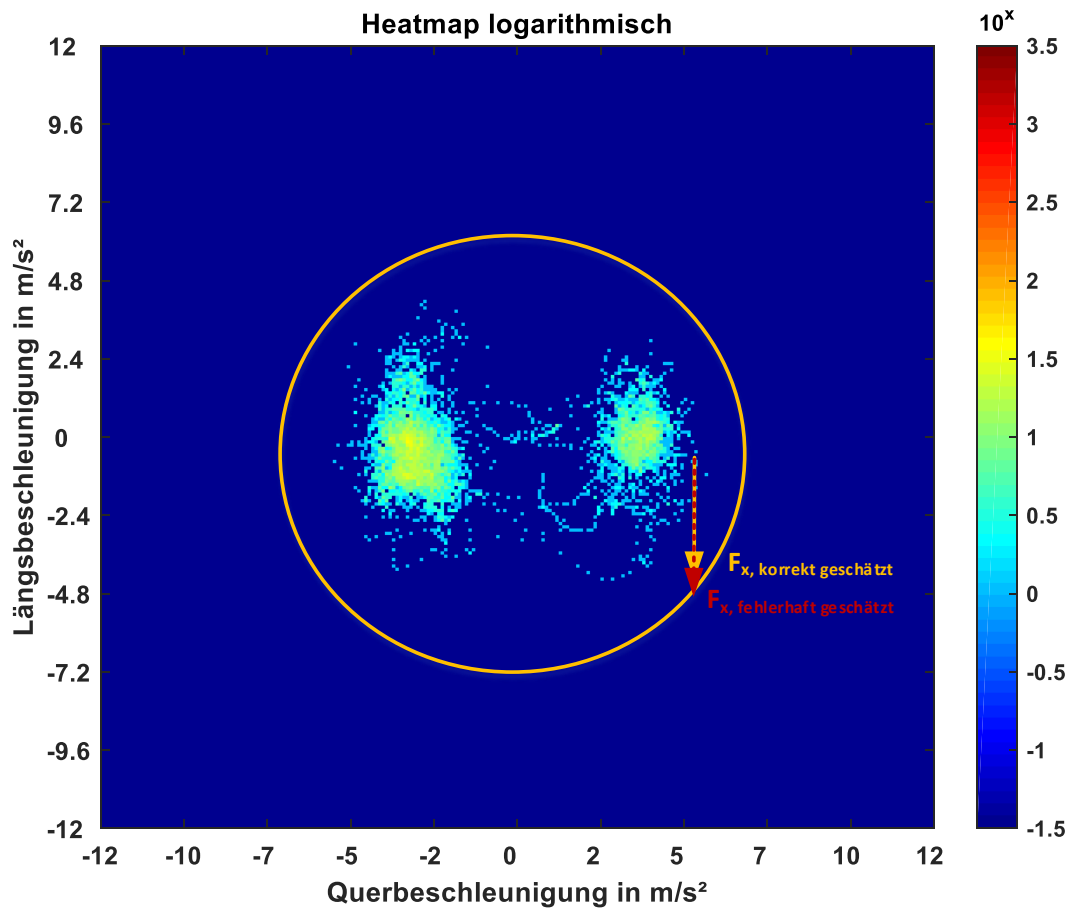


Abbildung 5.15: Beschleunigungen Kurvenfahrt mit 19° Rollwinkel, Normalfahrer inkl. 80 %-Offset-Kompensation

Zur besseren Einschätzung der *Auftretenswahrscheinlichkeit* einer zu hohen, zulässigen Längsbeschleunigung (d.h. Überschreitung des Kammschen Kreises) zeigt Abbildung 5.16 die *relative Häufigkeit* sowie die *kumulierte Wahrscheinlichkeit* der verbleibenden Längsbeschleunigungen. Dabei wird vor allem bei der kumulierten Wahrscheinlichkeit der markante Unterschied der fehlerhaft geschätzten Längsbeschleunigung mit und ohne Offset-Kompensation deutlich: Ohne Offset-Kompensation führt die fehlerhaft geschätzte Längsbeschleunigung in 80 % der realen Fahrsituationen zu einer kritischen Kurvenfahrt. D.h. nur in 20 % der Fälle ist eine verbleibende Längsverzögerung größer 6,4 m/s² gegeben. Für die Schätzung mit vorangegangener 80 %-Offset-Kompensation liegt die fehlerhaft geschätzte Längsbeschleunigung von 4,75 m/s² nur zu 2% im kritischen Bereich. D.h in 98 % aller Fälle führt der um 4,4° falsch geschätzte Rollwinkel nicht

zu einer kritischen Kurvensituation. Dies verdeutlicht erneut den Nutzen einer Offset-Kompensation.

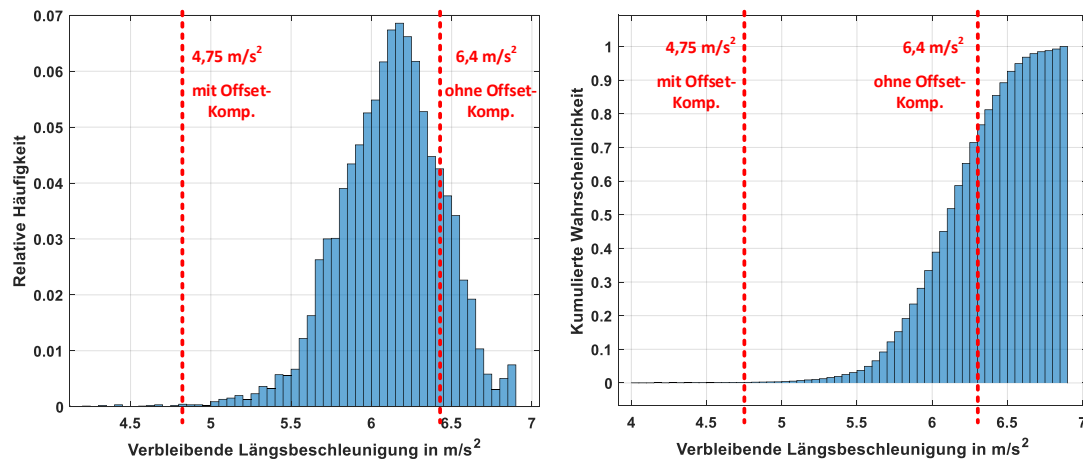


Abbildung 5.16: Wahrscheinlichkeitsverteilung verbleibender Längsbeschleunigung bei Kurvenfahrt mit 19° Rollwinkel mit und ohne Offset-Kompensation

5.1.3 Einfluss des Fahrer-Schwerpunkts in kritischen Situationen

Der *Schwerpunkt des Fahrers* hat einen erheblichen Einfluss auf die Fahrdynamik. Dies ist in Abbildung 2.2 für eine Geradeausfahrt mit Bremsung und in Abbildung 4.49 für eine Kurvenfahrt erkennbar. Sowohl die *kritische Geschwindigkeit* für ein Hinterradabheben als auch die *Seitenkräfte* während einer Kurvenfahrt hängen stark vom Gesamtschwerpunkt ab, welcher maßgeblich durch den Fahrer bestimmt wird (Gewichtsverhältnis Fahrer zu Pedelec ca. 4:1). Im Folgenden soll der Einfluss der *Gewichtsverlagerung rechts/links* durch den Oberkörper für das Fahrscenario Kurvenfahrt untersucht werden. Wie in Abbildung 5.17 dargestellt, wird der Oberkörper des Testfahrers entlang der Wirbelsäule mit drei roten Markierungen versehen, welche über eine am Gepäckträger montierte Kamera erfasst werden können. Dadurch lässt sich nach [YC18], [RT17] und [KEHT14] mittels *Objekterkennung* automatisiert die Position der Marker und daraus die Neigung des Oberkörpers ermitteln. Die Winkel α_1 , α_2 und α_3 beschreiben dabei die Winkel zum obersten, mittleren und unteren Marker.

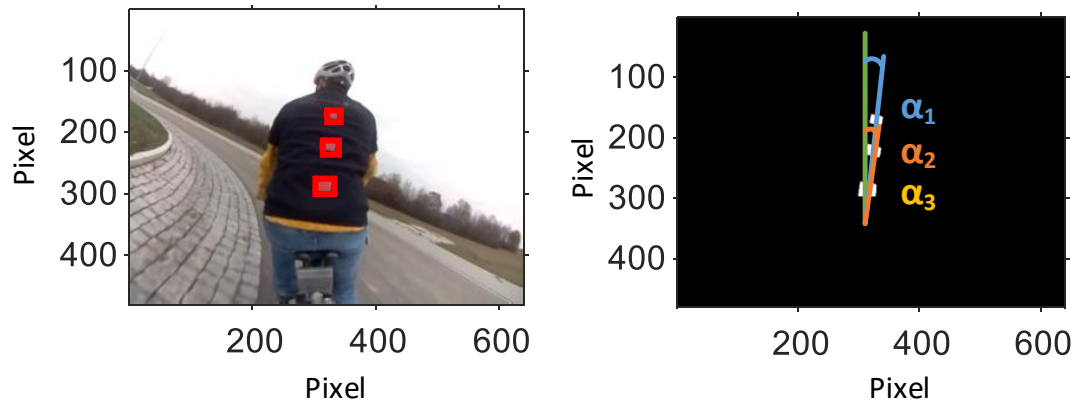


Abbildung 5.17: Bestimmung Oberkörperneigung via Objekterkennung

Zur Ermittlung der maximal möglichen *Oberkörperneigung* wird zunächst eine *Referenzfahrt* durchgeführt, bei der ein Verkehrskreisell gegen den Uhrzeigersinn (entspricht einer Linkskurve) mit bewusst extremer Oberkörperneigung durchfahren wird. Dabei wird bei der ersten Fahrt das Pedelec stark zur Kreiselmittle gedrückt, wodurch bezogen auf die Fahrbahn eine sehr aufrechte Oberkörperposition erreicht wird. Auf die Hochachse des Pedelecs bezogen bedeutet dies einen maximal positiven Winkel. Bei der zweiten Fahrt wird der Oberkörper stark zur Kreiselmittle geneigt, wodurch das Pedelec bezogen auf die Fahrbahn möglichst senkrecht bleibt. Im Pedelec-Koordinatensystem entsteht ein maximal negativer Neigungswinkel des Oberkörpers. Die Ergebnisse dieser Referenzfahrt sind in Abbildung 5.18 dargestellt. Der minimale Winkel der Oberkörperneigung beträgt -6° und der maximale Winkel beträgt $12,5^\circ$. Außerdem ist erkennbar, dass bei der Fahrt mit zum Kurvenmittelpunkt geneigtem Pedelec der komplette Oberkörper (d.h. alle markierten Punkte am Rücken, siehe Abbildung 5.17) nach rechts geneigt sind. Im Gegensatz dazu ist bei der Kurvenfahrt mit extrem aufrechtem Pedelec, und somit Neigung des Oberkörpers zur Kurvenmittle, ein positiver Winkel der Markierung 3 im Lendenwirbelbereich erkennbar, wohingegen die Markierungen 1 und 2 im Bereich der Brustwirbelsäule negative Winkel aufweisen. Dies lässt sich durch ein aktives *nach außen Drücken* des Pedelecs mit der Hüfte und gleichzeitiges *nach innen Lehnen* des Oberkörpers erklären. Eine Veranschaulichung dieser Bewegung ist im Anhang A.7 in Abbildung A.13 dargestellt.

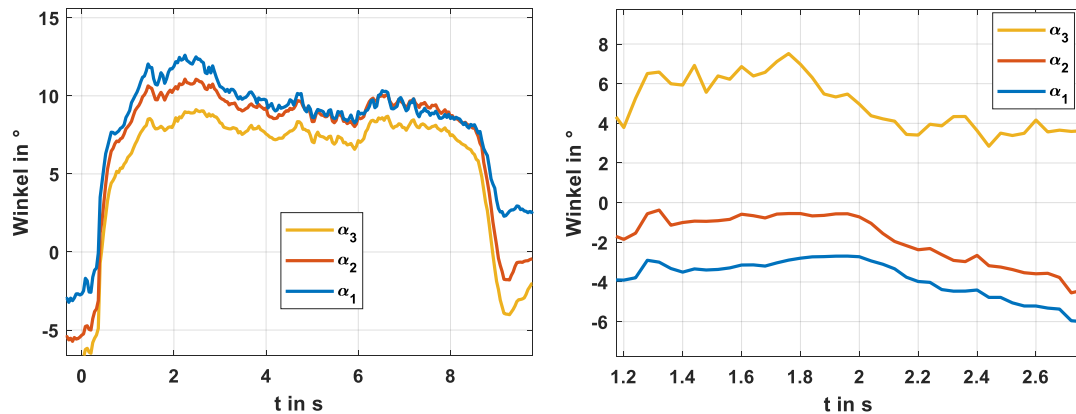


Abbildung 5.18: Referenzfahrt Linkskurve inkl. Oberkörperneigung; links: Pedelec möglichst weit in Kurve gelehnt, Fahrer aufrecht; rechts: Pedelec möglichst gerade, Fahrer in die Kurve gelehnt

Zur Untersuchung der *Oberkörperneigung* bei realen Bedingungen wird eine Teststrecke definiert. Diese beinhaltet einen kurzen *Slalom-Parcours* mit vier Hütchen, woraus sich eine Links-rechts-links-Kurven-Kombination ergibt, und eine 180°-Linkskurve mit einem Radius von 3,5 m. Der Parcours wird von einem geübten und einem ungeübten Testfahrer möglichst zügig durchfahren. Die Ergebnisse der Messfahrt sind in Abbildung 5.19 dargestellt. Es wird deutlich, dass der erfahrene Testfahrer schneller durch den Parcours fährt und insgesamt deutlich mehr seinen Oberkörper einsetzt.

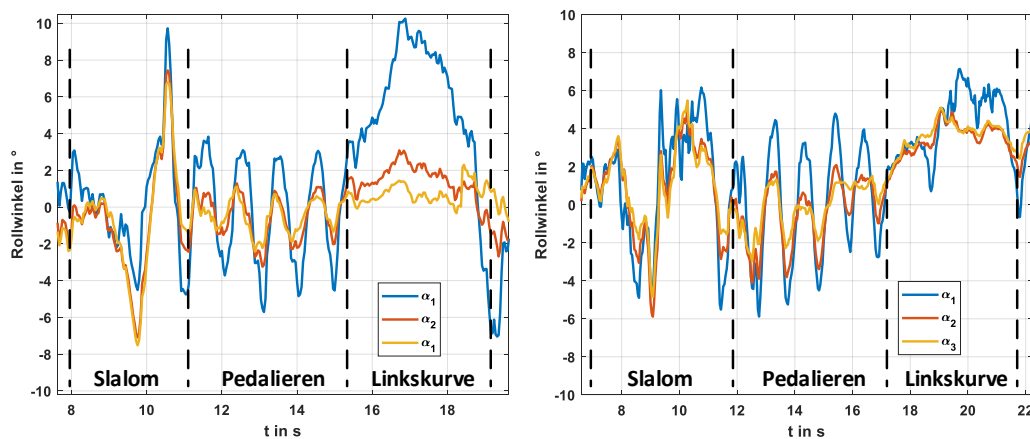


Abbildung 5.19: Testparcours Slalom und Linkskurve mit geübtem Fahrer (links) und ungeübtem Fahrer (rechts)

Beim Slalom und auch bei der Kurvenfahrt wird der Oberkörper maximal um 10°

geneigt. Der unerfahrene Testfahrer setzt seinen Oberkörper weniger stark ein und fährt langsamer durch den Parcours. Es treten maximale Winkel des Oberkörpers von 6° beim Slalom und 7° bei der Linkskurve auf. Zusätzlich ist beim erfahrenen Testfahrer ein schnellerer Wechsel der Oberkörperneigung, vor allem beim Slalom-Parcours, zu erkennen. Bei weiteren Durchgängen unter gleichen Testbedingungen konnte dieses Verhalten bestätigt werden.

Aus diesen Beobachtungen lässt sich schlussfolgern, dass generell ein Einsatz des Oberkörpers bei Kurvenfahrten genutzt wird, um den Gesamtschwerpunkt von Fahrrad und Fahrer zu verlagern und damit schneller durch Kurven fahren zu können. Die beispielhaften Fahrdaten der Testfahrer lassen darauf schließen, dass der Einsatz des Oberkörpers mit größerer Fahrerfahrung und besserer Fahrtechnik verstärkt auftritt.

5.1.4 Vergleich autonomes Testrad, Simulation und Testfahrer

Der Einsatz eines autonomen Testrades und einer Fahrdynamiksimulation kann vor allem bei kritischen Fahrscenarien genutzt werden, um einen realen Fahrer keinem *Unfallrisiko* auszusetzen. Dies ist jedoch nur sinnvoll, wenn das Verhalten der Simulation und des autonomen Testrades nahe an der Realität liegen. Deshalb soll im Folgenden eine Kurvenfahrt durch einen Verkehrskreisel anhand eines realen Fahrers, einer Fahrt mit dem autonomen Testrad und einer Simulation verglichen werden. Die Fahrt wird mit 12 km/h durchgeführt und als Vergleichsparameter dienen dabei Roll- und Lenkwinkel. Die Simulation wird auf Basis des in [Gab19] genutzten Modells durchgeführt. Abbildung 5.20 zeigt die Roll- und Lenkwinkel während der Fahrt durch den Kreisel. Die gleichmäßige Kurvenfahrt findet ca. zwischen 20 s und 30 s statt, davor und danach sind die Ein- und Ausfahrt in den Kreisel zu sehen.

Es ist zu erkennen, dass die Rollwinkel von Realfahrt, Testrad und Simulation über die gesamte Fahrt hinweg sehr nah beieinander liegen und eine maximale Abweichung von ca. 3° aufweisen. Die Abweichung zwischen der Simulation und dem autonomen Testrad lässt sich durch geringfügige Offset- und Drift-Effekte des am Testrad genutzten Inertialsensors erklären. Abweichungen zwischen Si-

mulation und Realfahrt lassen sich durch eine aktive Nutzung des Oberkörpers in Form einer seitlichen Oberkörperneigung während der Kurvenfahrt erklären. Hierdurch verschiebt sich der Gesamtschwerpunkt von Fahrer und Rad und bei gleicher Geschwindigkeit sowie gleichem Kurvenradius resultiert ein von der Simulation abweichender Rollwinkel des Fahrrades.

Bei der Betrachtung der Lenkwinkel ist ebenfalls eine gute Übereinstimmung zu erkennen. Abweichungen der Realfahrt lassen sich ebenfalls durch eine seitliche Oberkörperneigung während der Kurvenfahrt erklären. Das generell unruhigere Verhalten des Lenkwinkels bei der Realfahrt im Vergleich zu Simulation und Testrad resultieren aus dem Versuch des Testfahrers, eine genaue Trajektorie nachzufahren. Dies führt vermutlich zu häufigeren Lenkeingriffen als es bei einer beliebigen nicht vorgegebenen Kurvenfahrt der Fall wäre.

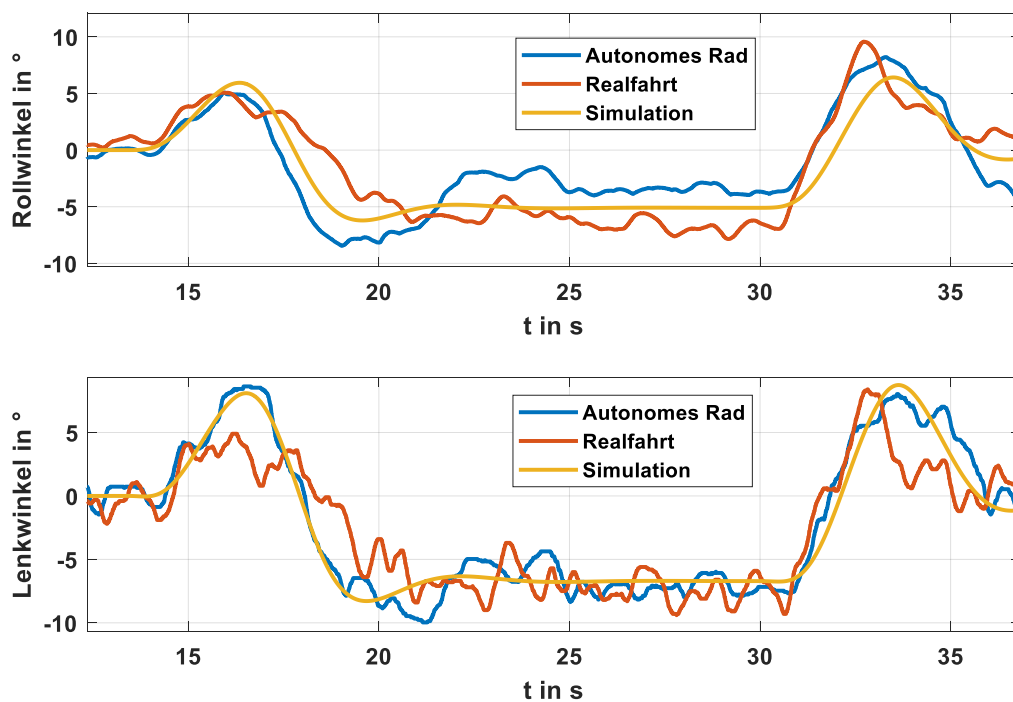


Abbildung 5.20: Vergleich Realfahrt, autonomes Testrad und Simulation

Zusammenfassend lässt sich sagen, dass sowohl die Simulation als auch die Fahrt des autonomen Testrades für das betrachtete Szenario einer Kurvenfahrt durch einen Verkehrskreisel gut mit der Realfahrt übereinstimmen. Somit können beide Vorgehensweisen als *realitätsnah und tauglich* eingestuft werden.

5.2 Detektion von Kurvenfahrten

Im folgenden Kapitel wird die *Erkennung von Kurvenfahrten* mittels Inertialsensorik näher betrachtet. Eine zuverlässige Erkennung einer Kurvenfahrt kann in Bezug auf die Nutzung von Fahrerassistenzsystemen am Pedelec einen Mehrwert generieren, da während einer Kurvenfahrt beispielsweise eine starke Bremsung eher zu einer kritischen Fahrsituation führen kann als während einer Geradeausfahrt. Zusätzlich kann die *Erkennung von Abbiegevorgängen*, welche im Endeffekt einer Kurvenfahrt mit kleinem Radius entsprechen, zu Navigationszwecken und bei der Kommunikation verschiedener Verkehrsteilnehmer untereinander von nutzen sein. So kann bspw. ein kreuzender Autofahrer frühzeitig gewarnt werden, wenn ein Radfahrer einen Abbiegevorgang einleitet.

Zur Detektion von Kurvenfahrten wird zunächst im Rahmen dieser Arbeit ein *Schwellwert-Algorithmus* implementiert, der die Roll- und Gierrate sowie den Rollwinkel überwacht. Auf dessen Basis können aus zahlreichen Testfahrten *Trainingsdaten* erzeugt werden, um die Machbarkeit einer Kurvenerkennung mittels *Deep Learning* auf Basis einer 6D-IMU bewerten zu können. Durch die Überwachung der Drehraten wird nicht die Kurvenfahrt selbst, sondern der Übergang von einer Geradeausfahrt in eine Kurvenfahrt detektiert. Hieraus lässt sich jedoch problemlos auf eine vollständige Kurvenfahrt schließen, da eine solche zwangsläufig zwischen einer erkannten Kurveneinfahrt und einer Kurvenausfahrt stattfindet.

5.2.1 Erkennung mittels Schwellwert-Algorithmus

In einem ersten Ansatz wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Algorithmus implementiert, welcher die Roll- und Gierrate sowie den Rollwinkel überwacht und bei der Überschreitung festgelegter Grenzwerte auf eine Kurvenfahrt schließt. Zusätzlich kann nach Gleichung (5.2) aus dem Rollwinkel und der Geschwindigkeit der aktuelle Kurvenradius berechnet werden. Dieser kann optional ebenfalls als Kriterium für die Erkennung einer Kurvenfahrt genutzt werden. Eine Erkennung einer Links- oder Rechtskurve kann zuverlässig über die Vorzeichen der betrachteten Größen erfolgen. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird im Folgenden jedoch nur eine generelle Kurvenfahrt, unabhängig von der Richtung, betrachtet.

Abbildung 5.21 zeigt die schematische Darstellung des Algorithmus zur Kurvenerkennung mittels Vergleich von Ist-Werten mit festgelegten Schwellwerten. Durch *experimentelle Kalibrierung* der Schwellwerte ergibt sich für die Rollrate ω_x und die Gierrate ω_z ein Schwellwert von $7^\circ/\text{s}$ sowie für den Rollwinkel ein Wert von 6° . Die Schwellwerte wurde zunächst theoretisch geschätzt und dann mittels rekursiver Simulationen kalibriert. Der Rollwinkel von 6° führt bei einer Geschwindigkeit von 10 km/h zu einem Kurvenradius von 10 m und bei einer Geschwindigkeit von 20 km/h zu einem Radius von 30 m. Daher erscheint dieser Schwellwert für den Rollwinkel als sinnvoll (als Vergleich: der Kurvenradius einer 400 m-Laufbahn beträgt 36,5 m). Für die Roll- und Gierrate können aus vorangegangenen Messungen Drehraten von $5^\circ/\text{s}$ bis $10^\circ/\text{s}$ abgeschätzt werden, weshalb der Schwellwert in diesem Bereich optimiert wird.

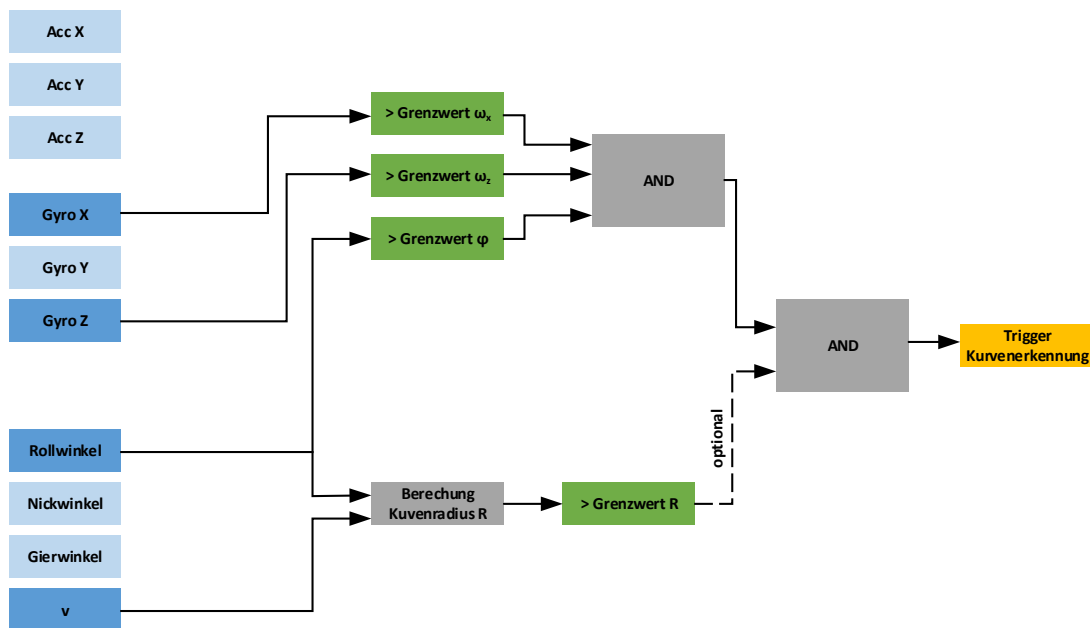


Abbildung 5.21: Schwellwert-Algorithmus zur Kurvenerkennung

Abbildung 5.22 zeigt die erfolgreiche Erkennung der Kurvonein- und -ausfahrten auf der Teststrecke mit Fahrt gegen den Uhrzeigersinn. Es ist zu erkennen, dass keine false positives, d.h. falsch erkannte Kurvenfahrten bei eigentlicher Geradeausfahrt, auftreten. Die langgezogene Linkskurve mittig-links in der Abbildung wird nicht als Kurve erkannt. Dies ist jedoch aufgrund des sehr großen Radius und der damit verbundenen geringen Schräglage akzeptabel.

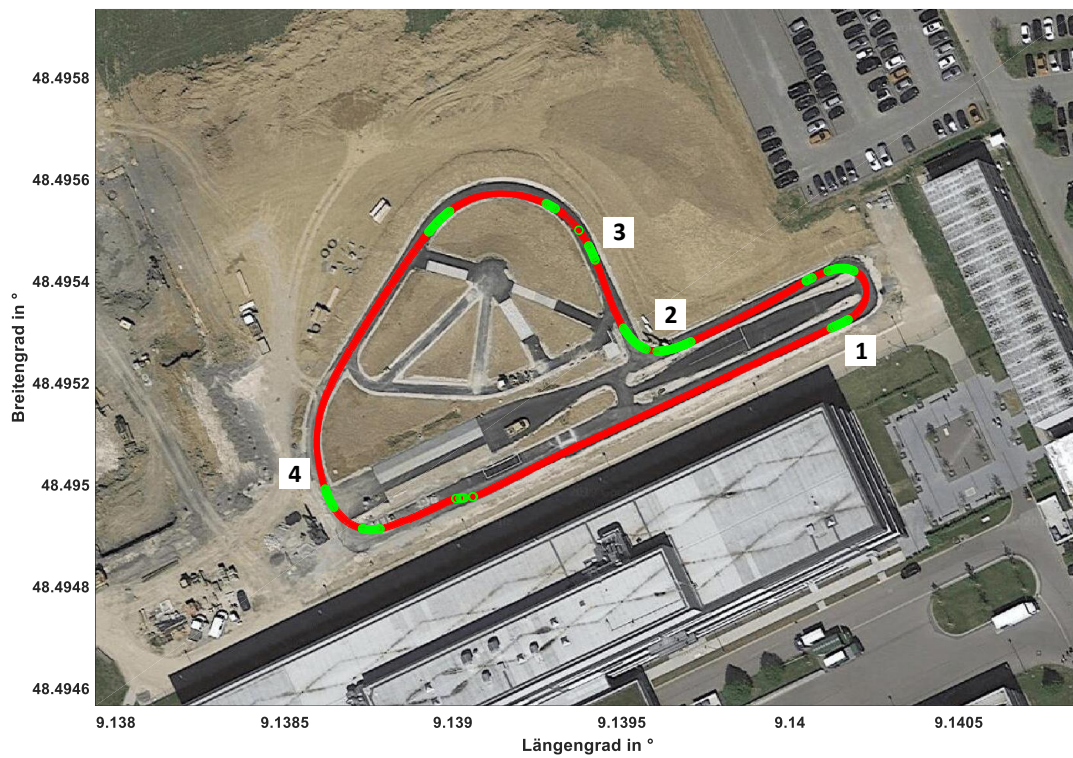


Abbildung 5.22: Kurvenerkennung via Schwellwert-Algorithmus auf der Teststrecke, Testfahrt im Uhrzeigersinn

5.2.2 Möglichkeiten der Erkennung mittels Deep Learning

Der im vorherigen Abschnitt vorgestellte Algorithmus zur Erkennung von Kurvenfahrten konnte zwar erfolgreich validiert werden, jedoch basiert er unter anderem auf der Auswertung des momentanen Rollwinkels. Diese Größe kann nicht direkt gemessen werden, sondern muss aufwendig über eine Datenfusion (z.B. Kalman-Filter) errechnet werden. Dies benötigt zum einen *Rechenzeit* und *-kapazität* (beim Referenzsensor bis zu einigen ms) und ist zum anderen *fehleranfällig*. Daher ist es wünschenswert, eine Kurvenerkennung auf Basis einfach zu erhaltender *6D-Inertialsensordaten* zu realisieren.

Hierzu eignet sich die *Methode des Deep Learning*. Hierbei werden zahlreiche Trainingsdaten in ein *neuronales Netzwerk* eingespeist. Dies bedeutet, dass mittels gewünschter Eingangsdaten (Beschleunigungen in x und y-Richtung und Drehraten um x- und z-Achse) und zugehöriger Ausgangsdaten (Kurve wird gefahren: ja/nein) ein Netzwerk trainiert wird, sodass die Erkennung auch für neue, unbekannte Daten erfolgreich stattfinden kann. Die Trainingsdaten werden anhand des Schwellwert-Algorithmus klassifiziert.

Die Implementierung des Netzwerkes wird mit Hilfe des *TensorFlow-Frameworks* realisiert. Dabei wird folgender *Layeraufbau* verwendet:

1. Input (4 Eingangswerte)
2. Fully connected Layer 512 Neurons, activation function=relu
3. Dropoutlayer(0.5)
4. Fully connected Layer 512 Neurons, activation function=relu
5. Dropoutlayer(0.5)
6. Fully connected Layer 256 Neurons, activation function=relu
7. Dropoutlayer(0.5)
8. Fully connected Layer 128 Neurons, activation function=relu
9. Dropoutlayer(0.5)
10. Output Layer 1 Neuron, activation function=sigmoid

Fully connected Layer sind Layer, bei denen jedes einzelne Neuron mit sämtlichen Neuronen des vorangehenden Layers verbunden ist. *Dropoutlayer* werden während des Trainings verwendet und entfernen zufällig einen Teil der Neuronen des vorangegangenen Layers. Dadurch wird das *Overfitting*-Problem (d.h. das Netzwerk merkt sich einfach die Ein- und Ausgangspaare ohne die Funktion bzw. das Modell zu lernen) deutlich verringert. Die *Aktivierungsfunktion relu*, mit

welcher die Ausgänge der Neuronen berechnet werden, steht für einen *Rectifier* (auf deutsch: Gleichrichter). Diese wird in [ReLU] als erfolgreiche und beliebteste Aktivierungsfunktion beschrieben. Die Aktivierungsfunktion *sigmoid* entspricht der *Sigmoidfunktion* mit dem Wertebereich 0-1 und eignet sich daher gut für die Ausgabe einer Kurve (out=1) oder keiner Kurve (out=0). Da die Funktion kontinuierlich ist, wird für den endgültigen Ausgabewert der Kurvendetektion auf- oder abgerundet. Die Anzahl der Layer und der Neuronen in den Layern ist für das betrachtete Problem relativ hoch und könnte vermutlich reduziert werden. Da jedoch die Trainingszeit des Netzwerks auf dem genutzten Rechner sehr gering ist, spricht nichts gegen die gewählte leicht überdimensionierte Konfiguration.

Zur ersten Abschätzung, ob eine Kurvenerkennung basierend auf Beschleunigungs- und Drehraten erfolgreich ist, wird das Netzwerk mit ca. zehn Datensätzen à 2 - 10 km trainiert. Anschließend wird das Netzwerk mit neuen unbekanntem Testdaten ausgewertet. Dies geschieht zum einen für Beschleunigungs- und Drehratendaten des *Referenzsensors* und zum anderen für Beschleunigungs- und Drehratendaten eines *Consumer-Inertialsensors* (BMI160). Eine erfolgreiche Auswertung des Consumer-Sensors böte den Vorteil, dass für diese Anwendung auf die teure und aufwendiger zu installierende Referenzsensorik verzichtet werden kann.

Die Ergebnisse der Kurvenerkennung mittels Deep Learning sind in Abbildung 5.23 dargestellt. Die geringfügige, örtliche Abweichung der Ergebnisse ist beabsichtigt und ermöglicht eine bessere Vergleichbarkeit der Messpunkte. Zudem werden Referenz- und Consumer-Sensorik separat geloggt, wodurch ein unvermeidbarer minimaler zeitlicher Versatz entsteht. Die graphische Auswertung zeigt eine sehr gute Übereinstimmung, welche durch die quantitative Auswertung in Tabelle 5.2 belegt wird. Eine Gesamtgenauigkeit von 92 % spricht für eine erfolgreiche Validierung der Kurvenerkennung mittels Deep Learning. Die Fehlerquote von 12 % für eine erkannte Kurvenfahrt an einer Stelle, an der eigentlich keine Kurvenfahrt erkannt werden soll, ist für diesen ersten Ansatz akzeptabel, da es unkritischer ist, false negatives in Kauf zu nehmen, im Gegensatz zur Nicht-Erkennung einer tatsächlichen Kurvenfahrt. Zusätzlich zeigen die Ergebnisse, dass eine Erkennung auf Basis des Consumer-Sensors ebenfalls erfolgreich durchgeführt werden kann. Im Vergleich zur Referenzsensorik werden zu 88,5% die gleichen Werte erkannt.

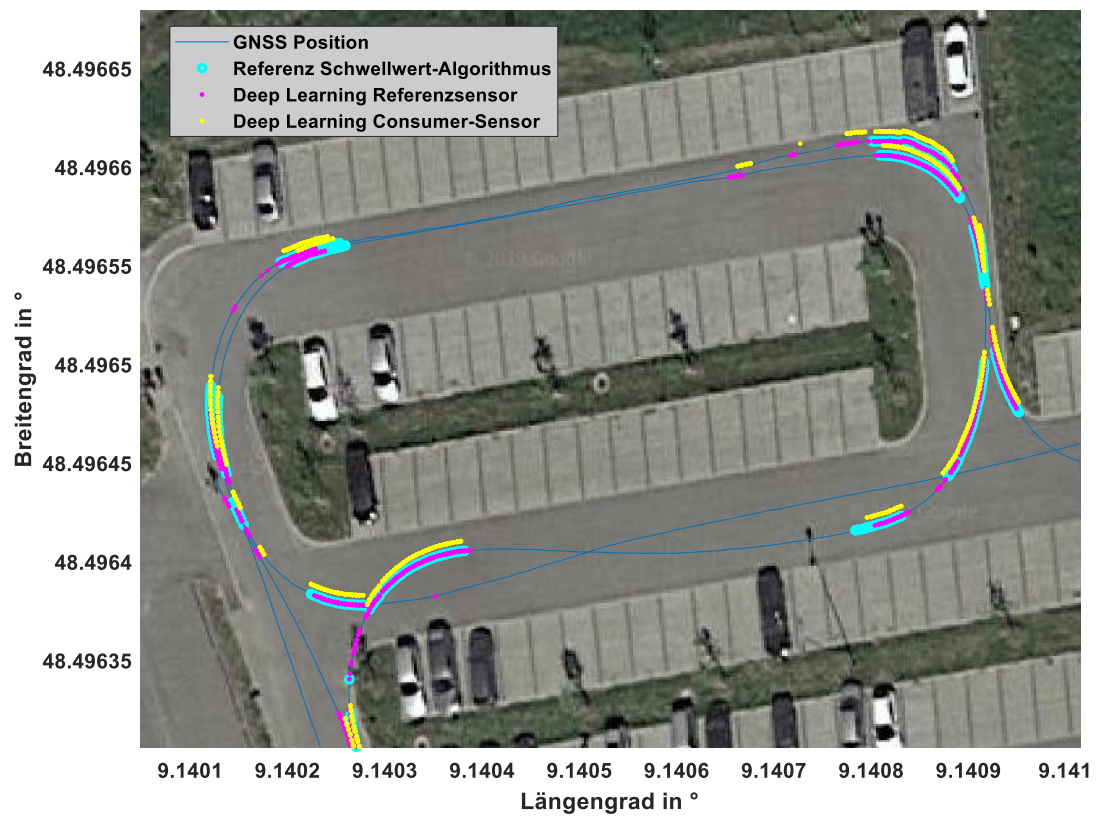


Abbildung 5.23: Kurvenerkennung via Deep-Learning, Referenz- und Consumersensorik

Gesamtgenauigkeit	92,33 %
Samples	92000
Anzahl Samples "keine Kurve"	73750
Anzahl Samples "Kurve"	18250
Anzahl false positives	4846
Fehler false positives	6,57%
Anzahl false negatives	2207
Fehler false negatives	12,09%

Tabelle 5.2: Ergebnisse Kurvendetektion mittels Deep Learning

Zusätzlich zur Erkennung einer momentanen Kurvenfahrt kann es sinnvoll sein, eine Kurvenfahrt bereits möglichst früh zu erkennen bzw. nach Möglichkeit sogar vorherzusagen. Abbildung 5.24 zeigt, dass dies bereits mit den implementierten Methoden in gewissem Maße möglich ist. Dargestellt sind die Situationen direkt vor einer Kurvenfahrt. Es wird deutlich, dass die Erkennung der Kurvenfahrt bereits vor der eigentlichen Kurve stattfindet. Dies geschieht zu einem Zeitpunkt, bei dem das Pedelec seine eigentliche Geradeaus-Fahrspur kaum bis gar nicht verlassen hat. Tabelle 5.3 verdeutlicht dies, indem die verbleibende Zeit sowie die Distanz vom Zeitpunkt der Kurvenerkennung bis zum Zeitpunkt des Beginns der eigentlichen Kurvenfahrt dargestellt wird. Der Startpunkt der Kurvenfahrt wird definiert durch das seitliche Verlassen der zuvor gefahrenen Geradeaus-Fahrspur um 0,5 m. Die Auswertung erfolgt für die in Abbildung 5.22 dargestellte Testfahrt.

Kurve	verbleibende Distanz	verbleibende Zeit
1	6 m	0,9 s
2	5 m	0,8 s
3	5,5 m	0,9 s
4	4 m	0,7 s

Tabelle 5.3: Ergebnisse Kurvenvorhersage, verbleibende Zeit und Distanz bis zur tatsächlichen Kurvenfahrt



Abbildung 5.24: Kurvenprädiktion auf Basis des Schwellwert-Algorithmus

Anhand dieser Ergebnisse wird gezeigt, dass einerseits generell eine Kurvendetektion mittels Deep Learning möglich ist und dass andererseits diese Erkennung mit zufriedenstellender Qualität nicht nur mit präziser Referenzsensorik, sondern auch mit günstiger Consumer-Sensorik erfolgen kann. Zudem wird gezeigt, dass die Kurvendetektion gewissermaßen bereits als Kurvenprädiktion genutzt werden kann, da die Kurveneinfahrt frühzeitig erkannt wird, bevor die Fahrspur des Pedelecs seitlich verlassen wird. Diese Erkennung kann genutzt werden, um andere Verkehrsteilnehmer über die Absicht des Pedelecs, eine Kurve zu fahren oder abzubiegen, zu informieren.

5.3 Möglichkeiten eines aktiven Lenkeingriffs zur Stabilisierung

Im folgenden Abschnitt sollen *Möglichkeiten und der Nutzen eines aktiven Lenkeingriffs* zur Stabilisierung während Kurvenfahrten untersucht werden. Bereits im Abschnitt 5.1.2 wurde der Nutzen eines aktiven assistierenden Lenkeingriffs zur *Stabilisierung während kritischer Kurvenfahrten* diskutiert. Die Erkennung einer kritischen Situation während einer Kurvenfahrt kann genutzt werden, um rechtzeitig mit Hilfe eines Assistenzsystems bspw. das Wegrutschen des Hinterrades durch eine Lenkbewegung abzufangen und diese Situation zu entschärfen.

Die Untersuchung zu einem möglichen Lenkeingriff soll mittels Simulation und anhand eines autonomen Testrades erfolgen. Zusätzlich werden die daraus abgeleiteten *Anforderungen* an eine Lenk-Aktorik mit realen Fahrdaten abgeglichen, bei denen es während einer Kurvenfahrt zu einem Wegrutschen des Hinterrades kommt und ein Lenkeingriff stattfindet.

Zur Simulation wird die Fahrdynamik auf Basis des in Kapitel 3.4 vorgestellten Modells betrachtet. Hierbei wird eine Kurvenfahrt simuliert, bei der eine plötzliche Minimierung des Fahrbahn-Reibwertes zum seitlichen Wegrutschen des Vorder- bzw. Hinterrades führt. Die simulierte Kurvenfahrt findet bei einer Geschwindigkeit von 20 km/h und einem Rollwinkel von 20° statt. Dies entspricht nach Abbildung 5.1 einer extremen, jedoch häufig vorkommenden Kombination. In Szenario 1 findet zum Zeitpunkt $t = 4\text{ s}$ ein *Reibwertsprung* am Vorderrad statt und in Szenario 2 zum gleichen Zeitpunkt am Hinterrad. Der Reibwert wird für 0,15 s von 1 (entspricht Fahrradreifen auf trockenen Asphalt) auf 0,3 (entspricht Fahrradreifen auf losem Sand) reduziert. Dies entspricht einer Strecke von 0,5 m, welche auf dem rutschigen Untergrund zurückgelegt wird. Die implementierte Lenkregelung, welche das Ziel verfolgt, den Rollwinkel konstant zu halten, greift nun ein und versucht das seitliche Wegrutschen des jeweiligen Laufrades abzufangen.

Abbildung 5.25 zeigt die Simulation des Szenarios 1. Es wird deutlich, dass das wegrutschende Vorderrad bei einer Geschwindigkeit von 20 km/h und einem Rollwinkel von 20° durch einen Lenkeingriff nicht mehr stabilisiert werden kann.

Folglich rutscht das Vorderrad ungehindert seitlich weg und es kommt zu einem Unfall.

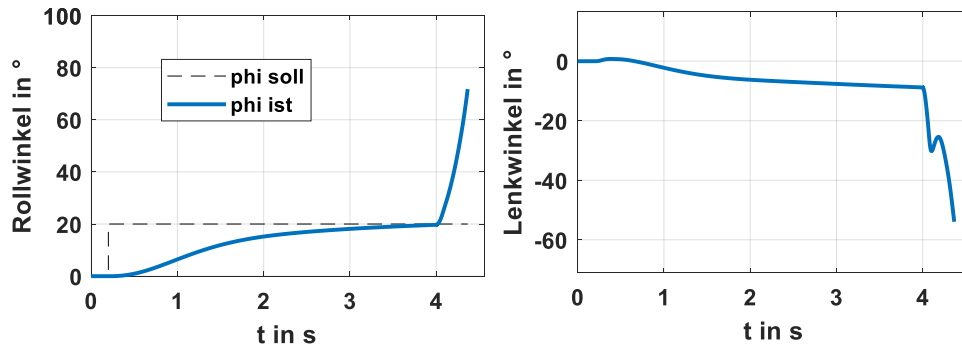


Abbildung 5.25: Simulation Lenkeingriff wegrutschendes Vorderrad

Abbildung 5.26 zeigt die Simulation des Szenarios 2. Im Gegensatz zu Szenario 1 kann hier das wegrutschende Hinterrad durch einen Lenkeingriff erfolgreich stabilisiert werden. Es kommt zu einem kurzzeitigen Rollwinkel von 30° , nach 2 s wird jedoch der Soll-Rollwinkel von 20° wieder eingeregelt.

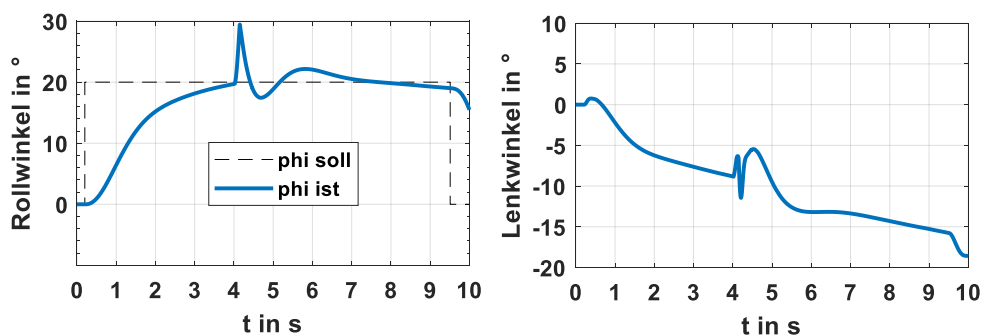


Abbildung 5.26: Simulation Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad

Die kontinuierliche Zunahme des Lenkwinkels vor und nach dem Rutsch-Event trotz gleichbleibendem Rollwinkel hängt damit zusammen, dass bei der Simulation nur eine Startgeschwindigkeit vorgegeben wird und somit die Geschwindigkeit mit der Zeit durch Reibung und Luftwiderstände abnimmt. Um nun den gewünschten konstanten Rollwinkel zu erreichen, muss der Lenkwinkel kontinuierlich erhöht werden.

Tabelle 5.4 zeigt verschiedene Kombinationen von Rollwinkeln und Geschwindigkeiten, welche Ausgangspunkte für weitere Simulationen sind. Hierdurch wird

deutlich, dass ein wegrutschendes Vorderrad bei Geschwindigkeiten kleiner 20 km/h durch einen aktiven Lenkeingriff mittels Lenkaktorik potentiell verhindert werden kann. Bei einer Geschwindigkeit von 25 km/h und einem Rollwinkel von 15° bis 20° kann ein Hinterradwegrutschen stabilisiert werden, ab 20 km/h ist dies bei einem Rollwinkel von 25° nicht mehr möglich. Die Wirksamkeit einer Lenkassistentz hängt abgesehen von der Reifen-Fahrbahn-Kombination stark von den unvorhersehbaren *menschlichen Reaktionen* während einer kritischen Kurvenfahrt ab. Trotz positiver Simulationsergebnisse zur ersten Bewertung eines aktiven Lenkeingriffs kann ohne experimentelle Untersuchungen, welche einen realen Testfahrer beinhalten, keine generelle Aussage über die Wirksamkeit eines solchen Assistenzsystems erfolgen.

$\varphi \backslash v$	10 km/h		15 km/h		20 km/h		25 km/h	
	VR	HR	VR	HR	VR	HR	VR	HR
15°	✓	✓	✓	✓	x	✓	x	✓
20°	✓	✓	✓	✓	x	✓	x	✓
25°	✓	✓	✓	✓	x	x	x	x
30°	✓	✓	✓	✓	x	x	x	x

Tabelle 5.4: Simulationen Lenkeingriff bei Vorder- und Hinterradwegrutschen mit Parameterstudie: unterschiedliche Rollwinkel und Geschwindigkeiten

Bei der simulierten Lenkregelung tritt eine *maximale Lenkwinkelgeschwindigkeit* von $100^\circ/\text{s}$ und ein *maximales Lenkmoment* von 8 Nm auf. Der Aufbau des autonomen Testrades nach [FZ18] ermöglicht eine Lenkrate von $140^\circ/\text{s}$ und ein maximales Lenkmoment von 15 Nm. Dies zeigt, dass die theoretischen Werte der Simulation auch in der Praxis mit dem ausgewählten Aufbau umgesetzt werden können.

Die Untersuchung eines Lenkeingriffs während einer kritischen Kurvenfahrt mittels autonomen Testrad auf Basis des in [FZ18] genutzten Modells und der darauf aufbauenden Regelung führt jedoch zu dem Ergebnis, dass ein Hinterradwegrutschen nicht durch die Lenkregelungen abgefangen werden kann. Das Wegrutschen des Hinterrades wird hierbei durch einen *ferngesteuerten Bremseingriff* während der Kurvenfahrt herbeigeführt. Kommt es lediglich zu einer Reduzierung der Geschwindigkeit ohne seitlich wegrutschendes Hinterrad, so kann dies die Regelung abfangen und die Kreisfahrt wie vorgegeben fortsetzen. Führt eine stärker durchgeführte Bremsung jedoch zum Wegrutschen des Hinterrades, so ist die implementierte Regelung nicht in der Lage dies abzufangen. Die Folge ist eine Zunahme des Rollwinkels und ein Umfallen des autonomen Testrades. Die Ursache dieses Verhaltens ist ein für diese Situation unzureichendes Modell des Pedelecs. Das seitliche Wegrutschen des Hinterrades wurde bei der Modellierung nicht hinreichend berücksichtigt, wodurch die Regelung nicht korrekt reagieren kann.

Zum Vergleich dieses Szenarios mit Simulationsdaten wird das Wegrutschen des Hinterrades in einer weiteren Simulation ebenfalls durch einen Bremseingriff herbeigeführt. Die Ergebnisse sind in Abbildung 5.27 dargestellt. Zum Zeitpunkt 4 s führt ein Bremsvorgang zu einem Blockieren und seitlichen Wegrutschen des Hinterrades. Hierbei kommt es zunächst zu einem negativen Rollwinkel von -4° und einem Lenkwinkel von -20° . Direkt danach folgt aufgrund des Gegenlenkens ein Lenkwinkel von 25° , der zu einem kurzzeitigen Rollwinkel von 28° führt. Dennoch kann die Lenkregelung das Rad abfangen und die kritische Situation entschärfen.

Zur Validierung der Simulation soll abschließend ein Vergleich der Anforderungen, welche aus der Simulation gewonnen werden, mit realen Fahrdaten stattfinden. Bei der Testfahrt wird während einer Kurvenfahrt mit ca. 20 km/h auf rutschigem Untergrund so stark gebremst, dass es zu einem Wegrutschen des Hinterrades kommt. Der Testfahrer fängt ohne Bodenkontakt der Füße das Wegrutschen

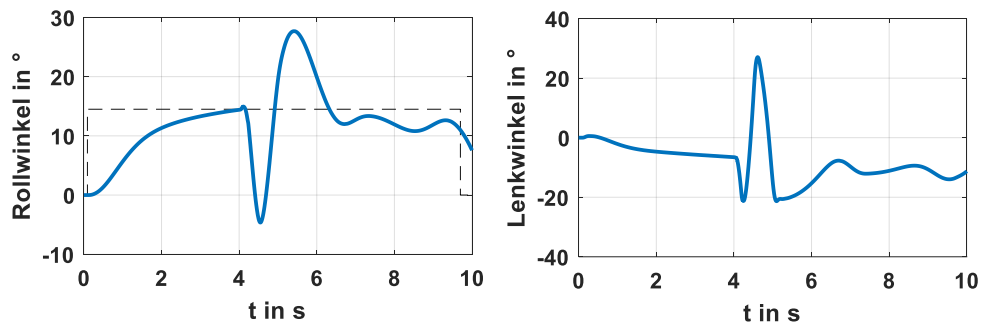


Abbildung 5.27: Simulation Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad durch Bremsengriff

durch eine intuitive Lenkbewegung ab. Abbildung 5.28 zeigt den Lenkwinkel und die Lenkwinkelgeschwindigkeit dieses Manövers. Beim gesamten, relevanten Manöver, beginnend zum Zeitpunkt 38,25s, beträgt der maximale Lenkwinkel 5° und die maximale Lenkwinkelgeschwindigkeit ca. $50^\circ/\text{s}$. Die niedrigeren Werte im Vergleich zur Simulation lassen sich durch eine entschärfte Kurvenfahrt bei weniger als 20° Schräglage begründen. Größere Schräglagen werden nicht gefahren, da die Gefahr eines Sturzes bei Bremsmanövern mit zunehmenden Schräglagen steigt. Dennoch kann gezeigt werden, dass die realen maximalen Lenkwinkel und Lenkraten für diesen Fall durch die ausgewählte Lenk-Aktorik umsetzbar sind.

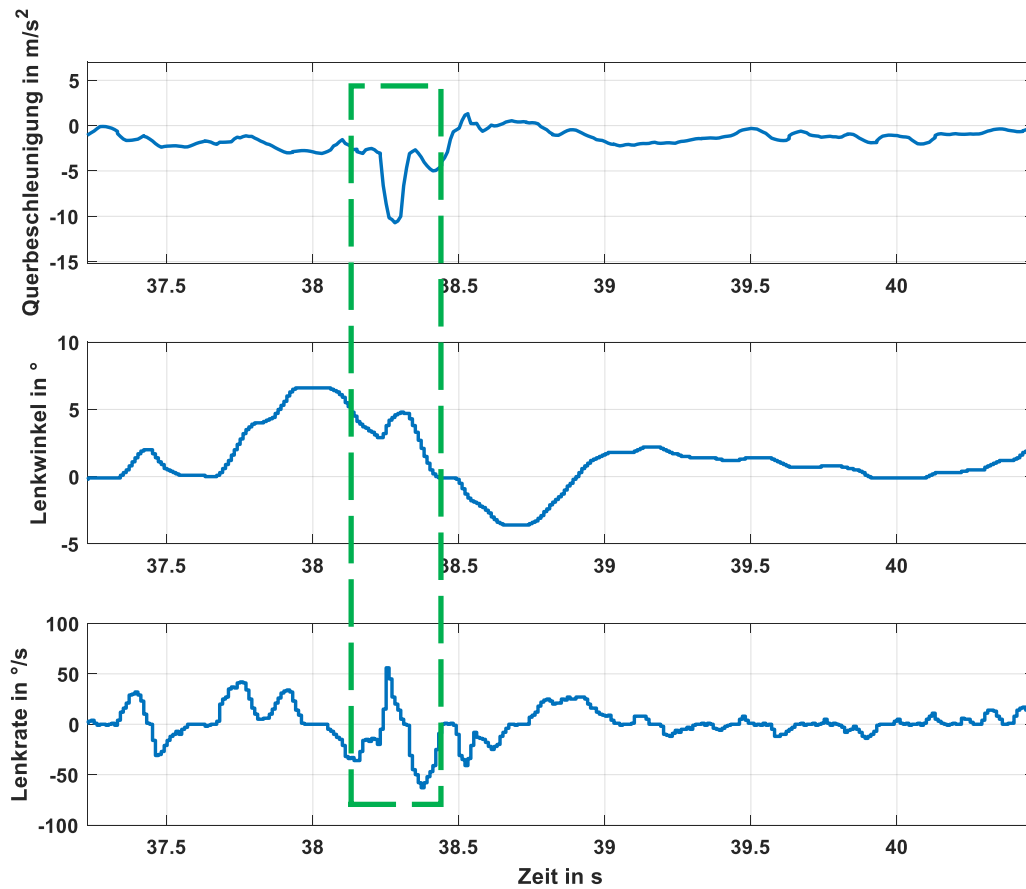


Abbildung 5.28: Testfahrt Lenkeingriff wegrutschendes Hinterrad

Zusammenfassend lässt sich anhand dieser Untersuchung eine Möglichkeit eines *aktiven Lenkeingriffs* zur Stabilisierung bei kritischen Kurvenfahrten aufzeigen. Anhand der Simulation wird ein Lenkeingriff bei wegrutschendem Vorder- oder Hinterrad als potentiell hilfreich eingestuft, wobei ein wegrutschendes Hinterrad mit höherer Wahrscheinlichkeit stabilisiert werden kann als ein Vorderrad. Die hierbei entstehenden *Anforderungen* an die Lenk-Aktorik bezüglich Lenkwinkel und Lenkraten können durch die ausgewählte Hardware des Testrades umgesetzt werden.

6 Zusammenfassung, Diskussion und Ausblick

Im Folgenden werden zunächst die Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst. Die gewonnen Erkenntnisse, wie z.B. Sensoranforderungen, werden im Zusammenhang mit den relevanten Fahrszenarien bzw. Messungen dargestellt. Nachfolgend werden die Ergebnisse der Arbeit in Form einer Diskussion bewertet. Dabei wird auf Vor- und Nachteile der gewählten Methoden und auf Verbesserungspotential für nachfolgende Forschungsaktivitäten eingegangen. Abschließend wird ein Ausblick auf zukünftige Forschungsfragen formuliert, die sich ebenfalls mit dem Thema Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec befassen.

6.1 Zusammenfassung der Arbeit

Die Anzahl der elektrischen Fahrräder im Straßenverkehr sowie der Anteil der Fahrrad-Einsteiger oder -Wiedereinsteiger nimmt stetig zu. Der Vorteil der vorhandenen elektrischen Energie und Sensorik bei elektrischen Fahrrädern kann genutzt werden, um *neuartige Fahrerassistenzsysteme* zu entwickeln und somit die Unfallzahlen zu reduzieren und den Fahrkomfort zu erhöhen. Die Leistungsfähigkeit solcher Assistenzsysteme kann mit Hilfe von *Inertialsensorik* weiter gesteigert werden. Hieraus leitete sich das Ziel dieser Arbeit ab: Unterschiedliche Inertialsensoren zur Nutzung für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec wurden mittels *simulativer* sowie *experimenteller Ansätze* unter der Berücksichtigung unterschiedlicher *Anbaupositionen*, *Sensoreinstellungen* und *Fahrmanöver* evaluiert. Zusätzlich wurden *Anforderungen an Inertialsensorik* abgeleitet, um letztendlich robuste, plausible und zuverlässige Sensordaten für Fahrerassistenzsysteme

nutzen zu können.

Zur Erreichung der Zielsetzung wurde zunächst eine *geeignete Methodik* ausgearbeitet. Die Beantwortung der wissenschaftlichen Kernfragen basiert sowohl auf *theoretischen* als auch auf *experimentellen Ansätzen*. Im Fokus steht die Ableitung von *Anforderungen* an die betrachtete Inertialsensorik. Zur Durchführung von *Messfahrten* und Generierung von Fahrdaten wurden *Testkataloge* erstellt. Dabei spielten u.a. die Faktoren Sensorik, Fahrscenarien, Testobjekte (wie z.B. Fahrzeug und Fahrer) und die Methode der Auswertung eine bedeutende Rolle und wurden je nach Fragestellung spezifisch angepasst. Als zentraler Versuchsträger diente ein *Messfahrrad* in Form eines Pedelecs mit Trekkingrad-Geometrie. Zusätzlich wurde ein *autonom fahrendes Testfahrrad* sowie ein Testrad für *Crash-tests* für Messfahrten genutzt. Mittels einer Anforderungsanalyse und einer Testphase wurde als *Referenzsensor* für Inertialsensorik das System *ADMA Slim* der Firma *GeneSys* ausgewählt.

Durch die Auswahl verschiedener *Simulationsmodelle* wurden die gesammelten Fahrdaten genutzt, um *MEMS-Sensorik*, *Fahrdynamik* oder *Datenfusion* zu simulieren. Dabei wurden bspw. Beschleunigungen und Drehraten am Ausgang des MEMS-Sensors simuliert oder Beschleunigungen und Drehraten zu Nick- und Rollwinkeln fusioniert.

Nachdem Methodik, Hardware und Modelle festgelegt wurden, konnte eine *Anforderungsanalyse* für Inertialsensorik durchgeführt werden. Zunächst wurden die Punkte *Messbereiche* und *Filtereinstellungen* für unfallfreie Fahrten sowie Crash-Szenarien näher betrachtet. Hierbei wurde hauptsächlich ein Trekkingrad mit einem *Consumer-Sensor* (SMI130) und einem *Automotive-Sensor* (SMI7) genutzt. Die *Fahrmanöver* beinhalteten eine Fahrt über Kopfsteinpflaster und Treppenstufen, Kurvenfahrten, Bremsenquietschen und Steinschlag. Aus dieser Betrachtung ergab sich ein sinnvoller *Messbereich* des Sensors von 16 g und 300°/s. Ein *Clipping* von wenigen ms wurde dabei als vertretbar eingestuft. Aus dem Szenario *starkes Bremsen mit Hinterradabheben* und *seitliches Wegrutschen des Hinterrades* ergab sich die geeignetste *Tiefpassfilterung* bei einer Frequenz von 60 Hz. Dies gewährleistet das Herausfiltern zahlreicher Störungen sowie eine Glättung des Nutzsignals und gleichzeitig vertretbare Signallaufzeiten bzw. Verzögerungen von weniger als 30 ms. Zudem wurde zur Erkennung des Hinterradabhebens die An-

forderung abgeleitet, dass innerhalb von 100 ms eine Drehrate von $100^\circ/\text{s}$ erkannt werden soll, da dies dem Zeitraum des Druckaufbaus bei einer Schreckbremsung entspricht. Aus der Analyse der Crash-Szenarien, welche bspw. einen seitlichen Aufprall des Fahrrades auf einen PKW und einen seitlichen Aufprall eines PKW auf ein Fahrrad mit jeweils 20 km/h beinhalten, ließ sich ein erforderlicher Messbereich von mindestens 120 g und eine Filterfrequenz größer 500 Hz ableiten. Dabei sollen maximale Beschleunigungsänderungen von 100 g/s erfasst werden können. Da diese Anforderungen nur notwendig sind, wenn ein Crash-Vorgang in seinem vollen Umfang erfasst werden soll, können geringere Messbereiche und kleinere Filterfrequenzen durchaus ausreichen, um eine Crash-Erkennung zu realisieren. Dies wurde im Rahmen dieser Arbeit nicht näher untersucht.

Ein weiterer wichtiger Aspekt im Fokus der Untersuchungen ist die Störbarkeit der Drehrate durch hochfrequente Beschleunigungen. Dazu wurden kritische Vibrationen vor allem im Bereich von 20 kHz bis 35 kHz betrachtet, die bei verschiedenen Fahr Szenarien auftreten und möglicherweise die *Drehratenmessung* stören können. Der Testkatalog für kritische Vibrationen beinhaltete Fahrten über *Kopfsteinpflaster* und *Treppenstufen*, *Schaltvorgänge*, *Bremsenquietschen* und das *Klackern des Freilaufs*. Ein *Vergleich der Anbaupositionen* Lenker, Gabel, Unterrohr, Sattelrohr, Kettenstrebe und auf sowie in der DU zeigte, dass auftretende Beschleunigungen im Frequenzbereich von 20 kHz keine als kritisch zu betrachtenden Amplituden größer 10 m/s^2 aufweisen. Einzig das Szenario *Bremsenquietschen* wies potentiell kritische Messdaten auf. Zusätzlich sind die Positionen *Federgabel*, *Kettenstrebe* und *Vorbau* als potentiell kritischer einzustufen als andere Positionen. Ein *Vergleich der Beschleunigungsdaten* einer Fahrt über Kopfsteinpflaster eines Pedelecs (20 km/h) und eines PKW (30 km/h) zeigte, dass beim Pedelec bis zu 25 mal höhere Beschleunigungen auftreten als beim PKW. Ein *Vergleich mit einer Motorradfahrt* mit 20 km/h über Kopfsteinpflaster wies am Motorrad fast doppelt so hohe Beschleunigungen auf als am Pedelec.

Eine *Simulation der MEMS-Sensorik* anhand eines vereinfachten sowie eines komplexeren Modells zeigte, dass die Anbaupositionen DU und Sattelrohr, welche am relevantesten für zukünftige Inertialsensorik am Pedelec sind, *kein kritisches Verhalten* aufweisen. D.h. der Messbereich des Sensors wurde nur in Ausnahmefällen kurzzeitig überschritten und ein Drift der Drehraten aufgrund störender Vibra-

tionen war nicht zu beobachten.

Eine *Untersuchung des Transferverhaltens* von Vibrationen bei einer Fahrt über Kopfsteinpflaster mit 20 km/h betrachtete die *Übertragung von Vibrationen* vom Gehäuse der DU zur Leiterplatte innerhalb der DU. Dabei wurde deutlich, dass niedrige Frequenzen bis 900 Hz leicht verstärkt werden (Faktor drei), jedoch dominiert ein *dämpfendes Verhalten* (Faktor sieben), besonders im Bereich von 17 kHz.

Ein Vergleich von *Low-Cost und High-Quality Sensor* betrachtete die Nutzbarkeit von Consumer- bzw. Automotive-Sensoren für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec. Die Testszenarien Treppenfahrt und Steinschlag lieferten die Ergebnisse, dass die *Performanz beider Sensoren vergleichbar* ist, bei Steinschlag jedoch der Consumer-Sensor leichte Schwächen in Form einzelner unerwünschter Ausreißer aufweist. Müssen jedoch für ein Fahrerassistenzsystem *Sicherheitsanforderungen* erfüllt werden, fällt die Wahl eher auf den Automotive-Sensor, da es dem Consumer-Sensor deutlich an Monitoring-Funktionen mangelt und somit ohne weitere Maßnahmen kein sicheres und plausibles Signal garantiert werden kann.

Im Abschnitt *Datenfusion und Auswirkung von Sensorfehlern* wurden mittels Simulation Auswirkungen von potentiell vorhandenen Sensorfehlern (bspw. produktionsbedingt) auf die Datenfusion, die Fahrdynamik und beispielhafte Fahrerassistenzsysteme betrachtet. Bei der *Analyse der Datenfusion*, d.h. der Berechnung des Roll- und Nickwinkels, mittels Kalman-Filter in Form einer Kombination aller *Worst-Case-Sensorfehler* traten Winkelfehler von $17,9^\circ$ für den Nickwinkel und $16,7^\circ$ für den Rollwinkel auf. Die *Sensitivitätsanalyse*, d.h. die separate Betrachtung der Sensorfehler, zeigte, dass ein Offset-Fehler die größten Winkelfehler ($3,1^\circ$) nach sich zieht, gefolgt von einem Crosstalk-Fehler ($0,84^\circ$). Noise und Sensitivitätsfehler führten zu verhältnismäßig kleineren Winkelfehlern. Aus diesen Gründen empfiehlt sich eine *Langzeitkorrektur* der Offset-Sensorfehler. Durch die Minimierung dieses Fehlers können die mittleren Schätzfehler um ca. 75 % reduziert werden.

Bei der simulativen Analyse der Auswirkungen fehlerhaft berechneter Winkel auf ein hypothetisches *Bremsassistenzsystem* zeigte sich, dass eine ausschließliche Nutzung einer Schätzung der maximal zulässigen Bremskraft nur zu Beginn eines Bremsmanövers nicht sinnvoll ist. Hierbei kann es bei der Berechnung der maximalen Radlast zu einem Fehler von 5 % und bei der Berechnung der maximal

zulässigen Seitenkräfte zu einem Fehler von 80 % für die Dauer von über 1 s kommen. Daher sollte ein effektives Bremsassistenzsystem den Bremsvorgang sowie den dabei auftretenden Bremsdruck *kontinuierlich überwachen* und nachregeln.

Im Kapitel zur *Nutzung der Inertialsensorik zur Untersuchung der Fahrdynamik* wurde insbesondere das Fahrscenario *Kurvenfahrt* thematisiert. Mit Hilfe von gesammelten Fahrdaten unterschiedlicher Pedelec Fahrer wurde der *Einfluss des Schwerpunktes des Fahrers* während Kurvenfahrten analysiert. Bei der allgemeinen Betrachtung der Kurvenfahrten mit Pedelecs wurden der *Roll- und Lenkwinkel* sowie die *Lenkwinkelgeschwindigkeit* betrachtet. Der maximale Rollwinkel lag bei 28° bei 50 km/h und 95 % der gemessenen Rollwinkel waren kleiner 16° . Der maximale Lenkwinkel betrug 50° bei 7 km/h und 99 % aller Lenkwinkel waren kleiner 11° . Die maximale Lenkwinkelgeschwindigkeit lag bei $130^\circ/\text{s}$ bei 12 km/h und 99 % aller gemessenen Werte waren kleiner $30^\circ/\text{s}$. Daraus lässt sich u.a. auch die Erkenntnis gewinnen, dass die üblichen Rollwinkel deutlich kleiner sind als bei Motorrädern.

Mittels analytischer Betrachtung lieferte eine Auswertung der gefahrenen Kurvenradien und ein Vergleich verschiedener Berechnungsansätze Rückschlüsse auf die *seitliche Oberkörper- und Kniebewegung* des Fahrers. Dabei wurde aus den gesammelten Fahrdaten deutlich, dass 13 % der Kurvenfahrten mit aufrechtem Rad und zur Kurvenmitte geneigtem Oberkörper gefahren wurden, 17 % wurden ohne nennenswerte Oberkörperneigung gefahren und 70 % mit aufrechtem Oberkörper und zur Kurvenmitte geneigtem Fahrrad. Somit konnte ein *genereller Einsatz des Oberkörpers* bei Kurvenfahrten nachgewiesen werden.

In einem weiteren Abschnitt wurden *kritische Situationen während Kurvenfahrten durch Bremseingriffe* thematisiert. Die auftretenden *Seiten- und Bremskräfte* wurden analysiert, um die kritische Situation eines wegrutschenden Vorder- oder Hinterrades mit dem Prinzip des *Kammschen Kreises* zu untersuchen. Hiermit konnte die Erkenntnis gewonnen werden, dass ein Durchschnittsfahrer die physikalischen Grenzen während einer Kurve nicht ausreizt und somit genügend Bremsreserven für plötzliche Bremsmanöver zur Verfügung stehen. Mittels Überwachung der Querschleunigung und der Rollrate konnte zudem eine *Methode zur Detektion kritischer Kurvenfahrten* realisiert werden.

In diesem Zusammenhang wurden auch die *Einflüsse von Sensorfehlern während*

Kurvenfahrten mit und ohne Offset-Kompensation bewertet. Ohne die Kompensation führt die fehlerhaft geschätzte, maximal erlaubte Längsbeschleunigung bei den exemplarisch ausgewählten Fahrsituationen in 80 % der Fälle zu einer kritischen Kurvensituation durch ein Wegrutschen, wenn mit der maximal geschätzten Bremskraft gebremst werden würde. Mit einer 80 %-Offset-Kompensation ist dies nur in 2 % der betrachteten Fahrten der Fall.

In einer weiteren Untersuchung wurde der *Einfluss des Fahrer-Schwerpunktes in kritischen Situationen* mittels Objekterkennung und Markierungspunkten am Oberkörper bewertet. Durch eine Testfahrt unterschiedlicher Testfahrer auf einer definierten Strecke mit Slalom-Parcours und einer Kurve konnte gezeigt werden, dass ein geübter Fahrer schneller durch den Parcours fährt und deutlich mehr seinen Oberkörper einsetzt (maximal 10° seitliche Oberkörperneigung) als ein ungeübter Fahrer (maximal 7° seitliche Oberkörperneigung).

Um die Nutzbarkeit eines *autonom fahrenden Testrades* und einer *Simulation der Fahrdynamik* zu validieren, wurde eine reale Kurvenfahrt mit 12 km/h durch einen Verkehrskreisel näher betrachtet. Der Rollwinkel aller drei Fahrten zeigte dabei im Vergleich eine maximale Abweichung zueinander von 3° auf und auch der Vergleich der Lenkwinkel zeigte eine gute Übereinstimmung. Daraus lässt sich schließen, dass sowohl die Simulation als auch das autonome Testrad für das betrachtete Szenario einer Kreisfahrt ohne Bremsengriff zufriedenstellend mit der Realfahrt übereinstimmen und als *realitätsnah und tauglich* bewertet werden können.

In einem weiteren Kapitel wurde die *Detektion von Kurvenfahrten* behandelt. Hierzu wurden ein *Schwellwert-Algorithmus* zur Überwachung der Roll- und Gierrate und des Rollwinkels sowie ein *Deep Learning-Ansatz* implementiert. Die dazu benötigten *Trainingsdaten* wurden mit Hilfe des Schwellwert-Algorithmus erzeugt. Beide Ansätze lieferten *zufriedenstellende Ergebnisse* mit wenig Falsch- oder Nichterkennungen einer Kurve. Die Kurvenerkennung mittels Deep Learning erreicht eine Gesamtgenauigkeit von 92 %. Der Einsatz eines günstigeren und ungenaueren Consumer-Sensors konnte ebenfalls erfolgreich getestet werden und weist eine Trefferquote von 88,5 % auf. Zusätzlich konnte gezeigt werden, dass diese Methoden der Erkennungen bereits eine Art *Kurvenvorhersage* darstellen, da eine zukünftige Kurvenfahrt bereits ca. 5 m bzw. 0,8 s vor der eigentlichen

Kurve erkannt wurde.

Des Weiteren wurden *Möglichkeiten und der Nutzen eines aktiven Lenkeingriffs zur Stabilisierung* während Kurvenfahrten untersucht. Dies geschah anhand einer *Simulation* sowie einer Testfahrt des *autonomen Testrades* inklusive Lenk-Aktorik. Es konnte simulativ gezeigt werden, dass ein wegrutschendes Vorder- bzw. Hinterrad in der Theorie bis zu einer Geschwindigkeit von 15 km/h (Vorderrad) bzw. 25 km/h (Hinterrad) und einem Rollwinkel von 30° (Vorderrad) bzw. 20° (Hinterrad) stabilisiert werden kann. Zudem wurden die *Anforderungen an eine Lenk-Aktorik* abgeleitet. Diese sollte eine maximale Lenkrate von 140°/s und ein maximales Lenkmoment von 15 Nm aufbringen können. Diese Anforderungen können von der Lenk-Aktorik des untersuchten autonomen Testrades erfüllt werden.

6.2 Diskussion der Ergebnisse

Die Ergebnisse dieser Arbeit werden im Folgenden diskutiert und bewertet. Dazu werden die zu Beginn definierten wissenschaftlichen Kernfragen zur Bewertung der Ergebnisse aufgegriffen und erörtert.

Die grundlegende Frage nach der *Fahrrad-spezifischen Definition einer kritischen Kurvenfahrt* wurde sowohl simulativ als auch anhand zahlreicher Fahrdaten erörtert, indem verschiedene Aspekte, die eine Kurvenfahrt kritisch werden lassen, beleuchtet wurden. Ob eine Kurvenfahrt kritisch ist oder nicht, lässt sich jedoch nicht allein aus Inertialsensordaten und dem Lenkwinkel bestimmen. Es hat sich gezeigt, dass die Reifen-Fahrbahn-Kombination einen dominanten Einfluss hat, weshalb die generelle Einstufung in kritisch bzw. unkritisch nur begrenzt möglich ist. Solange es keine Möglichkeiten gibt, die Reifen-Fahrbahn-Kombination besser beurteilen zu können (bspw. durch eine Kamera am Fahrrad), müssen Annahmen getroffen und konservative Schätzungen gemacht werden.

Die *Detektion einer (kritischen) Kurvenfahrt* sowie die Erkennung vor der eigentlichen Kurvenfahrt wurde realisiert. Da der Fokus auf die Erkennung einer generellen Kurvenfahrt gelegt wurde, besteht hier noch Verbesserungspotential bei der Detektion einer kritischen Situation. Zudem können die implementierten Ansätze noch tiefergehend auf false-positive-Detektionen, d.h. falsch erkannt-

te Kurvenfahrten, getestet werden. Dies könnte bspw. Wiegetritt-Szenarien und Schlechtwegstrecken beinhalten.

Die *Lage des Oberkörperschwerpunktes des Fahrers* während Kurvenfahrten sowie die *Reaktionen des Fahrers* während kritischer Kurvenfahrten wurden anhand eines analytischen Ansatzes sowie mittels Objekterkennung und Markierungspunkten am Oberkörper untersucht. Der grundlegende Einsatz des Oberkörpers konnte bei Kurvenfahrten erfolgreich nachgewiesen werden und es konnte gezeigt werden, dass die betrachteten Fahrer ihren Oberkörper um bis zu 10° zur Seite neigen. Zusätzlich zur Betrachtung des Oberkörpers sollten auch Ausgleichsvorgänge durch seitliche Kniebewegungen des Fahrers untersucht werden. Dies konnte aus zeittechnischen Gründen im Rahmen dieser Arbeit nicht mehr realisiert werden.

Die Frage der *Möglichkeiten eines aktiven Lenkeingriffs* zur Entschärfung einer kritischen Kurvenfahrt wurden simulativ und experimentell mittels autonomen Testrad untersucht. Dies kann als erster Ansatz zur Beantwortung dieser Frage angesehen werden. Um jedoch auch den Faktor Mensch und dessen Reaktionen mit einzubeziehen, wäre es sinnvoll, einen Lenkeingriff in assistierender Form bei der Fahrt eines menschlichen Fahrers zu untersuchen. Zudem sollten die zugrundeliegenden Simulationsmodelle weiter in Richtung Lenkeingriff optimiert werden, da bisher der Fokus auf der Simulation allgemeiner Fahrdynamik lag.

Die *Fahrdynamik von Pedelecs* und die *Unterschiede zum Motorrad- und PKW-Bereich* wurden detailliert untersucht. Für einen Großteil der Untersuchung wurden Fahrdaten von ca. zehn Testfahrern und 20 Stunden Fahrzeit genutzt. Um eine allgemeingültigere Auswertung der Fahrdynamik zu erstellen, ist eine Vergrößerung der Probandengruppe empfehlenswert. Aus dem Motorrad- und PKW-Bereich standen nur einzelne und spezifische Fahrdaten zur Verfügung. An dieser Stelle ist ebenfalls die Nutzung einer größeren Menge an Fahrdaten ratsam.

Anforderungen an eine IMU zur Nutzung in Fahrerassistenzsystemen für Elektrofahrräder wurden vielseitig für verschiedene Sensormodelle, Anbaupositionen und Fahrscenarien betrachtet. Dabei konnten zahlreiche Anforderungen erfolgreich abgeleitet werden. Jedoch können diese z.B. für andere Anbaupositionen und Sensormodelle variieren. So wurde bspw. die Sensorposition auf der Leiterplatte der DU als geeignet bewertet. Wird jedoch eine geringfügig abweichende

Einbauposition auf der gleichen Leiterplatte gewählt, können die Ergebnisse bereits stark variieren. Zudem konnte bspw. das Ereignis Bremsenquietschen und die Fahrt über Kopfsteinpflaster aus zeittechnischen Gründen nur für zwei Geschwindigkeitsbereiche betrachtet werden. Die Betrachtung weiterer Geschwindigkeiten könnte Aufschluss über die geschwindigkeitsabhängige Verschiebung im Frequenzbereich potentiell kritischer, hochfrequenter Beschleunigungen geben.

Auswirkungen von Sensorfehlern auf inertialsensorbasierte Fahrerassistenzsysteme wurden auf Basis verschiedener Simulationsmodelle abgeleitet. Dabei wurde ein erster Ansatz einer Sensitivitätsanalyse realisiert. Um aussagekräftigere Anforderungen an die Sensorqualität und -fehler zu erhalten, ist eine Ausweitung der betrachteten Fehlerkombinationen sinnvoll. Ein breiteres Spektrum an Simulationen mit feiner abgestuften Sensorfehlern erlaubt eine genauere Aussage, welcher Fehlertyp wie groß sein darf, um einen festgelegten, maximalen Winkelfehler zu erhalten. Zudem wurden die Auswirkungen auf ein Fahrerassistenzsystem auf Basis eines hypothetischen Assistenzsystems untersucht. Die Nutzung eines realen Assistenzsystems, welches während des kompletten Bremsvorgangs wichtige Größen überwacht und nachregelt, könnte fundiertere Anforderungen an erlaubte Sensorfehler liefern.

Die *angewandten Methoden* und *genutzten Sensoren* sowie *Messfahrräder* können als geeignet betrachtet werden. Die *Genauigkeit des Referenzsensors* für Inertialsensorik kann als für diese Zwecke mehr als ausreichend bewertet werden, wobei die Genauigkeit der Positionsbestimmung für detailliertere Untersuchungen von Kurvenfahrten von Vorteil sein kann. Dies muss dann jedoch über kostenintensive Korrekturdaten erfolgen. Das genutzte Messfahrrad mit einer Trekkingrad-Geometrie kann als geeignetes Durchschnitts-Pedelec betrachtet werden. Ebenso kann die *Vielfältigkeit der angewandten Methoden* in Form verschiedener simulativer und experimenteller Vorgehensweisen als adäquat bewertet werden.

6.3 Ausblick auf zukünftige Forschungsaktivitäten

Mit dieser Arbeit wurde ein Grundstein zur *Nutzung von Inertialsensorik für Fahrerassistenzsysteme am Pedelec* sowie zur *Ableitung von Sensoranforderungen* gelegt. Im Folgenden wird ein Ausblick auf *zukünftige Forschungsfragen* gegeben, welche an den Inhalt dieser Arbeit angrenzen.

Mit der Entwicklung neuartiger Assistenzsysteme für Pedelecs wird sich die Möglichkeit eröffnen, Sensoranforderungen gezielt und spezifisch für relevante Anbaupositionen und Fahrmanöver abzuleiten. So kann bspw. eine vorhandene Kamera einen großen Mehrwert bei der Datenfusion zur Schätzung der Lage und Bewegung des Fahrrades liefern. Zusätzlich sollte untersucht werden, welche speziellen und zusätzlich benötigten Sensoren durch mehrfach vorhandene, einfache und günstige Sensoren abgelöst werden können. Es sollte bspw. betrachtet werden, ob ein Lenkwinkelsensor durch einen zusätzlichen Inertialsensor an der Federgabel ersetzt werden kann.

Im Themenfeld der Sensorfehler besteht Potential bei der Langzeitkorrektur der Offset-Fehler. Hierbei müssen relevante Sensoren näher analysiert und Möglichkeiten einer Langzeitkalibrierung erörtert werden.

Zudem sollte die Schätzung des geplanten oder aktuell gefahrenen Kurvenradius detaillierter untersucht werden, um bspw. bei der zukünftigen Fahrzeug-Fahrzeug-Kommunikation (Vehicle-X) anderen Verkehrsteilnehmern die Absicht einer Kurvenfahrt und die voraussichtliche Trajektorie mitteilen zu können.

Das vielfältige Thema des autonom fahrenden Testrades sollte vertieft werden, um eine noch realistischere und robustere Testumgebung zu erhalten. Diesbezüglich kann die bisher notwendige Offline-Trajektorienplanung des autonomen Testrades durch eine Online-Objekterkennung und Pfadplanung mittels Kamera ersetzt werden. In diesem Zuge kann auch ein aktiver Lenkeingriff zur Stabilisierung bei der Fahrt eines realen Fahrers näher untersucht werden.

Die genutzten Simulationsmodelle sollten weiter optimiert werden indem bspw. ein reales Fahrerverhalten ergänzt wird. Zudem sollten die Reifen- und Unter-

grundparameter erweitert werden. Ein sehr weites Feld gilt es außerdem noch im Bereich der Crash-Simulation zu betreten. Das betrachtete Simulationsmodell für Crash-Szenarien erwies sich als nicht brauchbar und könnte bspw. durch ein komplexes FEM-Modell ersetzt werden. Im Bereich Crash-Erkennung wurden ebenfalls nur erste Ansätze betrachtet. Die Implementierung eines vielschichtigen und effektiveren Algorithmus zur Crash-Erkennung wird als sinnvoll betrachtet.

Die Betrachtung des Einflusses des Fahrerschwerpunktes im Zusammenhang mit der seitlichen Bewegung des Oberkörpers während Kurvenfahrten wurde in einem ersten Ansatz durchgeführt. Der Nachweis der generellen Nutzung des Oberkörpers konnte anhand eines kleinen Datensatzes erbracht werden, jedoch wäre hierbei bspw. eine zusätzliche Betrachtung der Kniebewegung des Fahrers unter Einbezug größerer Datensätze sinnvoll.

A Anhang

A.1 Datenblätter Sensoren

TASK

The SMI130 detects acceleration and angular rates in three perpendicular axes and allows tilt, motion, vibration or shock sensing regardless of the mounting orientation of the sensor. In particular it eliminates the need for different sensor housings for slant-angle correction.

FUNCTION

The SMI130 contains a digital 16 bit 3-axis gyroscope (Ω_{xyz}) and a digital 12 bit 3-axis acceleration sensor (a_{xyz}). The angular rate sensor is based on the Coriolis vibratory gyroscope principle: High-frequency electrostatic forces generate an oscillation of two seismic masses controlled by a closed loop drive system. When rotating around the nominal axis, the Coriolis forces acting on the oscillators can be measured by capacity changes in the detection system.

The acceleration sensor consists of movable comb-like seismic masses suspended from silicon spring bars and fixed counter-electrodes. As a result of external forces acting on the vehicle, deflections of the seismic masses along the sensitive axis generate changes in the capacity of the system.

Numerous programming options, a low signal noise and a very small footprint make the SMI130 a highly versatile and easily applied combined inertial sensor.

TECHNICAL CHARACTERISTICS GYROSCOPE

Measurement ranges ² (sensitivity)	±125 °/s	262.4LSB/°/s
	±250 °/s	131.2LSB/°/s
	±500 °/s	65.6LSB/°/s
	±1,000 °/s	32.8LSB/°/s
	±2,000 °/s	16.4LSB/°/s
Digital resolution	16 bit	
Non-linearity	±1 °/s	
Sensitivity tolerance ³	±1% at 2,000 °/s	
Sensitivity variation ⁴	±2% at 2,000 °/s	
Zero-point offset ³	±1 °/s	
Offset variation ⁴	±1 °/s	
Band width ²	12 Hz to 523 Hz	
Noise rms	0.02 °/s /√Hz	

TECHNICAL CHARACTERISTICS ACCELEROMETER

Measurement ranges ² (sensitivity)	±2 g	1,024LSB/g
	±4 g	512LSB/g
	±8 g	256LSB/g
	±16 g	128LSB/g
Digital resolution	12 bit	
Non-linearity	±25 mg	
Sensitivity tolerance ³	±4% at 2 g	
Sensitivity variation ⁴	±1.7% at 2 g	
Zero-point offset ³	±70 mg	
Offset variation ⁴	±65 mg	
Band width ²	8 Hz to 1000 Hz	
Noise rms	0.19 mg /√Hz	

OPERATING CONDITIONS

Supply voltage (VDD)	2.4 to 3.6 V
Supply current	<6.5 mA (gyroscope) <0.2 mA (accelerometer)
Operating temperature	-40 °C to +85 °C
Interfaces	SPI and I ² C

¹ Gyroscope and accelerometer can be operated individually

² Switchable

³ At +25 °C

⁴ Over temperature (-40 °C to +85 °C); reference +25 °C

Abbildung A.1: Datenblatt SMI130 [BSa]

TASK

The inertial sensor SMI700 is especially designed for ESP® and premium vehicle dynamics control (VDC) functions such as hill-hold control, active front steering, or adaptive cruise control. Thanks to three chips in one housing, the SMI700 is able to measure data regarding the vehicle's rotation around its vertical axis. In addition, it delivers data about the lateral and longitudinal acceleration, which is important to determine the dynamic state of the vehicle and to check the plausibility of the rotation rate signal.

FUNCTION

The MEMS elements of the SMI700 have been optimized for vibration resistance and ultra-robust offset stability.

The angular rate sensor is based on the Coriolis vibratory gyroscope principle: High-frequency electrostatic forces generate an oscillation of two seismic masses controlled by a closed loop drive system. When rotating around the nominal axis, the Coriolis forces acting on the oscillators can be measured by capacity changes in the detection system.

The acceleration sensor consists of movable comb-like seismic masses suspended from silicon spring bars and fixed counter-electrodes. As a result of external forces acting on the vehicle, deflections of the seismic masses along the sensitive axis generate changes in the capacity of the system.

VARIANTS

The SMI705 combined inertial sensor contains the angular rate sensor (Ω_z) from the SMI700 and the acceleration sensor (a_{xy}) from the SMI710.

MEASUREMENT CHARACTERISTICS

Measurement axis	a_{xy}	Ω_z
Measurement range	$\pm 5.0\text{ g}$	$\pm 300^\circ/\text{s}$
Sensitivity (nominal)	5,000 LSB/g	100 LSB/ $^\circ/\text{s}$
Sensitivity variation ¹	$\pm 3\%$	$\pm 3\%$
Offset variation ¹	$\pm 50\text{ mg}$	$\pm 3^\circ/\text{s}$
Noise (rms)	6 mg	$\pm 0.1^\circ/\text{s}$

TECHNICAL CHARACTERISTICS

Communication	SPI, PSi5, CAN
-3dB corner frequency ²	either 11, 18, 21 or 77 Hz
Start-up time ³	max. 400 ms

OPERATING CONDITIONS

Supply voltage (digital)	3.3 V / 5 V
Supply current (SPI, PSi5)	< 29 mA
Operating temperature	-40 °C to +125 °C

¹ Over lifetime and temperature

² Nominal f-3dB for the rate channel corresponding to programmable filter settings

³ Depends on filter setting and interface – here: incl. up to 3 self-tests for 77 Hz setting

Abbildung A.2: Datenblatt SMI7 [BSb]

A.2 Crash-Szenario seitlicher Aufprall auf PKW



Abbildung A.3: Crash-Szenario seitlicher Aufprall auf PKW mit 20 km/h

A.3 Crash-Erkennung mittels Consumer-Sensor

Abbildung A.4 zeigt das Szenario *seitlicher Aufprall PKW mit 20 km/h auf Pedelec*. Dabei ist bei Sample $3.375 \cdot 10^4$ zu erkennen, dass zunächst ein Trigger-Signal (rot) in y-Richtung (seitlich) erkannt wird. Hierdurch kann eine korrekte Crash-Klassifizierung als seitlicher Crash erfolgen.

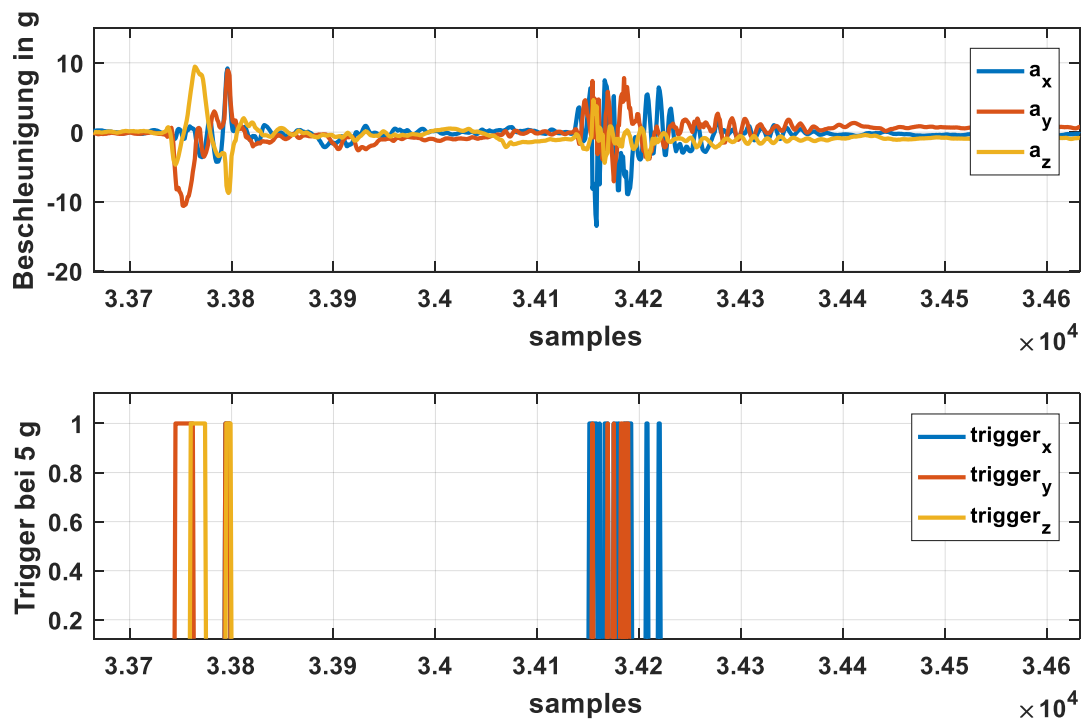


Abbildung A.4: Gefilterte Crash- und Trigger-Signale: Seitlicher Crash

A.4 Validierung eines Crash-Simulationsmodells

A.4.1 Mehrkörper-Simulationsmodelle

Abbildung A.5 zeigt die *realen Crashtest-Räder* und die *nachgebildeten Mehrkörper-Simulationsmodelle*. Die Markierungen 1-5 zeigen dabei *virtuelle Sensorpositionen* an, für welche Beschleunigungen und Drehraten simuliert werden können.

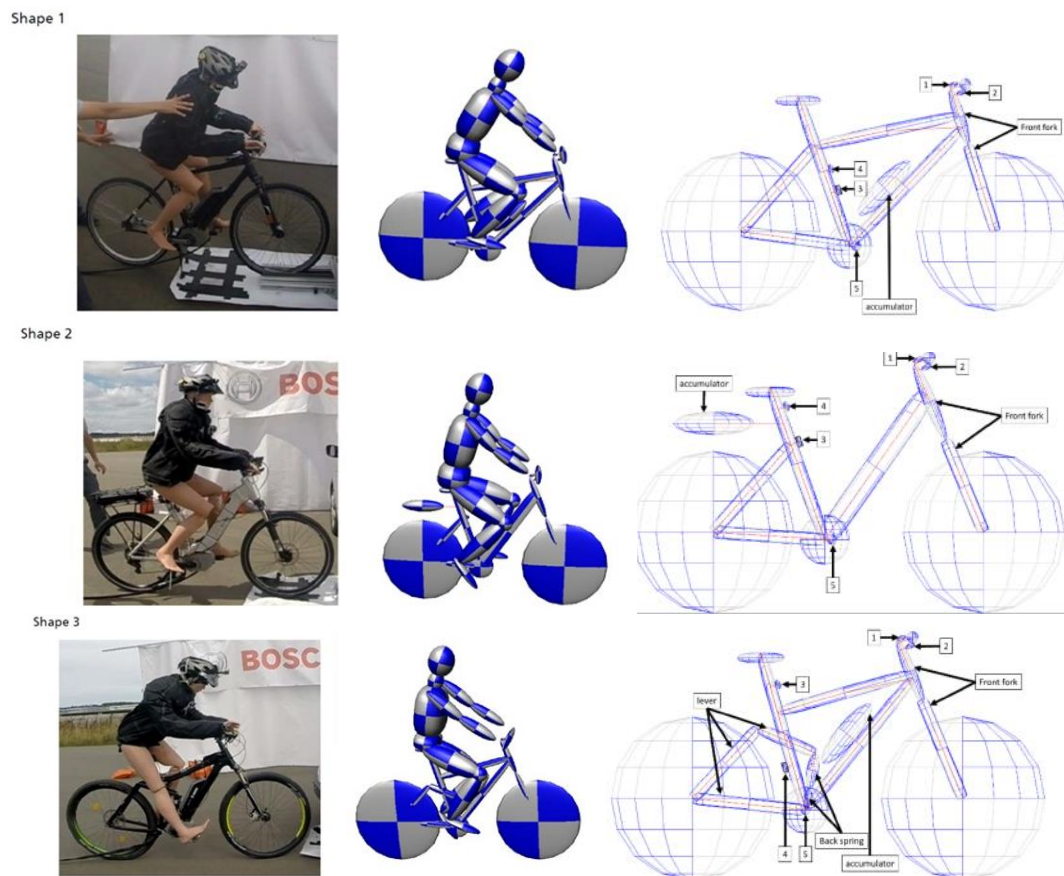


Abbildung A.5: Mehrkörpermodelle und reale Crashtest-Räder: Trekkingrad, Tiefensteiger und Fully

A.4.2 Simulationsergebnisse

Abbildung A.6 zeigt in Momentaufnahmen einen Vergleich der Visualisierung der Simulation und des tatsächlichen Crashes. In diesem Fall stimmen Simulation und Realität sehr gut überein.

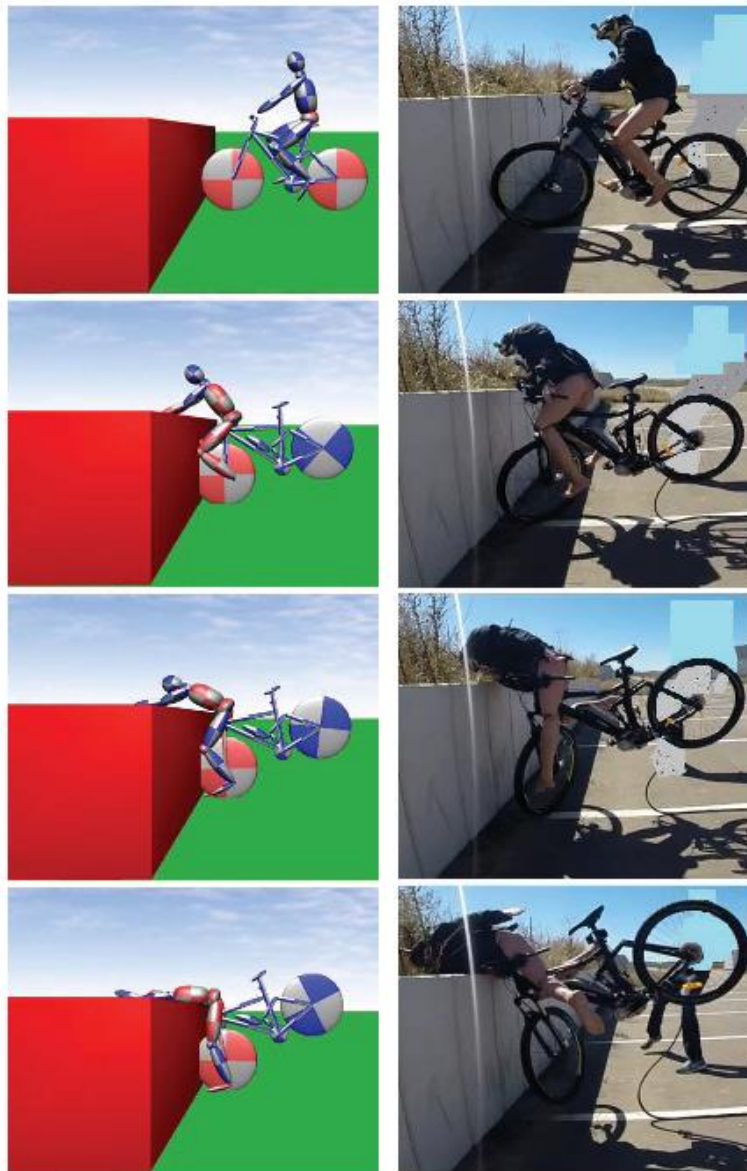


Abbildung A.6: Vergleich Visualisierung der Simulation und realer Crash

A.4.3 Unplausible Simulationsergebnisse

Abbildung A.7 zeigt unplausible Simulationsergebnisse eines Crashes, welche nicht zu den realen Referenzdaten passen.

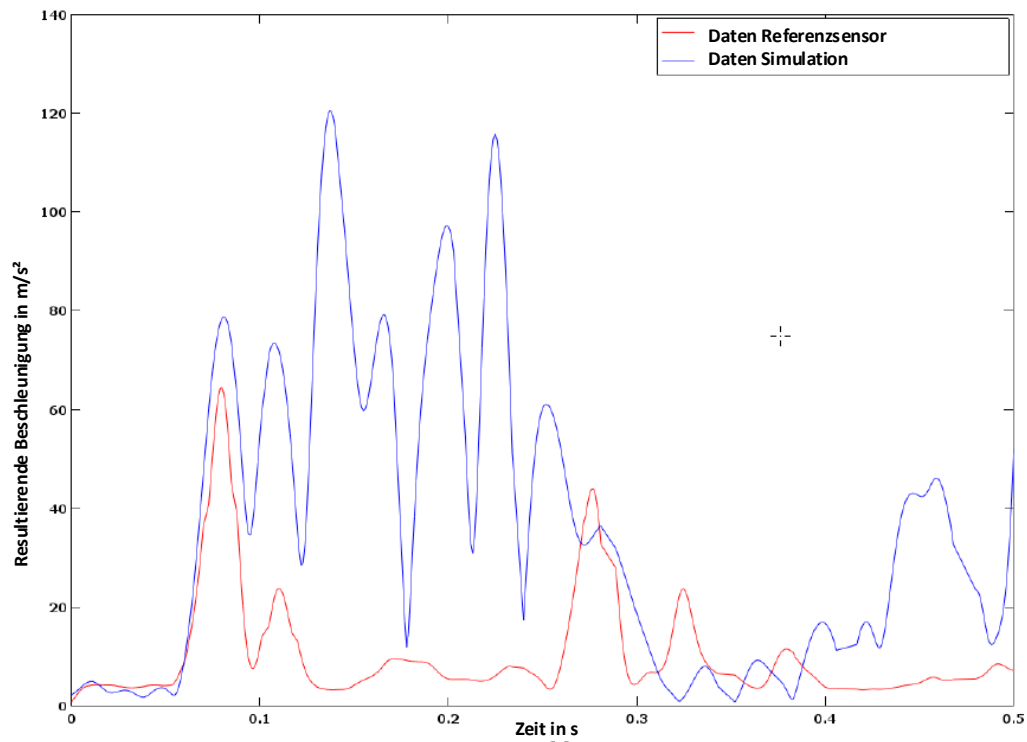
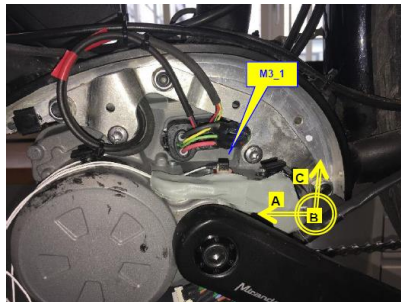


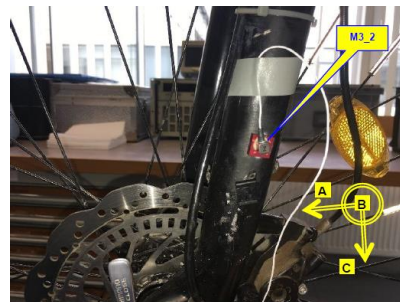
Abbildung A.7: Unplausible Crash-Simulationsergebnisse

A.5 Auswertung der HF-Messungen

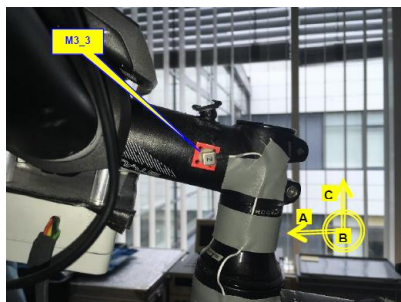
A.5.1 Anbaupositionen HF-Sensoren



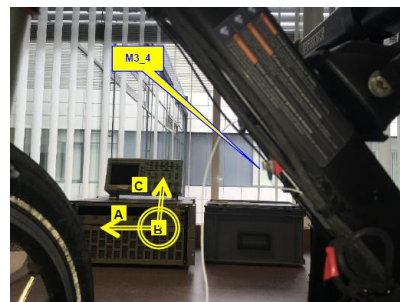
M3_1: Gehäuse Drive Unit



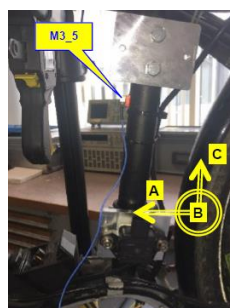
M3_2: Federgabel



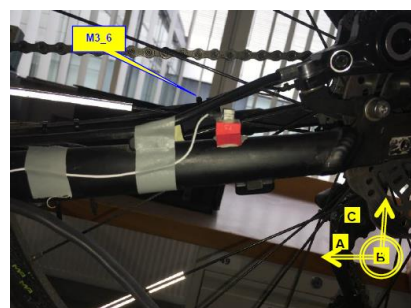
M3_3: Lenkervorbau



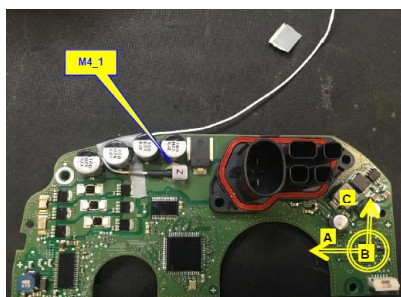
M3_4: Unterrohr



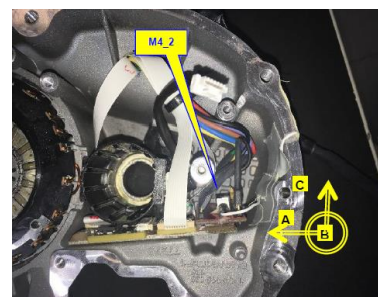
M3_5: Sattelrohr



M3_6: Kettenstrebe



M4_1: Leiterplatte Drive Unit (PCB)



M4_2: Leiterplatte Sensorcluster

Abbildung A.8: Anbaupositionen HF-Sensoren

A.5.2 Bedeutung der Messergebnisse für MEMS-Sensorik

Abbildung A.9 zeigt die Simulationsergebnisse für das einfache MEMS-Modell für die z-Richtung für alle Szenarien und die Anbauorte Leiterplatte DU, Sattelrohr, Gabel und Kettenstrebe. Dabei ist zu erkennen, dass nur wenige kritische Werte außerhalb der rot gestrichelten Linie liegen. Deshalb kann auch dieses Simulationsergebnis insgesamt als unkritisch betrachtet werden.

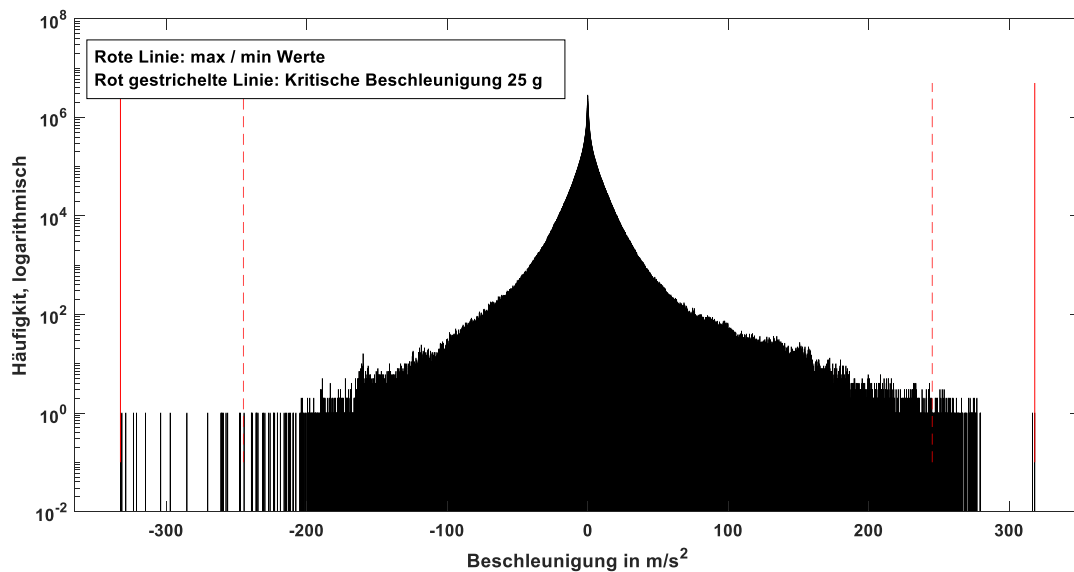


Abbildung A.9: Simulationsergebnisse einfaches MEMS-Modell für z-Richtung, alle Szenarien und Anbauorte Leiterplatte DU, Sattelrohr, Gabel und Kettenstrebe

A.5.3 Sensorfehler und Sensitivitätsanalyse

Abbildung 4.46 zeigt für die Sensorfehler

- 1 Offset Beschleunigung negativ
- 2 Offset Beschleunigung positiv
- 3 Sensitivität Beschleunigung negativ
- 4 Sensitivität Beschleunigung positiv
- 5 Crosstalk Beschleunigung negativ
- 6 Crosstalk Beschleunigung positiv
- 7 Noise Beschleunigung negativ
- 8 Noise Beschleunigung positiv
- 9 Sensitivität Drehrate negativ
- 10 Sensitivität Drehrate positiv
- 11 Crosstalk Drehrate negativ
- 12 Crosstalk Drehrate positiv
- 13 Noise Drehrate negativ
- 14 Noise Drehrate positiv
- 15 Offset Drehrate negativ
- 16 Offset Drehrate positiv

die Simulationsergebnisse der Winkelfehler.

	mean_diff_Pitch_Kal	std_diff_Pitch_Kal	max_diff_Pitch_Kal	min_diff_Pitch_Kal	mean_diff_Roll_Kal	std_diff_Roll_Kal	max_diff_Roll_Kal	min_diff_Roll_Kal
1	3.0793	4.4937	12.0170	-10.2759	-2.3362	3.5271	8.0526	-12.2215
2	-3.1022	5.9511	14.7944	-15.2867	-1.1064	4.9238	15.3703	-11.8577
3	-0.0087	0.0096	0.0211	-0.0317	-0.0016	0.0069	0.0279	-0.0171
4	-0.0095	0.0106	0.0232	-0.0349	-0.0017	0.0075	0.0307	-0.0189
5	-0.2299	0.4677	1.0672	-1.1375	0.0306	0.4513	1.2185	-0.9547
6	-0.2688	0.4273	0.9773	-1.1616	0.0099	0.4256	1.1314	-0.8473
7	-3.6998e-05	8.4573e-04	0.0013	-0.0014	-9.1867e-06	8.6483e-04	0.0016	-0.0015
8	-1.1770e-05	8.4537e-04	0.0014	-0.0014	1.0393e-05	8.6390e-04	0.0014	-0.0016
9	-0.0274	0.0662	0.1539	-0.2915	0.0298	0.1241	0.3457	-0.3302
10	-0.0302	0.0728	0.1691	-0.3206	0.0324	0.1364	0.3801	-0.3631
11	-0.8384	0.9474	2.0664	-3.2762	0.0687	1.1211	3.9840	-3.9632
12	-0.7429	0.8518	1.8091	-2.8396	0.1929	0.9387	3.1972	-2.9830
13	-7.8303e-08	5.3395e-06	1.0271e-05	-8.9422e-06	6.2626e-08	5.2369e-06	8.6959e-06	-8.2101e-06
14	7.8303e-08	5.3395e-06	8.9422e-06	-1.0271e-05	-6.2626e-08	5.2369e-06	8.2101e-06	-8.6959e-06
15	0.0436	0.0685	0.2247	-0.1407	-0.0305	0.0863	0.2067	-0.2058
16	-0.0436	0.0683	0.1405	-0.2247	0.0274	0.0872	0.2059	-0.2068

Abbildung A.10: Sensitivitätsanalyse Sensorfehler

A.6 Nutzung der Inertialsensorik zur Untersuchung der Fahrdynamik

A.6.1 Kritische Situationen durch Bremsingriffe

Abbildung A.11 zeigt die Heatmap für die reale Fahrsituation der *fehlerhaften Schätzung* mit einem Rollwinkel von $2,3^\circ$. Dabei ergibt sich eine maximal auftretende Querbeschleunigung bei einer gleichmäßigen Kurvenfahrt von $2,7 \text{ m/s}^2$, was zu einer verbleibenden Längsbeschleunigung $F_{x,\text{fehlerhaft}}$ für einen Bremsvorgang von $-6,4 \text{ m/s}^2$ führt.

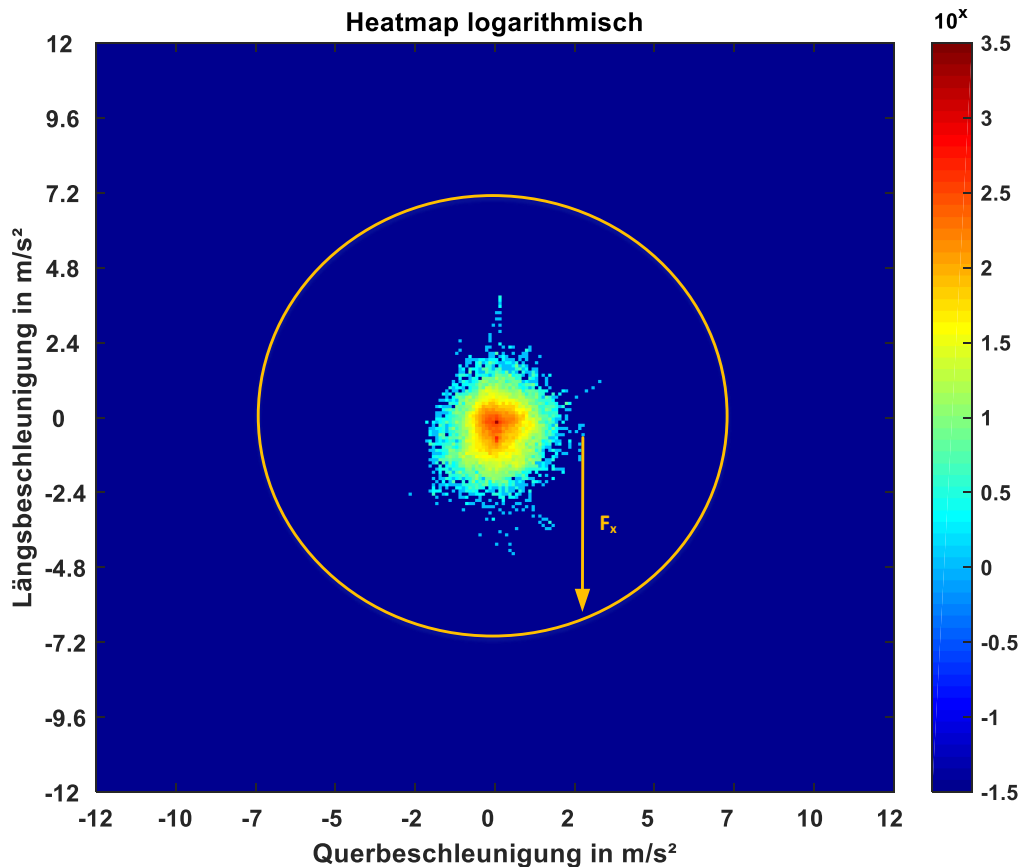


Abbildung A.11: Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer

Abbildung A.12 zeigt die Darstellung der Heatmap zur Ermittlung der maximalen Längsbeschleunigung für den fehlerhaft geschätzten Fall von $19^\circ - 4,4^\circ = 14,6^\circ$.

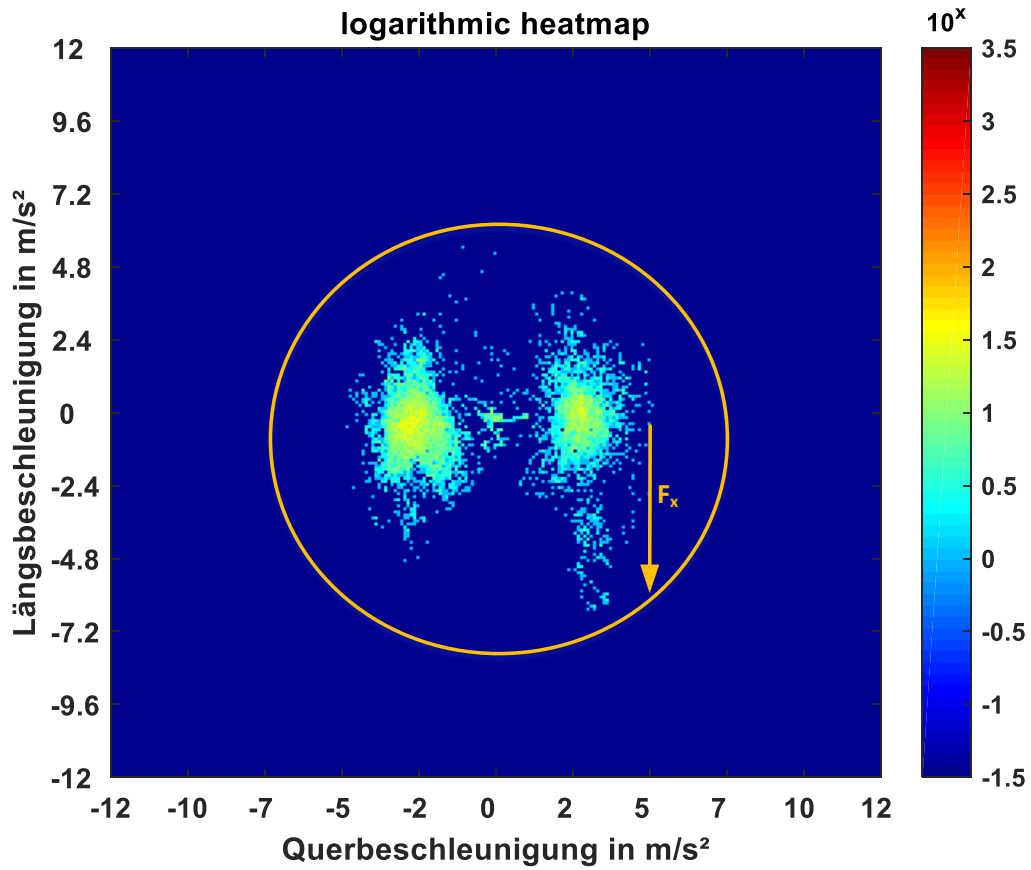


Abbildung A.12: Beschleunigungen Kurvenfahrt Normalfahrer für 15° Rollwinkel

A.7 Einfluss des Fahrer-Schwerpunkts in kritischen Situationen

Abbildung A.13 zeigt eine Kurvenfahrt mit extrem aufrechten Pedelec und somit starker Neigung des Oberkörpers zur Kurvenmitte. Dabei ist ein positiver Winkel der Markierung 3 im Lendenwirbelbereich erkennbar, wohingegen die Markierungen 1 und 2 im Bereich der Brustwirbelsäule negative Winkel aufweisen. Dies lässt sich durch ein aktives *nach außen Drücken* des Pedelecs mit der Hüfte und gleichzeitiges *nach innen Lehnen* des Oberkörpers erklären.

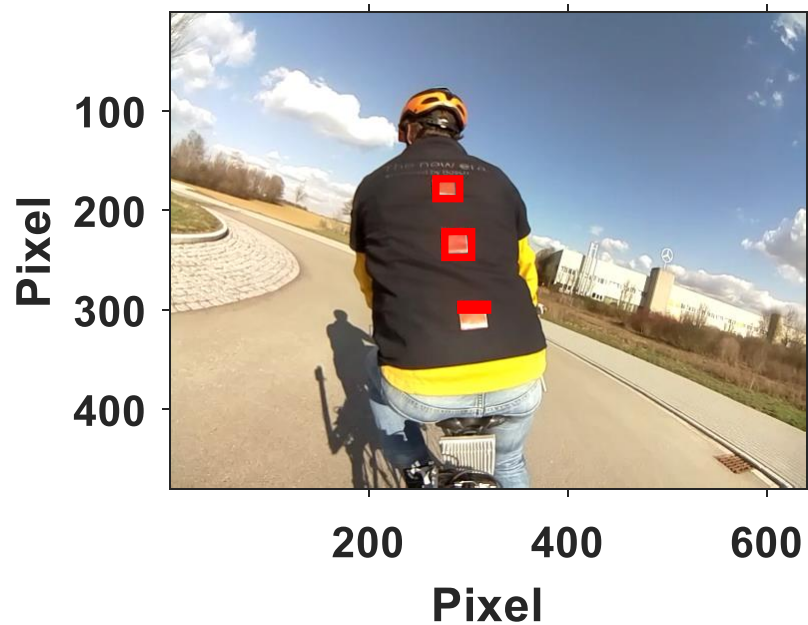


Abbildung A.13: Bildererkennung Referenzfahrt Oberkörperneigung in Linkskurve mit minimalem Winkel

Literaturverzeichnis

- [ACDP10] M.N. Armenise, C. Ciminelli, F. Dell’Olio, and V. Passaro. *Advances in gyroscope technologies*. Springer Science & Business Media, 2010.
- [Bau14] F. Baumgartner. *Spurverhalten von Motorfahrzeugen in Kurven: Zusammenhänge zwischen Spurtypen, Unfallgeschehen und Kurvengeometrie*. PhD thesis, ETH Zurich, 2014.
- [BB06] B. Breuer and K.H. Bill. *Bremsenhandbuch: Grundlagen, Komponenten, Systeme, Fahrdynamik*. Springer-Verlag, 2006.
- [BeSa] Bosch eBike Systems. Bosch eBike ABS. <https://www.bosch-ebike.com/de/produkte/abs/>. Besucht am 04.04.2019.
- [BeSb] Bosch eBike Systems. Produkte: Active Line. <https://www.bosch-ebike.com/de/produkte/active-line/>. Besucht am 04.04.2019.
- [BH97] R.G. Brown and P.Y. Hwang. *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*. John Wiley & Sons, New York, 1997.
- [Bie12] C. Bielmeier. *Fahrradphysik. Faculty of Physics and Astronomy, Julius-Maximilians-University Würzburg*, 2012.
- [BJC⁺10] G.P. Bretting, H.P. Jansen, M. Callahan, J. Bogler, and J. Prunkle. Analysis of bicycle pitch-over in a controlled environment. *SAE International Journal of Passenger Cars-Mechanical Systems*, 3(2010-01-0064):57–71, 2010.
- [BMSa] Bosch Mobility Solutions. Bosch Lenkwinkelsensor. <https://www.bosch-mobility-solutions.de/de/produkte-und-services/pkw-und-leichte-nutzfahrzeuge/>

- fahrsicherheitssysteme/elektronisches-stabilit%C3%A4tsprogramm/lenkwinkelsensor/. Besucht am 02.04.2019.
- [BMSb] Bosch Mobility Solutions. Motorrad-Stabilitätskontrolle. <https://www.bosch-mobility-solutions.de/de/produkte-und-services/zweiraeder-und-powersports/fahrsicherheitssysteme/motorrad-stabilit%C3%A4tskontrolle/>. Besucht am 10.04.2019.
- [BMSc] Bosch Mobility Solutions. Peripheral Acceleration Sensor. <https://www.bosch-mobility-solutions.com/en/products-and-services/passenger-cars-and-light-commercial-vehicles/driving-safety-systems/pedestrian-protection/peripheral-acceleration-sensor/>. Besucht am 04.04.2019.
- [BP] Bosch Presse. MM5.10. <https://www.bosch-presse.de/pressportal/de/de/neuer-schraeglagensensor-su-mm5-10-fuer-motorraeder-41965.html>. Besucht am 11.04.2019.
- [BSa] Bosch Semiconductors. SMI130. <http://www.bosch-semiconductors.com/automotive-mems-sensors/driver-information-systems/smi130/>. Besucht am 04.04.2019.
- [BSb] Bosch Semiconductors. SMI7. <http://www.bosch-semiconductors.com/automotive-mems-sensors/vehicle-dynamics-systems/smi700/>. Besucht am 04.04.2019.
- [BSc] Bosch Sensortec. BMI160. https://www.bosch-sensortec.com/bst/products/all_products/bmi160. Besucht am 04.04.2019.
- [BSB05] P. Barzel, H.-C. Smolik, and M. Bollschweiler. *Die neue Fahrradtechnik*. BVA Bielefelder Verlag, 2005.
- [CLM14] V. Cossalter, R. Lot, and M. Massaro. Motorcycle dynamics. *Modeling, Simulation and Control of Two-Wheeled Vehicles*, pages 1–42, 2014.
- [CSA⁺14] S. Candefjord, L. Sandsjö, R. Andersson, N. Carlborg, A. Szakal, J. Westlund, and B. A. Sjöqvist. Using Smartphones to Monitor

- Cycling and Automatically Detect Accidents - Towards eCall Functionality for Cyclists. In *International Cycling Safety Conference (ICSC2014)*, 3rd, 2014, Gothenburg, Sweden, 2014.
- [DGW18] F. Dauer, D. Görges, and A. Wienss. Experimental analysis of sensor requirements for ebike rider assistance systems. In *2018 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*. IEEE, 2018.
- [DS88] Der Spiegel. Verzögerte Panik, 28.03. 1988.
- [ebi] ebike-info. Studie und Statistik: E-Bikes nicht gefährlicher. <https://www.e-bikeinfo.de/e-bike-news/elektro-raeder-nicht-gefaehrlicher120>. Besucht am 02.04.2019.
- [EG] Richtlinie EG. Richtlinie 2002/24/EG des Europäischen Parlaments und des Rates vom 18. März 2002 über die Typgenehmigung für zweirädrige oder dreirädrige Kraftfahrzeuge und zur Aufhebung der Richtlinie 92/61/EWG des Rates, (ABl. L 124 vom 9.5.2002, S. 1)).
- [EUe] Verordnung (EU) 2015/758 Des Europäischen Parlaments und des Rates vom 29. April 2015.
- [FT] B. Flaig and M. Tauscher. Fahrrad-Monitor Deutschland 2017. https://www.ziv-zweirad.de/fileadmin/redakteure/Downloads/PDFs/PK-2019_21-03-2019_Praesentation.pdf. Besucht am 01.04.2019.
- [FZ18] H. Fouejieu-Zebaze. Entwicklung einer fernsteuerbaren Testumgebung zur Analyse von Pedelec-Fahrsituationen, Universität Siegen, Lehrstuhl für Leistungselektronik. Master's thesis, 2018.
- [Gab19] D. Gabriel. Entwicklung einer fernsteuerbaren Testumgebung zur Analyse der Fahrdynamik eines Fahrrades, Institut für Verbrennungsmotoren und Kraftfahrwesen Stuttgart, Lehrstuhl für Kraftfahrzeugmechatronik. Master's thesis, 2019.
- [Gar] Garmin. Garmin Edge Explore Fahrradnavi. <https://www.garmin.com/de-DE/newsroom/pressreleases/der->

- tourenguide-am-lenker-garmin-edge-explore-fahrradnavi-2570902. Besucht am 02.04.2019.
- [GMR16] M. Gressmann, E. Müller, and L. Retzbach. *Fachwissen E-Bike*. Europa Lehrmittel, 2016.
- [GMVT01] L. Gauthier, P. Michel, and J. Ventura-Traveset. Egnos: The first step in europe’s contribution to the global navigation satellite system. *ESA Bulletin*, 2001.
- [GP12] F. Giubilato and N. Petrone. A method for evaluating the vibrational response of racing bicycles wheels under road roughness excitation. *Procedia Engineering*, 34:409–414, 2012.
- [Hai] Haibike. eConnect. <https://www.haibike.com/de/de/service-und-beratung/econnect>. Besucht am 02.04.2019.
- [Hän16] A. Händel. Aufbau und Validierung eines Lenkeingriff bei Zweirädern, RWTH Aachen, Lehrstuhl für Production Engineering of E-Mobility Components. Master’s thesis, 2016.
- [HEG08] B. Heiβing, M. Ersoy, and S. Gies. *Fahrwerkhandbuch- Grundlagen, Fahrdynamik, Komponenten, Systeme, Mechatronik, Perspektiven*. Vieweg+ Teubner, Wiesbaden, 2008.
- [Hof13] C. Hoffmann. *Fahrwerkhandbuch- Unterteilung der Fahrwerkregel-systeme*. Springer Vieweg Verlag, 2013.
- [JJ07] A. Jarašūniene and G. Jakubauskas. Improvement of road safety using passive and active intelligent vehicle safety systems. *Transport*, 22(4):284–289, 2007.
- [JO13] S. Joo and C. Oh. A novel method to monitor bicycling environments. *Transportation research part A: policy and practice*, 54:1–13, 2013.
- [KEHT14] D. Khattab, H.M. Ebied, A.S. Hussein, and M.F. Tolba. Color image segmentation based on different color space models using automatic grabcut. *The Scientific World Journal*, 2014.

- [KMV⁺17] S. Klug, A. Moia, A. Verhagen, D. Georges, and S. Savaresi. Control-oriented modeling and validation of bicycle curve dynamics with focus on lateral tire parameters. In *IEEE Conference on Control Technology and Applications (CCTA)*, pages 86–93, 2017.
- [KS13] F.K. Kneubühl and D.P. Scherrer. *Lineare und nichtlineare Schwingungen und Wellen*. Springer-Verlag, 2013.
- [LCM12] R. Lot, V. Cossalter, and M. Massaro. Real-time roll angle estimation for two-wheeled vehicles. In *ASME 2012 11th Biennial Conference on Engineering Systems Design and Analysis*, pages 687–693. American Society of Mechanical Engineers, 2012.
- [LSLL17] T. Lipowsky, J. Stegmaier, M. Lang, and P. Li. Simulative potential assessment of regenerative braking with electric bicycles under consideration of realistic boundary conditions. In *2017 International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM)*, pages 1–7. IEEE, 2017.
- [Mai18] O. Maier. Modellbasierte Entwicklung eines aktiven Sicherheitssystems für elektrifizierte Fahrräder. *KIT Scientific Publishing*, 2018.
- [Met10] L.D. Metz. Road bicycle dynamics in the presence of idealized roadway irregularities. Technical report, SAE Technical Paper, 2010.
- [MHS⁺10] J.K. Moore, M. Hubbard, A.L. Schwab, J.D.G. Kooijman, and D.L. Peterson. Statistics of bicycle rider motion. *Procedia Engineering*, 2(2):2937–2942, 2010.
- [MHV11] S.O.H. Madgwick, A.J.L. Harrison, and R. Vaidyanathan. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. In *2011 IEEE international conference on rehabilitation robotics*, pages 1–7. IEEE, 2011.
- [MKSH11] J. K. Moore, J.D.G. Kooijman, A.L. Schwab, and M. Hubbard. Rider motion identification during normal bicycling by means of principal component analysis. *Multibody System Dynamics*, 25(2):225–244, 2011.

- [MLC⁺14] S. Mohanty, A. Lee, T. Carvalho, L. Dias, and G. Lovegrove. A global review of current instrumented probe bicycle (ipb) technology and research. In *International Cycling Safety Conference (ICSC2014), 3rd, 2014, Gothenburg, Sweden, 2014*.
- [MPRS07] J.P. Meijaard, Jim M Papadopoulos, Andy Ruina, and A.L Schwab. Linearized dynamics equations for the balance and steer of a bicycle: a benchmark and review. *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 463(2084):1955–1982, 2007.
- [MPSW16] O. Maier, M. Pfeiffer, S. Scharpf, and J. Wrede. Conditions for nose-over and front wheel lockup of electric bicycles. In *2016 11th France-Japan & 9th Europe-Asia Congress on Mechatronics (MECATRONICS)/17th International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM)*, pages 219–224. IEEE, 2016.
- [OMPMP12] M. Olieman, R. Marin-Perianu, and M. Marin-Perianu. Measurement of dynamic comfort in cycling using wireless acceleration sensors. *Procedia Engineering*, 34:568–573, 2012.
- [PBM⁺18] I. P. Prikhodko, B. Bearss, C. Merritt, J. Bergeron, and C. Blackmer. Towards self-navigating cars using mems imu: Challenges and opportunities. In *2018 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems (INERTIAL)*, pages 1–4, March 2018.
- [Por19] Nyon Portal. Interne Datenanalyse Bosch eBike Systems: 20.292.753,446 km, 32589 User, 2019.
- [Rei11] K. Reif. Bosch Autoelektrik und Autoelektronik: Bordnetze, Sensoren und elektronische Systeme. 6. *Bosch, Vieweg+ Teubner Verlag; Auflage: 6., überarb. u. erw. Aufl. 2011*, 2011.
- [RT17] A. Rasouli and J. Tsotsos. The effect of color space selection on detectability and discriminability of colored objects. *arXiv:1702.05421*, 2017.
- [SA13] A. L. Schwab and N. Appleman. Dynamics and control of a steer-by-wire bicycle. In *Proceedings, Bicycle and Motorcycle Dynamics*,

- 2013.
- [SB] Susanne Brüsch. Pedelecs: Fahrzeuge der Zukunft. <http://extraenergy.org/main.php?language=de&category=information&subcateg=21&id=22%20Susanne%20Br%C3%BCsch>. Besucht am 04.04.2019.
- [Shi] Shimano. Scylence silent hub. <https://bike.shimano.com/en-EU/technologies/component/details/new-tech-scylence.html>. Besucht am 01.04.2019.
- [SM13] A. L. Schwab and J. P. Meijaard. A review on bicycle dynamics and rider control. *Vehicle System Dynamics*, 51(7):1059–1090, 2013.
- [SMK12] A. L. Schwab, J. P. Meijaard, and J. D.G. Kooijman. Lateral dynamics of a bicycle with a passive rider model: stability and controllability. *Vehicle System Dynamics*, 50(8):1209–1224, 2012.
- [SO17] Straßenverkehrs-Ordnung. Verkehrs-Verlag Fischer, Düsseldorf, 2017.
- [SPFB⁺17] K. Schleinitz, T. Petzoldt, L. Franke-Bartholdt, J. Krems, and T. Gehlert. The german naturalistic cycling study, comparing cycling speed of riders of different e-bikes and conventional bicycles. *Safety Science*, 92:290 – 297, 2017.
- [SPS16] K. Schröter, R. Pleß, and P. Seiniger. Vehicle dynamics control systems for motorcycles. *Handbook of Driver Assistance Systems: Basic Information, Components and Systems for Active Safety and Comfort*, pages 969–1006, 2016.
- [SSL⁺12] M. Schlipfing, J. Salmen, B. Lattke, K.G. Schröter, and H. Winner. Roll angle estimation for motorcycles: Comparing video and inertial sensor approaches. In *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 500–505. IEEE, 2012.
- [Staa] Statista. Anzahl der Verunglückten bei Unfällen in Deutschland in den Jahren 1980 bis 2018 nach Art der Strassenverkehrsbeteiligung. <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/>

- 183/umfrage/verunglueckte-bei-unfaellen-nach-art-der-strassenverkehrs-beteiligung/. Besucht am 02.04.2019.
- [Stab] Statista. Besitzen Sie oder planen Sie die Anschaffung eines E-Bikes? <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/872256/umfrage/umfrage-zur-anschaffung-eines-e-bikes-in-deutschland/>. Besucht am 01.04.2019.
- [Stac] Statista. Number of electric bicycles sold in the European Union (EU) from 2006 to 2016. <https://www.statista.com/statistics/397765/electric-bicycle-sales-in-the-european-union-eu/>. Besucht am 02.04.2019.
- [Sto10] J. Stoffregen. *Motorradtechnik: Grundlagen und Konzepte von Motor, Antrieb und Fahrwerk*. Springer-Verlag, 2010.
- [StV] StVZO. §63a Abs. 1 StVZO, Art. 2 Nr. 8 der Verordnung vom 18. Mai 2017.
- [SW] Stiftung Warentest. E-Bikes und Pedelecs: Radeln unter Strom. <https://www.test.de/Fahrradtechnik-im-Ueberblick-in-die-Gaenge-kommen-1791218-4531304/>. Besucht am 27.03.2019.
- [Tha18] M. Thanheiser. Untersuchung von Applikationsmöglichkeiten von Inertialsensoren an Pedelecs, Hochschulcampus Tuttlingen, Fakultät Industrial Technologies. Master's thesis, 2018.
- [TRI] TRID. Automatischer Notruf fürs Motorrad. <https://trid.trb.org/view/1415913>. Besucht am 25.03.2019.
- [UED17] M. Urban, C.T. Erbsmehl, and F. Dauer. Generating and validating multibody simulation models of e-bikes for pc-crash. *26. EVU Conference, Haarlem*, 2017.
- [Uns00] M. Unser. Sampling-50 years after shannon. *Proceedings of the IEEE*, 88(4):569–587, 2000.
- [WDMW17] A. Wienss, F. Dauer, O. Maier, and G. Widmaier. Bicycle dynamics during critical braking manoeuvre on road surfaces with high friction. *Proceedings, International Cycling Safety Conference*, 2017.

- [WPS11] F. Wild-Pfeiffer and B. Schäfer. Mems-sensoren, auch für die geodäsie. *Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement (zfv)*, 136(1):30–39, 2011.
- [YC18] H.Y. Yalic and A.B. Can. Automatic object segmentation on rgb-d data using surface normals and region similarity. In *VISIGRAPP (4: VISAPP)*, pages 379–386, 2018.
- [Zwe] Zweirad-Industrie-Verband. Wirtschaftspressekonferenz am 21. März 2019 in Berlin. https://www.ziv-zweirad.de/fileadmin/redakteure/Downloads/PDFs/PK-2019_21-03-2019_Praesentation.pdf. Besucht am 04.04.2019.

Lebenslauf

Persönliche Daten:

Name: Felix Dauer

Ausbildung:

04/2016 bis 04/2019 Doktorand bei Bosch eBike Systems, Reutlingen:
„Prüfung und Optimierung sicherheitsbezogener
Fahrerassistenzsysteme für eBikes“

04/2010 bis 04/2016 Diplomstudium Elektrotechnik an der TU Kaiserslautern
mit Abschluss: Dipl.-Ing. Elektrotechnik

2000 bis 2009 Trifelsgymnasium Annweiler, Abschluss mit Abitur

Praktische Erfahrung:

Seit 06/2019 Software-Funktionsentwickler bei Bosch eBike Systems,
Reutlingen

09/2015 bis 04/2016 Diplomarbeit bei Bosch eBike Systems, Reutlingen:
„Aufbau einer eBike- Testumgebung für
Fahrerassistenzsysteme“

01/2015 bis 08/2015 Auslandssemester in Spanien, Valencia

09/2014 bis 12/2014 Fachpraktikum bei Bosch Battery Systems in Stuttgart:

08/2012 bis 08/2014 Studienarbeit: Identifikation des äußeren therm.
Widerstandes einer eigenbelüfteten ASM bei variabler
Drehzahl
Seminar: Energiemanagement in Plug-In-Hybridfahrzeugen,
Hiwi-Tätigkeit beim Lehrstuhl „Mechatronik und Elektrische
Antriebssysteme“