

TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN

Institut für Informatik

Straßenumfeldmodellierung durch Fusion
und Interpretation von Sensordaten
zur spurgenaue Positionierung des Fahrzeugs

Dipl.-Inf. Christina Renate Simon

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Informatik der
Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen
Grades eines Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)
genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Dr. Helmut Krcmar
Prüfer der Dissertation: 1. Univ.-Prof. Gudrun J. Klinker, Ph.D.
2. Univ.-Prof. Dr. Thomas Wunderlich

Die Dissertation wurde am 22.12.2011 bei der
Technischen Universität München
eingereicht und durch die Fakultät für Informatik
am 22.04.2012 angenommen.

Danksagung

Dieses Kapitel ist denjenigen Personen gewidmet, die mich bei meiner Dissertation unterstützt haben.

Zunächst möchte ich mich bei Frau Prof. Gudrun Klinker bedanken, die mich von Seiten der Technischen Universität München betreut und durch ihre aufmunternden Gespräche immer wieder bestärkt hat. Zudem möchte ich Herrn Prof. Thomas Wunderlich danken, der mir durch seine Anregungen und Hinweise zu meiner Arbeit eine sehr große Hilfe war.

Ein großer Dank gilt Gernot Rüb, der mir die Chance zur Erstellung dieser Dissertation gegeben und mich in der ersten Hälfte der Arbeit seitens Audi betreut hat. Zudem möchte ich Dr. Martin Meyer danken, der mir die Doktorandenstelle bei der AUDI AG ermöglichte. Andreas Reich danke ich für seine Unterstützung während meiner Arbeit. Sein Verständnis sowie die geschaffenen Freiräume haben mir sehr geholfen. Ein Dank gilt ebenso Dr. Patrick Heinemann, der mich in der zweiten Phase der Dissertation betreut hat.

Des Weiteren bedanke ich mich bei meinen Kollegen, insbesondere Sebastian Koch, Sven Thomas, Martin Hüttinger, Simon Ursoff und Marius Jansen für die kreative Zusammenarbeit und förderlichen Diskussionen, die mir bei der Umsetzung des Themas geholfen haben. Zudem gilt ein Dank Dr. Martin Roehder und allen Mitarbeitern der AEV-3 für ihre Unterstützung und stets nette und hilfsbereite Art.

Ganz besonders möchte ich mich bei meinen Eltern für die jahrelange liebevolle Unterstützung während meiner Ausbildung herzlich bedanken. Bei meiner Mutter, meiner Schwester Stefanie und meinem Ehemann Kay möchte ich mich für das unermüdliche Korrekturlesen der Arbeit herzlich bedanken. Zudem möchte ich Kay für sein Verständnis und die aktive Unterstützung danken.

Inhaltsverzeichnis

Danksagung	I
Kurzfassung	VII
Abstract	IX
1. Einleitung und Motivation	1
1.1. Zielsetzung	4
1.2. Aufbau	4
1.2.1. Herangehensweise	4
1.2.2. Grundlage der Auswertungen	9
2. Datenquellen	15
2.1. Eigenbewegungsdaten	16
2.2. Multifunktionskamera	20
2.3. Fernbereichsradar	24
2.4. Navigationssystem	26
2.4.1. Kartendaten	26
2.4.2. Positionierung	31
2.5. Zusammenfassung	42
3. Umfeldmodellierung	43
3.1. Streckenkrümmungsvorausschau	44
3.1.1. Klothoiden	49
3.1.2. Streckenkrümmungsvorausschau aus der Linienerken- nung	55
3.1.3. Streckenkrümmungsvorausschau aus Objektdaten	62
3.1.4. Fusion der Streckenkrümmungsprädiktionen im Nah- bereich	67
3.1.5. Fusion der Streckenkrümmungsprädiktionen	67

Inhaltsverzeichnis

3.1.6. Auswertung	74
3.2. Linienmodell	79
3.2.1. Extended Kalman Filter zur Verfolgung der Fahr- bahnmarkierungen	80
3.2.2. Auswertung	87
3.3. Objektmodell	91
3.4. Zusammenfassung	95
4. Dateninterpretation	97
4.1. Spurwechselerkennung	97
4.1.1. Auswertung	99
4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren	100
4.2.1. Fahrtrichtungsbestimmung mit Hilfe von Linienda- ten	101
4.2.2. Fahrtrichtungsbestimmung mit Hilfe von Objektda- ten	121
4.2.3. Fusion der Interpretationen aus Linien- und Objekt- daten	136
4.3. Zusammenfassung	146
5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur	147
5.1. Verwertung des Spurwechsels	147
5.1.1. Auswertung	148
5.2. Hinzufügen von Kartendaten	153
5.2.1. Erweiterung durch Attribute aus Prädiktive Strecken- daten (PSD)	154
5.2.2. Erweiterung durch aktuell verfügbare Kartenattri- bute in der Navigation	161
5.2.3. Erweiterung durch selbst erfasste Kartenattribute	162
5.3. Zusammenfassung	170
6. Zusammenfassung und Ausblick	173
A. Auswertung der Testfahrt	193
B. Genauigkeit des Positionierungsmoduls der Referenzbox	201

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen	205
C.1. Auswertungen zur Interpretation der Linienerkennung . . .	205
C.2. Auswertungen zur Interpretation der Objektdaten	212
C.3. Auswertungen zur Fusion der Interpretationen	215
D. Abkürzungsverzeichnis	223

Kurzfassung

Mit steigenden Anforderungen an Navigations- und Fahrerassistenzsysteme gewinnt die Ermittlung einer fahrstreifengenauen Fahrzeugposition immer mehr an Bedeutung. Heutige Positionierungsverfahren reichen nicht mehr aus, um die Navigationsanzeige realitätsnäher zu machen und Fahrerassistenzsysteme zuverlässig zu unterstützen.

In dieser Arbeit wird daher untersucht, inwieweit es durch Verarbeitung von Sensordaten aktueller Serienfahrzeuge möglich ist, die aktuell befahrene Spur und die damit zusammenhängende Anzahl der Spuren zu erfassen. Dabei gliedert sie sich in vier Teile: Datenquellen, Umfeldmodellierung, Dateninterpretation sowie die Erfassung der Anzahl der Spuren und der aktuell befahrenen Spur.

Zu den Datenquellen gehören Eigenbewegungsdaten, wie die Geschwindigkeit, Gierrate oder Querschleunigung des Fahrzeugs, eine Multifunktionskamera, welche die durch Bildverarbeitung erkannten Markierungen auf der Straße bereitstellt, ein Fernbereichsradar, der erkannte Objekte liefert, und schließlich ein Navigationssystem, das die globale Fahrzeugposition und Kartendaten zur Verfügung stellt. Hierbei handelt es sich um Systeme, die aktuell in der Serie zum Einsatz kommen.

Das Umgebungsmodell setzt sich aus drei Teilen zusammen: Streckenkrümmungsvorausschau, Linienmodell und Objektmodell. Grundlage für die Streckenkrümmungsvorausschau sind die in den Datenquellen beschriebenen *Prädiktiven Streckendaten*, die vom Navigationssystem bereitgestellt werden. Diese liefern in Form von Geraden, Kreisen und Klothoiden die Straßenkrümmung. Anhand generierter Krümmungsprädiktionen aus Linien- und Objektdaten soll untersucht werden, inwieweit die *Prädiktiven Streckendaten* durch diese im Nahbereich verfeinert werden können. Die Aufgabe des Linienmodells ist es, kurzzeitiges Nichterkennen von Linien durch anderweitig erkannte Linien sowie den Abgleich der Fahrzeugbewegung und des Straßenverlaufs zu kompensieren. Zudem stellt es die Grund-

Kurzfassung

lage für das Objektmodell. Dieses liefert eine Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Objekte für eine Spur.

Aufbauend auf dem Umfeldmodell wird im Kapitel Dateninterpretation untersucht, ob auf durchgeführte Spurwechsel und mögliche Nachbarfahrspuren in gleicher oder entgegengesetzter Fahrtrichtung geschlossen werden kann. Nachbarfahrspuren oder Fahrbahngrenzen sollen durch Interpretation der Linienarten sowie durch geeignete Verknüpfung der Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Objekte pro Spur identifiziert werden. Mit dieser Methode wird analysiert, inwieweit die Anzahl der Spuren und die aktuell befahrene Spur durch die verarbeiteten Sensordaten ermittelt werden kann.

Anhand der interpretierten Sensordaten wird im letzten Kapitel untersucht, mit welcher Zuverlässigkeit die Anzahl der Spuren und die aktuell befahrene Spur in Verknüpfung mit Spurwechseln und Attributen verschiedener Kartendatengrundlagen bestimmt werden kann.

Jedes Kapitel wird mit einer Auswertung zur Leistungsfähigkeit der Algorithmen abgeschlossen. Die Grundlage für die Auswertung liefern Datenaufnahmen einer 5-tägigen Testfahrt durch Süd- und Mitteldeutschland. Bei dem verwendeten Versuchsfahrzeug handelt es sich um einen Audi A8 des Baujahres 2010. Das Fahrzeug ist mit einem CarPC ausgestattet, der es ermöglicht, alle nötigen Daten während der Fahrt aufzuzeichnen. Ein Referenzsystem lieferte eine hochgenaue Fahrzeugposition und Eigenbewegungsdaten. Um eine Aussage über die Ergebnisse der Spuranzahl- und Spurpositionsbestimmung, abhängig von der Wetterlage, Tageszeit, Verkehrsaufkommen, usw. zu treffen, wurden einige Attribute manuell im Nachhinein markiert.

Anhand dieser Auswertungen können Potentiale der entwickelten Algorithmen aufgezeigt werden.

Abstract

In terms of emerging requirements in navigation and driving assistance systems, the determination of a lane-exact vehicle position is getting more and more important. Today's positioning systems are not any more sufficient to make navigation systems more realistic and driving assistance systems more reliable.

This work analyzes, how the determination of the current lane and the coherent number of lanes is possible by processing state-of-the-art sensor data. It is divided into four parts: data sources, environmental modeling, data interpretation and the determination of the number of lanes as well as the current lane.

Data sources are proper motion data like velocity, yaw rate, lateral acceleration of the car, a multifunctional camera that detects the lanes on the street by using image processing, a long range radar that identifies objects and a navigation system that provides global position and map data. All of these systems are currently used in series production vehicles.

The environmental model consists of three parts: a road prediction, a lanes model and an object model. The basis for the road prediction is the *Prädiktive Streckendaten* that is described in chapter "data sources" and provided by the navigation system. These *Prädiktive Streckendaten* supply the road curvature by using straight lines, circles and clothoids. By means of a generated curvature prediction of the lines and object data, it should be analyzed, how it is possible to improve the road prediction in the near field. The lanes model should compensate short periods of non-determination of lines by using other detected lines as well as the alignment of the car motion with the course prediction. Additionally, it provides the fundament for the object model. The object model delivers the possibility of the objects to be in a specific lane.

Within chapter "data interpretation" lane changes, possible neighbor lanes in the same or opposite direction and road boundaries are detected by using

Abstract

the environmental model. Neighbor lanes or road boundaries are identified by the interpretation of line types as well as by a suitable combination of the probability densities of the objects per trace. With this approach the detection quality of the number of lanes and the current lane is analyzed by processing the sensor data.

The interpreted sensor data is used within the last chapter in order to determine the current lane and the number of lanes by using different map data.

Each chapter ends with an evaluation of the algorithm. The fundament of these evaluations are data records of a five days test run through southern and central Germany. As a test vehicle an Audi A8, manufactured in 2010, was used. This prototype is equipped with a CarPC to record all relevant data during the test run. In addition, a reference system was used to determine the exact position of the vehicle and the vehicle's proper motion. Some attributes were marked manually to evaluate the quality of the detected number of lanes and the lane position, even related to weather situation, day time and traffic volume.

By means of these analysis, the algorithms can be evaluated and improved step by step.

1. Einleitung und Motivation

Die Positionsbestimmung des eigenen Verkehrsmittels hat ihre Wurzeln in der Schifffahrt. Wichtig war es hierbei, sich auf dem Meer zu orientieren und dadurch den Zielhafen zu finden. In der Nähe von Küsten konnte dies einfach durch Landmarken, wie Leuchttürme oder bestimmte Küstenstrukturen geschehen. Je weiter sich jedoch das Schiff von der Küste entfernte, desto schwieriger wurde die Positionsbestimmung. Mit Hilfe von Kompassen, Seekarten, Theodoliten, Sextanten und Uhren konnte eine astronomische Ortsbestimmung durchgeführt werden. Der Ort des Schiffes wurde mit der Lage der Sterne am Himmel abgeglichen und somit die Position in der Karte bestimmt. Der Standort konnte mit diesem Verfahren nur sehr grob in der longitudinalen Ablage bestimmt werden, da die Zeitmessung noch sehr ungenau war. Durch die Entwicklung einer Schiffsuhr oder auch Längenuhr von John Harrison im Jahre 1735 wurde das Problem gelöst. Erst 1759 konnte er sich mit der Weiterentwicklung der Schiffsuhr durchsetzen. Ungefähr 80 Jahre später waren alle Schiffe mit der Längenuhr ausgestattet (vgl. [1], [2] und [3]).

Vor der ersten technischen Entwicklung des Kompasswagens im Jahre 2600 v. Chr. in China, wurde die Positionierung des Verkehrsmittels ebenfalls durch Landmarken, wie Felsen, Bäume oder andere prägnante Merkmale in der Umwelt berechnet. Der Kompasswagen ermöglichte es, durch eine Figur, die sich über einem Zahnradmechanismus befand, jederzeit die Ausrichtung des Fahrzeugs gegenüber Süden zu bestimmen. Zur Messung der zurückgelegten Strecke wurde im Jahre 100 v. Chr. die Odometrie entwickelt. Die Odometrie beschreibt die Wissenschaft der Positionsbestimmung eines mobilen Systems anhand der Daten seines Vortriebsystems. Durch die Erfindung des magnetischen Kompasses zwischen dem 12. und 13. Jahrhundert konnte die Orientierung des Fahrzeugs einfacher bestimmt werden. Daraufhin wurden in den USA, Großbritannien und Europa begonnen, Systeme zu entwickeln, die über eine fortlaufende Ortung, Kurs-

1. Einleitung und Motivation

und Geschwindigkeitsbestimmung das Fahrzeug positionierten. Vor allem durch die Erfindung des Automobils und den damit einhergehenden rasanten Ausbau der Infrastruktur im 19. und 20. Jahrhundert gewann die Genauigkeit der Positionierung weiter an Bedeutung. Eine weitere Iterationsstufe in der Positionsbestimmung wurde erst mit dem Aufkommen der digitalen Karten um 1970 erreicht. Damit war es möglich, das Fahrzeug auf der zugehörigen Straße zu lokalisieren. Mit der Integration des *Global Positioning Systems* (GPS) in kommerzielle Navigationssysteme wurde die Ortung für Navigationssysteme Anfang der 1990er Jahre für die Gesellschaft nutzbar (vgl. [2]).

In heutigen Fahrzeugen werden die für die Odometrie verwendeten relativen Sensoren, wie Geschwindigkeitssensor oder Gyrometer, durch geeignete Verfahren mit absoluten Sensoren, die für die Positions- und Ortungsbestimmung genutzt werden, fusioniert (vgl. [1]). Durch diese Verfahren ist für bisherige Ansprüche eine verlässliche Fahrzeugpositionierung möglich.

In der Automobilindustrie war die Fahrzeugpositionierung hauptsächlich Bestandteil des Navigationssystems. Navigationssysteme definieren sich nach [2] über ein sicheres Hinführen zu einem Zielobjekt entlang einer vordefinierten Route durch Zusammenspiel von aktueller Position und Führungszintelligenz. Durch immer höhere Ansprüche an Navigationssysteme reichen die bisherigen im automotiven Bereich verbreiteten Positionierungsverfahren, die eine durchschnittliche Genauigkeit von ca. 6m erreichen, nicht mehr aus. Geforderte realitätsnähere Anzeigen der Navigationshinweise, anhand deren der Fahrer sich leichter orientieren kann, können aktuell nicht realisiert werden. Entwicklungen gehen in Richtung einer augmentierten Anzeige des Pfeils in einem Videobild oder durch ein kontaktanaloges HeadUp-Display. Hierbei soll der Navigationspfeil durch die Windschutzscheibe auf die Straße projiziert und umgebungsgetreu abgebildet werden. Für die Ablage des Pfeils spielt neben einer exakten Streckenkrümmungsprädiktion auch der Winkel des Fahrzeugs zur Straße eine wichtige Rolle. Somit ist für eine wirklichkeitsnahe Darstellung, in der sich der Fahrer leichter zurecht finden kann, eine weitere Verbesserung der Fahrzeugposition auch relativ zur Straße notwendig. Für die Korrektheit der angezeigten Manöver ist eine fehlerfreie digitale Karte erforderlich.

Neben der Navigation nutzen immer mehr Fahrerassistenzsysteme digitale

Karten und somit die Fahrzeugposition zur Verbesserung ihrer Funktionalität. In [4] wird hierzu das Potential der Nutzung von Kartendaten für intelligente Fahrzeuge diskutiert.

Erste Systeme der AUDI AG sind hierbei Advanced Cruise Control (ACC) [5] und die Lichtsteuerung [6]. ACC erweitert das Geschwindigkeitsregelsystem um eine automatische Distanzregelung. Hierbei wird mit Hilfe von Radarsensoren zum Vorderfahrzeug ein eingestellter Abstand gehalten. Bei früheren Systemständen trat der Fall ein, dass das System, vor allem in Kurvenfahrten, auf ein anderes Fahrzeug als auf das Vorderfahrzeug regelte. Durch den unbekanntem Krümmungsverlauf der Straße interpretierte das System ein Fahrzeug auf der Nebenspur als relevantes Objekt. Durch die Verwendung des Straßenverlaufs kann die Kurve erfasst und somit eine Fehldetektion bzgl. des Vorderfahrzeugs verhindert werden (vgl. [7]).

Die Lichtsteuerung nutzt die Informationen der Kartendaten, um die Straße abhängig von der Straßenklasse optimal auszuleuchten. Die an die Straßenklasse angepassten Scheinwerferverteilungen helfen dem Fahrer, die bestmögliche Sicht auch bei Nacht zu gewährleisten. In Städten hilft dem Fahrer zusätzlich das Kreuzungslicht, um mit einer möglichst breiten Ausleuchtung der Kreuzung den Überblick zu behalten. Bei der Weiterentwicklung dieses Systems, dem Kurvenlicht, spielt die Fahrzeugpositionierung eine wichtige Rolle. Anhand der Navigationsdaten ist es möglich, den Lichtkegel prädiktiv in die Kurve zu schwenken, auch wenn noch keine Lenkbewegung des Fahrers durchgeführt wurde. Somit erhält der Fahrer frühestmögliche eine optimale Ausleuchtung der Kurve. Ist die Fahrzeugposition hier nicht genau genug, so wird der Lichtkegel zu früh oder zu spät in die Kurve geschwenkt, was die Qualität des Systems negativ beeinflusst. Neben einer sehr genauen Streckenkrümmungsvorausschau vor dem Fahrzeug ist für die Systeme ACC und prädiktives Kurvenlicht eine genaue Ausrichtung des Fahrzeugs gegenüber der Straße wichtig. Es wird eine Positionierungsungenauigkeit von maximal $10m$ in der longitudinalen und eine spurgenaue Positionierung in lateraler Ablage gefordert. Weist die Ortung des Fahrzeugs eine größere Ungenauigkeit auf, so geschehen Fehler in der Ausführung der Applikation. Bei der in der Automobilindustrie heute verwendeten Lokalisierung kann es sogar zu einer Ungenauigkeit von $20m$ und mehr kommen.

Diese geforderten Genauigkeiten reichen jedoch für die auf Car2X-Technologien aufbauenden Kundenfunktionen noch nicht aus: Ein Fahrerassi-

1. Einleitung und Motivation

stanzsystem, das auf Basis von Positionsaustausch verschiedener Fahrzeuge mögliche Kollisionen berechnet und davor warnt (vgl. [8]), fordert eine Genauigkeit an die Fahrzeugortung von $1m$. Zudem ist hierbei das Wissen über die aktuell befahrene Spur des Fahrzeugs notwendig. Hieraus ergibt sich die im nächsten Kapitel beschriebene Zielsetzung der Arbeit.

1.1. Zielsetzung

Aufgrund immer höher werdender Anforderungen an die Genauigkeit der Fahrzeugposition soll in dieser Arbeit untersucht werden, inwieweit es möglich ist, die aktuell befahrene Spur des Fahrzeugs anhand aktueller Seriensenorik zu ermitteln. Hierfür wird das Fahrzeugumfeld sensorisch erfasst, interpretiert und mit Kartendaten abgeglichen. Grundlage ist die aktuell berechnete globale Fahrzeugposition des Navigationssystems.

Die Leistungsfähigkeit des Algorithmus soll auf verschiedenen Straßenklassen, Verkehrslagen sowie Witterungsbedingungen getestet werden.

1.2. Aufbau

In diesem Kapitel wird der Aufbau der Arbeit beschrieben. Hierbei soll die Motivation für die Herangehensweise und die Datengrundlage für die Auswertungen der einzelnen Algorithmen näher erläutert werden.

1.2.1. Herangehensweise

Arbeiten von [9] und [10] nutzen Differential Global Positioning System (DGPS) in Fusion mit Dead-Reckoning und erweiterten Kartendaten zur Ermittlung einer fahrstreifengenauen Position des Fahrzeugs. Da jedoch DGPS-Verfahren u.a. aus Kostengründen nicht in Serienfahrzeuge integriert werden können, beschäftigen sich weitere aktuelle Arbeiten (vgl. [11] oder [12]) damit, dies anhand von LowCost-Sensorik zu realisieren. Zur Erweiterung dieser Ansätze wurde im Rahmen dieser Arbeit ein Ansatz verfolgt, der untersucht, inwieweit es mit Umfeldsensorik aktueller Serienfahrzeuge möglich ist, die aktuell befahrene Spur des Fahrzeugs zu bestimmen.

Erste Überlegungen für die Ermittlung der aktuell befahrenen Spur basieren auf der Verknüpfung der Anzahl der Spuren aus den Kartendaten mit der Interpretation der Linienarten aus einer Linienerkennung einer Monovideokamera. Die Spuren werden hierbei von rechts nach links nummeriert (vgl. Abbildung 1.1).



Abbildung 1.1.: Nummerierung der Spuren

Dieses Vorgehen wird anhand des folgenden Beispiels erläutert: Befindet sich das Fahrzeug durch Abgleich der bestimmten globalen Fahrzeugposition und den Kartendaten auf einer dreispurigen Straße, so können anhand der Linienarten neben dem Fahrzeug folgende Aussagen über die aktuelle Spur getroffen werden (vgl. Abbildung 1.2):

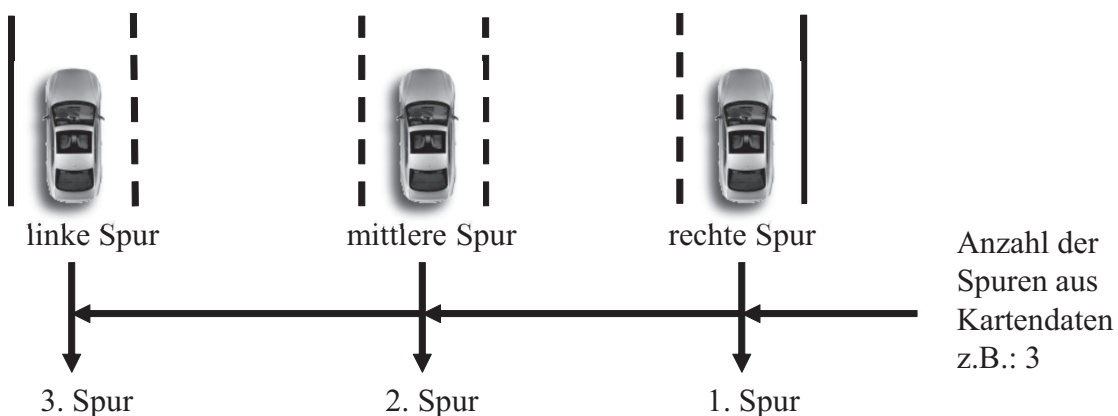


Abbildung 1.2.: Erster Ansatz zur Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

- Wurde eine gestrichelte Linie links und eine durchgezogene Linie rechts vom Fahrzeug erkannt, so befindet sich das Fahrzeug auf der ersten von drei Spuren.

1. Einleitung und Motivation

- Wurde eine durchgezogene Linie links und eine gestrichelte Linie rechts vom Fahrzeug erkannt, so befindet sich das Fahrzeug auf der dritten von drei Spuren.
- Wurde eine gestrichelte Linie jeweils links und rechts vom Fahrzeug erkannt, so befindet sich das Fahrzeug auf der zweiten von drei Spuren.

Voraussetzungen für dieses Verfahren sind:

- Das Fahrzeug ist auf die richtige Straße positioniert
- Die Anzahl der Spuren aus den Kartendaten ist korrekt und kleiner als vier Spuren
- Die Linienerkennung erkennt alle Linienarten korrekt

Diese Prämissen werden jedoch in der Realität nicht immer erfüllt: Fehlerkennungen aus der Linienerkennung können durch diverse Umwelteinflüsse, schlechte Markierungsqualität oder durch Verdeckung auftreten. Zudem ist die Anzahl der Spuren häufig in der Kartendatenbank fehlerhaft hinterlegt. Die Ergebnisse der Evaluierung dieses Algorithmus zeigen, dass die ermittelte Fahrspur oft falsch ist oder wechselt, obwohl sich das Fahrzeug weiterhin auf der gleichen Spur befindet.

Aufgrund dieser Sachverhalte wurden folgende Herausforderungen zum zentralen Bestandteil und folglich als Arbeitspakete für die Arbeit definiert:

1. Erfassung des Straßenumfeldes:
 - Untersuchung der Möglichkeit zur Ermittlung der Anzahl der Spuren aus Linienerkennung und Objektdaten
 - Analyse und Ergänzung des Krümmungsverlaufes der Streckenvorausschau (vgl. Abbildung 1.3)
2. Bestimmung der aktuellen Spur:
 - Analyse der Linien-, Eigenbewegungs-, Objekt- und Kartendaten zur spurgenaue Positionierung



Abbildung 1.3.: Krümmungsverlauf der Straße vor dem Fahrzeug

- Aussagen zur Erkennung eines Spurwechsels und Ermittlung des Winkels zur Fahrbahn durch die Linienerkennung und Abgleich des Eigenbewegungsverhaltens mit dem Straßenverlauf (vgl. Abbildung 1.4)



Abbildung 1.4.: Winkel des Fahrzeugs zur Straße

Anhand dieser Herausforderungen und Arbeitspakete hat sich das Schema in Abbildung 1.5 für die Optimierung der Fahrzeugposition auf der Straße entwickelt.

Es gliedert sich in vier Phasen: "Datenquellen", "Umfeldmodellierung", "Dateninterpretation" und "Bestimmung der aktuell befahrenen Fahrspur". In Kapitel 2 werden die Datenquellen erläutert. Hierbei handelt es sich um Eigenbewegungsdaten, eine Multifunktionskamera, Fernbereichsradar und das Navigationssystem. Diese Sensorik ist in den aktuellen Serienfahrzeugen verbaut. Kapitel 3 beschreibt die Umfeldmodellierung, die durch eine komplementäre Sensordatenfusion generiert wird (vgl. [13]). Dieses Umfeldmodell liefert, neben einer Streckenkrümmungsvorausschau, das Er-

1. Einleitung und Motivation

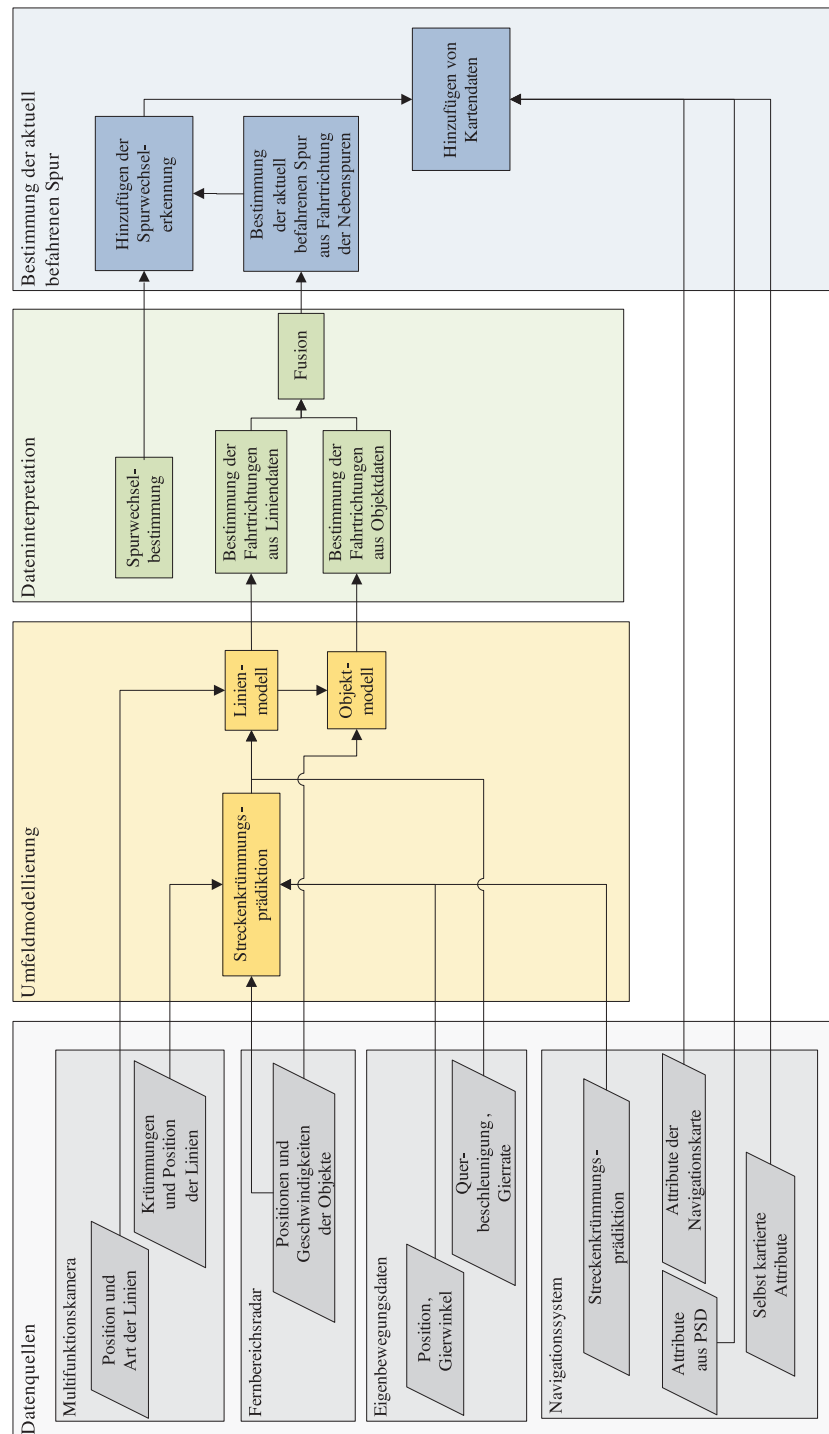


Abbildung 1.5.: Aufbau der Arbeit

gebnis für den Winkel des Fahrzeugs zur Straße und dient als Grundlage für die in Kapitel 4 beschriebene Dateninterpretation. Hierbei wird die zuverlässige Ermittlung des Spurwechsels und eine mögliche Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren untersucht. In Kapitel 5 wird die Bestimmung der aktuell befahrenen Spur in Abhängigkeit unterschiedlicher Kartendaten analysiert. Jedes dieser Kapitel, wie auch die komplette Arbeit, wird mit einer Zusammenfassung abgeschlossen.

Ein wichtiger Abschnitt für jedes Kapitel ist die Evaluierung der beschriebenen Verfahren. Die Grundlage für diese Auswertung wird im nächsten Kapitel dargestellt.

1.2.2. Grundlage der Auswertungen

Zur Evaluierung der entwickelten Verfahren wurde eine 5-tägige Fahrt durch Süd- und Mitteldeutschland mit einem Audi A8 4.2 TDI, der als Versuchsträger dient, durchgeführt.

Der Versuchsträger ist mit einem CarPC ausgestattet, der mit dem im Fahrzeug vorhandenen Bussystemen verbunden ist, um alle nötigen Daten aufnehmen zu können. Zur Aufnahme der Daten wurde das Automotive Data and Time-Triggered Framework (ADTF) verwendet. Hierbei handelt es sich um ein Rapid-Prototyping-Framework. Dieses wurde von der Audi Electronics Venture GmbH entwickelt und wird aktuell in der zweiten Generation durch die Firma Elektrobit Automotive GmbH vertrieben. Anhand dieses Frameworks ist es möglich, Daten in Echtzeit aufzunehmen und diese später zu bearbeiten [14]. Für diese Arbeit sind folgende Daten der Sensoren interessant und werden aufgenommen:

- Monokamera: Bild, Linien
- Fernbereichsradar: Objekte
- Navigation: PSD, Global Positioning System (GPS)
- Elektronisches Stabilitätsprogramm (ESP): Geschwindigkeit
- Sensor Array Audi (SARA): Beschleunigungen, Drehraten

Diese Sensoren werden in Kapitel 2 näher beschrieben. In Abbildung 1.6 werden deren Verbauorte im Fahrzeug dargestellt.

1. Einleitung und Motivation

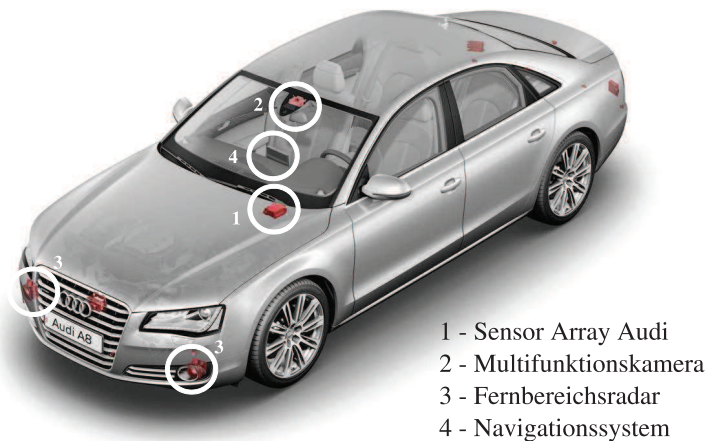


Abbildung 1.6.: Verbauorte der verwendeten Sensoren

Die abgefahrte Strecke von ca. 2000 km wird in Abbildung 1.7 anhand der gemessenen GPS-Positionen veranschaulicht.

Bei der Auswahl der Strecke wurde darauf geachtet, dass diese unterschiedliche Fahrbahnsituationen widerspiegelt: Stadt, Wohngebiete, Autobahn, Bundes- und Landstraßen. Es wurden 14 Städte (Ingolstadt, München, Ulm, Stuttgart, Neckarsulm, Heidelberg, Frankfurt, Wiesbaden, Mainz, Köln, Bonn, Dortmund, Kassel, Dresden) über die jeweiligen großen Verbindungsstraßen abgefahren. Während der Fahrt war es möglich, verschiedene Wettersituationen wie Sonne, Regen, Wolken oder Nebel und Tageszeiten aufzunehmen.

Um eine korrekte Datengrundlage für die Evaluierung der Algorithmen zu schaffen, wurde ein Referenzsystem ins Auto eingebaut. Es handelt sich hierbei um eine kompakte und stabile Box mit Inertial Navigation System (INS)/Real Time Kinematic (RTK)-Globale Navigation Satellite Systeme (GNSS)-Messtechnik. Bei dem verbauten Referenzsystem handelt es sich um das System "iTrace" der Firma iMAR. Dieses Messsystem stellt "alle kinematischen Messgrößen, wie Drehrate, Beschleunigung und Winkel (Rollen, Nicken, Wanken) des Trägerfahrzeugs sowie Position und Geschwindigkeit mit einer Datenrate von bis zu 200 Hz in Echtzeit zur



Abbildung 1.7.: Übersicht der Route zur Datenaufnahme

1. Einleitung und Motivation

Verfügung" [15]. Aus dem Datenblatt [15] ist eine Genauigkeit der Drehraten von 0.01° mit INS/RTK-GNSS-Empfang und 0.02° nach 30 Sekunden ohne RTK-GNSS Signal zu entnehmen. Zudem ist eine Positionierungsgenauigkeit von $\pm 2\text{cm}$ bei RTK-GNSS Empfang, $\pm 10\text{cm}$ bei 10 sekundigem Ausfall des GNSS Signals sowie $\pm 1,8\text{m}$ ohne Referenzstation angegeben. Um eine Referenz für die Auswertungen gegenüber der aktuell befahrenen Spur und den Kartendaten zu haben, wurden folgende Eigenschaften der Straßen und Situationen manuell im Nachhinein markiert:

- Aktuell befahrene Spur
- Anzahl der Spuren
- Sonderspuren: Bus, Fahrradweg, Standspur
- Besonderheiten der Fahraktionen: Kreuzung, Spurwechsel
- Straßenbelag: Beton, Asphalt (neu), Asphalt (alt), Asphalt verschieden, Kopfsteinpflaster, Schotter (subjektive Einschätzung)
- Besonderheiten des Fahrbahnbelages: Schienen, Teernähte
- Randbegrenzung rechts und links: durchgezogene breite Linie, durchgezogene schmale Linie, breite gestrichelte Linie mit kurzen Abständen, breite gestrichelte Linie mit langen Abständen, schmale gestrichelte Linie mit kurzen Abständen, schmale gestrichelte Linie mit langen Abständen, durchgezogen-gestrichelt, gestrichelt-durchgezogen, durchgezogen-durchgezogen, Grasnarbe, Bordstein, parkende Fahrzeuge, Leitplanke, keine
- Markierungsgüte: von keine bis sehr deutlich in einer subjektiven Abstufung in fünf Schritten
- Besonderheiten der Bebauung: Tunnel, Häuserschlucht, Allee, Baustelle
- Verkehrsaufkommen: von keinem bis sehr hoch in einer Abstufung in vier Schritten, hierbei teilen sich diese folgendermaßen nach der Anzahl der erkannten Objekte des Fernbereichsradars auf:
 - 1. Stufe: keine fahrenden Objekte

- 2. Stufe: weniger als drei fahrende Objekte pro Spur
 - 3. Stufe: mehr als zwei jedoch weniger als zehn fahrende Objekte pro Spur
 - 4. Stufe: mehr als zehn fahrende Objekte pro Spur
- weitere Besonderheiten: Einbahnstraße, Parkplatz, unübersichtliche Situation

Eine detaillierte Statistik der gefahrenen Situationen ist in Anhang A dargestellt.

Im nächsten Kapitel werden die schon in diesem Kapitel erwähnten Datenquellen beschrieben.

2. Datenquellen

In diesem Kapitel werden die verwendeten Datenquellen erläutert. Im Zuge dessen werden die technischen Kennwerte und die bereitgestellten Daten der Sensoren näher betrachtet. Bei den verwendeten Sensoren handelt es sich um Eigenbewegungssensoren, eine Multifunktionskamera, ein Fernbereichsradar und ein Navigationssystem der aktuellen Serienfahrzeuge. In Abbildung 2.1 ist eine Übersicht der verwendeten Daten dargestellt.

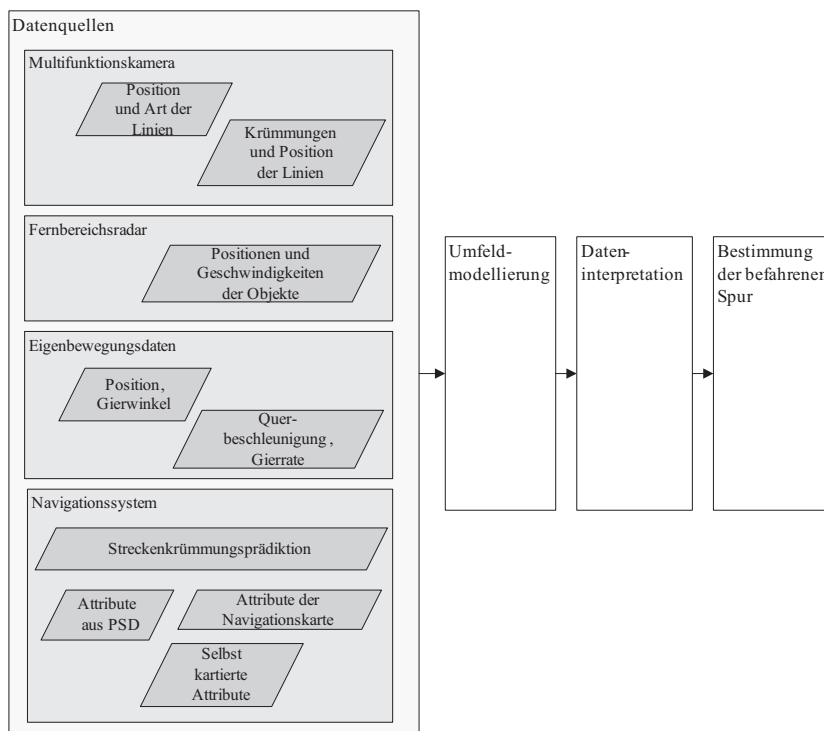


Abbildung 2.1.: Übersicht der Eingangsdaten

2. Datenquellen

2.1. Eigenbewegungsdaten

Als Eigenbewegungsdaten werden in dieser Arbeit die aktuelle Geschwindigkeit v , die Gierrate $\dot{\gamma}$ und die Querbewegung a_y des Fahrzeugs verwendet. Diese Sensorwerte werden in einem rechtshändigen kartesischen Sensorkoordinatensystem angegeben. Die Position und Lage des Koordinatensystems entspricht der Position und Lage des Sensors selbst. Somit zieht jede Lage- und Positionsänderung des Sensors eine Änderung des Koordinatensystems mit sich.

Die Geschwindigkeit des Fahrzeugs wird über die Radumdrehungen ermittelt. Sie ist in einer Auflösung von $0,02 \frac{km}{h}$ mit einer Zykluszeit von $20ms$ verfügbar.

Die Gierrate und die Querbewegung werden vom SARA bereit gestellt. Hierbei handelt es sich um ein Steuergerät, in dem die Inertialsensoren zusammengefasst ist. Wie in Abbildung 1.6 und 2.2 dargestellt, befindet es sich im Schwerpunkt des Fahrzeugs und liefert die Drehraten und die Beschleunigungen in allen drei Fahrzeugachsen. Abbildung 2.2 zeigt die Bezeichnungen der Drehraten und Beschleunigungen entlang dieser Achsen.

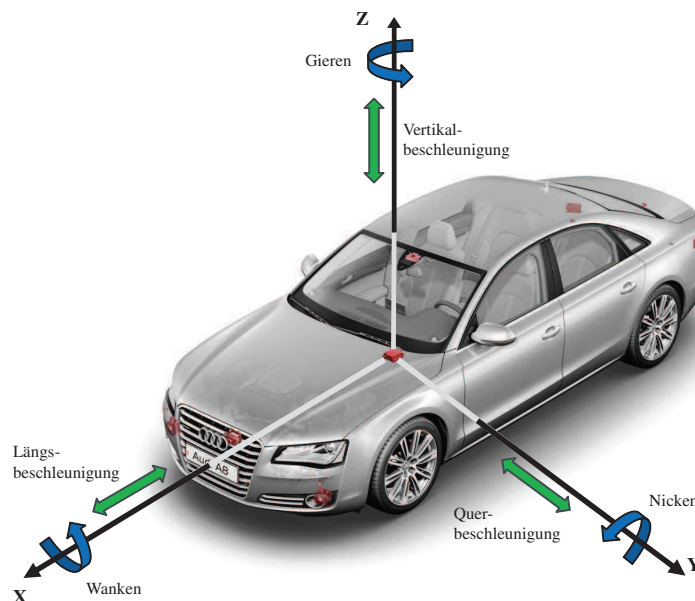


Abbildung 2.2.: Koordinatensystem des Fahrzeugs mit Fahrphysikgrößen

2.1. Eigenbewegungsdaten

Die Drehraten haben eine Auflösung von $0,08\frac{\circ}{s}$ und die Beschleunigungswerte von $0,16\frac{m}{s^2}$. Beide werden mit einer Zykluszeit von $20ms$ bereitgestellt.

Anhand der Sensorwerte kann die gefahrene Trajektorie des Fahrzeugs bestimmt werden. Hierfür ist es gegebenenfalls nötig, diese in das Fahrzeugkoordinatensystem zu transformieren. Da jedoch das definierte Fahrzeugkoordinatensystem seinen Ursprung im Schwerpunkt des Fahrzeugs hat, ist hier keine Transformation der Daten notwendig. Die Achsen entsprechen der DIN 7000 und stellen ein rechtwinkliges Rechtssystem dar: Die x-Achse zeigt in Fahrtrichtung, die y-Achse ist von dort um 90° nach links gedreht und die z-Achse steht senkrecht auf den beiden und zeigt nach oben (vgl. Abbildung 2.2). Die Trajektorie wird durch die abgefahrenen Positionen (x_t/y_t) und den aktuellen Gierwinkel γ_t des Fahrzeugs zum Zeitpunkt t beschrieben. Die Positionen und Gierwinkel werden relativ zum Beginn der Fahrt und somit im globalen Heading-Koordinatensystem angegeben. Dieses Koordinatensystem hat im Gegensatz zum Fahrzeugkoordinatensystem eine feste Position und Ausrichtung, die zu Beginn der Fahrt festgelegt wird. Die Trajektorienpunkte werden nach dem Constant Turn Rate and Acceleration (CTRA) Bewegungsmodell berechnet (vgl. [16]). Der Zustandsvektor definiert sich durch folgende Größen.

$$\vec{x}(t) = (x \quad y \quad \gamma \quad v \quad a \quad \dot{\gamma}) \quad (2.1)$$

Die Berechnung der Größen für den nächsten Zeitpunkt folgt der Vorschrift

$$\vec{x}(t + \Delta t) = \vec{x}(t) + \begin{pmatrix} \Delta x(\Delta t) \\ \Delta y(\Delta t) \\ \gamma(\Delta t) \\ v(\Delta t) \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad (2.2)$$

mit

2. Datenquellen

$$\Delta x(\Delta t) = \frac{1}{\dot{\gamma}^2} [(v(t)\dot{\gamma} + a\dot{\gamma}\Delta t) \sin(\gamma(t) + \dot{\gamma}\Delta t) + a \cos(\gamma(t) + \dot{\gamma}\Delta t)] \quad (2.3)$$

$$- v(t)\dot{\gamma} \sin(\gamma(t)) - a \cos(\gamma(t))] \quad (2.4)$$

$$\Delta y(\Delta t) = \frac{1}{\dot{\gamma}^2} [(-v(t)\dot{\gamma} + a\dot{\gamma}\Delta t) \cos(\gamma(t) + \dot{\gamma}\Delta t) + a \sin(\gamma(t) + \dot{\gamma}\Delta t)] \quad (2.5)$$

$$- v(t)\dot{\gamma} \cos(\gamma(t)) - a \sin(\gamma(t))] \quad (2.6)$$

und

$$\Delta\gamma(\Delta t) = \dot{\gamma}\Delta t \quad (2.7)$$

$$\Delta v(\Delta t) = a\Delta t \quad (2.8)$$

$$(2.9)$$

Abbildung 2.3 veranschaulicht Trajektorienpunkte.

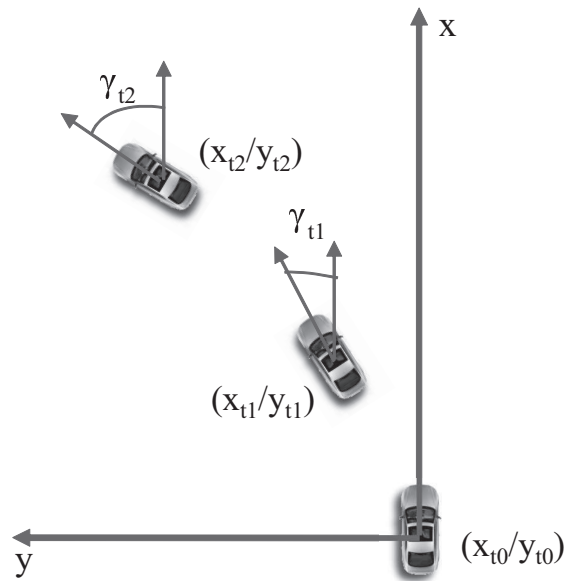


Abbildung 2.3.: Trajektorienpunkte (x_{t1}/y_{t1}) , (x_{t2}/y_{t2}) und Gierwinkel γ_{t1} , γ_{t2} mit dem Fahrtbeginn als Ursprung (x_{t0}/y_{t0})

Durch Ungenauigkeiten der Eingangsdaten kommt es zu Fehlern in der Positionsbestimmung. Wie in der Berechnungsvorschrift 2.2 zu sehen, wird die neue Position durch Addition der Positionsdivergenz im letzten Zeitschritt und der zuletzt bekannten Positionen berechnet. Die Fehler akkumulieren sich daher mit der Zeit immer weiter auf und resultieren in einer immer größeren Abweichung. Diese Eigenschaften gelten ebenso für die Bestimmung des Gierwinkels.

Die Ungenauigkeiten der Eingangsdaten hängen von vier Faktoren ab:

- Radgeometrie: Laufen Räder unrund oder weisen Verschleiß auf, so kommt es zu fehlerbehafteten Messungen in der Geschwindigkeit. Zudem rufen Fehler in der Messung des Durchmessers der Räder weitere Ungenauigkeiten hervor.
- Bodenbeschaffenheit: Durch Durchdrehen oder Blockieren der Räder auf nasser oder glatter Straße werden die Geschwindigkeitswerte verfälscht.
- Fahrstellgeometrie: Fehler in der Abmessung der Radabstände oder Lenkeinrichtungen verfälschen die Eingangsdaten zusätzlich.
- Fahrzeuggewicht: Abhängig von der Verformung und Belastung der verschiedenen Räder durch ungleiche Gewichtsverteilung werden die Eingangsdaten negativ in ihrer Genauigkeit beeinflusst.

Diese Faktoren sind im praktischen Umfeld nicht zu vermeiden, selbst wenn diese weitestmöglich minimiert werden. Abbildungen 2.4, 2.5 sowie 2.6 zeigen die während der in Kapitel 1.2.2 beschriebenen Testfahrt gemessene Ungenauigkeit in vier Geschwindigkeitsintervallen. Es ist zu erkennen, dass der Fehler in dem Signal zur Fahrzeuggeschwindigkeit mit der gefahrenen Geschwindigkeit linear zunimmt. Dies ist darin begründet, dass die genannten vier Faktoren, die für die Ungenauigkeit der Signale verantwortlich sind, bei höheren Geschwindigkeiten einen stärkeren Einfluss nehmen. Diese Ungenauigkeiten ergeben bei einer geradlinigen Fahrt mit konstanter Geschwindigkeit bei einer Strecke von $100m$ einen Fehler von ca. $2m$ in der Längsablage der Fahrzeugposition.

Der Fehler des Signals für die Gierrate ist unabhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit, da zwischen dem Gierverhalten und der Geschwindigkeit

2. Datenquellen

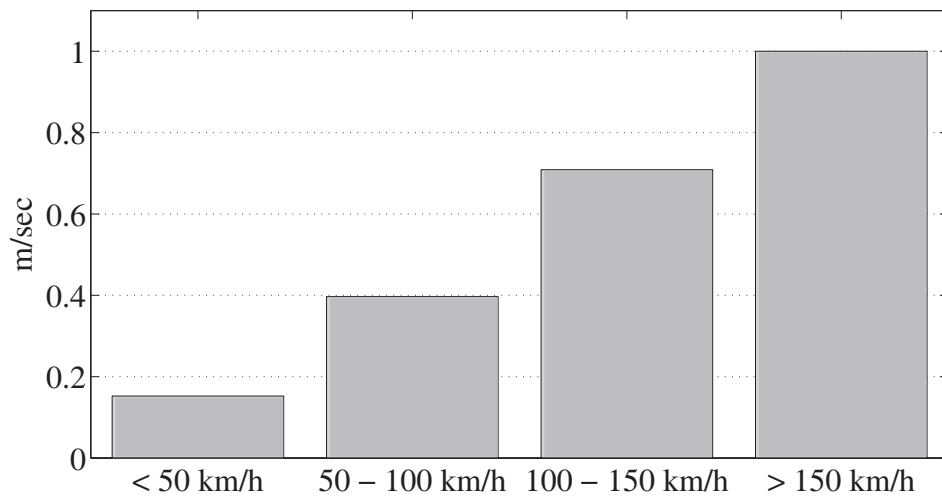


Abbildung 2.4.: Durchschnittliche Ungenauigkeiten des Geschwindigkeitssignals in den verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen

kein Zusammenhang besteht. Nach 100m gefahrener Strecke kommt es z.B. zu einem durchschnittlichen Fehler in der Querablage von 0,45m, wenn mit einer konstanten Geschwindigkeit von ca. 75km/h gefahren wurde.

Die Ungenauigkeiten der Werte für die Querbeschleunigung wirken sich bei geringen Geschwindigkeiten am meisten aus, da hier die höchsten Beschleunigungswerte auftreten.

2.2. Multifunktionskamera

Die Multifunktionskamera wird im Rahmen dieser Arbeit bzgl. ihrer auf Bildverarbeitung basierenden Linienerkennung verwendet. Form und Position der Linien sind durch ihren lateralen Versatz, die Gierwinkeldifferenz zum Fahrzeug und den Krümmungsverlauf definiert (vgl. [17]).

Wie im Datenblatt [18] beschrieben, besitzt die Kamera als Imager einen Complementary Metal Oxide Semiconductor (CMOS)-Sensor. Dieser erzeugt aus den einfallenden Helligkeits- und Farbinformationen elektrische Bildsignale durch Analog-Digital-Wandlung. Die Signale werden durch einen leistungsfähigen Rechner in der Kamera mit Bildverarbeitungsalgorithmen weiterverarbeitet.

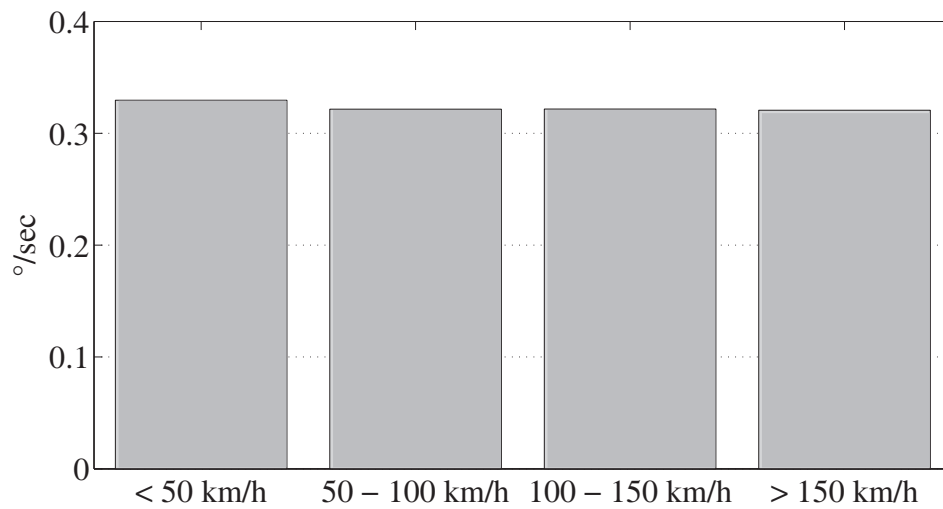


Abbildung 2.5.: Durchschnittliche Ungenauigkeiten der Gierrate in den verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen

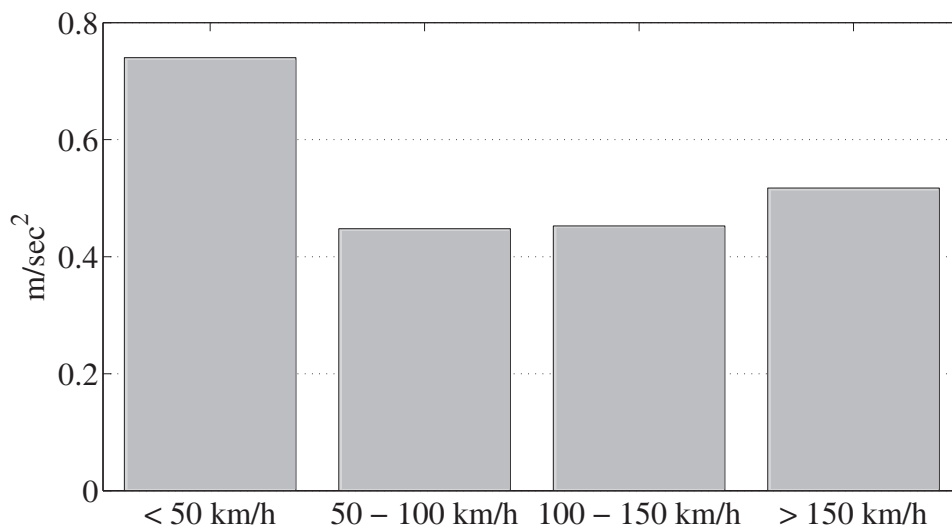


Abbildung 2.6.: Durchschnittliche Ungenauigkeiten der Querbeschleunigung in den verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen

2. Datenquellen

Der Imager hat eine Größe von 1024x512 Pixeln und somit eine Auflösung von 0,5 Megapixeln. Die Kamera hat einen horizontalen Öffnungswinkel von 41° sowie einen vertikalen von 19° . Durch ihren Verbauort (vgl. Abbildung 1.6) kann die Straße vor dem Fahrzeug sehr gut erfasst werden. Die Bildfrequenz von 25 Bildern/Sekunde lässt eine Datenverarbeitung in Echtzeit zu.

Die für die Arbeit interessante, darauf aufbauende digitale Bildverarbeitung kann bis zu acht Linien in einer Entfernung von bis zu 120m in einem Zyklus von 40ms erkennen. Jede Linie wird als Klothoide (vgl. Kapitel 3.1.1) repräsentiert und stellt folgende Attribute bereit:

- *id*: Eindeutige Identitätsnummer für jede erkannte Linie (0-7)
- *dy*: Lateraler Abstand der Linie zum Fahrzeug (positiv für rechts erkannte Linien und negativ für links erkannte Linien)
- c_0 : Anfangskrümmung der Linie (positiv, wenn die Linie sich nach links biegt, negativ, wenn die Linie sich nach rechts biegt)
- c_1 : Krümmungsänderung der Linie
- l_0 : Longitudinaler Abstand der Linie zum Fahrzeug
- l_s : Länge der Linie
- *Breite*: Breite der Linie
- *Typ*: Typ der Linie (durchgezogen oder gestrichelt)
- *Farbe*: Farbe der Linie (weiß oder gelb)
- *Wahrscheinlichkeit*: Wahrscheinlichkeit, dass die Linie korrekt erkannt wurde
- ψ : Gierwinkeldifferenz zum Fahrzeug (positiv, wenn das Fahrzeug nach links fährt, negativ, wenn das Fahrzeug nach rechts fährt)

Für die Abbildung der Linien werden zwei unterschiedliche Koordinatensysteme verwendet: Das für die Linienerkennung definierte Fahrzeugkoordinatensystem hat seinen Ursprung in der Mitte der Hinterachse. Zudem hat jede Linie ihr eigenes Koordinatensystem, wobei der Ursprung der Linie

im Fahrzeugkoordinatensystem abgebildet ist. In Abbildung 2.7 ist das für die Linienerkennung verwendete Koordinatensystem dargestellt.

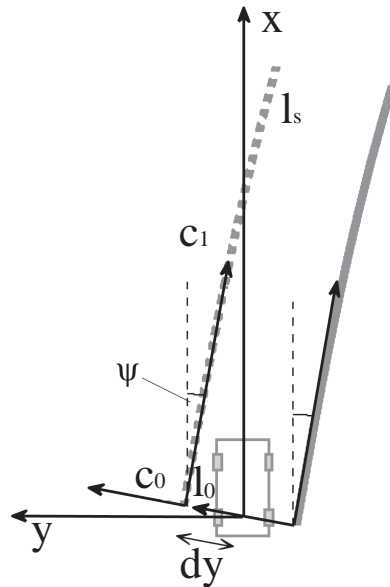


Abbildung 2.7.: Koordinatensysteme der Linienerkennung

Mit Hilfe der Übertragungsreihenfolge der Linien werden diese klassifiziert. Die ersten beiden Linien, die übermittelt werden, beschreiben die EgoSpur. Diese Linien umrahmen die aktuell befahrene Spur. Die nächsten zwei Linien markieren die äußeren Linien der Spuren neben der EgoSpur (Nachbarspuren). Die letzten vier Linien geben weitere erkannte Markierungen auf der Fahrbahn an, wobei zusätzlich nach möglichen Fahrbahnmarkierungen und unplausiblen Linien unterschieden wird.

Straßenmarkierungen werden in der Bildverarbeitung durch kantenorientierte Verfahren detektiert und verfolgt (vgl. [19], [20]). Eine große Herausforderung ist es hierbei Fehldetektionen zu vermeiden. Unter Fehldetektionen wird verstanden, wenn Linien als Straßenmarkierungen erkannt werden, die keine sind (z.B. Teernähte, Leitplanken, etc.) oder vorhandene Linien nicht erkannt werden. In [21] werden Fehldetektionen, die durch Bildrauschen verursacht werden, unterdrückt, indem der Suchbereich für Straßenmarkierungen im Bild eine sehr niedrige Höhe aufweist.

2. Datenquellen

Schwierigkeiten treten bei der videobasierten Linienerkennung durch undeutliche Straßenmarkierungen, schlechte Wetterverhältnisse wie starker Regen oder Gegenlicht sowie Überdeckung durch andere Objekte auf. Ansätze wie in [22] oder [23] versuchen diese Herausforderungen modellbasiert zu bewältigen. Mit zusätzlicher Hilfe eines Radarsensors (vgl. Kapitel 2.3) kann vor allem bei schlechten Witterungsverhältnissen die Markierungserkennung unterstützt werden (vgl. [24], [25]). Zudem kann die Verwendung eines Radarsystems die Detektion von Bordsteinen, die durch den kantenorientierten Ansatz sehr schwer zu erkennen sind, verbessern (vgl. [26], [27]).

Auswertungen haben folgende Kennwerte der in dieser Arbeit verwendeten Linienerkennung für die Autobahn ergeben [28]:

- Klassifikationsrate durchgezogener Linien beträgt 97%
- Klassifikationsrate gestrichelter Linien beträgt 91%
- Klassifikationsrate weißer Linien beträgt 99%
- Mittlere Vorausschau bei Linientyp *durchgezogen* beträgt 42m
- Mittlere Vorausschau bei Linientyp *gestrichelt* beträgt 58m

Die aktuellen Fahrerassistenzsysteme, welche von der Multifunktionskamera bedient werden, kommen hauptsächlich auf Autobahnen zum Einsatz. Daher ist die Spurerkennung für diese Situation optimiert. Linien mit hohen Krümmungen, die vor allem innerstädtisch auftreten, sind aufgrund des gewählten Klothoidenmodells zur Repräsentation der Linien nicht zuverlässig detektierbar (vgl. [29]).

Zur Detektion von bewegten und stehenden Objekten im Straßenumfeld wird ein Fernbereichsradarsystem verwendet.

2.3. Fernbereichsradar

Im Versuchsträger, der für die Datenaufnahmen verwendet wurde, sind zwei Fernbereichsradarsensoren jeweils rechts und links der vorderen Stoßstange integriert (vgl. Abbildung 1.6).

Der Fernbereichsradar liefert Objektpositionen sowie deren Geschwindigkeiten relativ zum eigenen Fahrzeug. Die Objektpositionen werden durch

das "Frequency Modulated Continuous Wave"- Verfahren (FMCW) ermittelt (vgl. [30]). Hierbei sendet der Sensor zeitgleich über vier Antennenelemente frequenzmodulierte Radarwellen, die von den Objekten reflektiert werden.

Die Position ermittelt der Radarsensor durch Abgleich von Amplitude und Phase der Signale. Die Geschwindigkeit der Objekte wird durch die zusätzliche Verwendung des Dopplereffektes und Auswertung der Zeitverzögerung ermittelt.

Anhand des Datenblattes [31] werden die in dieser Arbeit verwendeten Radarsensoren beschrieben:

- Das Frequenzband liegt zwischen 76 und 77 Gigahertz
- Die Reichweite für die Erfassung der Objektpositionen beträgt 0,5 bis 250m mit einer Genauigkeit von $\pm 1m$
- Die Erfassung der Relativgeschwindigkeit der Objekte ist im Bereich von -75 bis $60\frac{m}{s}$ mit einer Genauigkeit von $0,12\frac{m}{s}$ möglich
- Der Öffnungswinkel beträgt horizontal 30° und vertikal 5°
- Die maximale Anzahl der detektierten Objekte liegt bei 32

Die während der Arbeit verwendeten Attribute der Objekte sind:

- *id*: Eindeutiger Identifikator des Objektes
- *HistoryBit*: Objekt wurde bereits zuvor erkannt
- *Plausibility*: Wahrscheinlichkeit für die Existenz des Objektes
- *DynamicProperty*: Klassifikation der Bewegungsrichtung in stehend, in eigene Richtung fahrend oder in entgegengesetzte Richtung fahrend
- *relDistX*: relative Position des Objektes in X-Richtung (Position auf dem Objekt unbekannt)
- *relDistY*: relative Position des Objektes in Y-Richtung (Position auf dem Objekt unbekannt)

2. Datenquellen

- *relVelX*: relative Geschwindigkeit des Objektes in X-Richtung
- *relVelY*: relative Geschwindigkeit des Objektes in Y-Richtung

Aussagen zur Güte der Objekte für die entwickelten Verfahren werden im Laufe der Arbeit getroffen. Das im nächsten Abschnitt beschriebene Navigationssystem liefert Attribute einer digitalen Karte, eine Streckenkrümmungsvorausschau und die globale Fahrzeugposition.

2.4. Navigationssystem

Navigationssysteme bestehen aus drei Teilen (vgl. [2]):

1. Positionierung:
Bestimmung der Fahrzeugposition innerhalb eines Koordinatensystems
2. Routenplanung und -führung:
Führung des Fahrzeugs entlang einer vordefinierten Route zu seinem Ziel
3. Navigation:
Vereinigung der Positionierung mit der Routenplanung und -führung

In diesem Kapitel liegt der Fokus auf digitalen Karten und der Fahrzeugpositionierung. Routenplanung und -führung sowie Navigation sind nicht Schwerpunkt der Arbeit und werden daher nicht näher erläutert.

2.4.1. Kartendaten

Ein wichtiger Teil des Navigationssystems sind vollständige und genaue digitale Kartendaten. Hierbei wird zwischen Raster- und Vektorkarten unterschieden. Vektorkarten bauen das Straßennetz durch Knoten und Kanten auf. Bei Rasterkarten handelt es sich um Bilder in Pixeldarstellung, die daher im Umfeld dieser Arbeit nicht von Bedeutung sind.

Das gebräuchlichste Format für Vektorkarten ist Geographic Data Files (GDF). Dieses Datenformat ist standardisiert und wird international

für die Beschreibung von Straßennetzen genutzt (vgl. [32]). Das Datenformat ist in Geometrie und Features aufgeteilt. Die Geometrie wird durch Knoten, Kanten und Flächen beschrieben. Die Position eines Knotens wird durch x,y,z -Koordinaten angegeben. Eine Kante wird durch zwei Knoten im World Geodetic System 1984 (WGS84)-Koordinatensystem beschrieben und stellt die Grenze einer Fläche dar. Bei Features kann es sich um einfache oder komplexe handeln. Einfache Features werden durch eine Geometrie dargestellt. So wird z.B. ein Straßenelement durch eine Kante und eine Kreuzung durch einen Knoten dargestellt. Komplexe Features sind Kombinationen aus einfachen Features und/oder komplexen Features. Hierzu zählt z.B. ein Land, das aus verschiedenen Bundesländern besteht (vgl. [32]).

Die Digitalisierungsgenauigkeiten von Vektorkarten variieren zwischen den Ländern und verwendeten Datenquellen. Laut [33] repräsentieren Kanten die Mittellinien von Straßen. Die Knoten werden hierbei maximal $3m$ von der Mittellinie entfernt digitalisiert. Bei Straßensegmenten mit einer erweiterten Digitalisierungsqualität weisen die Punkte eine absolute Genauigkeit von $\pm 5m$ und eine relative Genauigkeit von bis zu $\pm 1m$ auf.

Kreuzungen werden innerhalb von Städten und wichtigen Verbindungsstraßen mit einer absoluten Genauigkeit von bis zu $\pm 15m$ digitalisiert. Auf Autobahnen oder anderen Verbindungsstraßen kann es sogar auf Genauigkeitsfehler von bis zu $\pm 100m$ kommen.

Eine Änderung der Attribute wie z.B. die Anzahl der Spuren, Straßenklasse oder Geschwindigkeitsbegrenzungen wird mit einer Genauigkeit von $\pm 50m$ erfasst (vgl. [33]).

Die bei der AUDI AG entwickelten Fahrerassistenzsysteme können für die aktuelle Fahrzeugposition über das Bussystem durch eine definierte Schnittstelle namens PSD auf die Kartendaten zugreifen.

Prädiktive Streckendaten PSD

Durch die PSD wird ein Teil der Navigationsdatenbank für andere Systeme im Fahrzeug nutzbar (vgl. [34]). Sie stellen eine Streckenkrümmungsvorausschau zur Verfügung, die durch einen in Fahrtrichtung ausgerichteten Baum aus 64 Segmenten aufgebaut ist (vgl. Abbildung 2.8). Jedes Segment besitzt eine eindeutige Nummer und die Nummer des Vorgängersegmentes, damit der Baum aufgebaut werden kann. Das erste Segment, auf dem sich das Fahrzeug befindet, wird gesondert gekennzeichnet.

2. Datenquellen



Abbildung 2.8.: Baumstruktur der PSD

Bei den Segmenten handelt es sich um Geraden, Kreisen und Klothoiden. Klothoiden werden im Straßenbau als Übergangsegmente zwischen Trassierungselementen verwendet. Sie führen den Krümmungsunterschied zwischen den beiden Segmenten linear über, damit keine ruckartige Lenkbewegung beim Durchfahren dieser Kombination nötig ist. Klothoiden finden auch bei der Beschreibung der Form der erkannten Straßenmarkierungen durch die Linienerkennung aus Kapitel 2.2 Anwendung. Sie spielen im Verlauf der Arbeit eine wichtige Rolle und werden daher in Kapitel 3.1.1 genauer beschrieben.

Die Segmente des Baumes sind mit verschiedenen Attributen der Kartendaten belegt. Es handelt sich hierbei z.B. um die Angabe der Anfangskrümmung, Krümmungsänderung, Länge, Straßenklasse, Anzahl der Spuren, Geschwindigkeitsbegrenzungen oder um eine Einbahnstraße.

Durch die Verwendung dieser Daten von anderen Systemen im Fahrzeug

wächst der Anspruch an die Genauigkeit der hinterlegten Attribute. Wenn Navigationskartendaten Fehler aufweisen, kommt es folglich auch bei den daraus abgeleiteten PSD zu falschen Attributeinträgen. So kann z.B. eine zweispurige Straße mit drei Spuren hinterlegt sein. Auswertungen der Testfahrt haben folgende Fehlrate des Attributes "Anzahl der Spuren" gezeigt:

- Fehlrate straßenklassenübergreifend: 27,8%
- Fehlrate bei Autobahnen: 18,8%
- Fehlrate bei Bundesstraßen: 22,4%
- Fehlrate bei Landstraßen: 13,9%
- Fehlrate in Städten: 39,6%
- Fehlrate in Wohngebieten: 3,8%

Bei diesen Werten ist allerdings darauf zu achten, dass die PSD nur die Anzahl der Spuren ohne Abbiege-, Auffahrts- und Abfahrtsspuren liefert. Bei den Referenzwerten wurden hingegen alle Spuren erfasst.

Bei der am stärksten kritisierten Fehlerquelle handelt es sich jedoch um die der Krümmungswerte. Oft kommt es bei Segmentübergängen zu Krümmungssprüngen. Zwischen zwei nahe zusammen liegenden Kreuzungspunkten kommt es zudem vor, dass kurze Segmente eingefügt werden müssen, die eine sehr hohe Krümmungsänderung aufweisen, die nicht der Realität entspricht. Die Abbildungen 2.9 und 2.10 zeigen einen durch PSD erhaltenen Krümmungsverlauf im Vergleich zu den gefahrenen Krümmungen während einer Fahrt auf der Autobahn und in der Stadt. Bei der gefahrenen Krümmung handelt es sich um den Quotienten aus Gierrate und Geschwindigkeit während das Fahrzeug den Straßenverlauf abfährt. Eine Autobahnfahrt ist durch geringe Krümmungen gekennzeichnet (vgl. Abbildung 2.9). Zwischen 3000 und 4000m ist in dem Beispiel eine Kurvenfahrt auf der Autobahn abgebildet. In der Stadt sind wesentlich höhere Krümmungswerte zu beobachten (siehe Abbildung 2.10). Die Stadtfahrt zeichnet sich durch das Folgen der Straße und am Ende der Aufnahme durch einen Spurwechsel aus. Es ist bei beiden Beispielszenen zu sehen, dass die Krümmungen der PSD den gefahrenen Krümmungen des Fahrzeugs

2. Datenquellen

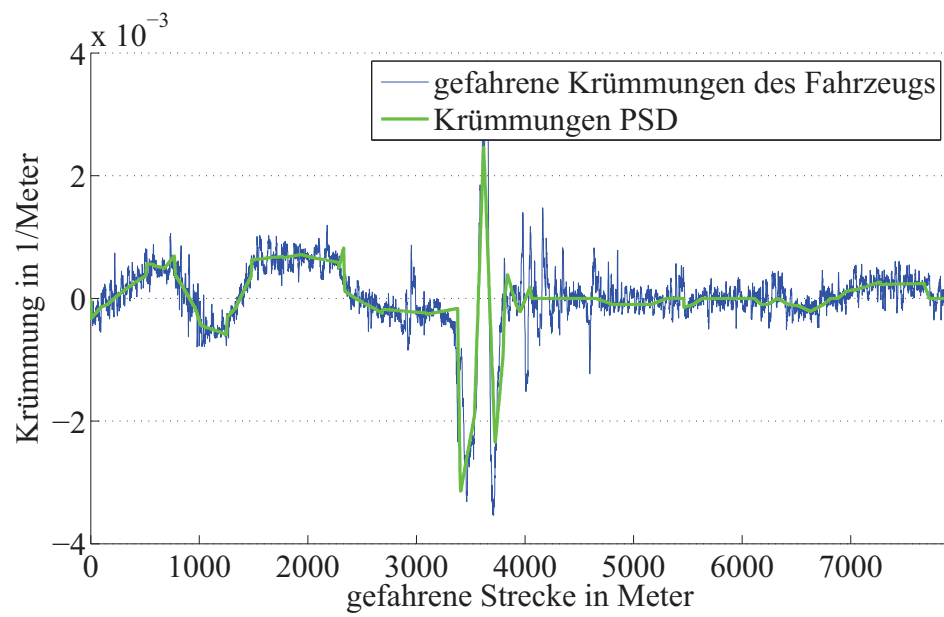


Abbildung 2.9.: Vergleich des Krümmungsverlaufs der PSD und der mit dem Fahrzeug gefahrenen Krümmung auf einer Autobahn

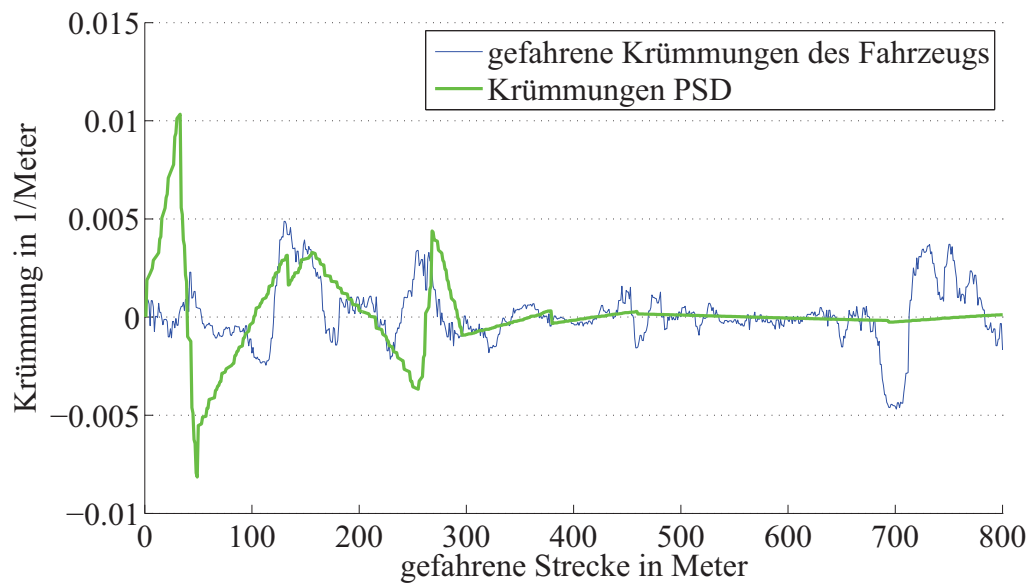


Abbildung 2.10.: Vergleich des Krümmungsverlaufs der PSD und der mit dem Fahrzeug gefahrenen Krümmung in der Stadt

in etwa entsprechen. Jedoch stellen Krümmungssprünge und Fehler in der Fahrzeugposition, wie vor allem in Abbildung 2.10 zu sehen, Probleme dar. Die PSD werden für die aktuelle Fahrzeugposition über das Bussystem an andere Steuergeräte verteilt. Wie die Position des Fahrzeugs bestimmt wird, ist im nächsten Abschnitt beschrieben.

2.4.2. Positionierung

Für die Positionierung des Fahrzeugs stehen relative und absolute Sensoren zur Verfügung. Durch deren Fusion kann das Fahrzeug lokalisiert werden (siehe Abbildung 2.11).

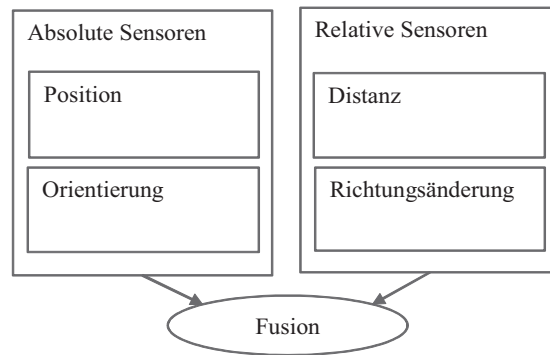


Abbildung 2.11.: Übersicht des Positionierungsmoduls des Navigationssystems

Absolute Sensoren

Als absolute Sensoren werden Kompass und GNSS verwendet. Ein Kompass gibt die Fahrzeugausrichtung zur magnetischen Nordrichtung wieder. GNSS ermöglichen die Positionierung des Fahrzeugs. Zu GNSS gehören neben dem im automotiven Bereich verwendete Navigational Satellite Timing and Ranging - Global Positioning System (NAVSTAR-GPS) das russische Global Navigation Satellite System (GLONASS), das chinesische BeiDou, das sich noch in der Entwicklung befindende europäische Galileo sowie das japanische Quasi-Zenith Satellite System. Die Systeme arbeiten alle nach dem selben Prinzip, unterscheiden sich jedoch in ihrer Satellitenanzahl, Bahnparametern, Frequenzen und in ihrer Konfiguration (vgl. [35]).

2. Datenquellen

In Abbildung 2.12 sind die 24 GPS-Satelliten mit ihren Laufbahnen gezeigt.

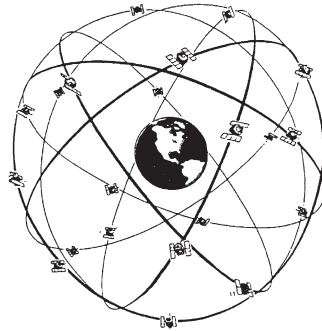


Abbildung 2.12.: Die GPS-Satelliten-Konstellation [36]

Die GPS-Satelliten kreisen in einer ungefähren Höhe von 20200km um die Erde. Sie übermitteln im Radiowellenbereich auf zwei Frequenzen zyklisch ihre Position und Uhrzeit. Das Lokalisationsverfahren der GPS-Positionierung basiert auf der Ermittlung des Abstandes zwischen dem Fahrzeug und jedem sichtbaren GPS-Satelliten, indem die Signallaufzeit zwischen Satellit und Fahrzeug gemessen wird (vgl. [36]). Atmosphärische Einflüsse wie die der Ionosphäre, die das GPS-Signal verfälschen, können durch eine Linearkombination beider Frequenzen herausgefiltert werden.

GPS stellt zwei Dienste zur Positionierung zur Verfügung (vgl. [36]):

- Standard Positioning Service (SPS):
Grobe Positionserfassung für die zivile Nutzung (C/A-Code).
Dieser Service war bis zum Jahr 2000 künstlich verschlechtert worden und erlaubte eine Positionierungsgenauigkeit von $\pm 100\text{m}$. Nach Abschaltung der Verschlechterung können Genauigkeiten von $\pm 10\text{m}$ erreicht werden.
- Precision Positioning Service (PPS):
Verschlüsselte genaue Positionserfassung für die militärische Nutzung (P/Y-Code).

Die Fahrzeugposition ist durch drei Koordinaten im WGS84-Koordinatensystem (World Geodetic System 1984) definiert. Bei den Koordinaten han-

delt es sich um kartesische Koordinaten X, Y, Z respektive geographische Koordinaten Länge, Breite, Höhe. Um diese Koordinaten und den Zeitoffset zu bestimmen, müssen mindestens vier Satelliten sichtbar sein. Eine erste Näherung der Distanz zwischen Empfänger und Sender wird bestimmt, indem die Pseudostrecke aus der Laufzeit des Funksignals bestimmt wird. Anhand dieser Pseudostrecken kann die Position des Empfängers bestimmt werden. Die Berechnung der Pseudostrecke für n sichtbare Satelliten folgt folgender Vorschrift:

$$\rho_i = r_i + c\Delta t + w_i = \psi_i + w_i, \quad (2.10)$$

wobei

$\rho_i =$ Pseudostrecke zwischen Empfänger und Sender

$$r_i = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2 + (Z_i - z)^2}$$

$=$ tatsächlicher Abstand zum Satelliten i

$\psi_i = r_i + c\Delta t =$ störfreie Pseudostrecke zum Satelliten i

$(X_i, Y_i, Z_i) =$ Koordinaten des Satelliten i

$(x, y, z) =$ Koordinaten des Empfängers

$\Delta t =$ Zeitoffset

$c =$ Vakuumlichtgeschwindigkeit

$w_i =$ Messfehler des Satelliten i

Neben Störungen des Signals durch die Zeitdrifts, Ionosphäre und Troposphäre können ungünstige geometrische Satellitenkonstellationen die Bestimmung der Fahrzeugposition erschweren. Sind nur die vier notwendigen Satelliten für die Positionsbestimmung für den Empfänger sichtbar, kann es bei einer ungünstigen Stellung sogar zu einem Ausfall des GPS-Signals kommen (vgl. [37] und [38]). Um eine ungünstige geometrische Konstellation handelt es sich beispielsweise, wenn die vier Satelliten in einer Reihe

2. Datenquellen

oder sehr nahe aneinander stehen. Um diese Situation zu identifizieren, wird der Geometric Dilution of Precision (GDOP)-Wert aus den Bahn-
daten verwendet. Dieser Wert gibt die Gesamtgenauigkeit des Systems
abhängig von den Fehlern der Messdaten an. Optimale geometrische Kon-
stellationen können bei GDOP-Werten zwischen 1 und 5 erkannt werden.
Bei mehr als vier Satelliten sind solche ungünstigen Konstellationen nahezu
unmöglich. Eine weitere Ursache für die Ungenauigkeit in der Positionsbe-
stimmung ist in der Mehrwege-Ausbreitung begründet. Dieser Effekt tritt
häufig in Häuserschluchten auf. Das Signal wird hier durch die Häuser-
wände abgelenkt und erreicht somit nur indirekt den Empfänger. Dadurch
entsteht eine Vermischung des direkten mit dem indirekten Signal und der
Empfänger kann keine zuverlässige Positionsbestimmung mehr durchfüh-
ren.

Mit Hilfe von DGPS-Systemen ist es möglich, die Fehler der im zivilen
Bereich erreichbaren GPS-Position zu reduzieren. Diese Technik nutzt zu-
sätzlich Daten eines Referenz-GPS-Empfängers, dessen Position genau ver-
messen und bekannt ist. Die typische Reichweite des Senders beträgt 70 -
200 km. In den Referenzstationen werden die atmosphärische Störung und
Fehler der Satellitenuhr (inkl. Übertragungsverzögerung) berechnet. Das
sich dadurch ergebende Korrektursignal wird in Echtzeit an die Empfän-
gersysteme der Nutzer versendet, welche die Korrekturen zur Positionsbe-
stimmung nutzen (vgl. [39]). Durch dieses Verfahren sind Positionsermit-
tlungen mit einer Genauigkeit im Bereich von 1 – 2m möglich.

Auswertungen der Testfahrt haben die in den Abbildungen 2.13-2.17 ¹ dar-
gestellten GPS-Ungenauigkeiten unter verschiedenen Bedingungen am Bei-
spiel eines Holux-GPS-Empfängers [40] ergeben. Dieser GPS-Empfänger
stellt mit einer Frequenz von 1 Hz die Positionen zur Verfügung. Als Re-
ferenz gelten die RTK-GPS-Positionen aus dem Referenzsystem, welches
in Kapitel 1.2.2 beschrieben wurde. Deren Standardabweichungen in den
jeweiligen Situationen sind in den Abbildungen B.1 - B.5 in Anhang B
dargestellt.

¹Erklärung der Bezeichnungen:

"avg...X" steht für den Durchschnittswert der longitudinalen Abweichung,

"avg...Y" steht für den Durchschnittswert der lateralen Abweichung

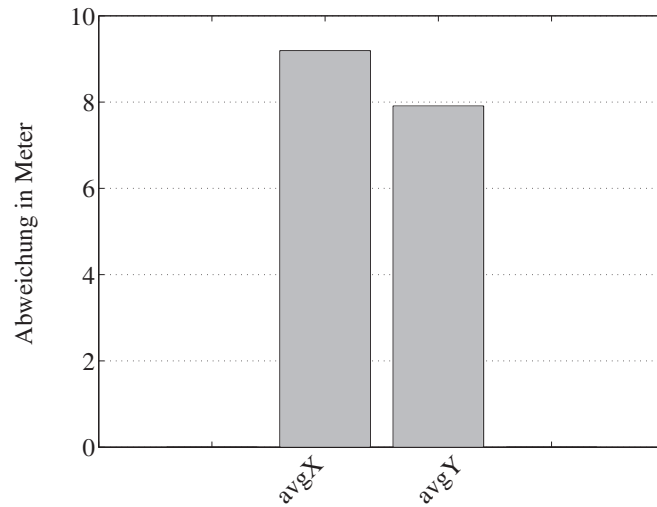


Abbildung 2.13.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX

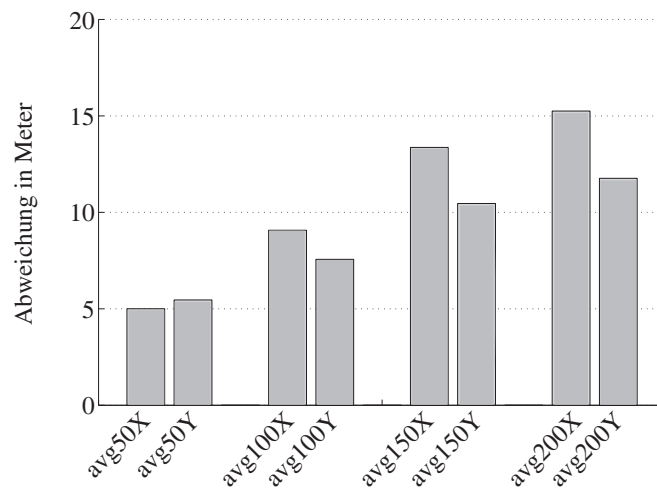


Abbildung 2.14.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, $50 - 100$ km/h, $101 - 150$ km/h, > 150 km/h)

2. Datenquellen

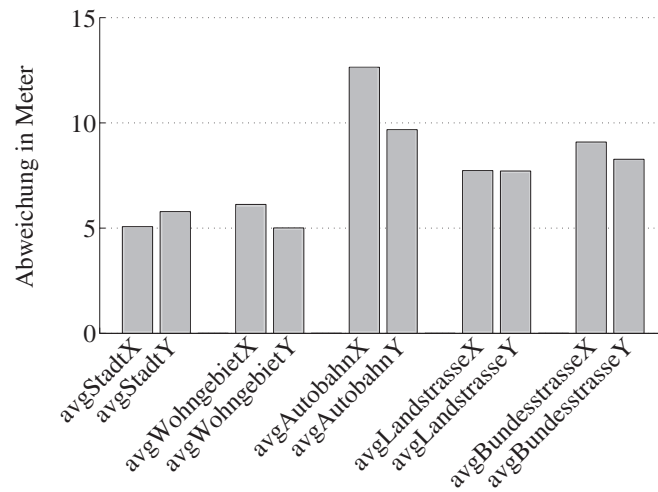


Abbildung 2.15.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)

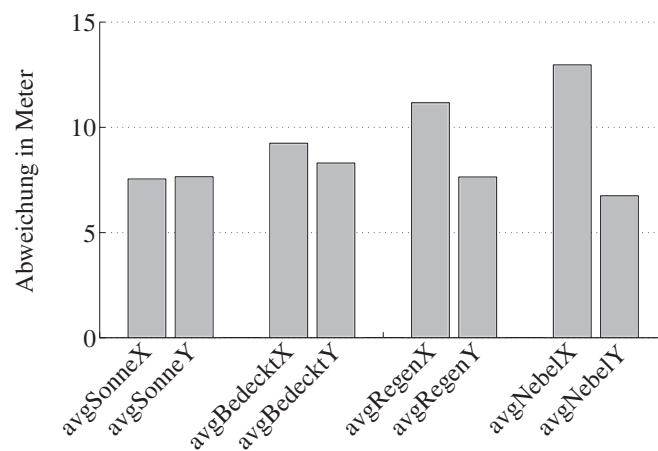


Abbildung 2.16.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)

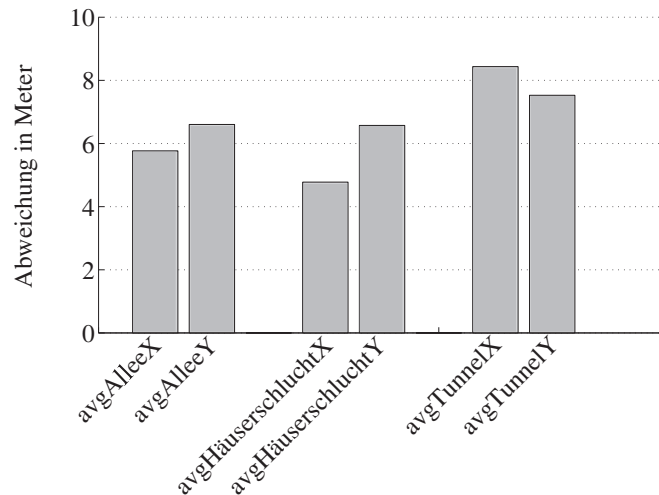


Abbildung 2.17.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)

Relative Sensoren

Mit Hilfe von relativen Sensoren kann die Fahrzeugpositionierung im Verhältnis zur letzten Position bestimmt werden (vgl. [41] und Kapitel 2.1). Zu relativen Sensoren gehören Geschwindigkeitssensoren oder ein Drehratensensor, der die Winkelgeschwindigkeiten und Beschleunigungen in alle drei Achsen misst. Dieses Vorgehen wird als Dead-Reckoning bezeichnet. Eine absolute Lokalisierung ist hierbei jedoch nicht möglich.

Diese Lokalisierungsmethode wird angewendet, wenn es zu Signalabbrüchen der absoluten Sensoren kommt. Dies geschieht vor allem in Tunneln, Häuserschluchten oder Waldgebieten, wo die Sicht auf die Satelliten eingeschränkt oder nicht vorhanden ist.

Durch Fusion von relativen mit absoluten Sensoren können beide Systeme optimiert werden.

Fusion von absoluten und relativen Sensoren

Die Systeme zur absoluten oder relativen Bestimmung der Fahrzeugposition weisen alleine nicht die nötige Genauigkeit auf. Die Fusion dieser bei-

2. Datenquellen

den Systeme ermöglicht es, den Ausfall oder das Abdriften eines Systems durch das andere auszugleichen (vgl. [42]). So kann einerseits die Position während eines Ausfalls des GPS-Signals durch relative Sensoren weiterhin bestimmt werden. Das GPS-Signal kann andererseits Ungenauigkeiten der relativen Positionierung, die auf den in Kapitel 2.1 beschriebenen Fehlerquellen der Eingangssensoren basieren, ausgleichen. Durch diese Fusion wird eine bestmögliche Lokalisierung des Fahrzeugs erreicht. "Die Vorteile eines Multisensorsystems liegen in der Erhöhung der Detektionssicherheit und Messgenauigkeit bei redundanten Daten, einer Vergrößerung des Erfassungsbereichs sowie der Anzahl direkt messbarer Zustandsgrößen bei komplementären Sensordaten" [13].

In den Abbildungen 2.18-2.22 ² werden die aktuellen Ungenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchsträger veranschaulicht. Auch hier werden die Daten nur jede Sekunde berechnet. Als Referenzpositionen werden die RTK-GPS-Positionen aus dem Referenzsystem verwendet. Als Datengrundlage dient die in Kapitel 1.2.2 beschriebene Testfahrt.

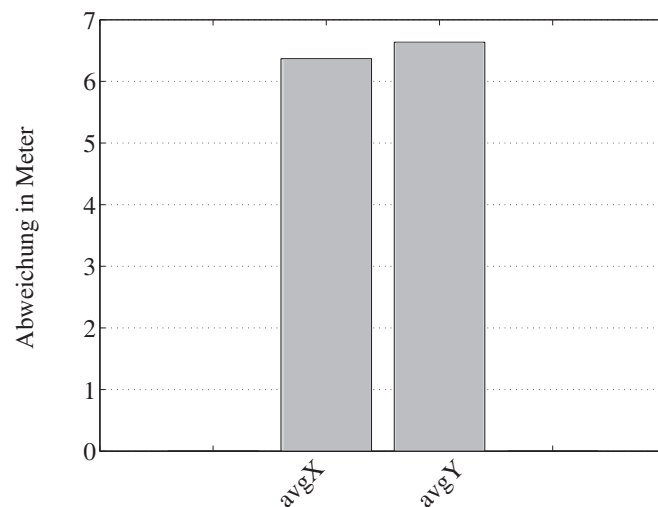


Abbildung 2.18.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchsträger

²Erklärung der Bezeichnungen:

"avg...X" steht für den Durchschnittswert der longitudinalen Abweichung,

"avg...Y" steht für den Durchschnittswert der lateralen Abweichung

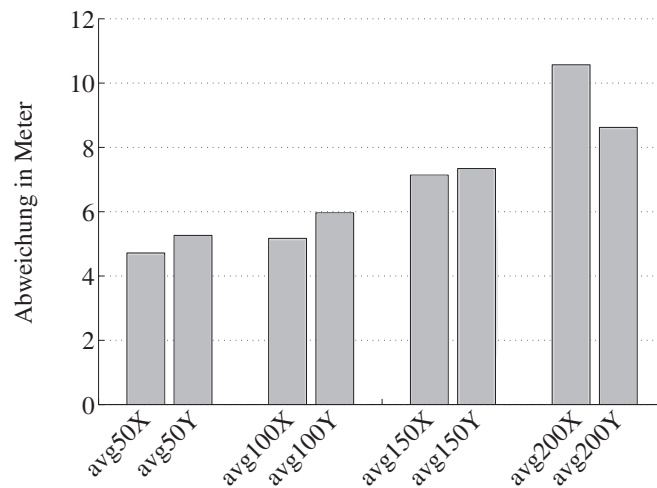


Abbildung 2.19.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, $50 - 100$ km/h, $101 - 150$ km/h, > 150 km/h)

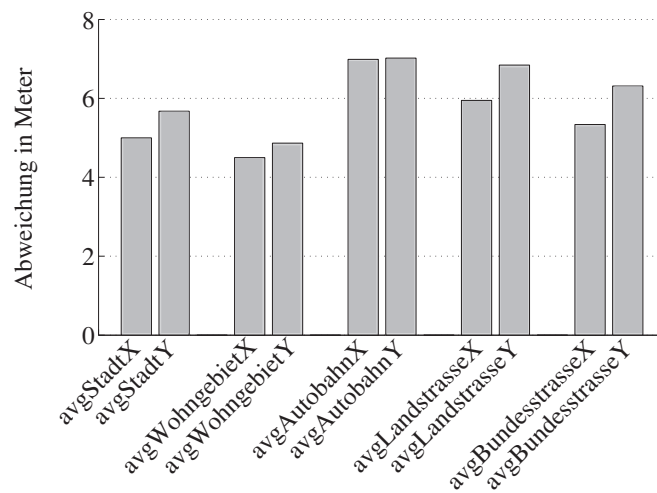


Abbildung 2.20.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)

2. Datenquellen

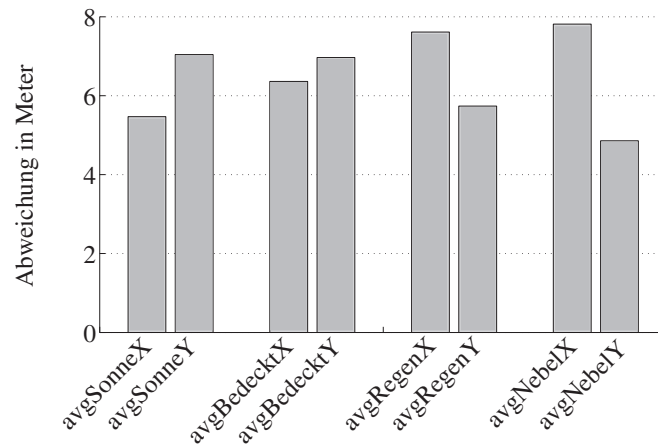


Abbildung 2.21.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)

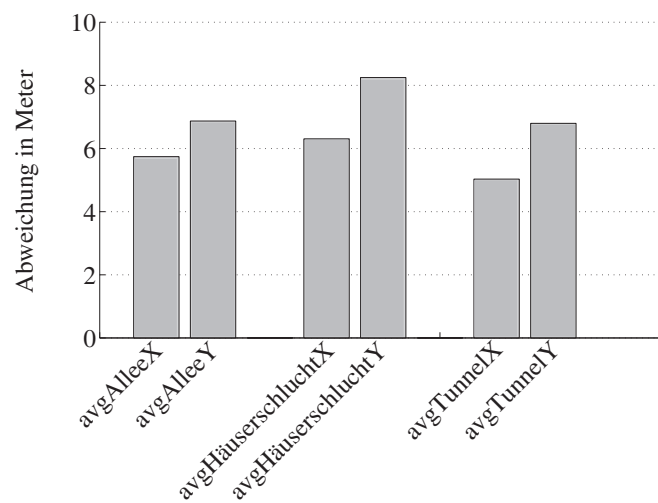


Abbildung 2.22.: Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)

Werden Kartendaten als zusätzliche Quelle herangezogen, können sogenannte MapMatching-Verfahren (vgl. [43], [44]) die Position aus der Sensordatenfusion mit einer Position der Straße aus einer Karte abgleichen.

Die Verwendung von Landmarken kann zusätzlich zur Genauigkeit der Positionierung beitragen: In [45] wird ein Ansatz beschrieben, der mit Hilfe von Landmarken, die entweder durch einen Laserscanner oder eine Monokamera detektiert werden, das Fahrzeug lokalisiert. In [46] werden zusätzlich Landmarken als Referenzstationen für ein DGPS-System verwendet. [47] nutzt Daten einer Stereokamera zur Minimierung des Positionsfehlers bei Ausfall des GPS-Signals. Die Daten der Bildverarbeitung gehen als Messwerte in einen Kalman Filter ein und optimieren dadurch die Daten der Inertialsensoren.

Ein Ansatz, der mit Hilfe eines verteilten Algorithmus das Fahrzeug lokalisiert, wird in [48] beschrieben. Durch funkbasierte Entfernungsmessung werden die Nachbarfahrzeuge global lokalisiert. Relativ zu den Nachbarfahrzeugen kann das eigene Fahrzeug positioniert werden.

Die größte Herausforderung an die Fahrzeugpositionierung, wie auch aus Abbildung 2.22 ersichtlich, stellen Häuserschluchten in Großstädten dar. Aufgrund von Abschattung kann das Fahrzeug nicht alle für eine Positionierung nötigen GPS-Satellitensignale empfangen. In [49] wird die Verfügbarkeit des GPS-Signals am Beispiel von Hongkong untersucht. Ergebnis war hierbei, dass nur 30% der Stadt über eine genügend große GPS-Abdeckung zur Positionierung verfügt. [50] erläutert einen Ansatz, in dem eine ungenaue Fahrzeugpositionierung in Häuserschluchten durch den Signalempfang von nur zwei GPS-Satelliten vermieden werden kann.

In einem anderen Ansatz wird offline eine hochaufgelöste 2D-Karte generiert. Anhand eines Partikel-Filters werden die Messwerte eines Laserscanners mit dieser Karte abgeglichen und dadurch eine Fahrzeugposition bestimmt (vgl. [51]). Der Ansatz aus [52] macht sich eine 3D-Karte der Gebäudefassaden für die Positionsbestimmung in Häuserschluchten zu Nutze: Abhängig von der aktuell bestimmten Position wird der relevante Teil dieser Datenbank an das Fahrzeug gesendet. Im Fahrzeug kann dann durch Merkmalsextraktion und MapMatching-Algorithmen eine absolute Position bestimmt werden.

2.5. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Datenquellen für das System erläutert. Es handelt sich hierbei um die in aktuellen Serienfahrzeugen verbaute Sensorik. Eigenbewegungssensoren liefern die Geschwindigkeit, Gierrate und Querschleunigung des Fahrzeugs. Ungenauigkeiten des Geschwindigkeitssignals von ca. 2% werden zum Beispiel durch Bodenbeschaffenheit oder das Fahrzeuggewicht verursacht.

Eine Multifunktionskamera stellt die durch Bildverarbeitung erkannten Straßenmarkierungen u.a. mit ihrer Position, Krümmungswerten und Linienart zur Verfügung. Fehldetektionen der Markierungen geschehen durch Umwelteinflüsse, wie verschiedene Witterungsbedingungen oder Verdeckung der Linien durch andere Verkehrsteilnehmer.

Daten über die Position und Geschwindigkeit von Objekten vor dem Fahrzeug liefert ein Fernbereichsradar.

Das Navigationssystem hält digitale Kartendaten und die aktuell ermittelte globale Position des Fahrzeugs bereit. Die Genauigkeit der aktuell bestimmten Position ist abhängig von der Geschwindigkeit, Wetter, Straßenklasse und Bebauung der Umgebung. Auswertungen ergaben eine durchschnittliche Genauigkeit von ca. 6m in lateraler sowie in longitudinaler Richtung. Zudem wurde das Kartenattribut "Anzahl der Spuren" untersucht. Hierbei fiel auf, dass dieses Attribut vor allem in der Stadt häufig mit falschen Angaben hinterlegt ist.

Im nächsten Kapitel wird die Modellierung des Umfelds anhand dieser Datenquellen beschrieben.

3. Umfeldmodellierung

Die in diesem Kapitel beschriebene Umfeldmodellierung stellt die Grundlage zur Verfeinerung der Position des Fahrzeugs auf der Straße dar. Durch geeignete Fusion der in Kapitel 2 beschriebenen Datenquellen ist es möglich, das Straßenumfeld und die Ausrichtung des Fahrzeugs zur Straße abzubilden.

In der Literatur werden Umfeldmodelle in verschiedenen Anwendungsfällen genutzt. Ein Beispiel ist [53], worin das Fahrverhalten von einem Umgebungsmodell und Fahrzeugbewegung abgeleitet wird. Das Umfeldmodell wird hier anhand leicht erkennbarer Verkehrsteilnehmer und Landmarken in einer digitalen Karte zusammengesetzt. Eine andere wissenschaftliche Arbeit nutzt ein Modell aus Daten von Laserscanner und Videosensorik zur Vermeidung von Unfällen (vgl. [54]). Ein System, das beim Durchfahren von Kreuzungen Unfälle vermeiden soll, erfasst das Umfeld durch eine Stereokamera und zwei frei beweglichen Kameras. Um mehr Informationen über die Geometrie der vorausliegenden Kreuzung zu erhalten, wird zudem die GPS-Position des Fahrzeugs in einer digitalen Karte genutzt (vgl. [8]). Das in dieser Arbeit modellierte Straßenumfeld ist in Abbildung 3.1 veranschaulicht.

Die Umgebungsmodellierung setzt sich aus drei Teilen zusammen:

Den Grundstein bildet eine Streckenkrümmungsvorausschau, die den Straßenverlauf vor dem Fahrzeug so genau wie möglich widerspiegeln soll. Diese ist in Abbildung 3.1 rot dargestellt. Aufgrund der in Kapitel 2.4.1 beschriebenen Ungenauigkeiten der PSD wird untersucht, inwieweit diese durch die Linienerkennung, Objektdaten und Eigenbewegungsdaten verfeinert werden können. Darauf aufbauend soll ein Linienmodell generiert werden, das kurzzeitige Ausfälle der Spurerkennung durch Abgleich der Eigenbewegungsdaten des Fahrzeugs mit der Streckenkrümmungsvorausschau kompensieren soll. Dieses besteht aus acht Linien unabhängig davon, wie viele und welche Linien aktuell erkannt werden. Die Abbildung zeigt dies in drei verschiedenen Farben: Die grünen Linien stehen für die

3. Umfeldmodellierung

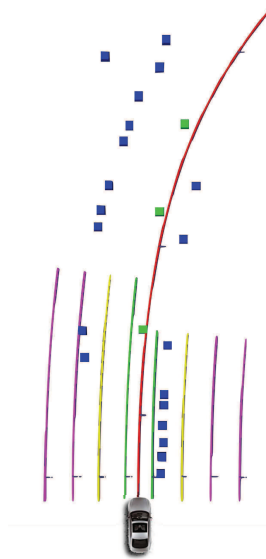


Abbildung 3.1.: Umfeldmodell

Markierung der Egospur, die gelben für die Begrenzung der Nebenspur und die pinken für weitere Linien. Das Linienmodell wird in Kombination mit der Streckenvorausschau um Objektdaten erweitert. Hierbei werden die Objektdaten in das Linienmodell einsortiert, um diesen ihre aktuelle Spur zuzuweisen. Veranschaulicht sind die Objektdaten in Abbildung 3.1 durch blaue und grüne Quadrate. Grüne Quadrate repräsentieren Objekte, die sich in die gleiche Richtung wie das eigene Fahrzeug bewegen. Die blauen Quadrate repräsentieren stehende Objekte. Zusätzlich können noch entgegenkommende Objekte erkannt werden, die mit roten Quadraten visualisiert werden.

In Abbildung 3.2 ist die Einordnung des Umfeldmodells ins Gesamtkonzept dieser Arbeit dargestellt.

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

Die Basis des Umfeldmodells bildet eine Streckenkrümmungsvorausschau, welche die Krümmungen der vor dem Fahrzeug liegenden Straße in Form von Klothoiden zum aktuellen Zeitpunkt widerspiegelt. Ähnlich zu [55] werden hierfür verschiedene vorausschauende Sensoren fusioniert.

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

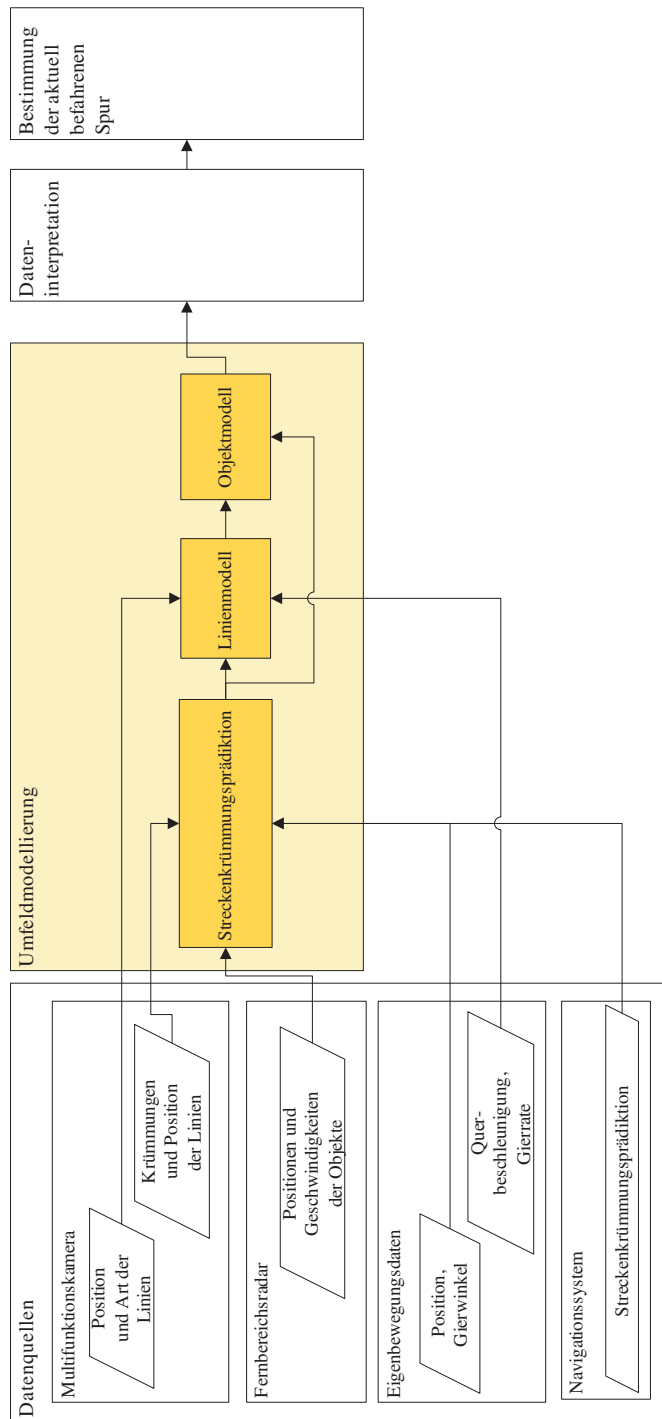


Abbildung 3.2.: Einordnung des Umgebungsmodells in das Gesamtkonzept

3. Umfeldmodellierung

Zunächst werden drei Krümmungsprädiktionen im Nahbereich bestimmt. Für die erste Variante werden die Liniendaten verwendet (vgl. Abbildung 3.3). Die Herausforderung liegt hierbei in der Handhabung der Klothoiden. Zweitens wird eine Krümmungsprädiktion der Straße durch Objektdaten berechnet (vgl. Abbildung 3.4). Im Gegensatz zu den Arbeiten von [56] und [57] werden keine stehenden Objekte verwendet. Stattdessen liegt der Fokus auf dem direkt vor dem Fahrzeug fahrenden Fahrzeug. Die dritte Prädiktion für den Nahbereich ergibt sich aus der Fusion dieser beiden (vgl. [58], [59]) (vgl. Abbildung 3.5).

Wie in den Abbildungen 3.3 - 3.5 dargestellt, wird anschließend die Fusion der Streckenvorausschau im Nahbereich mit dem PSD-Baum durchgeführt. In den Arbeiten [60], [61] und [62] wird dies mit einer Krümmungsprädiktion aus Liniendaten untersucht. Abschließend wird diese Vorausschau mit dem weiterführenden PSD-Baum verbunden.

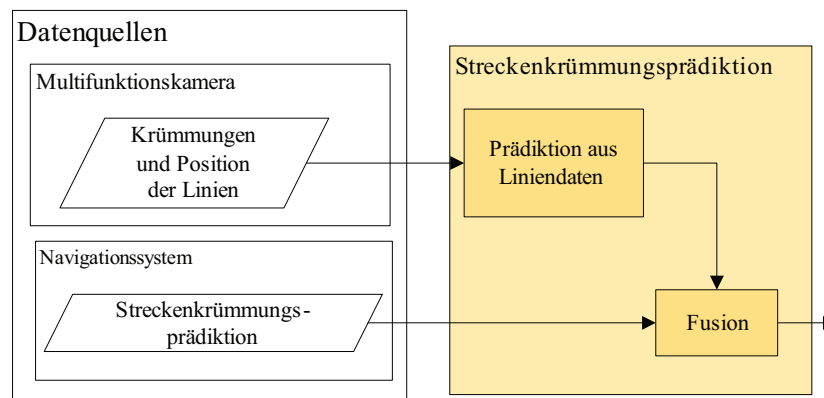


Abbildung 3.3.: Ablaufdiagramm des 1. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion

Zur Verifikation der erzeugten Streckenkrümmungsvorausschau wird eine Auswertung durchgeführt. Da keine Referenz für den Streckenkrümmungsverlauf vorhanden ist, werden hierbei die Streckenkrümmungsprädiktionen mit der vom Fahrzeug gefahrenen Trajektorie in verschiedenen Situationen verglichen. Durch diesen Ansatz kann eine prognostizierte Güte der Prädiktionen gegeben werden. Des Weiteren werden die durch die drei Methoden generierten Krümmungen miteinander verglichen.

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

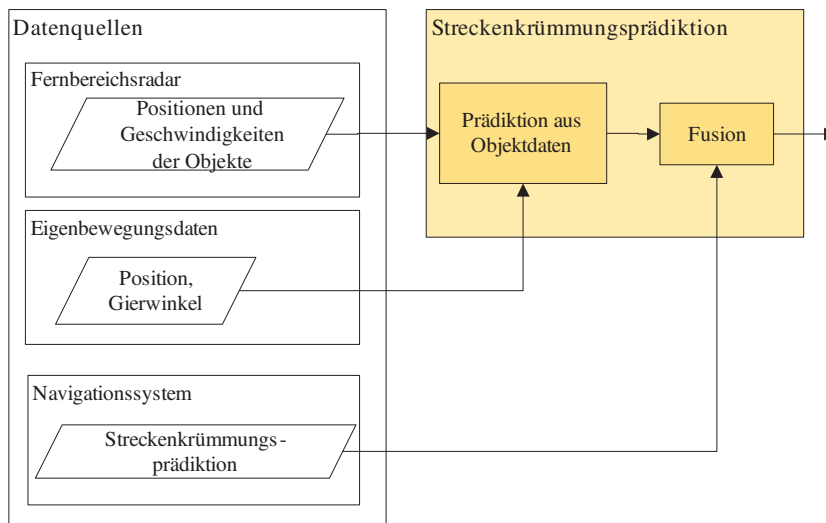


Abbildung 3.4.: Ablaufdiagramm des 2. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion

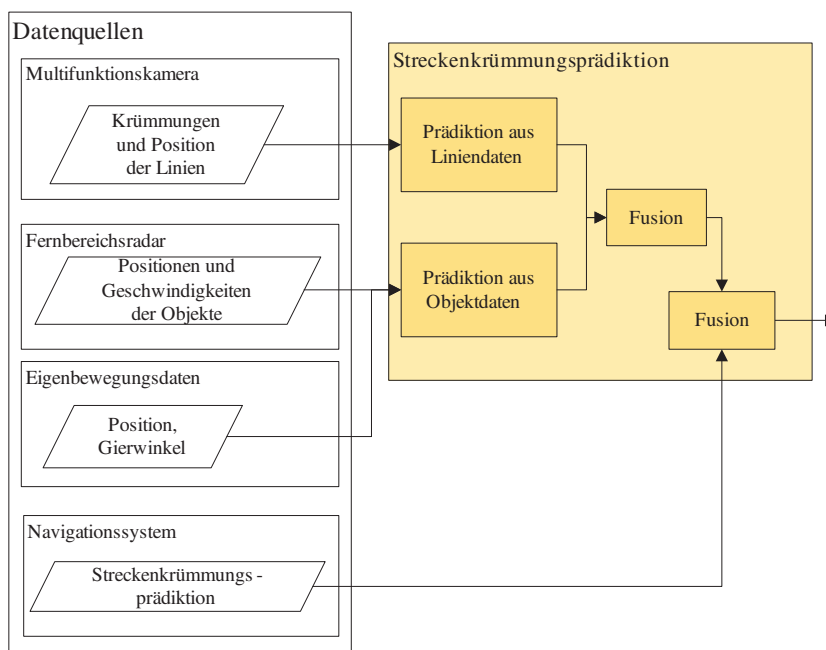


Abbildung 3.5.: Ablaufdiagramm des 3. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion

3. Umfeldmodellierung

Grundlage für die Fusion sind Klothoiden. "Die Klothoide ist eine Kurve mit stetig zunehmender Krümmung" [63]. Die Klothoide kommt aufgrund dieser Eigenschaft in folgenden Anwendungsmöglichkeiten zum Einsatz (vgl. [63]):

- Übergangsbogen: Übergang zwischen einer Geraden auf einen Kreis
- Wendelinie: Übergang zwischen zwei entgegengesetzten Kreisbögen
- Eilinie: Übergang zwischen zwei gleichgesinnten Kreisbögen
- Scheitelklothoide: Übergang zwischen zwei Geraden
- Korbklothoide: Aneinanderreihung maximal dreier Klothoiden verschiedener Krümmungsänderungen

Anhand dieser Einsatzmöglichkeiten ist es durch diese Kurvenart möglich, einen Straßenverlauf ohne Krümmungssprünge zu erreichen [64]. Ein Durchfahren ohne ruckartige Lenkradbewegung ist somit gewährleistet (siehe Abbildung 3.6).

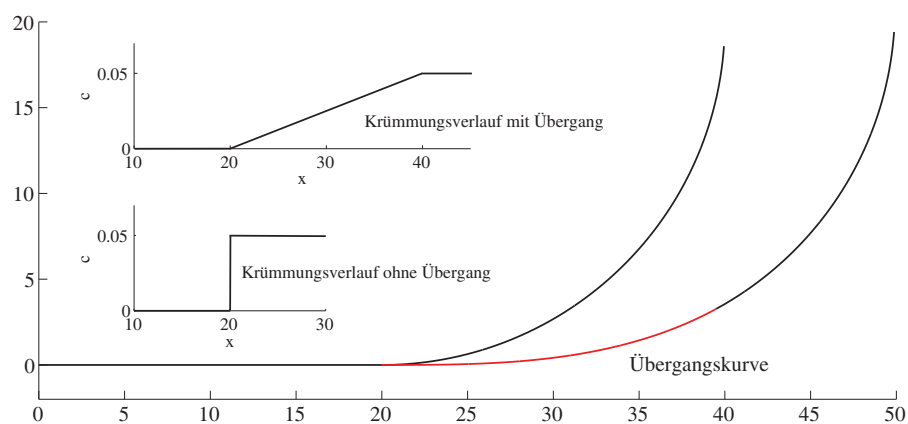


Abbildung 3.6.: Die Klothoide als Übergangskurve

In anderen wissenschaftlichen Arbeiten wie [17] und [65] wurden bereits Klothoiden zur Nachbildung des Fahrzeugumfeldes verwendet. Als Grundlage für die Generierung der Streckenkrümmungsvorausschau werden im folgenden Kapitel die Klothoidenparameter, zwei Berechnungsmöglichkeiten von Klothoiden und die Bedingungen für deren Fusion näher erläutert.

3.1.1. Klothoiden

Klothoiden sind ein Teil der Cornu'schen Spirale, wobei die Anfangskrümmung c_0 den Startpunkt, die Krümmungsänderung c_1 den Klothoidenparameter und l_s die Länge des Segmentes angibt. Abbildung 3.7 zeigt eine Cornu'sche Spirale mit $c_1 = 2$ und $-6 < l < 6$.

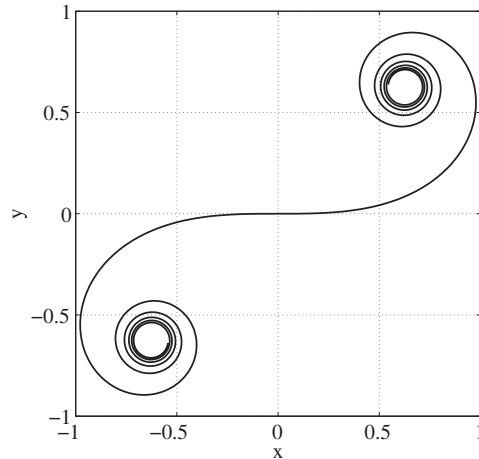


Abbildung 3.7.: Cornu'sche Spirale mit einer Krümmungsänderung von $c_1 = 2$

Klothoiden sind eindeutig durch eine Anfangskrümmung c_0 , eine konstante Krümmungsänderung c_1 und ihre Länge l_s definiert. Anhand folgender Gleichung kann die Krümmung an jeder Stelle einer Klothoide bestimmt werden.

$$c(l) = c_0 + c_1 \cdot l \quad (3.1)$$

Da durch die Klothoidenparameter nur die geometrische Form der Klothoide wiedergegeben wird, werden in den folgenden beiden Abschnitten zwei Vorgehensweisen zur Annäherung der Berechnung der Klothoide im kartesischen Koordinatensystem erläutert. Hierbei ist zu beachten, dass die Rechenzeit zur Berechnung der Klothoiden in Echtzeit erfolgen muss. Deshalb kann nur eine begrenzte Genauigkeit erreicht werden, die jedoch für die hier benötigten Zwecke ausreichend ist.

3. Umfeldmodellierung

Berechnung der Klothoide durch das Klothoidenpolynom

Die Bestimmung der Koordinaten einer Klothoide durch das Klothoidenpolynom ist nur bei einer Änderung im Tangentenwinkel kleiner als 15° möglich. In diesem Abschnitt wird die Herleitung des Polynoms beschrieben. Die Krümmung c ist definiert als der Kehrwert des Radius r :

$$c = \frac{1}{r} \quad (3.2)$$

Somit ist sie ebenso durch die Ableitung der Änderung des Tangentenwinkels nach der Bogenlänge beschrieben:

$$c = \frac{d\tau}{dl} \quad (3.3)$$

Wird die Krümmung aus Gleichung 3.3 durch die Krümmungsdefinition aus Gleichung 3.1 ersetzt, gilt:

$$(c_0 + c_1 \cdot l)dl = d\tau \quad (3.4)$$

Eine Gleichung für den Ausrichtungswinkel an einer bestimmten Länge der Klothoide kann aufgestellt werden, indem über beide Seiten der Gleichung integriert wird. Die aktuelle Ausrichtung der Klothoiden wird durch den Tangentenwinkel $\tau(l)$ wiedergegeben, wobei τ_0 der initiale Tangentenwinkel ist. Die Variable τ wird später als Parameter für die Änderungen im Tangentenwinkel $\tau(l_s) - \tau_0$ der Klothoidensegmente verwendet.

$$\tau(l) = \tau_0 + c_0 \cdot l + \frac{1}{2}c_1 \cdot l^2 \quad (3.5)$$

In Abbildung 3.8 ist eine Klothoide und ihr Tangentenwinkel τ im kartesischen Koordinatensystem dargestellt.

Durch infinitesimale Schritte entlang der Klothoide wird sie in diesen Abschnitten als Hypothenuse eines rechtwinkligen Dreiecks beschrieben. Die Koordinaten x und y der einzelnen Schritte können wie folgt bestimmt werden:

$$dx = dl \cdot \cos \tau(l) \quad (3.6)$$

$$dy = dl \cdot \sin \tau(l) \quad (3.7)$$

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

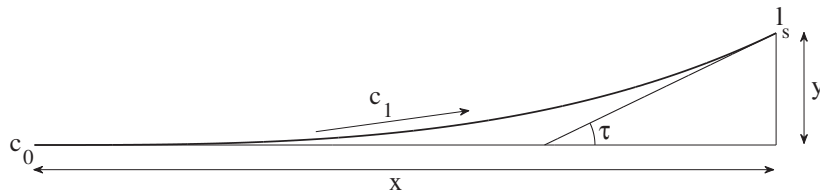


Abbildung 3.8.: Klothoidensegment

Durch Umstellen der Gleichungen und erneutes Integrieren wird es offensichtlich, weshalb die Klothoide nicht in einer geschlossenen Form berechenbar ist:

$$x = \int_0^{l_s} \cos \tau(l) dl \quad (3.8)$$

$$y = \int_0^{l_s} \sin \tau(l) dl \quad (3.9)$$

Diese Integrale sind auch als die "Fresnel Integrale" bekannt. Diese können zum Beispiel durch die Taylorentwicklung für Kosinus und Sinus bestimmt werden. Zur einfacheren Berechnung dieser Integrale wird in der Praxis oft eine Taylorentwicklung mit dem Grad 0 verwendet, damit Kosinus durch Eins und Sinus durch Null ersetzt werden kann. Das Argument τ kann durch die Gleichung 3.5 ausgetauscht werden. Das sich daraus ergebende Polynom ist ausreichend genau, solange die Klothoide keine Änderung in ihrer Ausrichtung von mehr als 15° hat (vgl. [17]).

3. Umfeldmodellierung

$$x \approx \int_0^{l_s} 1 dl = l_s \quad (3.10)$$

$$\begin{aligned} y &\approx \int_0^{l_s} \tau(l) dl = \int_0^{l_s} \tau_0 + c_0 \cdot l + \frac{1}{2} c_1 \cdot l^2 dl \\ &= y_0 + \tau_0 \cdot l_s + \frac{1}{2} c_0 \cdot l_s^2 + \frac{1}{6} c_1 \cdot l_s^3 \end{aligned} \quad (3.11)$$

Um eine genauere Approximation einer Klothoide mit einer Krümmungsänderung zu erhalten, kann eine Methode verwendet werden, welche eine Klothoide durch Aneinanderreihung von Kreisbögen annähert. Diese Methode ist in [66] näher beschrieben und wird im nächsten Abschnitt dargestellt.

Annäherung der Klothoide durch Kreisbögen

Bei dieser Methode wird die Klothoide anhand von Kreisbögen bestimmt. Je mehr Kreisbögen zur Annäherung der Klothoide verwendet werden, desto genauer ist die Approximation. Die Endpunkte der Kreisbögen werden iterativ berechnet und folgen der Form der Klothoide (vgl. Abbildung 3.9). Der Vorteil dieser Methode ist die einfache Ermittlung der kürzesten Strecke zwischen einem Punkt in der Ebene und einem Kreisbogen. Dieses Vorgehen wird in Kapitel 3.3 genutzt und beschrieben.

Der Algorithmus setzt sich aus folgenden Schritten zusammen:

1. Das Klothoidensegment der Länge l_s wird in n Segmente der Länge $s = l_s/n$ unterteilt
2. Für jedes Segment $1 \leq i \leq n$, wird der Anfangstangentenwinkel τ_i und der durchschnittliche Radius der Krümmung r_i berechnet

$$\tau_i = c_0 \cdot (i-1)s + \frac{1}{2} c_1 \cdot ((i-1)s)^2 \quad (3.12)$$

$$r_i = \frac{1}{c_0 + \frac{1}{2}(c_1 \cdot (i-1)s + c_1 \cdot is)} \quad (3.13)$$

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

3. Jedes Segment wird durch einen Kreisbogen mit dem Radius r_i angenähert
4. Die Bestimmung des Zentriwinkels α_i und die Abstände x_i und y_i ergibt sich wie folgt

$$\alpha_i = \frac{1}{r_i} s \quad (3.14)$$

$$x_i = \sin(\alpha_i) \cdot r_i \quad (3.15)$$

$$y_i = (1 - \cos(\alpha_i)) \cdot r_i \quad (3.16)$$

5. Zur Ermittlung der sich ergebenden Schritte für x und y wird die Rotation, die sich aus dem initialen Tangentenwinkel τ_i ergibt, angewendet:

$$\begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\tau_i) & -\sin(\tau_i) \\ \sin(\tau_i) & \cos(\tau_i) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

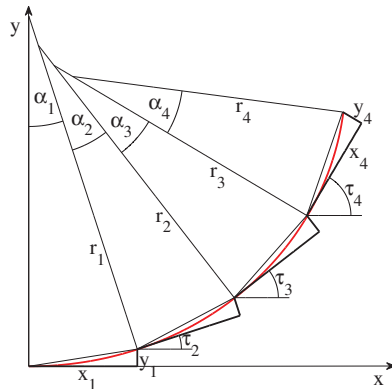


Abbildung 3.9.: Annäherung der Klothoide durch Kreisbögen

Zum Vergleich der Kreisbogen-Approximation mit der Schrittweite 1 und dem Polynommodell aus Gleichung 3.11 wurden verschiedene Klothoiden

3. Umfeldmodellierung

mit unterschiedlicher Änderung im Ausrichtungswinkel untersucht. In Abbildung 3.10 ist deutlich zu sehen, dass das Polynommodell und die Klothoide bis zu einer Winkeländerung der Klothoide von 15° nahezu übereinander liegen. Bei Winkeländerungen größer als 15° weichen die beiden Approximationen immer stärker voneinander ab.

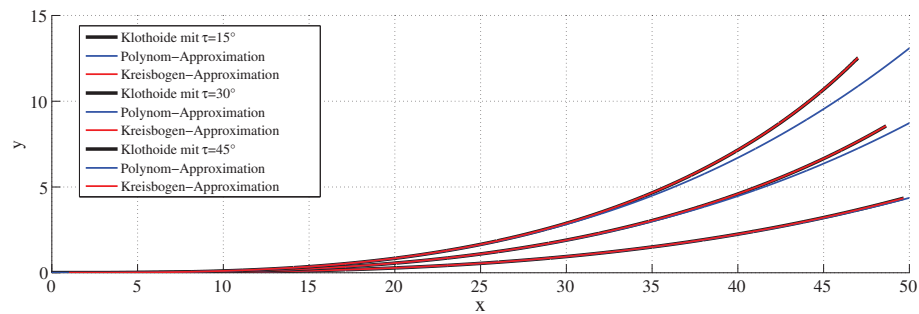


Abbildung 3.10.: Vergleich der Klothoidenapproximationen

Eine der wichtigsten Anwendungen von Klothoiden in dieser Arbeit ist die Klothoiden-Fusion.

Fusion von Klothoiden

Klothoiden können fusioniert werden, indem der Durchschnitt der Parameter berechnet wird. Die Ergebnisklothoide liegt zwischen den initialen Klothoiden. Wichtig bei der Fusion von Klothoiden ist die Abhängigkeit zwischen Krümmungsanfang und Krümmungsänderung (vgl. [67]). Zwei Klothoiden mit komplett unterschiedlichen Anfangskrümmungen und Krümmungsänderungen können sich sehr ähnlich sein. Klothoiden mit gleicher Anfangskrümmung und unterschiedlichen Krümmungsänderungen können jedoch extrem unterschiedlich sein. Veranschaulicht ist dies in Abbildung 3.11.

Nachdem die Grundlagen für die Handhabung von Klothoiden geschaffen sind, werden in den nächsten Kapiteln die Bestimmung der Streckenpräditionen erläutert.

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

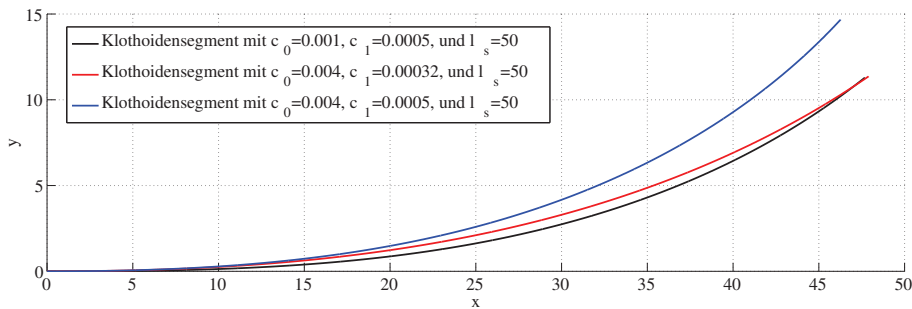


Abbildung 3.11.: Einfluss der Klothoidenparameter auf die Kurvenform

3.1.2. Streckenkrümmungsvorausschau aus der Linienerkennung

Die Berechnung der Streckenkrümmungsvorausschau aus der Linienerkennung der Multifunktionskamera (vgl. Kapitel 2.2) besteht aus zwei Schritten: Zunächst müssen die erkannten Linien vor das Fahrzeug geschoben und danach fusioniert werden (vgl. [68] und Abbildung 3.12).

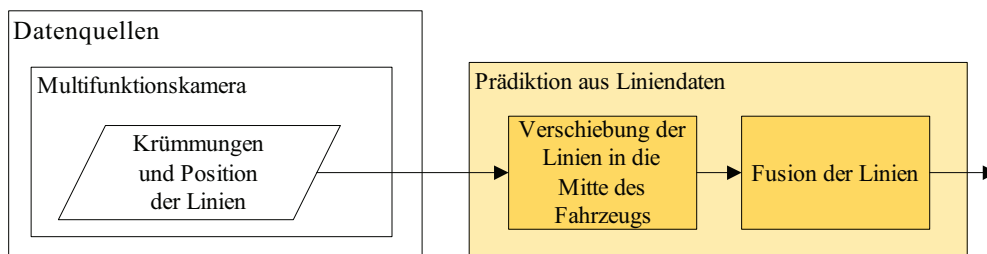


Abbildung 3.12.: Ablaufdiagramm für die Ermittlung der Streckenkrümmungsvorausschau aus Liniendaten

Zur Ermittlung der Streckenkrümmungsvorausschau werden nur die Ego-Linien verwendet, da es sich bei anderen erkannten Linien häufiger um Fehlerkennungen handeln kann. Die beiden Schritte zur Generierung der Streckenkrümmungsvorausschau werden in den folgenden Abschnitten näher erklärt.

3. Umfeldmodellierung

Verschiebung der Linien in die Mitte der Stoßstange des Fahrzeugs

Um eine Streckenkrümmungsvorausschau direkt vor dem Fahrzeug zu berechnen, müssen die Linien, die neben dem Fahrzeug erkannt wurden, in die Mitte des Fahrzeugs y_0 versetzt werden (siehe Abbildung 3.13).

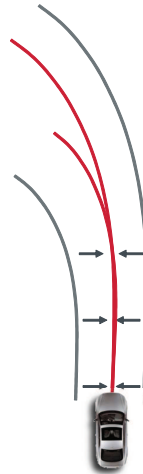


Abbildung 3.13.: Verschiebung der Ego-Linien in die Mitte der Stoßstange des Fahrzeugs

Durch die Verschiebung der Klothoiden verändern sich die Krümmungswerte gegenüber den Ursprungsklothoiden. Handelt es sich bei der zu versetzenden Kurve um einen Kreisbogen mit Radius r und Winkel α , ist die Verschiebung durch folgende Berechnungsvorschrift möglich:

$$r_{parallel} = r + \Delta r \quad (3.18)$$

$$l_{parallel} = r_{parallel} \cdot \alpha \quad (3.19)$$

Der Radius r wird um den Verschiebungsfaktor Δr angepasst und die Länge der Kurve $l_{parallel}$ lässt sich aus dem Produkt des errechneten Radius $r_{parallel}$ und dem Winkel α ermitteln.

Die Verschiebung einer Klothoide mit einer Krümmungsänderung ist nicht wie oben möglich. Für eine parallele Kurve müssen vier Voraussetzungen erfüllt sein:

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

1. Die initiale Anfangskrümmung \tilde{c}_0 kann ebenso wie die eines Kreisbogens bestimmt werden.

$$\tilde{c}_0 = \frac{1}{\frac{1}{c_0} + \Delta r} = \frac{c_0}{1 + c_0 \cdot \Delta r} \quad (3.20)$$

2. Die initiale Endkrümmung \tilde{c}_2 kann ebenso wie die eines Kreisbogens berechnet werden.

$$\tilde{c}_2 = \frac{1}{\frac{1}{c_2} + \Delta r} = \frac{c_2}{1 + c_2 \cdot \Delta r} \quad (3.21)$$

3. Die Änderung im Tangentenwinkel τ variiert bei parallelen Kurven nicht.

$$\tilde{\tau} = \tau \quad (3.22)$$

4. Die Länge der Kurve \tilde{l}_s verändert ihren Wert und kann folgendermaßen berechnet werden: Zunächst wird über die Ursprungsklothoide integriert. Die Länge der infinitesimalen Schritte der parallelen Kurve $d\tilde{l}$ kann dann wie für den Kreisbogen ermittelt werden, wobei der Winkel α gleich der Änderung im Ausrichtungswinkel $d\tau$ ist. Wird die Definition der Krümmung aus Gleichung 3.3 angewendet, kann $d\tau$ durch einen Schritt entlang der Ursprungsklothoide dl und ihrer aktuellen Krümmung c ersetzt werden. Eine weitere Berechnung zeigt, dass sich der Unterschied zwischen der Länge der Ursprungsklothoide und der parallelen Kurven mit $l_s + \Delta r \cdot \tau$ bestimmen lässt.

$$\begin{aligned} \tilde{l}_s &= \int_{\tau_0}^{\tau(l_s)} \tilde{r} \, d\tau = \int_0^{\tau(l_s)} \left(\frac{1}{c} + \Delta r\right) \cdot c \, dl \\ &= \int_0^{\tau(l_s)} 1 + \Delta r \cdot (c_0 + lc_1) \, dl = l_s + \Delta r \cdot (c_0 \cdot l_s + \frac{1}{2}c_1 \cdot l_s^2) \\ &= l_s + \Delta r \cdot \tau \end{aligned} \quad (3.23)$$

Die zuvor genannten vier Bedingungen müssen für die Ermittlung einer parallelen Kurve erfüllt sein.

3. Umfeldmodellierung

Dies ist jedoch für Klothoiden nicht möglich: Klothoiden sind durch drei Parameter definiert. Sind drei der Bedingungen erfüllt, so kann die vierte nicht mehr erfüllt sein. Abbildung 3.14 zeigt das Ergebnis, wenn einzelne Prämissen nicht erfüllt werden. Als Beispiel wird eine Klothoide mit den folgenden Parametern gewählt: $c_0 = -0,01m^{-1}$, $c_1 = 0,00061m^{-2}$, $l_s = 50m$ und einem Offset von $\Delta r = 5m$. Je größer die Krümmungsänderung der Klothoide ist, desto größer ist die Abweichung am Ende der Klothoiden.

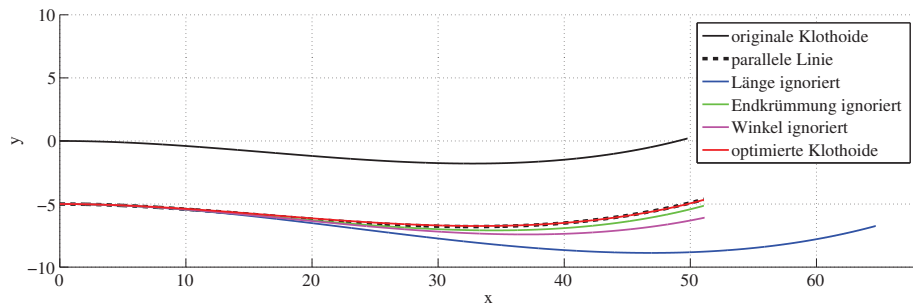


Abbildung 3.14.: Ergebnisse der Approximationen eines parallelen Klothoidensegmentes

Die Abbildung zeigt ebenso eine "optimierte Klothoide". Für die Klothoide wird der quadratische Fehler zwischen den vier erwarteten Parametern \tilde{c}_0 , \tilde{c}_2 , \tilde{l}_s und $\tilde{\tau}$ und der gewählten Parameter minimiert. Verschiedene "Least-Square"-Methoden wurden untersucht und alle ergaben das gleiche Ergebnis: \tilde{l}_s soll unverändert bleiben, \tilde{c}_0 und \tilde{c}_2 müssen so angepasst werden, dass das Ergebnis der Änderung im Tangentenwinkel gleich dem erwarteten Wert $\tilde{\tau}$ ist. Dies bedeutet, dass nur die Krümmungsparameter der Klothoide geändert werden, um eine Annäherung an eine parallele Kurve zu erreichen.

Anhand der Beziehung der Klothoidenparameter können die Parameter $c_{0,optimiert}$ und $c_{2,optimiert}$ hergeleitet werden: Für ein Klothoidensegment ist die Summe der Parameter c_0 und c_2 gleich der doppelten Änderung des Tangentenwinkels geteilt durch die erwartete Länge l_s .

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

$$c_0 + c_2 = c_0 + (c_0 + c_1 \cdot l_s) = \frac{1}{l_s}(2c_0 \cdot l_s + c_1 \cdot l_s^2) = \frac{2\tau}{l_s} \quad (3.24)$$

Diese Gleichung gilt nicht für die erwarteten Werte \tilde{c}_0 , \tilde{c}_2 , \tilde{l}_s und $\tilde{\tau}$, aber muss für ein Klothoidensegment richtig sein. Daher wird die Hälfte der Unterschiede zwischen den beiden Seiten der Gleichung zu c_0 und c_2 addiert:

$$c_0 + c_2 \neq \frac{2\tau}{l_s} \quad (3.25)$$

$$c_{0,optimiert} = \tilde{c}_0 + \frac{1}{2} \left(\frac{2\tilde{\tau}}{\tilde{l}_s} - (\tilde{c}_0 + \tilde{c}_2) \right) \quad (3.26)$$

$$c_{2,optimiert} = \tilde{c}_2 + \frac{1}{2} \left(\frac{2\tilde{\tau}}{\tilde{l}_s} - (\tilde{c}_0 + \tilde{c}_2) \right) \quad (3.27)$$

Darauf aufbauend kann die Annäherung an die nahezu parallele Kurve in Form der Klothoide explizit berechnet werden:

$$c_{0,optimiert} = \frac{1}{2} \left(\frac{c_0}{1 + c_0 \cdot \Delta r} - \frac{c_2}{1 + c_2 \cdot \Delta r} + \frac{2\tau}{l_s + \Delta r \cdot \tau} \right) \quad (3.28)$$

$$c_{2,optimiert} = \frac{1}{2} \left(\frac{c_2}{1 + c_2 \cdot \Delta r} - \frac{c_0}{1 + c_0 \cdot \Delta r} + \frac{2\tau}{l_s + \Delta r \cdot \tau} \right) \quad (3.29)$$

$$l_{s,optimiert} = l_s + \Delta r \cdot \tau \quad (3.30)$$

Im nächsten Kapitel wird die Fusion der vor das Fahrzeug verschobenen Klothoiden beschrieben.

Fusion der vor das Fahrzeug verschobenen Klothoiden der Linienerkennung

Zur Bestimmung der Krümmungsvorausschau müssen die vor das Fahrzeug verschobenen Klothoiden zusammengefasst werden. Die Ausrichtung der Streckenvorausschau ergibt sich aus dem Durchschnittswert der Ausrichtungen der erkannten Linien. Bei Klothoiden von gleicher Länge können für die Krümmungswerte c_0 und c_1 der finalen Klothoide die Krümmungen der verschobenen Klothoiden $c_{0,optimiert}$ und $c_{1,optimiert}$ gemittelt werden (siehe Abbildung 3.15).

3. Umfeldmodellierung

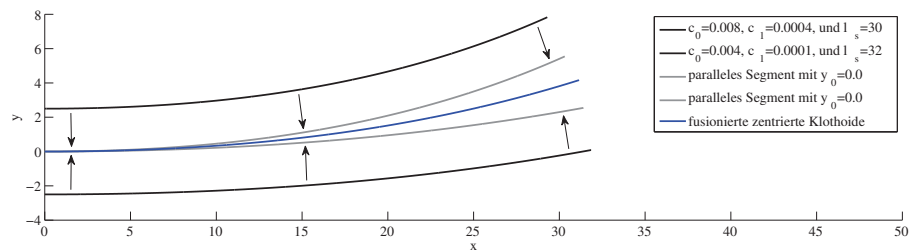


Abbildung 3.15.: Fusion der Klothoidensegmente gleicher Länge

Das Ergebnis ist die fusionierte Klothoide, die in der Mitte der Stoßstange vor dem Fahrzeug liegt. Wird für Klothoiden stark unterschiedlicher Längen das gleiche Verfahren gewählt, so wird die finale Klothoide nicht dem gewünschten Ergebnis entsprechen. In Abbildung 3.16 ist ein Beispiel gezeigt, in dem die rechte Klothoide länger ist als die linke.

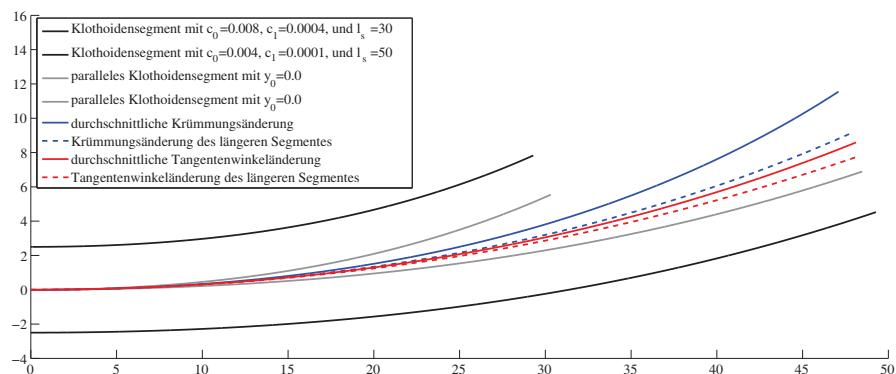


Abbildung 3.16.: Fusion der Klothoidensegmente ungleicher Länge

Wird der Durchschnitt der beiden Krümmungsänderungen gebildet, so wird die kürzere Klothoide auf die gleiche Länge wie die längere Klothoide erweitert. Die Linienerkennung erkennt eine Linie nur so weit, solange

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

eine Klothoide gebildet werden kann. Ein Verlängern der Linie würde somit zur Folge haben, dass die Parameter angepasst werden müssten, was nicht möglich ist. Daher liefert die längere Linie mehr Informationen über den Straßenverlauf und sollte daher höher bei der Fusion gewichtet werden.

Für die Anfangskrümmung c_0 wird wie zuvor der Durchschnittswert gebildet, da hierfür beide Klothoiden unabhängig von der Länge geeignete Werte bereitstellen. Somit wird nur die Krümmungsänderung c_1 gewichtet. Wird jedoch die Krümmungsänderung höher gewichtet, entfernt sich die Ergebnisklothoide von der längeren Klothoide. Der Grund hierfür ist erneut, dass die beiden Krümmungswerte, Anfangskrümmung und Krümmungsänderung nicht unabhängig zusammengefasst werden dürfen (vgl. 3.1.1). Daher wird die Änderung der Ausrichtung der Klothoide für die Gewichtung verwendet. Durch Umstellen der Gleichung 3.24 wird ersichtlich, dass die Änderung im Tangentenwinkel pro Meter gleich dem Durchschnitt der Krümmungen entlang der Klothoide ist:

$$\frac{c_0 + c_2}{2} = \frac{\tau}{l_s} \quad (3.31)$$

Dies bedeutet, dass die Mittelung der Änderung des Tangentenwinkels pro Meter das gleiche Ergebnis erzielt, wie wenn der Durchschnitt der Krümmungen der Klothoide gebildet wird. Darüber hinaus ist es möglich, den Durchschnitt der Änderung im Tangentenwinkel τ zu berechnen, wenn die Änderung des Tangentenwinkels pro Meter des Klothoidensegments analog ihrer Länge gewichtet wird. Anhand des durchschnittlichen Tangentenwinkels τ kann die Krümmungsänderung c_1 wie folgt bestimmt werden:

$$c_1 = \frac{c_2 - c_0}{l_s} = \frac{2\left(\frac{c_0 + c_2}{2}\right) - 2c_0}{l_s} = \frac{2\left(\frac{\tau}{l_s}\right) - 2c_0}{l_s} \quad (3.32)$$

Die durchgezogene rote Linie in Abbildung 3.16 zeigt die fusionierte Klothoide, wenn die durchschnittliche Änderung des Tangentenwinkels ermittelt wurde. Im Vergleich dazu repräsentiert die gestrichelte rote Linie die fusionierte Klothoide, nachdem nur der Tangentenwinkel der längeren Linie verwendet wurde. Anhand dieser Methode ist es möglich, eine fusionierte

3. Umfeldmodellierung

Klothoide zu berechnen, die sich an der Richtung der längeren Klothoide orientiert. Natürlich kann diese Methode auch für Klothoide gleicher Länge angewendet werden. Um die durchschnittliche Änderung im Tangentenwinkel abhängig von der Länge der Klothoide zu berechnen, wird folgende Gleichung verwendet, wobei w angibt, wie nahe die Ergebnisklothoide an der linken bzw. rechten Klothoide liegt:

$$\bar{\tau} = \frac{\tau_{left} \cdot l_{s,left}^w + \tau_{right} \cdot l_{s,right}^w}{l_{s,left}^w + l_{s,right}^w} \quad (3.33)$$

Nachdem eine Streckenkrümmungsprädiktion aus der Linienerkennung bestimmt wurde, wird aus einem weiteren vorausschauenden Sensor, der Objektdaten mit Position und relativer Geschwindigkeit zum Fahrzeug liefert, eine Krümmungsprädiktion gebildet.

3.1.3. Streckenkrümmungsvorausschau aus Objektdaten

Zur Prädiktion der Streckenkrümmung aus Objektdaten wird anhand der Punkteliste der abgefahrenen Trajektorie des Objektes direkt vor dem Fahrzeug eine Klothoide gebildet. Das Objekt verfügt hierbei über Koordinatenpunkte (x_{rel}, y_{rel}) und Geschwindigkeiten $(v_{x_{rel}}, v_{y_{rel}})$, die ihre Position und Geschwindigkeit relativ zum eigenen Fahrzeug wiedergeben.

In Abbildung 3.17 sind die einzelnen Schritte des Algorithmus aufgezeigt, die in den folgenden Kapiteln näher erläutert werden:

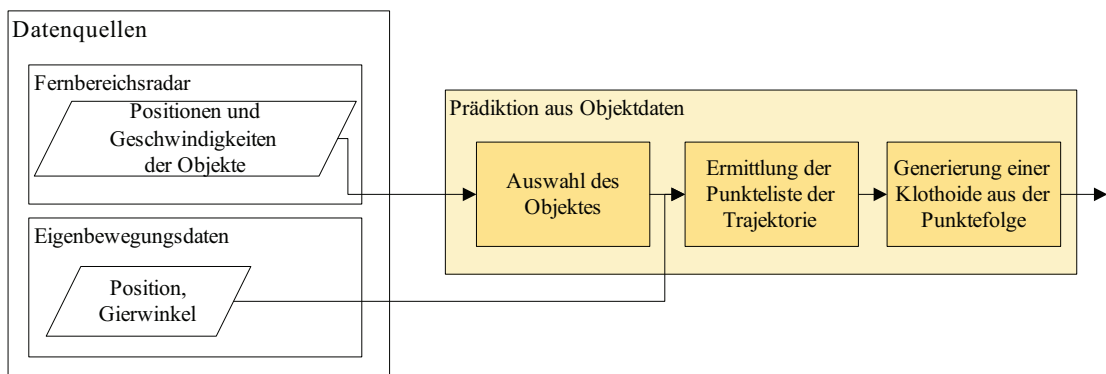


Abbildung 3.17.: Ablaufdiagramm für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau aus Objektdaten

Bestimmung des Objektes vor dem Fahrzeug

Zur Bestimmung einer Krümmungsvorausschau aus Objekten muss zunächst das Objekt ermittelt werden, das direkt vor dem Fahrzeug fährt. Hierzu muss die Bewegungsrichtung der Objekte bestimmt werden:

Zunächst werden die relativen Geschwindigkeiten der Objekte v_{rel} in Bewegungsrichtungen transformiert: Ist die relative Geschwindigkeit des Objektes v_{rel} größer als die negative Geschwindigkeit des eigenen Fahrzeuges $-v_{ego}$, so bewegt es sich in dieselbe Richtung wie das eigene Fahrzeug (vgl. Gleichung 3.34). Ist die relative Geschwindigkeit gleich $-v_{ego}$, so handelt es sich um ein stehendes Objekt (vgl. Gleichung 3.35). Um ein Objekt in entgegengesetzter Bewegungsrichtung zu detektieren, so muss es eine relative Geschwindigkeit von weniger als $-v_{ego}$ aufweisen (vgl. Gleichung 3.36).

$$v_{rel} > -v_{ego} \implies \text{Bewegtes Objekt in eigener Richtung} \quad (3.34)$$

$$v_{rel} = -v_{ego} \implies \text{Stehendes Objekt} \quad (3.35)$$

$$v_{rel} < -v_{ego} \implies \text{Bewegtes Objekt in entgegengesetzter Richtung} \quad (3.36)$$

Nachdem die Bewegungsrichtung bestimmt wurde, wird ein Objekt ausgewählt, das sich in die eigene Richtung bewegt, sich in Längsrichtung am nächsten vor dem Fahrzeug befindet und einen lateralen Abstand von kleiner als einer halben Spurbreite hat.

Anhand der gefahrenen Trajektorien des Objektes soll die Streckenprädiktion bestimmt werden.

Ermittlung der Punkteliste für die Trajektorie

Um aus diesen Koordinaten eine Trajektorie zu bilden, muss deren Verlauf gespeichert werden. Hierzu ist es nötig, die relativen Koordinaten in ein Koordinatensystem mit der aktuellen Fahrzeugposition als Ursprung zu transformieren:

Die Positionen und Ausrichtungen des eigenen Fahrzeuges werden relativ zu einem definierten Startpunkt angegeben (vgl. Kapitel 2.1). Um die aktuelle Fahrzeugposition als Ursprung des Koordinatensystems für die Trajekto-

3. Umfeldmodellierung

rienbildung zu verwenden, müssen diese in das Koordinatensystem transformiert werden. Hierfür wird eine Translation um die Positionsdivergenz Δx , Δy des eigenen Fahrzeugs zum letzten Zeitschritt durchgeführt und anschließend um die aktuelle Fahrzeugausrichtung γ_t rotiert.

$$\Delta x_{ego} = x_{ego,t} - x_{ego,t-1} \quad (3.37)$$

$$\Delta y_{ego} = y_{ego,t} - y_{ego,t-1} \quad (3.38)$$

$$\Delta \gamma_{ego} = \gamma_{ego,t} - \gamma_{ego,t-1} \quad (3.39)$$

$$x_{ego,trans} = x_{ego,t} - \Delta x_{ego} \quad (3.40)$$

$$y_{ego,trans} = y_{ego,t} - \Delta y_{ego} \quad (3.41)$$

$$x_{ego,rot} = x_{ego,trans} \cdot \cos(\gamma_t) - y_{ego,trans} \cdot \sin(\gamma_t) \quad (3.42)$$

$$y_{ego,rot} = x_{ego,trans} \cdot \sin(\gamma_t) + y_{ego,trans} \cdot \cos(\gamma_t) \quad (3.43)$$

$x_{ego,t}$, $y_{ego,t}$ und $\gamma_{ego,t}$ geben die aktuelle Position sowie Winkel und $x_{ego,t-1}$, $y_{ego,t-1}$ und $\gamma_{ego,t-1}$ die Werte aus dem letzten Zeitschritt an.

Um die Punkteliste aus den relativen Koordinaten des Objektes ($x_{obj,rel}$, $y_{obj,rel}$) aufzubauen, müssen diese gespeichert werden. Da sich der Ursprung des Koordinatensystems mit jedem Zeitschritt ändert, müssen die zuvor gespeicherten Punkte an den neuen Ursprung angepasst werden. Hierfür werden diese um Δx_{ego} und Δy_{ego} verschoben und um die Winkeldifferenz $\Delta \gamma_{ego}$ gedreht.

$$x_{obj,trans} = x_{obj,rel} - \Delta x_{ego} \quad (3.44)$$

$$y_{obj,trans} = y_{obj,rel} - \Delta y_{ego} \quad (3.45)$$

$$x_{obj,rot} = x_{obj,trans} \cdot \cos(\gamma_{ego,t}) + y_{obj,trans} \cdot \sin(\gamma_{ego,t}) \quad (3.46)$$

$$y_{obj,rot} = -x_{obj,trans} \cdot \sin(\gamma_{ego,t}) + y_{obj,trans} \cdot \cos(\gamma_{ego,t}) \quad (3.47)$$

Damit aus der generierten Punkteliste im nächsten Schritt eine Klothoide angenähert werden kann, gelten für die Punkteliste folgende Regeln:

- Eine Punkteliste wird immer abgeschlossen, d.h. es werden keine weiteren Punkte mehr hinzugefügt, wenn innerhalb einer Sperrzeit keine weiteren Objektkoordinaten hinzugekommen sind. Diese Sperrzeit ist im Fernbereichsradar definiert und bezeichnet die Dauer, bis eine freie Objektzahl einem neuen Objekt zugeordnet wird.
- Koordinatenpunkte werden aus der Punkteliste gelöscht, wenn diese hinter dem eigenen Fahrzeug liegen.
- Liegen alle Punkte der Liste hinter dem Fahrzeug, so wird die Trajektorie gelöscht.

Generierung einer Klothoide aus einer Punktfolge

Um eine robuste Klothoidenannäherung aus der Punktfolge zu erreichen, wird diese zunächst anhand eines Polynoms geglättet. Im Vergleich zu [69], wobei das "Fresnel Integral" anhand einer Bezier Kurve offline angenähert wird und anschließend online die Klothoiden daraus generiert werden, wird in dieser Arbeit als Vorschritt für die Klothoidengenerierung die Punkteliste online anhand eines Polynoms 3. Grades angenähert. Es wird ein Polynom 3. Grades gewählt, weil dieses der Klothoidenbeschreibung am nächsten kommt. Durch dieses Vorgehen wird versucht, eine Klothoide robust gegenüber schwankenden Objektpositionen in Echtzeit zu generieren.

Das Polynom 3. Grades wird anhand des "Least-Square"-Ansatzes approximiert und wird wie folgt beschrieben:

$$x = x_{obj,rot} \quad (3.48)$$

$$y = k_0 + k_1 \cdot x + k_2 \cdot x^2 + k_3 \cdot x^3 \quad (3.49)$$

Anhand der Punktfolge mit N Punkten kann folgende Messgleichung für die gesuchten Parameter k_0 , k_1 , k_2 und k_3 aufgestellt werden:

3. Umfeldmodellierung

$$\begin{pmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & x_0^3 \\ 1 & x_1 & x_1^2 & x_1^3 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{N-1} & x_{N-1}^2 & x_{N-1}^3 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} k_0 \\ k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{pmatrix} \quad (3.50)$$

Die gesuchten Parameter lassen sich anschließend mit folgender Gleichung bestimmen:

$$\begin{pmatrix} k_0 \\ k_1 \\ k_2 \\ k_3 \end{pmatrix} = (\Psi^T \cdot \Psi)^{-1} \Psi^T \cdot \begin{pmatrix} y(0) \\ y(1) \\ \dots \\ y(N-1) \end{pmatrix}, \quad (3.51)$$

wobei

$$\Psi = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & x_0^2 & x_0^3 \\ 1 & x_1 & x_1^2 & x_1^3 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{N-1} & x_{N-1}^2 & x_{N-1}^3 \end{pmatrix} \quad (3.52)$$

Anhand der daraus resultierenden Punkte des Polynoms wird die Klothoide bestimmt. Hierbei wird erneut der "Least-Square"-Ansatz angewendet. Für die Beschreibung der Klothoide gilt die Gleichung 3.11, wobei der Anfangswinkel der Klothoide als Null angenommen wird:

$$x \approx \int_0^{l_s} 1 dl = l_s$$

$$y \approx y_0 + \frac{1}{2} c_0 \cdot l_s^2 + \frac{1}{6} c_1 \cdot l_s^3$$

Analog zu den Gleichungen 3.50 - 3.52 werden die gesuchten Parameter c_0 , c_1 und τ angenähert.

Die Verwendung der Klothoidengleichung bewirkt, dass Klothoiden mit einer Winkeländerung von mehr als 15° eine zu große Abweichung zum ur-

sprünglichen Verlauf aufweisen (vgl. Kapitel 3.10), um diese in die Streckenkrümmungsvorausschau einzubeziehen.

Die dritte Streckenkrümmungsprädiktion im Nahbereich wird durch die Fusion der soeben beschriebenen Methoden generiert.

3.1.4. Fusion der Streckenkrümmungsprädiktionen im Nahbereich

In diesem Schritt werden die beiden Streckenprädiktionen aus Linien- und aus Objektdaten fusioniert (vgl. Abbildung 3.18). Es handelt sich hierbei um zwei Klothoiden, deren Ursprung in der Mitte der vorderen Stoßstange liegt. Da das Verfahren aus Kapitel 3.1.2 auf dieser Basis aufbaut, können die beiden Klothoiden damit fusioniert werden.

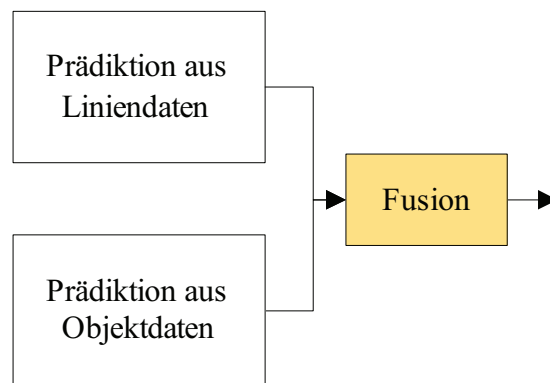


Abbildung 3.18.: Ablaufdiagramm für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau im Nahbereich

Im nächsten Schritt wird die Methode beschrieben, wie die Krümmungsprädiktionen mit dem PSD-Baum fusioniert werden.

3.1.5. Fusion der Streckenkrümmungsprädiktionen

Nachdem nun drei Streckenkrümmungsprädiktionen für den Nahbereich vorliegen, sollen diese mit PSD fusioniert werden. Die Prädiktionen aus der Linienerkennung, den Objektdaten und deren Fusion bestehen jeweils aus

3. Umfeldmodellierung

einer Klothoide und repräsentieren somit eine Vorausschau im Nahbereich. Die Krümmungsvorausschau aus PSD hingegen liefert eine Prädiktion bis zu mehreren Kilometern. Nachfolgend wird erläutert, wie diese fusioniert und verbunden werden können (vgl. [68]).

Fusion mit dem PSD-Baum

Das Ziel der Fusion der Klothoiden aus dem vorherigen Abschnitt und dem PSD-Baum ist es, den PSD-Baum im Nahbereich zu ergänzen (siehe Abbildung 3.19).

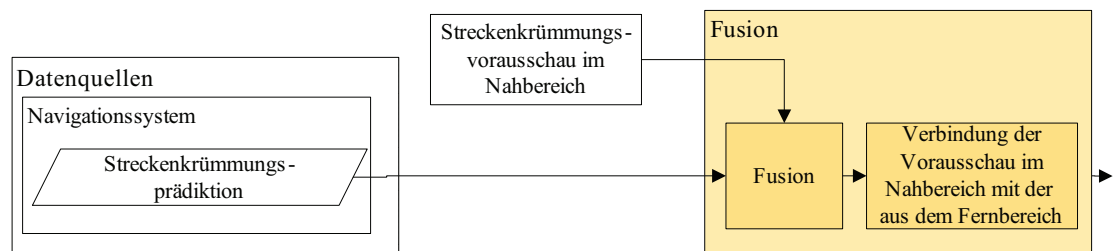


Abbildung 3.19.: Finaler Schritt für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau

Hierbei werden die zuvor beschriebenen Methoden zur Fusion von Klothoiden angewendet. Bei der Fusion der beiden Prädiktionen ergeben sich zwei Herausforderungen, die mit den Eigenheiten des PSD-Baumes zusammenhängen:

Zum Einen verkürzt sich das erste Segment des PSD-Baumes mit der Zeit analog zur Geschwindigkeit und kann daher kürzer sein als das fusionierte Klothoidensegment aus den Sensoren. Als Lösung wird die fusionierte Klothoide so geteilt, dass die sich daraus ergebenden Segmente die gleiche Länge wie die Segmente des PSD-Baums haben. Somit können diese fusioniert werden. Dargestellt ist dies in Abbildung 3.20.

Zum Anderen kommt es vor, dass die Endkrümmung eines Klothoidensegmentes aus dem PSD-Baum nicht gleich der Anfangskrümmung des nächsten Segmentes ist. Gelöst wird dies, indem die Anfangskrümmung der nächsten Klothoide durch die Endkrümmung der zuvor berechneten ersetzt wird. Also werden nur die Krümmungswerte des ersten Segmentes gemittelt.

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

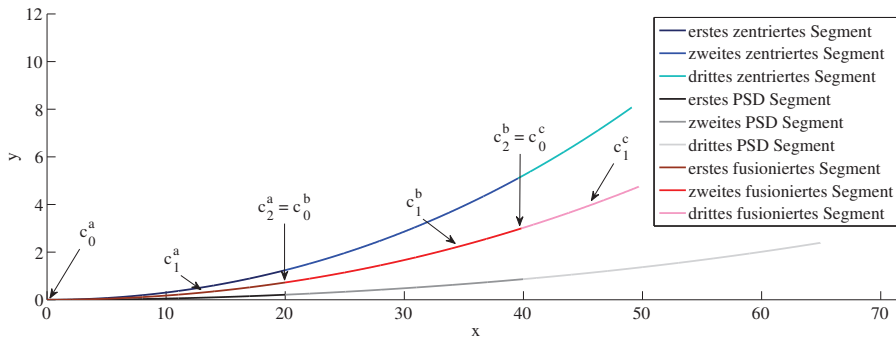


Abbildung 3.20.: Fusion der verbundenen Klothoidensegmente

$$c_2^a = c_0^a + c_1^a \cdot l_s^a \quad (3.53)$$

Somit wird bei den folgenden Klothoiden nur die Krümmungsänderung angepasst. Dies wird erreicht, wie in Abbildung 3.1.2 erläutert, indem diese durch den Durchschnitt der Änderung im Tangentenwinkel bestimmt wird. Daher wird für alle Segmente, außer für das erste, der Tangentenwinkel gemittelt und je nach Wahrscheinlichkeit für die Vorausschau gewichtet. Das Ergebnis ist eine fusionierte Klothoide, die für die Aktualisierung des PSD-Baumes verwendet werden kann.

Im nächsten Abschnitt wird beschrieben, wie diese Klothoide für den Nahbereich mit der Vorausschau für die Ferne verbunden werden kann.

Verbindung der Vorausschau im Nahbereich mit der aus dem Fernbereich

Der letzte Schritt ist die Verbindung der Prädiktion im Nahbereich mit dem PSD-Baum. Die Absicht hierbei ist, einen Übergang zu finden, der schrittweise die Krümmung und Tangentenwinkel vom Ende der zusammengefassten Klothoide in die Krümmung und Tangentenwinkel einer bestimmten Position des PSD-Baumes überführt. Während die Länge der fusionierten Klothoide der Sensoren abhängig ist und diese sich somit mit der Zeit ändert, bleibt der Verbindungspunkt am PSD-Baum derselbe. Dies hat zur Folge, dass der PSD-Baum nach dem Verbindungspunkt gleich bleibt, obwohl sich die Länge der Verbindungssegmente verändert.

3. Umfeldmodellierung

In Abbildung 3.21 zeigt die rote Linie die fusionierte Klothoide, die mit dem schwarzen PSD-Segment an dem Verbindungspunkt bei $l_f = 60$ verbunden werden soll. In diesem Schaubild wird angenommen, dass das erste PSD-Segment lang genug ist, damit das fusionierte Segment durch eine Klothoide dargestellt werden kann. Handelt es sich jedoch um mehrere Segmente, wird das letzte Segment mit dem PSD-Baum verbunden.

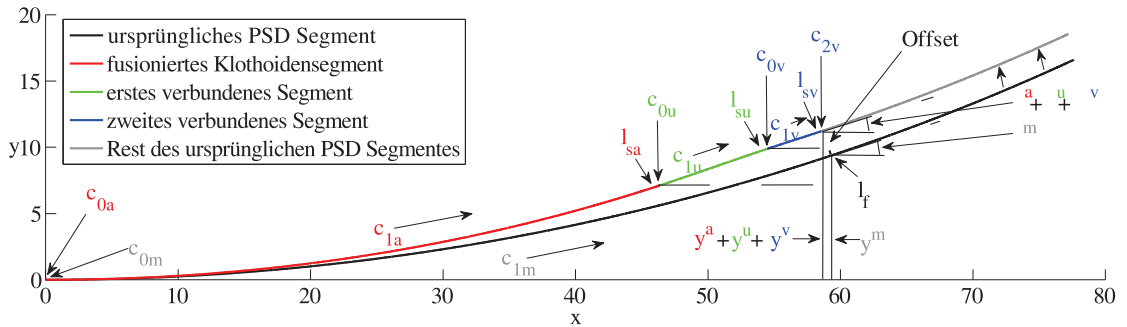


Abbildung 3.21.: Verbindung der fusionierten Klothoidensegmente mit den PSD

Abbildung 3.21 zeigt alle nötigen Parameter, die für die Berechnung der Verbindungsklothoiden verwendet werden.

Das rote Segment gibt die fusionierte Klothoide wieder. Ihre Parameter sind mit c_0^a , c_1^a und l_s^a bezeichnet. τ^a gibt hierfür den Unterschied des Tangentenwinkels zum Anfang der Klothoide an. Der laterale Versatz der Klothoide wird mit y_s^a benannt. Die folgende grüne Klothoide ist das erste Verbindungssegment zum PSD-Baum. Dessen Parameter sind mit dem Exponent u bezeichnet. Dem Parameter des zweiten Verbindungssegmentes, hier in blau dargestellt, wird der Exponent v zugewiesen. Der Exponent m markiert die Parameter für die Verbindungsstelle am PSD-Baum.

Die Verwendung von zwei Verbindungssegmenten ist aufgrund der nötigen Freiheitsgrade erforderlich. Wie in den Kapiteln zuvor beschrieben, ist eine Klothoide durch drei Parameter (Anfangskrümmung, Krümmungsänderung oder alternativ Endkrümmung sowie ihre Länge) definiert.

Jedoch werden für die Verbindung von der fusionierten Klothoide bis zum PSD-Baum vier Freiheitsgrade benötigt:

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

1. Die Länge muss gleich dem Längenunterschied zwischen der fusionierten Klothoide und dem Abstand zum Verbindungspunkt am PSD-Baum sein.
2. Die Anfangskrümmung muss gleich der Endkrümmung der fusionierten Klothoide sein.
3. Die Endkrümmung muss gleich der Anfangskrümmung des Verbindungspunktes am PSD-Baum sein.
4. Der Tangentenwinkel am Ende muss gleich dem Tangentenwinkel des Verbindungspunktes am PSD-Baum sein.

Sind diese Bedingungen nicht alle erfüllt, so würde sich die Krümmung nicht kontinuierlich ändern oder der PSD-Baum würde sich um die Differenz im Tangentenwinkel drehen. Da ein einzelnes Klothoidensegment diese Bedingungen nicht erfüllen kann, werden zwei Segmente für die Verbindung verwendet.

Die Summe der Längen der beiden Segmente ist bekannt. Somit kann die Länge eines Segmentes zum Beispiel auf l_s^u gesetzt werden. Die Länge des anderen Segmentes kann somit wie folgt ermittelt werden:

$$l_s^v = l_f - l_s^a - l_s^u \quad (3.54)$$

Die Anfangskrümmung des ersten Segmentes ist gleich der Endkrümmung der fusionierten Klothoide:

$$c_0^u = c_2^a \quad (3.55)$$

Die Endkrümmung ist gleich der Anfangskrümmung des zweiten Segmentes:

$$c_2^u = c_0^v \quad (3.56)$$

Für die Berechnung dieser Anfangskrümmung c_0^v kann eine Formel mit Hilfe von Gleichung 3.24 aufgestellt werden:

3. Umfeldmodellierung

$$\tau^m - \tau^a = \frac{c_0^u + c_2^u}{2} \cdot l_s^u + \frac{c_0^v + c_2^v}{2} \cdot l_s^v = \frac{1}{2}(l_s^u \cdot c_0^u + l_s^v \cdot c_2^v + (l_s^u + l_s^v) \cdot c_0^v) \quad (3.57)$$

$$\Rightarrow c_0^v = \frac{2(\tau^m - \tau^a) - l_s^u \cdot c_0^u - l_s^v \cdot c_2^v}{(l_s^u + l_s^v)} \quad (3.58)$$

Die Endkrümmung des zweiten Verbindungssegmentes ist die Krümmung des PSD-Baumes an dieser Länge:

$$c_2^v = c_0^m + l_f \cdot c_1^m \quad (3.59)$$

Anhand dieser Gleichungen kann der erste Teil des PSD-Baumes durch die fusionierte Klothoide ersetzt werden und dann mit einer Kurve mit stetiger Krümmungsänderung wieder mit dem PSD-Baum verbunden werden. Der einzige Nachteil dieser Methode ist der Versatz, der zum ursprünglichen PSD-Baum entsteht, wenn die Krümmung der fusionierten Klothoide stark von der des PSD-Baumes abweicht. Um diesen Versatz zu minimieren, müssen die Längen des fusionierten Segmentes und des ersten Verbindungssegmentes verkürzt werden. Die optimierten Längen der beiden Segmente werden im Folgenden mit \check{l}_s^a und \check{l}_s^u bezeichnet. Untersuchungen haben gezeigt, dass Veränderungen der Länge des zweiten Verbindungssegmentes so gut wie keinen Einfluss auf die Verringerung des Versatzes haben und die Krümmungsänderung immer sehr klein bleibt.

Wichtige Kriterien für die Optimierung sind die Änderungen der Längen, die Krümmungsänderung des ersten Verbindungssegmentes und der Versatz am Verbindungspunkt. Die Residuen r_1 , r_2 , r_3 und r_4 sollten so gering wie möglich sein:

$$r_1 = \check{l}_s^a - l_s^a \quad (3.60)$$

$$r_2 = \check{l}_s^u - l_s^u \quad (3.61)$$

$$r_3 = c_1^u = \frac{c_2^u - c_0^u}{\check{l}_s^u} \quad (3.62)$$

$$r_4 = y^a + y^u + y^v - y^m \quad (3.63)$$

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

Da für die Optimierung ein expliziter Ausdruck benötigt wird, wird für die Berechnung der lateralen Versätze y^a , y^u , y^v und y^m der Klothoiden das Polynommodell der Klothoide aus Gleichung 3.11 verwendet.

Für den Optimierungsschritt dürfen die Formeln für r_3 und r_4 nur noch von den Parametern \check{l}_s^a und \check{l}_s^u und von den festen Werten c_0^m , c_1^m , l_f , c_0^a und c_1^a abhängig sein und müssen daher noch umgewandelt werden. Danach wird der quadratische Fehler $(r_i)^2$ gewichtet und die Summe s durch eine Methode der kleinsten Quadrate für nicht-lineare Probleme minimiert:

$$s = w_1 \cdot (r_1)^2 + w_2 \cdot (r_2)^2 + w_3 \cdot (r_3)^2 + w_4 \cdot (r_4)^2 \quad (3.64)$$

Für diese Arbeit werden die Gewichte für die geringe Krümmungsänderung und für einen geringen Versatz sehr hoch gesetzt. Der folgende Vektor r enthält die Residuen mit den angepassten Ausdrücken für r_3 und r_4 . Um die Komplexität für r_4 so gering wie möglich zu halten, wurde Kosinus durch 1 und Sinus durch sein Argument ersetzt. Der Parameter d_0 gibt den initialen lateralen Offset wieder, der für dieses Beispiel als 0 angenommen wurde. Ebenso werden die initialen Tangentenwinkel τ_0^a und τ_0^m betrachtet:

$$r = \begin{pmatrix} \frac{\check{l}_s^a - l_s^a}{\check{l}_s^u - \check{l}_s^a} \\ \frac{\check{l}_s^u (c_0^m - c_0^a - c_1^m l_f - c_1^a \check{l}_s^a) + 2(\tau_0^m - \tau_0^a) + (l_f + \check{l}_s^a)(c_0^m - c_0^a) + l_f \check{l}_s^a (c_1^m - c_1^a)}{\check{l}_s^u (l_f - \check{l}_s^a)} \\ d_0 + \frac{(2l_f + 4\check{l}_s^u + 2\check{l}_s^a)(\tau_0^m - \tau_0^a) + ((\check{l}_s^u)^2 + 2l_f \check{l}_s^u + l_f^2 \check{l}_s^a + \check{l}_s^u \check{l}_s^a)(c_0^a - c_0^m) + (l_f (\check{l}_s^u)^2 + l_f \check{l}_s^a \check{l}_s^u)(c_1^a - c_1^m)}{6} \end{pmatrix} \quad (3.65)$$

Um schließlich die entsprechenden Werte für \check{l}_s^a und \check{l}_s^u zu erhalten, wird ein Schritt des Algorithmus von Gauß-Newton, der in [70] näher erklärt ist, angewendet:

Hierbei handelt es sich um eine Abwandlung des Newton-Verfahrens, um die Nulldurchgänge einer Funktion zu finden. Dieses kann zur Minimierung der Summe s der Residuen verwendet werden, da die Nulldurchgänge der Ableitung bestimmt werden müssen, um das Minimum einer Funktion zu ermitteln. Nach dem Gauß-Newton-Algorithmus können die optimierten Werte für \check{l}_s^a und \check{l}_s^u durch Verwendung der Jacoby-Matrix J der Residuen nach \check{l}_s^a und \check{l}_s^u abgeleitet werden:

$$\begin{pmatrix} \check{l}_s^a \\ \check{l}_s^u \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_s^a \\ l_s^u \end{pmatrix} - (J^T J)^{-1} J^T r \quad (3.66)$$

3. Umfeldmodellierung

Mit den optimierten Werten für \check{l}_s^a und \check{l}_s^u ist es nun möglich, die beiden Kurven mit einem geringen Versatz am Verbindungspunkt zu verbinden und die maximale Krümmung der fusionierten Klothoide zu reduzieren. Darüber hinaus ist der verbesserte Baum robuster gegen Variation der fusionierten Klothoide.

Im folgenden Abschnitt wird die gebildete Streckenkrümmungsvorausschau ausgewertet.

3.1.6. Auswertung

Für die Evaluierung der Streckenkrümmungsprädiktionen steht im Rahmen dieser Arbeit keine Referenz für den Straßenverlauf zur Verfügung. Daher ist es nicht möglich, eine genaue Aussage über die Abweichung der Streckenvorausschau anzugeben. Um jedoch eine prognostizierte Güte der Streckenprädiktionen zu erhalten, wird die gefahrene Trajektorie des Fahrzeugs als Vergleichswert verwendet. Bei der Auswahl der Datensätze wird darauf geachtet, dass sich das Fahrzeug entlang der Fahrbahn bewegt. Folgende Varianten werden verglichen:

- PSD
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Liniendaten
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Objektdaten
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Fusion der Linien- und Objektdaten
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Fusion aus PSD mit Fusion der Linien- und Objektdaten
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Fusion aus PSD mit Liniendaten
- Streckenkrümmungsprädiktion durch Fusion aus PSD mit Objektdaten

In den folgenden Tabellen 3.1 und 3.2 ist die durchschnittliche Abweichung der Streckenvorausschau von der gefahrenen Trajektorie auf der Autobahn

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

Autobahn	Mittelwert von 50 durchschnittlichen Abweichungen
PSD	0,36 m
Linien	0,38 m
Objekte	0,46 m
Fusion Linien und Objekte	0,40 m
Fusion PSD und Fusion aus Linien und Objekten	0,39 m
Fusion PSD und Linien	0,37 m
Fusion PSD und Objekte	0,40 m

Tabelle 3.1.: Mittelwerte von 50 durchschnittlichen Abweichungen der Streckenprädiktionen zur Trajektorie auf der Autobahn

und in der Stadt abgebildet. Auf der Autobahn wurde eine durchschnittliche Reichweite der Vorausschau von $48m$ erreicht, in der Stadt waren es durchschnittlich $32m$.

Anhand der Werte aus den Tabellen 3.1 und 3.2 ist ersichtlich, dass die durchschnittliche Abweichung zur Trajektorie bei der Streckenvorausschau durch Objektdaten und die damit zusammenhängenden Fusionen am höchsten ist. Die geringsten durchschnittlichen Abweichungen liefern PSD, die Streckenvorausschau durch Linien und die Fusion dieser beiden.

Der Krümmungsverlauf der Streckenprädiktionen weist ähnliche Ergebnisse auf. Wie schon in den Abbildungen 2.9 und 2.10 zu sehen, geben die PSD den Krümmungsverlauf der Straße, bis auf die beschriebenen Krümmungssprünge, relativ gut wieder. Mit den Abbildungen 3.22 - 3.25 sollen anhand eines Ausschnittes einer Fahrt durch die Stadt und auf der Autobahn die Krümmungsverläufe der sechs generierten Streckenvorausschau analysiert werden.

Es ist offensichtlich, dass die Krümmungsverläufe, in denen die Streckenvorausschau aus Objektdaten Einfluss hat, sehr großen Schwankungen unterliegen. Dies ist in den sprunghaften Objektpositionen von Zeitschritt zu Zeitschritt begründet. Schon eine Änderung von wenigen Zentimetern kann eine Schwankung im Krümmungsverlauf zur Folge haben. Die Annäherung durch ein Polynom 3. Grades ist für die Glättung der Objektpositionen nicht ausreichend.

3. Umfeldmodellierung

Stadt	Mittelwert von 50 durchschnittlichen Abweichungen
PSD	0,15 m
Linien	0,14 m
Objekte	0,24 m
Fusion Linien und Objekte	0,18 m
Fusion PSD und Fusion aus Linien und Objekten	0,17 m
Fusion PSD und Linien	0,14 m
Fusion PSD und Objekte	0,20 m

Tabelle 3.2.: Mittelwerte von 50 durchschnittlichen Abweichungen der Streckenprädiktionen zur Trajektorie in der Stadt

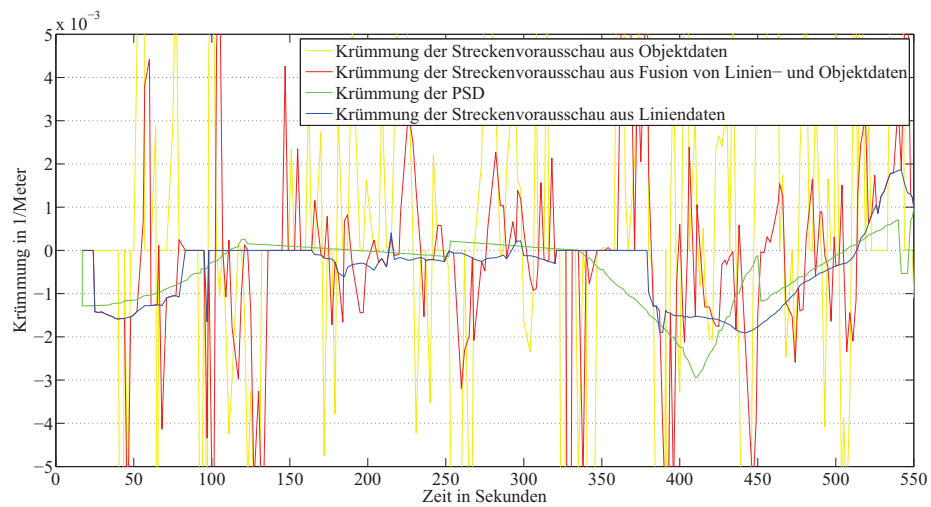


Abbildung 3.22.: Krümmungsverlauf der Streckenprädiktionen in der Stadt

3.1. Streckenkrümmungsvorausschau

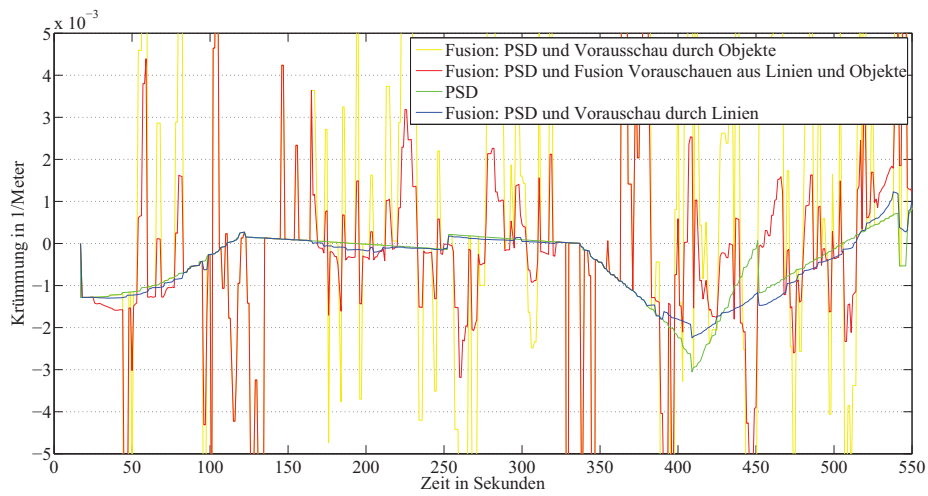


Abbildung 3.23.: Krümmungsverlauf der mit PSD fusionierten Streckenprädiktionen in der Stadt

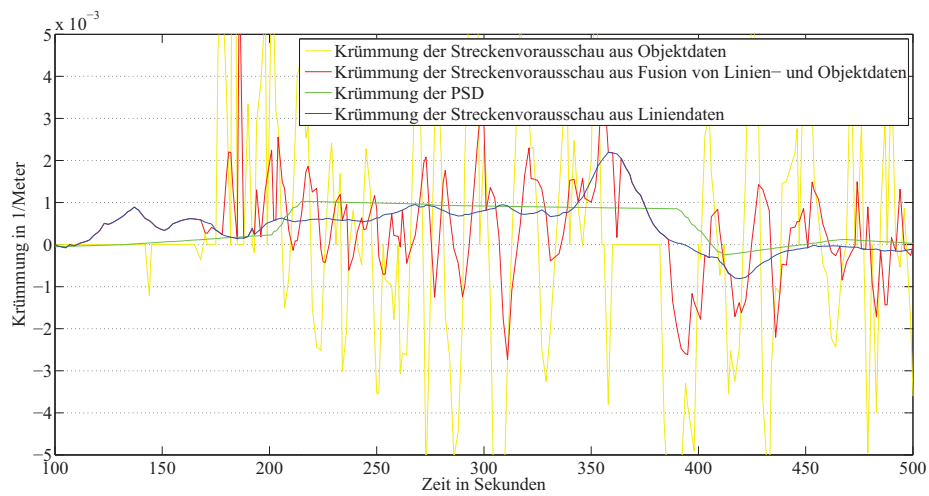


Abbildung 3.24.: Krümmungsverlauf der Streckenprädiktionen auf der Autobahn

3. Umfeldmodellierung

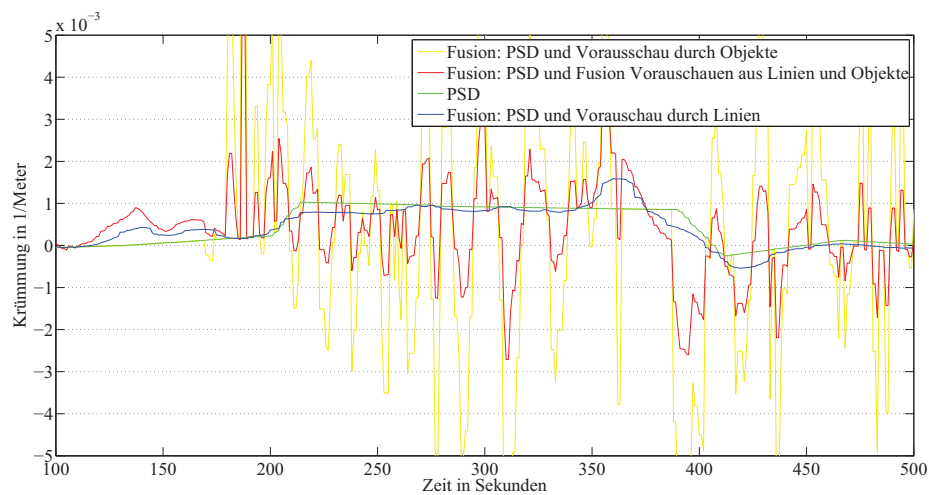


Abbildung 3.25.: Krümmungsverlauf der mit PSD fusionierten Streckenprädiktionen auf der Autobahn

Der Krümmungsverlauf der Vorausschau aus Liniendaten ist sehr gleichmäßig und ähnelt dem von PSD. Durch die Fusion mit PSD können die Krümmungssprünge minimiert oder sogar vermieden werden.

Aufgrund dieser Ergebnisse wird die Streckenkrümmungsvorausschau aus Objektdaten und die damit zusammenhängenden Fusionen in dieser Arbeit nicht weiter verwendet. Diese Ansätze können optimiert werden, indem das Springen der Objektpositionen minimiert wird. Zudem könnte durch Hinzunehmen weiterer Objekte, die sich in die gleiche Fahrtrichtung bewegen, der Ansatz robuster gemacht werden. Beachtet werden müssen hier diejenigen Objekte, die Spurwechsel durchführen und somit nicht dem Straßenverlauf folgen. In [71], [72] oder [73] sind Ansätze beschrieben, mit diesen ein solches Verhalten erkannt werden kann.

Demzufolge wird die Fusion aus PSD und der Streckenvorausschau aus Liniendaten im weiteren Verlauf dieser Arbeit als Streckenkrümmungsvorausschau verwendet. Im nächsten Abschnitt wird das darauf aufbauende Linienmodell beschrieben.

3.2. Linienmodell

Vor allem der urbane Bereich stellt für eine auf 2D-Bildverarbeitung basierende Spurmarkierungserkennung eine große Herausforderung dar. Komplexe Situationen wie Kreuzungen mit beginnenden und endenden Spuren, womöglich noch mit hohen Krümmungsänderungen, machen eine robuste Erkennung nahezu unmöglich. Zudem treten Probleme wie Verdeckung und Fehldetektionen durch Objekte auf und neben der Straße in den Vordergrund. Dies hat zur Folge, dass Linien nicht oder falsch erkannt werden. Ein Ziel des Linienmodells ist es, gegen diese kurzzeitigen Ausfälle und Fehlerkennungen der Linienerkennung robust zu sein. Dies soll erreicht werden, indem nur bestimmte Linien aus der Linienerkennung verwendet werden und fehlende Linien durch erkannte Nachbarlinien und den Abgleich zwischen Fahrzeugeigenbewegung und Streckenkrümmungsvorausschau ergänzt werden (vgl. [74]). Für jede Linie wird ein Extended Kalman Filter verwendet, der die lateralen Abstände der Linien zum Fahrzeug, die Gierwinkeldifferenz und die Klothoidenparameter schätzt. Die Eingangsdaten werden in Abbildung 3.26 dargestellt.

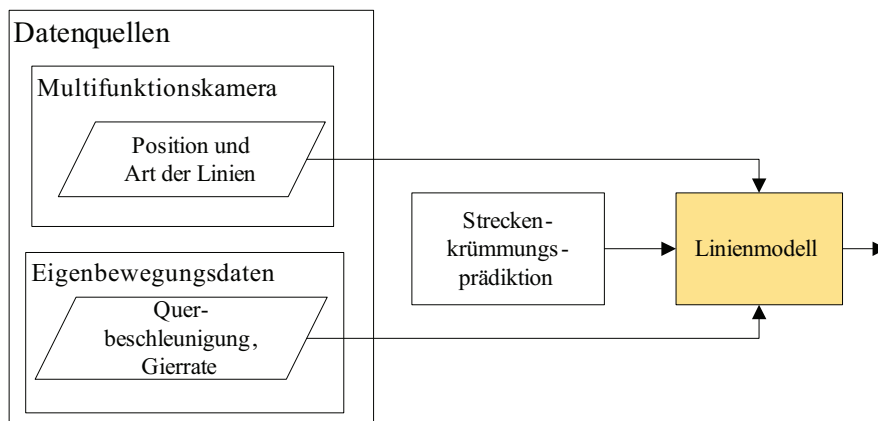


Abbildung 3.26.: Eingangsdaten für das Linienmodell

Das Linienmodell umfasst acht Linien: vier auf der linken Seite des Fahrzeugs und vier auf der rechten. Somit wird jederzeit eine zum Straßenumfeld unabhängige Darstellung der Straße erreicht. Dadurch wird ein situationsunabhängiges Linienmodell geschaffen, das die Grundlage für die Einordnung der Objekte darstellt (vgl. 3.3). Aufbau und Nummerierung des Linienmodells sind in Abbildung 3.27 veranschaulicht.

3. Umfeldmodellierung

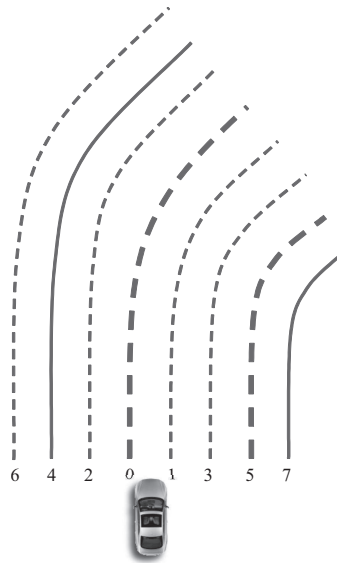


Abbildung 3.27.: Aufbau des Linienmodells

Linien, die als Messwerte in den Kalman Filter eingehen, werden anhand bestimmter Kriterien ausgewählt. Werden keine Fahrbahnmarkierungen erkannt, werden diese anhand des Gyrosensors und der Streckenkrümmungsvorausschau geschätzt.

3.2.1. Extended Kalman Filter zur Verfolgung der Fahrbahnmarkierungen

Der Extended Kalman Filter bietet ein Verfahren, mit dem der Zustand eines Systems anhand von fehlerbehafteten Beobachtungen möglichst genau geschätzt werden kann. Im Gegensatz zum konventionellen Kalman Filter können hiermit auch nicht lineare Probleme gelöst werden [75].

Für jede Linie wird ein eigener Extended Kalman Filter initialisiert. Dieser soll den lateralen Abstand der Linie zum Fahrzeug d_y , die Dynamikwerte der Linie relativ zur Straße (Quergeschwindigkeit $v_{y,rel}$, Querbeschleunigung $a_{y,rel}$, Ausrichtung ψ_{rel} und Gierrate $\dot{\gamma}_{rel}$) und die Klothoidenparameter c_0 , c_1 und l_s verfolgen. Somit lässt sich der Zustandsvektor \hat{x}_k aufstellen:

$$\hat{x}_k = \left(d_y \quad v_{y,rel} \quad a_{y,rel} \quad \psi_{rel} \quad \dot{\gamma}_{rel} \quad c_0 \quad c_1 \quad l_s \right)^T \quad (3.67)$$

Die Klothoidenparameter c_0 , c_1 und l_s , der laterale Abstand d_y und die Gierwinkeldifferenz ψ_{rel} gehen als Messwerte aus der Linienerkennung in den Kalman Filter ein. Weitere Messwerte liefern die Gierrate $\dot{\gamma}_{rel}$ und die Querbeschleunigung $a_{y,rel}$ aus dem Gyrosensor. Beide Werte sind durch den Krümmungsverlauf der Straße bereinigt.

Alle Parameter der Fahrbahnmarkierung, außer die der Klothoiden Parameter, sind relativ zum Fahrzeug ausgerichtet. Im Schätzungsschritt des Kalman Filters werden diese für ein Zeitintervall von Δt mit Hilfe des letzten Zustandes geschätzt. Für die Querbeschleunigung $a_{y,rel}$, die Gierrate $\dot{\gamma}_{rel}$ und die Krümmungsänderung c_1 kann keine Vorhersage getroffen werden. Jedoch lassen sich aus den Messwerten dieser Parameter nützliche Informationen über die anderen Größen ableiten:

Anhand der Querbeschleunigung $a_{y,rel}$ können Schlüsse auf die Quergeschwindigkeit $v_{y,rel}$ der Linie gezogen werden. Die Änderung im lateralen Versatz der Linie zum Fahrzeug d_y wird aus der Geschwindigkeit in Fahrtrichtung geschätzt. Die Gierwinkeldifferenz ψ_{rel} berechnet sich aus der Gierrate $\dot{\gamma}_{rel}$ in Verbindung mit der Streckenkrümmung. Zudem lässt sich aus der Krümmungsänderung der Klothoide die erwartete Anfangskrümmung c_0 und Länge der Klothoide l_s ermitteln.

Diese Verbindungen werden in der Prozessfunktion des Kalman Filters $f(\hat{x}_{k-1}, u_k)$ festgehalten. Es handelt sich hierbei um einen Extended Kalman Filter, da die Berechnung der Klothoidenparameter c_0 und l_s nicht linear ist.

$$f(\hat{x}_{k-1}, u_k) = \begin{pmatrix} d_y + \Delta t \cdot v_{y,rel} + 0,5 \cdot \Delta t^2 \cdot a_{y,rel} \\ v_{y,rel} + \Delta t \cdot a_{y,rel} \\ a_{y,rel} \\ \psi_{rel} + \Delta t \cdot \dot{\gamma}_{rel} \\ \dot{\gamma}_{rel} \\ c_0 + \Delta t \cdot v \cdot \cos(\psi_{rel}) \cdot c_1 \\ c_1 \\ l_s \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ -\Delta t \cdot v \cdot \cos(\psi_{rel}) \end{pmatrix} \quad (3.68)$$

Der Kontrolleingabevektor u_k wird genutzt, um offensichtlich falsche Schätzungen zu korrigieren. Liefert beispielsweise die Fahrbahnmarkierungser-

3. Umfeldmodellierung

kennung keine Messwerte und der laterale Versatz der Linie zum Fahrzeug übersteigt einen bestimmten Grenzwert, kann durch Ersetzen des ersten Parameters von u_k durch einen negativen Wert der Abstand wieder minimiert werden. Dadurch wird das Modell robust gegen kurzzeitige Ausfälle der Linienerkennung.

Für den Extended Kalman Filter ist die Übergangsmatrix A_k mit der partiellen Ableitung von f nach dem Zusatzvektor x nötig:

$$A_k = \frac{\partial f[i]}{\partial x_k[j]} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta t & 0,5 \cdot \Delta t^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\Delta t \cdot v \cdot \sin(\psi_{rel}) & 0 & 1 & \Delta t \cdot v \cdot \cos(\psi_{rel}) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta t \cdot v \cdot \sin(\psi_{rel}) & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.69)$$

Zur Bestimmung der Kovarianzmatrix P_k wird zusätzlich die Kovarianzmatrix des Prozessrauschens Q_k benötigt. Diese gibt die Unsicherheiten im Prozessmodell wieder. Für jede Messgröße werden hier konstante Varianzen für die Querbeschleunigung σ_a , die Gierrate $\sigma_{\dot{\gamma}}$, die Krümmungsänderung σ_{c_1} und die Klothoidenlänge σ_{l_s} verwendet.

$$Q_k = \begin{pmatrix} \frac{(\Delta t)^3}{3} \cdot \sigma_a & \frac{(\Delta t)^2}{2} \cdot \sigma_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{(\Delta t)^2}{2} \cdot \sigma_a & \Delta t \cdot \sigma_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_a & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \Delta t \cdot \sigma_{\dot{\gamma}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{\dot{\gamma}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \Delta t \cdot \sigma_{c_1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{c_1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{l_s} \end{pmatrix} \quad (3.70)$$

Zur Aktualisierung des Zustandsvektors wird der Unterschied zwischen Schätzwert und gemessenem Wert gewichtet und mit dem bisherigen Zustandsvektor verrechnet.

Messwerte liefern die Linienerkennung und der Gyrosensor in Kombination mit der Streckenkrümmungsvorausschau und fließen durch den Messvektor z_k in das System ein. Die Linienerkennung liefert den lateralen Abstand

d_y , die Gierwinkeldifferenz ψ_{rel} und die Klothoidenparameter c_0 , c_1 und l_s . Die Werte für die Querbeschleunigung $a_{y,rel}$ und die Gierrate $\dot{\gamma}_{rel}$ werden aus den Messwerten des Gyrosensors und der Streckenkrümmungsvorausschau ermittelt:

Anhand des Gyrosensors kann die Gierrate des Fahrzeugs $\dot{\gamma}_{abs}$ ermittelt werden. Die Gierrate beschreibt die Geschwindigkeit, in welcher sich das Fahrzeug um seine z-Achse dreht und damit die Änderung der Ausrichtung des Fahrzeugs. Die Ausrichtungsänderung des Fahrzeugs $\dot{\gamma}_{rel}$ und die Querbeschleunigung $a_{y,rel}$ relativ zur Straße können durch geeignete Verbindung von Geschwindigkeit v_{abs} , Beschleunigung a sowie der erwarteten Krümmung c_r aus der Streckenkrümmungsvorausschau geschätzt werden. Hierbei wird die aktuell gemessene Gierrate aus dem Gyrosensor $\dot{\gamma}_{abs}$ mit der erwarteten Gierrate aus dem Straßenverlauf $c_r \cdot v_{abs} \cdot \cos(\psi_{rel})$ abgeglichen und ermöglicht damit, die Werte relativ zum Straßenverlauf zu ermitteln.

$$a_{y,rel} = (\dot{\gamma}_{abs} - c_r \cdot v_{abs} \cdot \cos(\psi_{rel})) \cdot v_{abs} \cdot \cos(\psi_{rel}) + a_{abs} \cdot \sin(\psi_{rel}) \quad (3.71)$$

$$\dot{\gamma}_{rel} = \dot{\gamma}_{abs} - c_r \cdot v_{abs} \cdot \cos(\psi_{rel}) \quad (3.72)$$

Die Varianzen der Messwerte sind in der Diagonalen der Matrix R_k abgebildet. Diese werden für die Messwerte der Linienerkennung direkt aus den übermittelten Werten des Sensors übertragen. Für Signale, die nicht gemessen werden können, wird der Wert Eins angenommen.

Durch die Jacoby Matrix H_k der Messfunktion h wird der Zusammenhang zwischen Zustandsvektor und Messvektor gebildet. Aufgrund zweier unterschiedlicher Messvorgänge werden hierbei zwei Messfunktionen benötigt: h_1 steht für die Messung der Markierungserkennung und h_2 für die Messwerte von Gyrosensor und Streckenkrümmungsvorausschau.

$$h_1(\hat{x}_k^-, 0) = (d_y \ 0 \ 0 \ \psi_{rel} \ 0 \ c_0 \ c_1 \ l_s)^T \quad (3.73)$$

$$h_2(\hat{x}_k^-, 0) = (0 \ 0 \ a_{y,rel} \ 0 \ \dot{\gamma}_{rel} \ 0 \ 0 \ 0)^T \quad (3.74)$$

Da die Messfunktionen linear sind, können diese durch das Produkt $H\hat{x}_k^-$ ersetzt werden. Folgende Gleichung wird verwendet, um den Zustandsvektor x_k und die Kovarianzmatrix P_k vorherzusagen und zu aktualisieren:

3. Umfeldmodellierung

$$\hat{x}_k^- = f(\hat{x}_{k-1}, u_k), P_k^- = A_k P_{k-1} A_k^T + Q_{k-1} \quad (3.75)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k(z_k - H\hat{x}_k^-), P_k = (I - K_k H_k) P_k^-, K_k = \frac{P_k^- H_k^T}{H_k P_k^- H_k^T + R_k} \quad (3.76)$$

Welche Linien als Messwerte in den Kalman Filter eingehen, wird im nächsten Abschnitt erläutert.

Ermittlung und Handhabung der relevanten Fahrbahnmarkierungen

In urbaner Umgebung kommt es aufgrund einer großen Anzahl an Störobjekten häufig vor, dass Linien, die nicht zu den Straßenmarkierungen gehören, als solche erkannt werden oder Linien, die als solche erkannt werden sollten, nicht erkannt werden. Daher ist es nötig, Linien aus der Linienerkennung anhand bestimmter Kriterien zu bestätigen oder auszusortieren. Als Orientierung dienen hierzu die klassifizierte Ego- und Nachbarspurlinien (vgl. Kapitel 2.2). Diese Linien begrenzen die aktuell befahrene Spur und die Nebenfahrsuren. Aus diesen Informationen lässt sich die Spurbreite w_y ableiten. Da die Spurbreite jedoch nicht für alle Spuren gleich sein muss, darf diese um f_{min} und f_{max} variieren. f_{min} und f_{max} lassen sich aus anderen erkannten Linien ableiten. Der Faktor f_d gibt den maximalen Abstand der detektierten Linien zu einer geschätzten Linie an und darf nicht überschritten werden.

Ob eine Linie für das Linienmodell ausgewählt wird, hängt unter anderem vom Abstand der Linie zu den Nachbarlinien am Beginn und am Ende ab. Zur Bestimmung des Abstandes am Ende der Klothoide wird das Klothoidenpolynom 3.11 verwendet. Bei der Berechnung des Abstandes zwischen zwei Linien unterschiedlicher Länge wird die kürzere Linie als Referenz genutzt. Damit hinzukommende und endende Spuren mit in das Modell aufgenommen werden können, darf der Abstand zum Beginn der Linie kleiner sein als der Abstand zum Ende der Linie und andersherum. Alle Parameter werden hierbei im Fahrzeugkoordinatensystem gemessen (vgl. Abbildung 3.28).

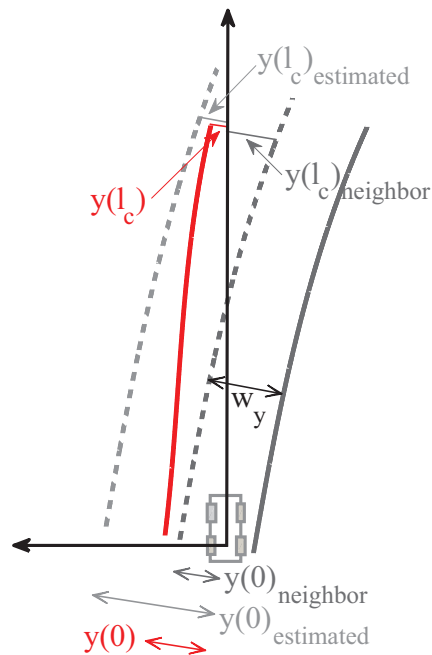


Abbildung 3.28.: Abstände zu Beginn und zum Ende der Straßenmarkierungen

Folgende Kriterien müssen zudem erfüllt sein, damit eine Linie in das Linienmodell als Messwert aufgenommen wird:

- Die Länge der Linie muss größer sein als eine definierte Mindestlänge:
 $l_s \geq l_{min}$
- Der geschätzte Wahrscheinlichkeitswert muss größer sein als eine definierte Mindestwahrscheinlichkeit:
 $p \geq p_{min}$
- Der maximale laterale Abstand der EgoLinien darf nicht größer sein als die maximale Spurbreite:
 $y(0) \leq f_{max} \cdot w_y$
- Der maximale laterale Abstand der Linie zur geschätzten Linie am Beginn und am Ende der Linie darf nicht größer sein als die geschätzte Spurbreite:
 $y(0) - y(0)_{estimated} \leq f_d \cdot w_y$ und $y(l_c) - y(l_c)_{estimated} \leq f_d \cdot w_y$

3. Umfeldmodellierung

- Der minimale laterale Abstand der Linie zur inneren Nachbarlinie darf am Beginn und am Ende der Linie nicht kleiner sein als Null:
 $y(0) - y(0)_{neighbor} \geq 0$ und $y(l_c) - y(l_c)_{neighbor} \geq 0$
- Der maximale laterale Abstand der Linie zur inneren Nachbarlinie darf am Beginn und am Ende nicht größer sein als die maximale Spurbreite:
 $y(0) - y(0)_{neighbor} \leq f_{max} * w_y$ und $y(l_c) - y(l_c)_{neighbor} \leq f_{max} * w_y$
- Der minimale laterale Abstand der Linie zur inneren Nachbarlinie darf am Beginn oder am Ende nicht kleiner sein als die minimale Spurbreite:
 $y(0) - y(0)_{neighbor} \geq f_{min} * w_y$ und $y(l_c) - y(l_c)_{neighbor} \geq f_{min} * w_y$

Bei der Verfolgung der Linie kann es vorkommen, dass eine Linie überfahren wird. Tritt dieser Fall ein, wird ein Spurwechsel festgestellt. In diesem Fall werden bei einem Spurwechsel nach links alle Linien um eine Position nach rechts verschoben. Dadurch ist auf der rechten Seite des Fahrzeugs eine Linie mehr vorhanden als auf der linken. Um dieses Ungleichgewicht zu vermeiden, wird die äußerste rechte Linie verworfen und eine neue Linie auf der linken Seite an der äußersten Stelle hinzugefügt. Für diese neue Linie wird ein neuer Kalman Filter initialisiert. Bei einem Spurwechsel nach links wird ebenso vorgegangen. Beim Hinzufügen der Linie ist darauf zu achten, dass alle oben genannten Kriterien erfüllt sein müssen.

Wenn keine Linie an einer Position erkannt wurde, werden die Parameter anhand der Nachbarlinien und des Drehratensensors in Kombination mit der Streckenkrümmungsvorausschau weiterhin geschätzt. Das Linienmodell stellt sicher, dass die Nachbarlinien immer den Mindest- ($f_{min} \cdot w_y$) und Maximalabstand ($f_{max} \cdot w_y$) einhalten. Zudem muss der Kurswinkel innerhalb einer bestimmten Toleranz liegen. Wenn die geschätzte Linie diese Voraussetzungen nicht erfüllt, wird eine Annäherung an eine parallele Kurve in Form einer Klothoide erzeugt, indem die innere Nachbarlinie nach außen geschoben wird (vgl. Kapitel 3.1.2).

Werden keine Linien erkannt, gehen für die Form der Linien die Krümmungswerte aus der Streckenkrümmungsvorausschau in den Kalman Filter ein. Informationen über Position und Dynamikwerte der Linie werden aus dem Drehratensensor in Abhängigkeit zur Krümmungsvorausschau abgeleitet.

Im folgenden Kapitel wird die Leistungsfähigkeit des Linienmodells evaluiert.

3.2.2. Auswertung

Die Evaluierung des Linienmodells bezieht sich auf den lateralen Abstand der vier inneren Linien zum eigenen Fahrzeug sowie die geschätzte Gierwinkeldifferenz. Hierzu werden die geschätzten Werte durch das Linienmodell während einer Fahrt durch eine Stadt und während einer Autobahnauffahrt aufgezeichnet und mit den gemessenen Werten aus der Linienerkennung verglichen. In den Abbildungen 3.29 bis 3.32 sind in Rot die geschätzten Werte und in Schwarz die gemessenen Werte dargestellt.

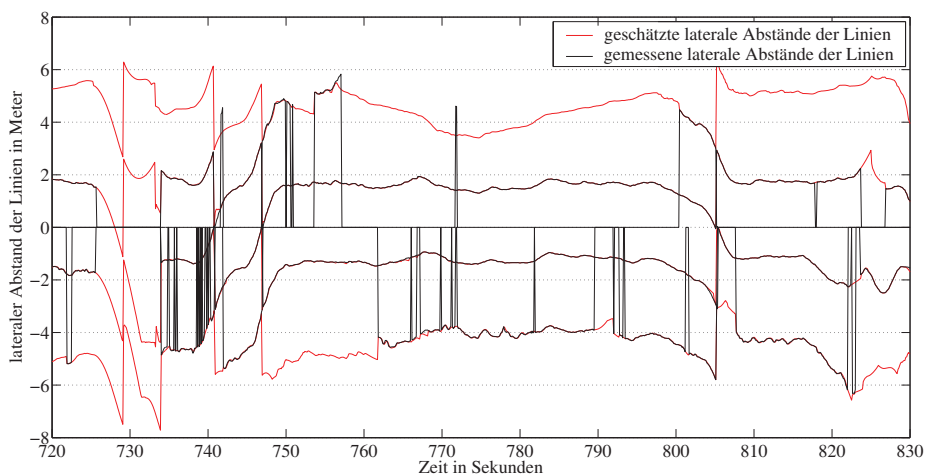


Abbildung 3.29.: Auswertung der lateralen Linienpositionen bei einer Fahrt durch Köln

Abbildung 3.29 zeigt die Linienpositionen während der Fahrt durch eine Stadt. Von Sekunde 725 bis 735 wird an einer Kreuzung links abgebogen, wobei keine Linien mehr erkannt werden. Es ist zu sehen, dass die linken Linien immer näher zum Fahrzeug wandern bis ein Sprung der Linienpositionen zu erkennen ist. Dieser Sprung wurde somit falsch erkannt, da das Fahrzeug keinen Spurwechsel durchgeführt hat, sondern nur links in einer Kreuzung abgebogen ist. Durch das Wissen, dass sich das Fahrzeug aktuell auf einer Kreuzung befindet, könnte

3. Umfeldmodellierung

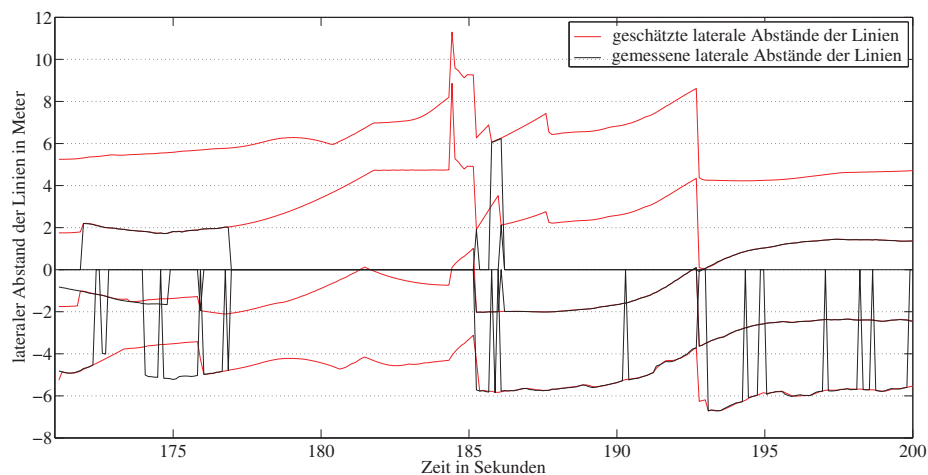


Abbildung 3.30.: Auswertung der lateralen Linienpositionen während einer Autobahnauffahrt

diese Falschaussage vermieden werden. Des Weiteren werden die tatsächlich durchgeführten Spurwechsel bei Sekunde 740, 748 oder 805 richtig erkannt.

Die Linienpositionen während einer Autobahnauffahrt werden in Abbildung 3.30 gezeigt. Durch die hohe Krümmung der Straße während einer Auffahrt können keine Linien mehr erkannt werden (Sekunde 177 bis 185). Der Ansatz des Linienmodells lässt es zu, einen Spurwechsel oder ein Bleiben in der Spur festzustellen. Bei längerem Ausfall des Sensors kann keine zuverlässige Schätzung mehr garantiert werden. Grund hierfür sind Ungenauigkeiten in der Streckenkrümmungsprädikation und des Drehratensensors. In hohen Krümmungsbereichen werden die Ungenauigkeiten des Abgleiches größer. Daher wird das Erkennen des Spurwechsels im Modell ab einer bestimmten Krümmung nicht mehr zugelassen, was in dem gezeigten Beispiel die Fehldetektion des Spurwechsels verhindert. Auffällig ist die Spitze der linken Linien bei Sekunde 183. Dies ist die Folge einer kurzzeitig erkannten Linie außerhalb der beiden inneren Linien. Der Spurwechsel bei Sekunde 192 wurde erkannt, obwohl nur die rechte Linie detektiert wurde. In den Abbildungen 3.31 und 3.32 werden die Werte der Gierwinkeldifferenz evaluiert. Die rote Kurve stellt die geschätzten Werte, die schwarze die gemessenen Werte dar.

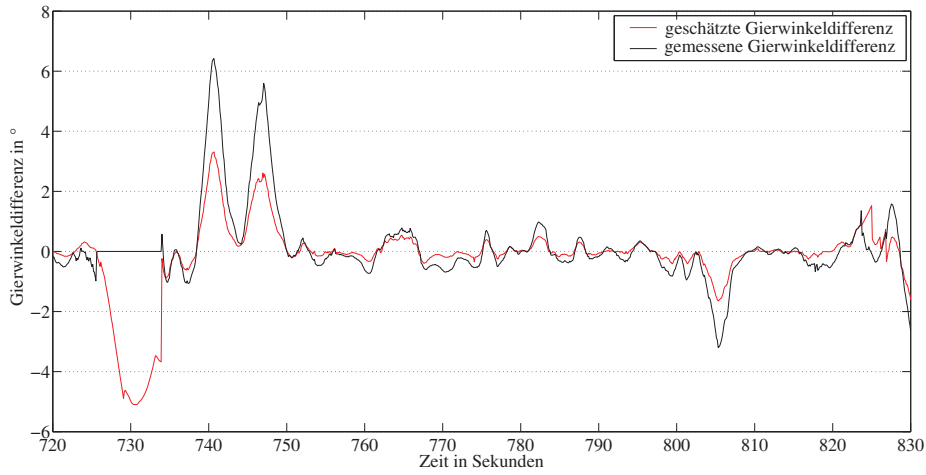


Abbildung 3.31.: Auswertung der Gierwinkeldifferenz bei einer Fahrt durch eine Stadt

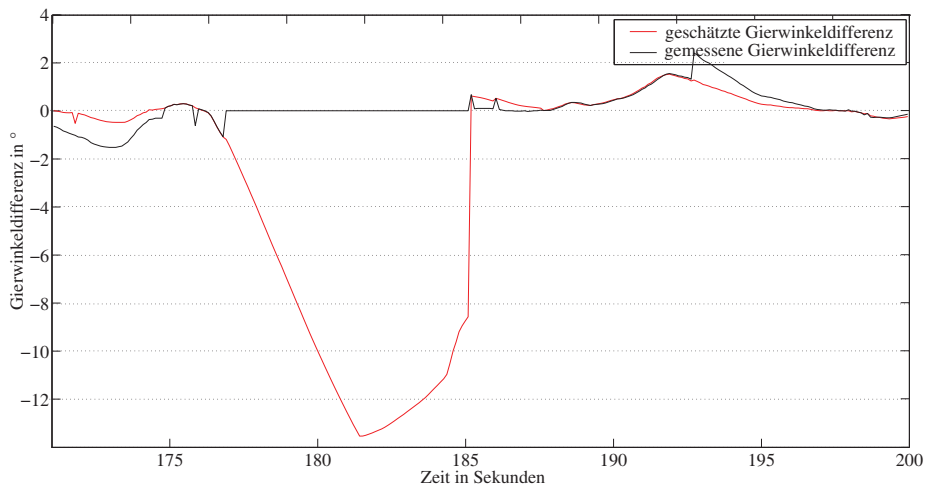


Abbildung 3.32.: Auswertung der Gierwinkeldifferenz während einer Autobahnauffahrt

3. Umfeldmodellierung

Bei der Fahrt durch die Stadt ist während der Kreuzung eine hohe Gierwinkeldifferenz festzustellen, wodurch die zuvor beschriebenen erkannten Spurwechsel ausgelöst werden. Die beiden Spurwechsel nach links bei Sekunde 740 und 748 und nach rechts bei Sekunde 805 sind durch einen positiven bzw. negativen Ausschlag der Kurve zu erkennen. Dass die Werte der Gierwinkeldifferenz nicht gleich den Messwerten aus der Linienerkennung sind, liegt einerseits an der Glättung durch den Extended Kalman Filter, zum anderen an dem zusätzlichen Abgleich der Querbewegung mit dem Krümmungsverlauf der Straße.

Bei der Fahrt auf der Autobahnauffahrt ist ein starkes Abfallen und wieder Aufsteigen des Winkels zur Straße deutlich. Dies spiegelt die Ungenauigkeiten des Abgleichs zwischen Eigenbewegung und Straßenverlauf wider. In Abbildung 3.33 wird dies verdeutlicht.

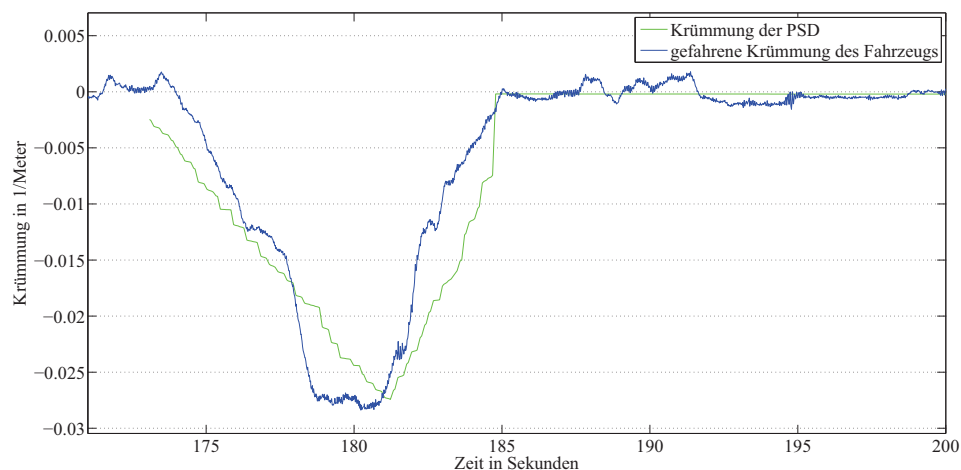


Abbildung 3.33.: Unterschied der Krümmungsverläufe aus PSD und Fahrzeug

Anhand des Linienmodells wurde ein Ansatz geschaffen, der teilweise auch kurzzeitige komplette Ausfälle des Sensors zur Linienerkennung überbrücken kann. Gezeigt wurde dies anhand der lateralen Linienpositionen der vier inneren Linien sowie der Gierwinkeldifferenz. Im nächsten Kapitel ist dies für die Zuordnung der Objekte in ihre Spuren von Vorteil.

3.3. Objektmodell

Im letzten Schritt zur Erstellung des Umgebungsmodells werden die Objektdaten den jeweiligen Spuren zugeordnet. Die Objektpositionen werden hierzu mit den Linienpositionen aus dem Linienmodell verglichen und in die zugehörige Spur eingeordnet (vgl. [76]). In Abbildung 3.34 sind die Eingangsdaten für das Objektmodell dargestellt.

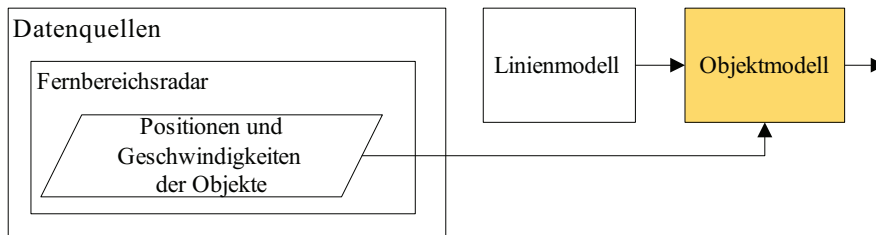


Abbildung 3.34.: Eingangsdaten für das Objektmodell

In Arbeiten wie in [77] und [7] wird für diesen Schritt die Relevanz eines robusten Linienmodells und einer Streckenkrümmungsvorausschau hervorgehoben. In [78] wird ein Ansatz beschrieben, der durch Fusion von Liniendaten und Laserscanner die Objekte in fahrend oder stehend unterteilt.

Zur Bestimmung des Abstandes zwischen Linien und Objektpunkten wird für jedes Klothoidensegment die Approximationsmethode durch die Kreisbögen verwendet (vgl. Kapitel 3.1.1). Die Kreisbögen werden mit einer Länge von Eins berechnet. Somit sind alle Positionen der Punkte $[l_s] + 1$ des Klothoidensegmentes mit der Länge l_s verfügbar. Zur Bestimmung der kürzesten Entfernung zwischen dem Objektpunkt q und einem Klothoidensegment, das durch Kreisbögen approximiert ist, sind zwei Schritte nötig: Zunächst muss ein Punkt p^j auf dem Segment gefunden werden, der den kürzesten Abstand zum Punkt q hat. Dies wird erreicht, indem zwischen dem Punkt des Objektes q und dem Punkt auf dem Segment p^j mit dem ungefähr gleichen longitudinalen Abstand zum Fahrzeug der Abstand berechnet wird. Dieser Abstand $q - p^j$ wird mit der Entfernung zu den Nachbarpunkten auf der Klothoide verglichen. Ist der Punkt p^k mit der geringsten Distanz $q - p^k$ gefunden, so kann die exakte Entfernung zur Kurve durch p^k zum Punkt q im zweiten Schritt berechnet werden.

3. Umfeldmodellierung

Ist die Krümmung des Klothoidensegmentes am Punkt p^k gleich Null, d.h. der Kreis ist eine Gerade, so kann die Distanz d durch das Skalarprodukt zwischen der Normalen der Geraden und des Distanzvektors $q - p^k$ berechnet werden. Andernfalls wird der Abstand zwischen dem Punkt q und dem Mittelpunkt des Kreises m bestimmt und mit dem Radius der Krümmung r verglichen. Der Radius r ist der Reziprokwert der Krümmung c des Segmentes am Punkt p^k . α beschreibt den Tangentenwinkel im selben Punkt. Beide Schritte zur Ermittlung des Abstandes zwischen dem Objekt und der Klothoide sind in den Abbildungen 3.35 und 3.36 gezeigt.

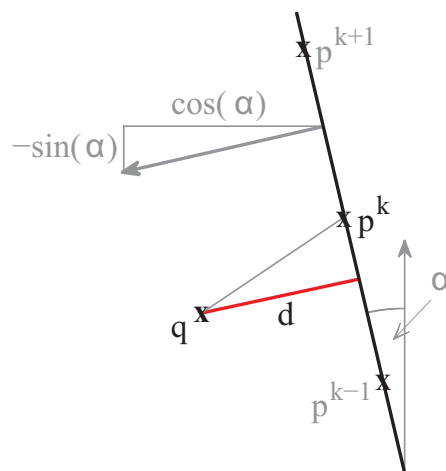


Abbildung 3.35.: Kürzester Abstand zwischen Punkt und Gerade in einer Ebene

Wurde ein Objekt außerhalb der Reichweite des Linienmodells detektiert, so dient zur Bestimmung der Spur der Abstand zur Streckenkrümmungsvorausschau als Grundlage. Hierzu wird für die Positionen der Spurbegrenzung der laterale Abstand am Ende des Linienmodells $p_i^{|l_s|}$ als Distanz gewählt (siehe Abbildung 3.37).

Aufgrund der Messungenauigkeiten des Sensors in lateraler Ablage, vor allem in weiterer Entfernung, ist eine fälschliche Einordnung der Objekte in die Nebenspur möglich. Somit kann mit diesem Verfahren keine absolute Aussage über die tatsächliche Spur des Objektes getroffen werden.

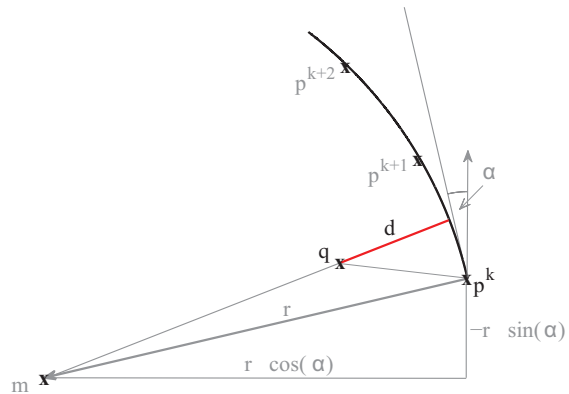


Abbildung 3.36.: Kürzester Abstand zwischen Punkt und Kreis in einer Ebene

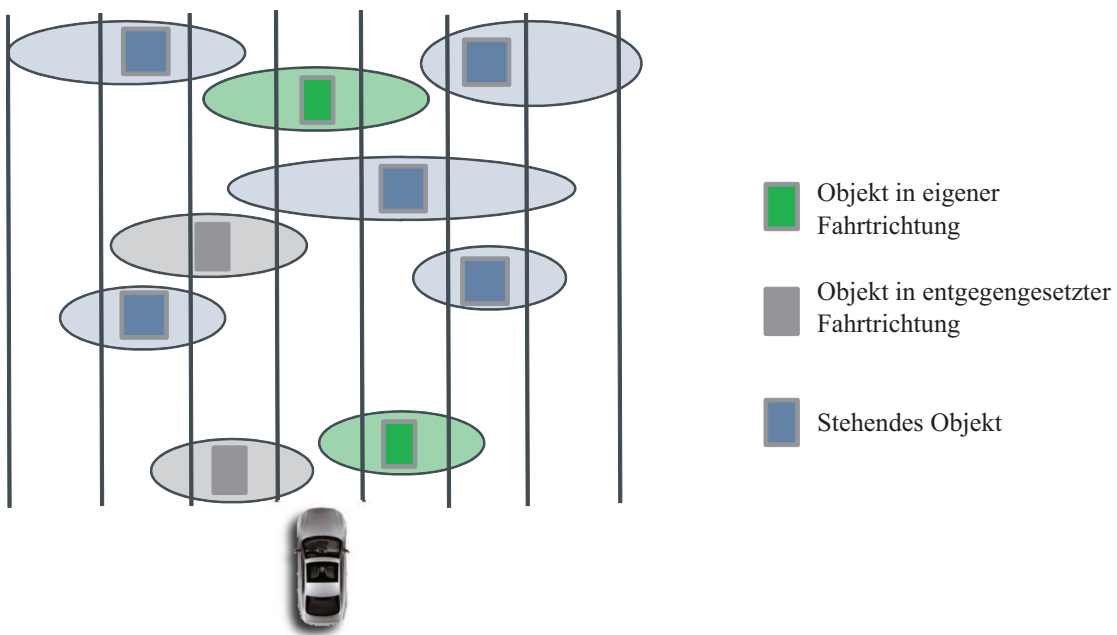


Abbildung 3.37.: Einordnung der Objekte in Spuren

3. Umfeldmodellierung

Es wurden verschiedene Methoden untersucht, um Objekte außerhalb der Reichweite des Linienmodells umzusortieren (vgl. [79]), jedoch konnte keine messbare Verbesserung erzielt werden.

Wird jedoch in einem stochastischen Ansatz die Varianz der Querablage der Objekte zusätzlich als Eingangsgröße hinzugenommen, kann solchen Fehlentscheidungen entgegengewirkt werden. Abhängig von der Varianz σ sowie der lateralen Position des Objektes μ innerhalb der Spurbegrenzungen können über eine Gleichverteilungsfunktion Wahrscheinlichkeiten für mögliche Spuren berechnet werden.

$$f(y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (3.77)$$

Es handelt sich hierbei um die Gauß-Funktion, deren Mittelpunkt und Breite sich in der Objektposition und der Varianz widerspiegeln. Über die Fläche unter der Gauß-Glocke kann bestimmt werden, mit welcher Wahrscheinlichkeit ein Objekt in diesem Areal positioniert ist.

$$P(w : a < X(w) < b) = \int_a^b f(y)dy \quad (3.78)$$

Die Aufenthaltswahrscheinlichkeit für ein Objekt in einer Spur kann berechnet werden, wenn als Grenzen für den Bereich die Positionen der Spurmankierungen herangezogen werden. Die Wahrscheinlichkeiten für den Bereich zwischen den Fahrbahnmarkierungen spiegeln demnach die Wahrscheinlichkeit des Objektes in dieser Spur wider (vgl. Abbildung 3.37).

Da die Wahrscheinlichkeitsdichte algorithmisch bestimmt werden muss, wird für die Berechnung der Fläche ein numerisches Verfahren verwendet. Ein Durchschnittswert der Ergebnisse aus den Verfahren Trapez-Verfahren, Simpson-Regel und Gauß-Formel lässt eine gute Annäherung zu. Durch die Bildung des Durchschnittswertes ist es bei einer geringen Laufzeit möglich, Ungenauigkeiten aus den einzelnen Methoden zu kompensieren.

Anhand der Kombination der Verfahren ist es möglich, eine optimale Aussage für die dem Objekt zugeordnete Spur zu erreichen. Die Güte der Aussage ist von der Objektdetektion des Fernradarsensors abhängig.

3.4. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Umfeldmodell, das im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet wird, beschrieben. Es basiert auf einer Klothoidenrepräsentation des Straßenverlaufs und der Liniendaten.

Teil dieses Modells ist eine Streckenkrümmungsvorausschau, die den Straßenverlauf vor dem Fahrzeug bestmöglich wiedergeben soll. Hierzu wurden drei Krümmungsvorausschauen im Nahbereich generiert: aus Liniendaten, aus Objektdaten und aus deren Fusion. Anschließend wurden diese Prädiktionen mit PSD fusioniert und verbunden. Ergebnisse zeigen, dass die Streckenvorausschau der Fusion aus PSD mit der Krümmungsvorausschau aus Liniendaten die besten Werte liefert.

Das beschriebene Linienmodell liefert unabhängig von den erkannten Linien acht Linien und sieben Spuren. Durch Abgleich der Eigenbewegung mit dem Streckenverlauf können die Linienpositionen auch bei Ausfall der Linienerkennung weiterhin für einen gewissen Zeitraum geschätzt werden. Dieser Zeitraum ist abhängig von der Qualität der Streckenkrümmungsvorausschau und der Anzahl der erkannten Linien.

Im letzten Unterkapitel wurde erläutert, wie die umliegenden Objekte den Spuren des Linienmodells zugeordnet werden können. Hierbei wurde erarbeitet, dass es aufgrund der ungenauen Objektpositionen nicht möglich ist, einem Objekt eine definitive Spur zuzuordnen. Daher wurde ein Ansatz gewählt, der anhand der Standardabweichung der Objektpositionen die Aufenthaltswahrscheinlichkeit der Objekte pro Spur angibt.

Im nächsten Kapitel wird dieses Umfeldmodell genutzt, um Spurwechsel, mögliche Fahrspuren oder Grenzen der Straße zu erfassen.

4. Dateninterpretation

In diesem Kapitel werden die Daten aus dem Umfeldmodell interpretiert, um selbst durchgeführte Spurwechsel festzustellen und auf mögliche Nebenspuren und Fahrbahngrenzen zu schließen. Voraussetzung für die Interpretation ist, ohne Zusatzinformationen, wie beispielsweise die Anzahl der Spuren oder Straßenklasse, Rückschlüsse auf die aktuelle Fahrbahnsituation zu ziehen. Dies bedeutet, dass die Interpretationen für jede mögliche Situation gelten müssen.

Zunächst wird die Spurwechselerkennung behandelt. Das Linienmodell aus Kapitel 3.2 dient dabei als Grundlage. Danach wird das Umfeldmodell auf mögliche Fahrspuren rechts und links vom eigenen Fahrzeug untersucht. Hierbei wird analysiert, inwieweit das Linienmodell und die Objekteinordnung auf mögliche Fahrtrichtungen auf Nebenspuren hinweisen können (vgl. Abbildung 4.1).

4.1. Spurwechselerkennung

Die Spurwechselerkennung ist bei einer zuverlässigen Linienerkennung auf der Autobahn bereits gelöst (vgl. [80] oder [81]). Die Schwierigkeiten liegen in Situationen, in denen die aktuell überfahrene Linie nicht erkannt wird, die vor allem im urbanen Bereich auftreten. Verschiedene Ansätze versuchen daher über die Eigenbewegung des Fahrzeugs einen Spurwechsel festzustellen (vgl. [82]). Veröffentlichungen nutzen äußere Umstände, wie z.B. den Abstand zum Vorderfahrzeug, um einen Spurwechsel frühestmöglich zu erfassen (vgl. [83] oder [84]).

Die Spurwechselerkennung in dieser Arbeit nutzt den Abgleich der Fahrzeugeigenbewegung mit dem Streckenkrümmungsverlauf aus dem Linienmodell, um Spurwechsel festzustellen, auch wenn die zu überfahrende Linie

4. Dateninterpretation

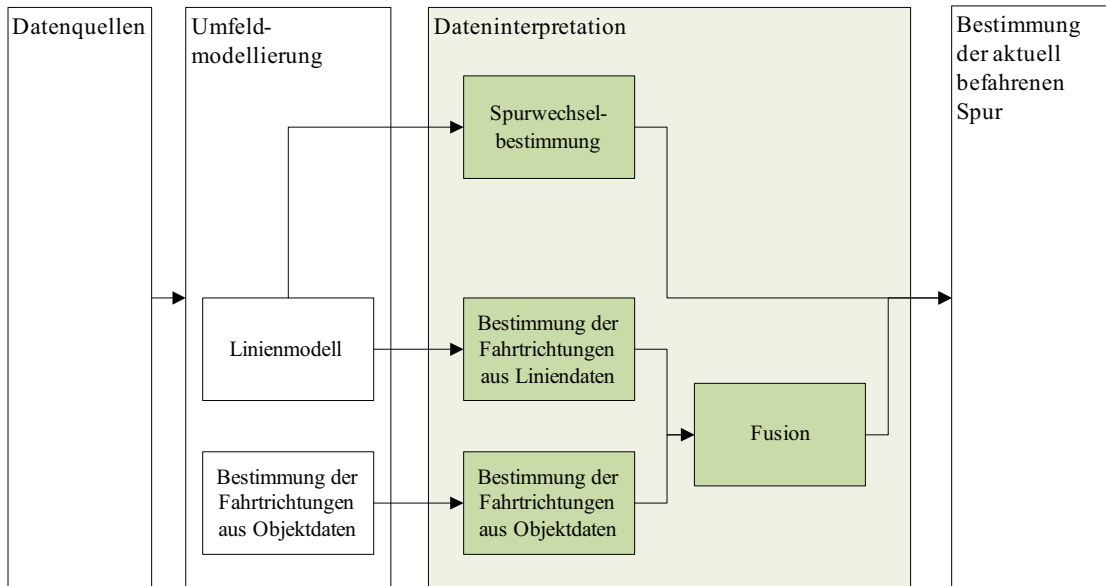


Abbildung 4.1.: Ablauf der Dateninterpretation

nicht erkannt wird. In Abbildung 4.2 ist der Zusammenhang des Moduls mit den Eingangsdaten dargestellt.

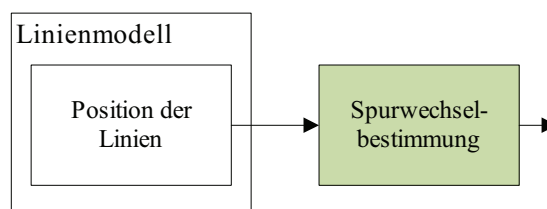


Abbildung 4.2.: Ablauf der Spurwechselbestimmung

Wird die laterale Differenz zwischen der Fahrzeugposition und der rechten oder linken EgoLinie kleiner als Null, so wird ein Spurwechsel in die entsprechende Richtung festgestellt. Jeder Spurwechsel wird mit einer Wahrscheinlichkeit belegt. Diese Wahrscheinlichkeit ist davon abhängig, ob Linien erkannt werden, oder ob der Spurwechsel nur durch die Schätzung der Eigenbewegung gegenüber dem Streckenkrümmungsverlauf festgestellt wird. Werden beide EgoLinien erkannt, so kann ein Spurwechsel mit sehr hoher Güte erkannt werden. Da das Linienmodell ohne Messwerte aus der Linienerkennung vor allem in Kurven mit hohen Krümmungen Spurwechsel, die

nicht durchgeführt werden, erkannt, werden Spurwechsel ohne Messwerte aus der Linienerkennung mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit belegt. Im folgenden Abschnitt wird dieser Ansatz ausgewertet.

4.1.1. Auswertung

Für die Auswertung der Linienerkennung wurden die ermittelten Spurwechsel mit den Daten der Testfahrt verglichen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Spurwechsellerkennung sehr stark von der Qualität der Linienerkennung abhängig ist. Wie in Abbildung 4.3 zu sehen, können bei gutem Wetter und somit guter Sichtbarkeit der Linien passable Ergebnisse erreicht werden. Bei Regen können nur etwa 10% der durchgeführten Spurwechsel erkannt werden.

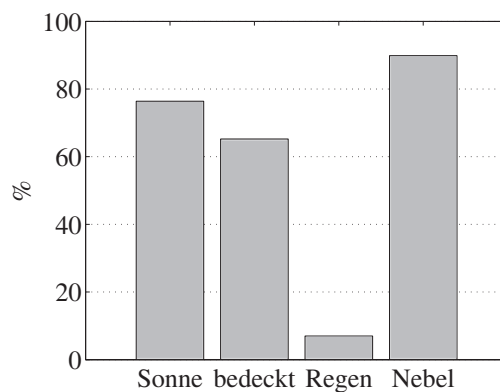


Abbildung 4.3.: Erkennungsrate von Spurwechseln in Abhängigkeit verschiedener Witterungsbedingungen

Abbildung 4.4 zeigt das Verhältnis der korrekt erkannten Spurwechsel in Abhängigkeit der Straßenklasse. Spurwechsel auf der Landstraße wurden am wenigsten erkannt. Dies hat damit zu tun, dass Landstraßen häufig schlecht oder gar nicht markiert sind und daher die Linienerkennung keine Linien erkannt hat. In der Stadt werden wegen Verdeckung und hoher Krümmungswerte der Markierungen nur etwa 50% der Spurwechsel detektiert.

4. Dateninterpretation

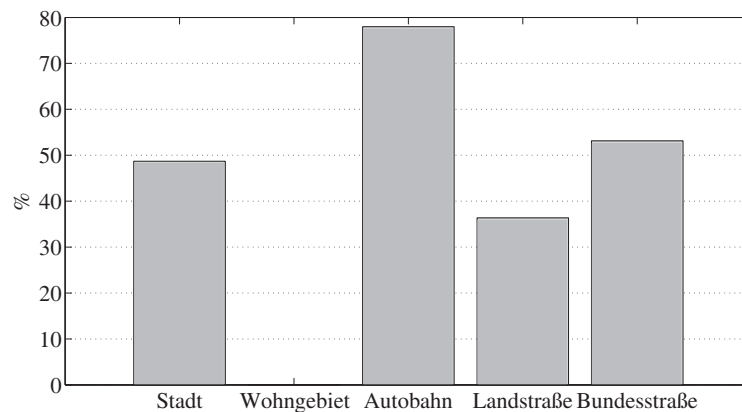


Abbildung 4.4.: Erkennungsrate von Spurwechseln in Abhängigkeit der Straßenklasse

Ergebnisse der Auswertung:

Die Erkennung der Spurwechsel ist trotz des Abgleichs zwischen Eigenbewegung und Straßenverlauf noch sehr von der Qualität der Linienerkennung abhängig. Für eine zuverlässige Spurwechseldetektion müssen weitere Eingangsdaten betrachtet werden.

Im nächsten Abschnitt wird ein Verfahren beschrieben, das es erlaubt, anhand der vorhandenen Markierungsart oder Objektdaten neben dem Fahrzeug auf Nebenfahrs Spuren oder Fahrbahngrenzen zu schließen.

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

Um die Anzahl der Spuren zu bestimmen und eine Aussage darüber zu treffen, auf welcher Spur das Fahrzeug sich aktuell befindet, ist es nötig,

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

die Fahrrichtungen der Spuren auf der Fahrbahn sowie Fahrbahnränder zu ermitteln.

Hierzu werden zunächst die Linienarten untersucht. Je nach Markierung der Spuren soll ermittelt werden, ob noch weitere Fahrspuren in eigener Bewegungsrichtung vorhanden sind, oder ob die Linie eine Grenze der Spuren in eigener Fahrtrichtung darstellt (siehe Kapitel 4.2.1). Unabhängig von den Linienarten kann durch eine geeignete Verknüpfung der Objektdaten die Bewegungsrichtung auf den Spuren bestimmt werden. Hierzu werden die Informationen über ihre Bewegungsrichtung und ihre Spur als Indikator für eine Fahrtrichtungsbestimmung verwendet (vgl. Kapitel 4.2.2). Am Ende wird die Zusammenführung der beiden Erkenntnisse analysiert (vgl. Kapitel 4.2.3).

Als Ergebnis der Interpretation der Daten sind fünf mögliche Aussagen bzgl. der Fahrrichtungen auf den Spuren aus den Algorithmen denkbar:

- keine Aussage
- in eigene Fahrtrichtung fahrend
- in entgegengesetzter Fahrtrichtung fahrend
- Fahrbahngrenze rechts
- Fahrbahngrenze links

Alle ermittelten Fahrrichtungen sind mit Wahrscheinlichkeitswerten belegt. Diese Wahrscheinlichkeitswerte sind von den Ergebnissen aus Linienerkennung und Objektdaten abhängig.

4.2.1. Fahrtrichtungsbestimmung mit Hilfe von Liniendaten

Es gibt verschiedene Möglichkeiten, Spuren zu markieren: In Deutschland sind die Spuren in der Regel durch weiße Markierungen getrennt. Diese Markierungen sind entweder durchgezogen oder gestrichelt. Zudem können sie in ihrer Breite und bei gestrichelten Linien in der Länge der Lücken variieren (vgl. [85]). Anhand der Attribute der erkannten Straßenmarkierungen soll analysiert werden, inwieweit auf weitere Fahrspuren oder auf

4. Dateninterpretation

Fahrbahnränder geschlossen werden kann. Die unterschiedliche Ausführung von Straßenmarkierungen (z.B. Linienbreite, Lückenlänge, etc.) erschwert deren Interpretation.

Der Algorithmus zur Interpretation der Linien hat zum Ziel, die Fahrtrichtung auf den Spuren neben dem Fahrzeug zu bestimmen (vgl. Abbildung 4.6). Prämisse für den Algorithmus ist, dass sich das Fahrzeug auf einer Spur in die eigene Fahrtrichtung bewegt. Zudem werden Fremdeinflüsse, wie zum Beispiel die Erlaubnis für einen befahrbaren Standstreifen, nicht in Betracht gezogen. Er untersucht die rechts und links erkannten Linien zunächst unabhängig. Rechts erkannte Markierungen können bei Rechtsverkehr nur auf eine weitere Fahrspur in eigener Richtung oder einen Fahrbahnrand hinweisen. Links vom Fahrzeug kann die Linienart, die rechts auf eine weitere Fahrspur schließen lässt, auf Gegenverkehr hinweisen. Das bedeutet, dass links vom Fahrzeug keine eindeutige Aussage getroffen werden kann. Es kann nur die Aussage für eine "bewegte" Spur getroffen werden, ohne Wissen über die Bewegungsrichtung. Das heißt, es ist nicht bekannt, ob diese Spur die Fahrtrichtungen in eigener Richtung abschließt oder diese um eine Spur erweitert. Somit können durch die rechts erkannten Linien aussagekräftigere Ergebnisse generiert werden als bei den links erkannten.

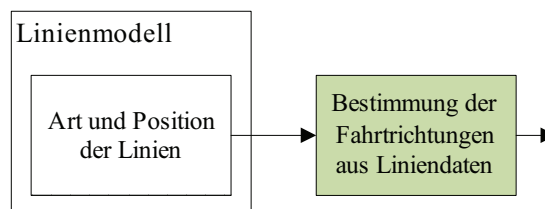


Abbildung 4.5.: Eingangsdaten der Fahrtrichtungsbestimmung durch Liniendaten

Im ersten Schritt wird die Linie rechts neben dem Fahrzeug betrachtet. In Abbildung 4.6 ist die Nummerierung der Linien rechts und links vom Fahrzeug dargestellt. Der Pfeil deutet auf die Spur hin, für welche die Bewegungsrichtung bestimmt wird.

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

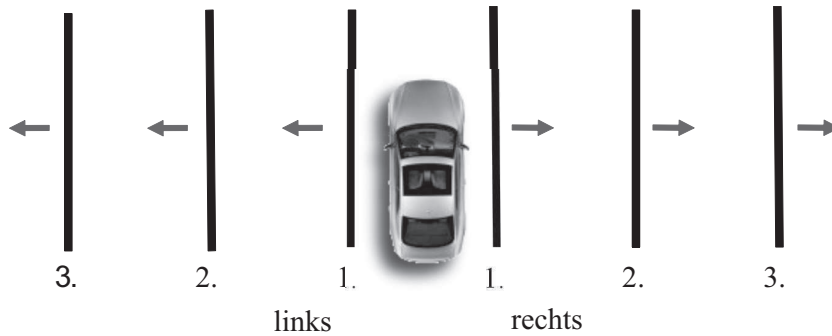


Abbildung 4.6.: Ermittlung der Bewegungsrichtung anhand der Linienarten (inkl. Nummerierung). Die Pfeile weisen auf die Spur hin, für welche die Aussage getroffen wird.

Je nach Art, Breite, Länge der Lücke und ihrer rechten und linken Nachbarlinie wird die Wahrscheinlichkeit für die Bewegungsrichtung der Spur bestimmt.

Im nächsten Schritt wird die 2. Linie neben dem Fahrzeug auf der selben Seite nach dem selben Prinzip untersucht. Dies wird solange für weitere Linien durchgeführt, bis keine Nebenlinien mehr von der Kamera erkannt werden. Danach werden die linken Linien für die Spur links der Linie interpretiert.

Die detaillierte Beschreibung, wie welche Linienart interpretiert wird und welchen Einfluss Nachbarlinien auf die Interpretation der Linie haben, wird im Folgenden beschrieben. Zunächst wird jede Linie einzeln betrachtet. Danach wird der Einfluss der Nachbarlinien auf die bisherige Entscheidung bestimmt.

Aussage der Linie über die Nebenspur

Die Art der Linie (durchgezogen oder gestrichelt), die Breite und bei gestrichelten Linien die Länge der Lücke gibt Aufschluss darüber, ob es sich um eine Fahrspur oder eine Fahrbahnbegrenzung handelt. Die möglichen Fahrbahnlinien sind in Abbildung 4.7 und 4.8 zu sehen.

Gestrichelte Linien weisen darauf hin, dass sie mit dem Fahrzeug überfahren werden dürfen, durchgezogene dürfen nicht überfahren werden.

4. Dateninterpretation

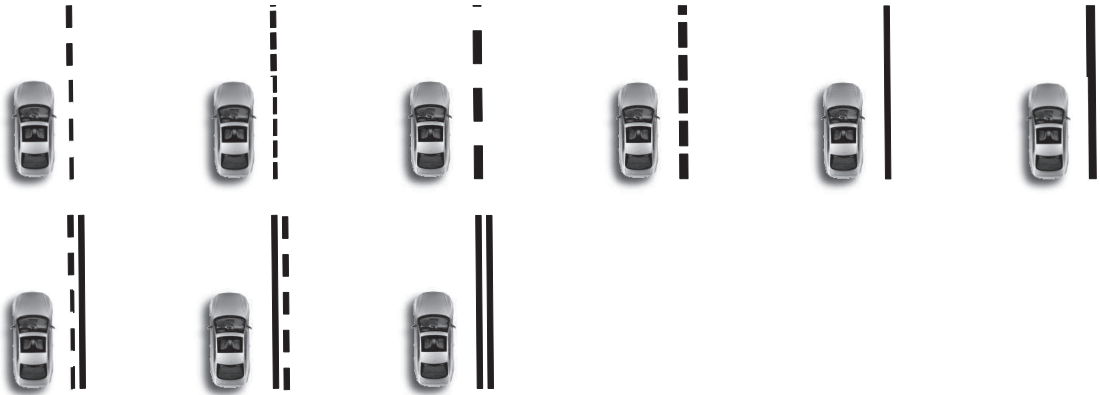


Abbildung 4.7.: Mögliche Fahrbahnlagen rechts neben dem Fahrzeug

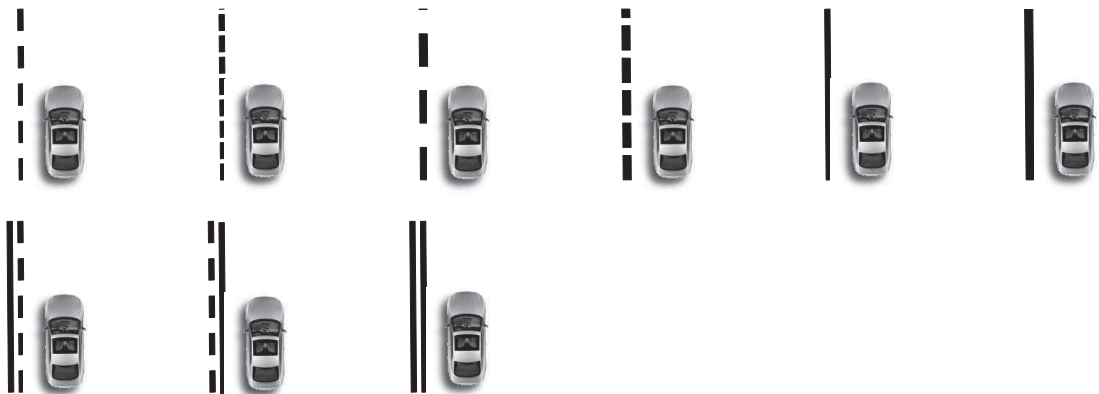


Abbildung 4.8.: Mögliche Fahrbahnlagen links neben dem Fahrzeug

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

Im Folgenden werden die generierten Aussagen anhand grauer Pfeile neben der jeweiligen Linie in der Spur dargestellt. In Abbildung 4.9 sind die möglichen Pfeilsymbole dargestellt.

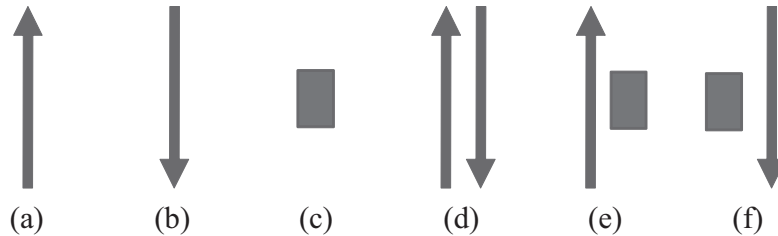


Abbildung 4.9.: (a) eigene Fahrtrichtung, (b) entgegengesetzte Fahrtrichtung, (c) Fahrbahnrand, (d) eigene oder entgegengesetzte Fahrtrichtung, (e), eigene Fahrtrichtung oder Fahrbahnrand, (f) entgegengesetzte Fahrtrichtung oder Fahrbahnrand

Wird eine durchgezogene Linie rechts oder links vom Fahrzeug erkannt, weist diese auf eine rechte bzw. linke Begrenzung der Fahrspuren in eigener Richtung hin (siehe Abbildungen 4.10 und 4.11).

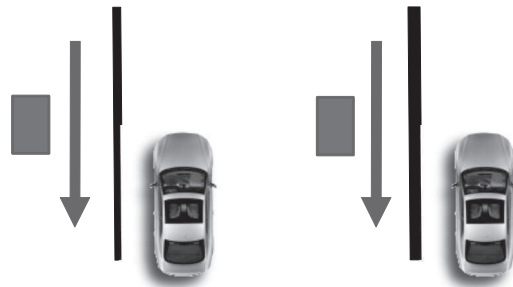


Abbildung 4.10.: Ergebnis der Interpretation einer schmalen und einer breiten durchgezogenen Linie links vom Fahrzeug

Breite Linien bekommen hierbei einen höheren Wahrscheinlichkeitswert, da diese definitiv auf eine Grenze hinweisen. Dünn durchgezogene Linien können auch ein Spurwechselverbot auf Autobahnen während oder kurz vor Auf- oder Abfahrten beschreiben. Um eine eindeutige Aussage über

4. Dateninterpretation

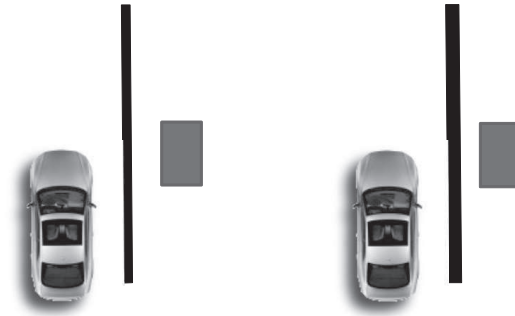


Abbildung 4.11.: Ergebnis der Interpretation einer schmal und einer breit durchgezogenen Linie rechts vom Fahrzeug

die Bewegungsrichtung bei dünn durchgezogenen Linien rechts neben dem Fahrzeug zu machen, müssen die Nachbarlinien betrachtet werden (siehe Kapitel 4.2.1).

Bei gestrichelten Linien kommt neben der Strichbreite die Länge der Lücke für die Interpretation zum Tragen. Schmal gestrichelte Markierungen mit einer langen Lücke weisen auf eine weitere "bewegte" Fahrspur hin. Jedoch kann bei der Erkennung einer solchen Linie links vom Fahrzeug keine Aussage über eine Bewegungsrichtung auf der Spur gemacht werden. Eine schmal gestrichelte Linie mit einer kurzen Lücke kann auch auf eine Fahrbahnbegrenzung, beispielsweise einen Fahrradweg oder eine links erkannte Abgrenzung zum Gegenverkehr, hinweisen. Da der Fall rechts vom Fahrzeug nicht eindeutig ist, kann ohne die Betrachtung der Nebenlinie zunächst keine Aussage getroffen werden (vgl. Abbildungen 4.12 und 4.13).

Breit gestrichelte Markierungen mit einer kurzen Lücke weisen neben der Trennung von Fahrbahnen in unterschiedlicher Fahrtrichtung auch auf Fahrbahngrenzen hin. Durch diese kann bei einer rechts erkannten Linie auf ein Ende der Fahrbahn geschlossen werden. Wird eine solche Markierung links erkannt, weist sie auf Gegenverkehr hin. Bei der Erkennung einer breiten gestrichelten Linie mit einer langen Lücke kann keine Aussage über die mögliche Bewegung gegeben werden. Sie können sowohl die eigene Fahrtrichtung abgrenzen als auch auf weitere Spuren, wie z.B. Abbiegespuren, oder rechts erkannt auf eine Grenze hinweisen (siehe Abbildungen 4.14 und 4.15).

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

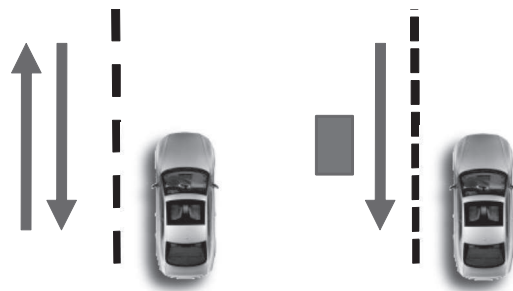


Abbildung 4.12.: Ergebnis der Interpretation einer schmalen gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke links vom Fahrzeug

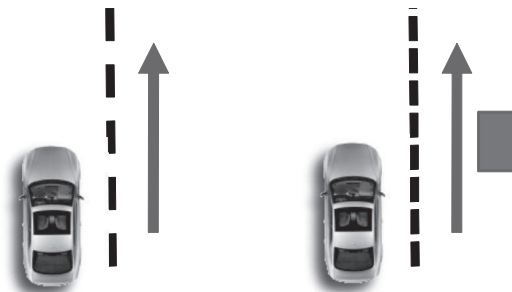


Abbildung 4.13.: Ergebnis der Interpretation einer schmalen gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke rechts vom Fahrzeug

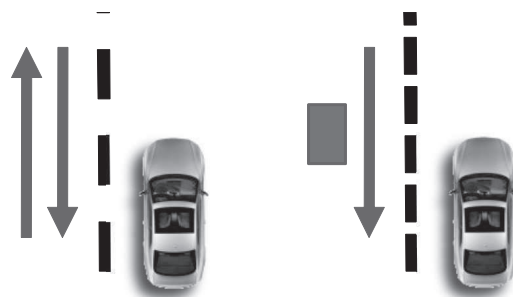


Abbildung 4.14.: Ergebnis der Interpretation einer breiten gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke links vom Fahrzeug

4. Dateninterpretation

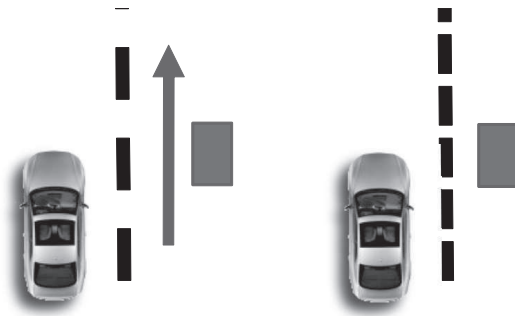


Abbildung 4.15.: Ergebnis der Interpretation einer breiten gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke rechts vom Fahrzeug

Eine weitere Markierungsart sind doppelte Linien. Hiervon gibt es drei Kombinationen: durchgezogen-gestrichelt, gestrichelt-durchgezogen und doppelt durchgezogen. Die letztere weist definitiv auf ein Ende der Fahrspuren hin, auf denen in eigener Richtung gefahren wird. Die anderen beiden Linienarten geben an, von welcher Seite aus die Linie überfahren werden darf. Andernfalls lassen sie, wie dünn gestrichelte Linien mit einer langen Lücke, auf eine weitere "bewegte" Spur schließen (siehe Abbildungen 4.16 und 4.17).

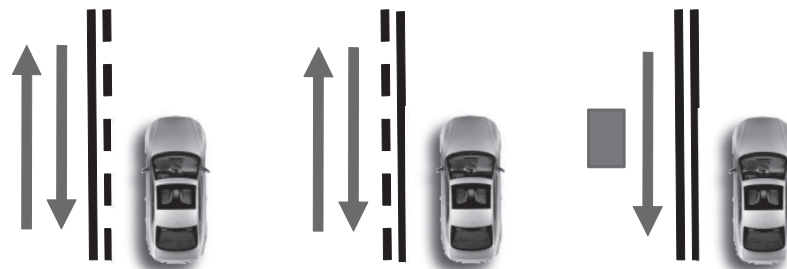


Abbildung 4.16.: Ergebnis der Interpretation der doppelten Linien links vom Fahrzeug

Im nächsten Abschnitt wird der Einfluss der Nachbarlinien auf die interpretierte Spur beschrieben.

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

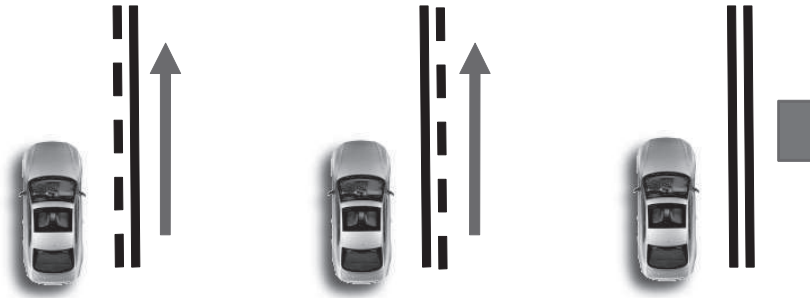


Abbildung 4.17.: Ergebnis der Interpretation der doppelten Linien rechts vom Fahrzeug

Einfluss von Nachbarlinien

Wie beschrieben haben Nachbarlinien mit geeignetem Abstand Einfluss auf die Interpretation der Spurart neben der erkannten Linie. Hierbei können folgende Fälle auftreten:

- Bestärkung der Aussage
- Entscheidung für/gegen eine Aussage
- Abschwächung bzw. Verneinung der Aussage

In dem Fall, dass rechts neben dem Fahrzeug eine schmal gestrichelte Linie mit einer langen Lücke erkannt wird, bestärken weitere erkannte Linien rechts daneben diese Aussage (vg. Abbildung 4.18).

Eine rechts erkannte dünn durchgezogene oder eine breit gestrichelte Linie mit kurzer Lücke weist, einzeln betrachtet, auf eine Grenze hin. Werden rechts neben ihr jedoch weitere Linien erkannt, wird diese Aussage verneint, weil diese durchgezogene dünne Linie mit einer hohen Wahrscheinlichkeit nur einen Spurwechsel nach rechts verbietet (siehe Abbildung 4.19).

Wird eine breit gestrichelte Linie mit einer langen Lücke oder eine dünn gestrichelte Linie mit kurzer Lücke rechts vom Fahrzeug erkannt, dann kann keine eindeutige Aussage getroffen werden. Sie kann entweder auf eine Grenze oder auf eine weitere Fahrspur hinweisen. Werden weitere Linien rechts neben ihr erkannt, wird eine Aussage für eine weitere Fahrspur priorisiert (vgl. Abbildung 4.20).

4. Dateninterpretation

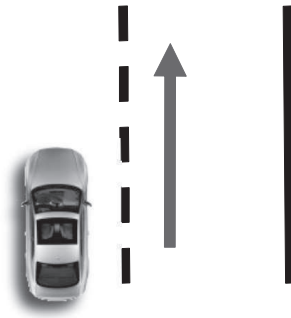


Abbildung 4.18.: Bestärkung der vorherigen Interpretation der rechts neben dem Fahrzeug erkannten schmalen gestrichelten Linie mit langer Lücke bei weiteren erkannten rechten Linien



Abbildung 4.19.: Widerlegung der Interpretation der schmalen durchgezogenen und der breiten gestrichelten Linie mit kurzer Lücke von einer Fahrbahngrenze zu einer weiteren Fahrspur in die eigene Fahrtrichtung

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren



Abbildung 4.20.: Entscheidung für eine weitere Spur in die eigene Fahrtrichtung kann durch weitere erkannte Linien getroffen werden

Im folgenden Abschnitt soll die Richtigkeit der generierten Aussagen verifiziert werden.

Auswertung

Die Auswertung der Interpretation der Linienarten kann die Lückenlänge nicht berücksichtigen, weil dieser Wert von der verwendeten Linienerkennung nicht geliefert wird. Für gestrichelte Linien werden die Aussagen übernommen, die für eine lange Lücke stehen.

Für die Evaluierung werden die ermittelten Fahrspuren in die eigene Richtung als Anzahl der Spuren angenommen. Anhand der bestimmten Fahrspuren rechts vom Fahrzeug wird die Position von rechts bestimmt und analog für die Position von links.

Die generierten Aussagen werden mit den markierten Daten der Testfahrt verglichen. Die Anzahl der Spuren kann nur bestimmt werden, wenn beide Grenzen erkannt werden. Die Position von rechts bzw. links wird für die Situationen ausgewertet, wenn die jeweilige Grenze detektiert wird. Wenn keine Grenzen erfasst werden, kann die Spuranzahl und Position nur anhand der erkannten Fahrspuren abgeschätzt werden, aber keine zuverlässige Aussage generiert werden. Daher ist es erstrebenswert, Fahrbahngrenzen zu detektieren. Für den Gesamtdatensatz kann in ca. 60% der Fälle mindestens eine Grenze erkannt werden.

4. Dateninterpretation

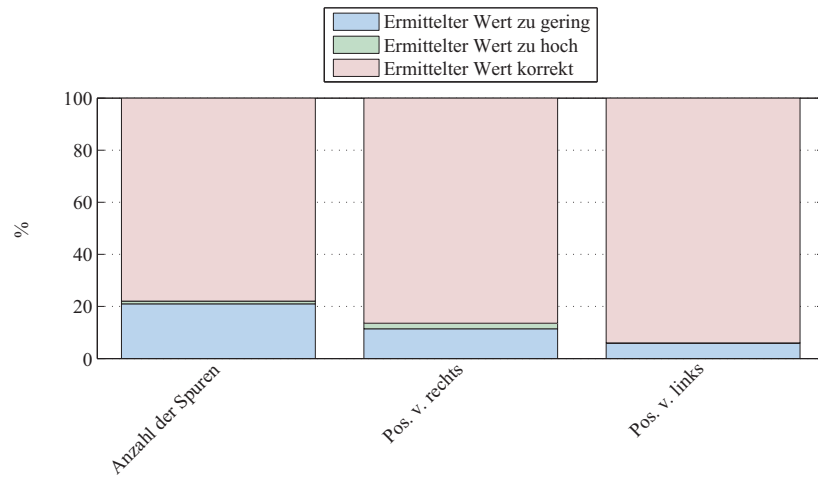


Abbildung 4.21.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Liniendaten, wenn Grenzen erkannt wurden

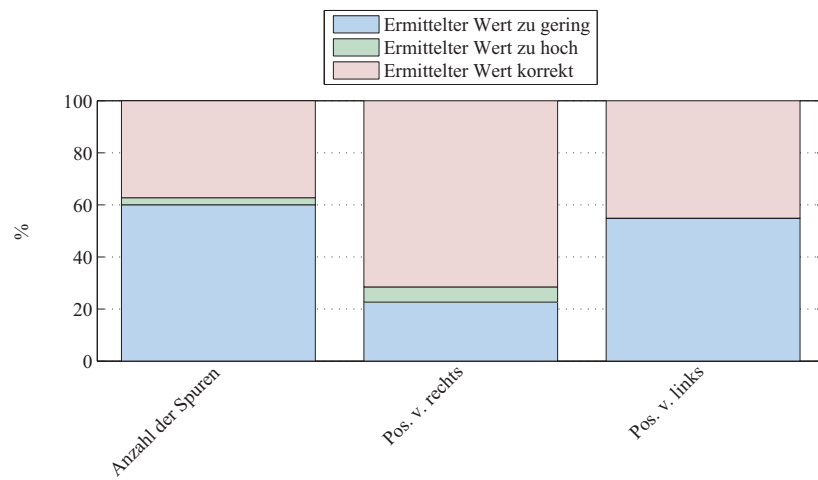


Abbildung 4.22.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Liniendaten, wenn keine Grenzen erkannt wurden.

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

In den Abbildungen 4.21 und 4.22 ist das Gesamtergebnis der Auswertung zu sehen. Die Anzahl der Spuren kann zu ca. 80%, die Spurposition von rechts zu ca. 85% und von links zu ca. 95% korrekt erkannt werden. Das Ergebnis für die bestimmten Spurpositionen von links ist besser, da über die Linien links vom Fahrzeug weniger Schlussfolgerungen generiert werden können. Wird keine Grenze erkannt, so wird die Anzahl der Spuren zu ca. 40%, die Spurposition von rechts zu ca. 65% und von links zu ca. 45% erkannt. In diesen Fällen hätte eine Grenze erkannt werden müssen, um sich auf diese Aussage verlassen zu können. Bei der Position von rechts ist auffällig, dass zu ca. 10% der Wert als zu hoch bestimmt wurde. Das bedeutet, dass Randbegrenzungen als gestrichelt erkannt wurden.

Werden beide Grenzen erfasst, so wird die Anzahl der Spuren häufig als zu gering bestimmt. Dies lässt sich dadurch erklären, dass die Linienerkennung die Markierungsart eher als durchgezogen als gestrichelt erkennt. Dies ist deutlich in den Abbildungen 4.23 und 4.24 zu sehen. Je weiter sich das Fahrzeug von der äußeren Spur entfernt, desto seltener wird eine Grenze erkannt und desto eher wird eine Fehlaussage generiert.

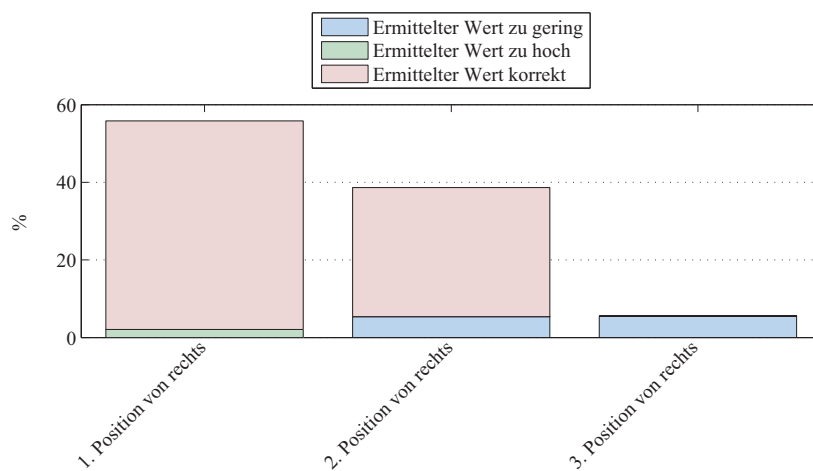


Abbildung 4.23.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts

Die Ermittlung der Position von rechts bzw. links ist auch stark von der Begrenzungsmarkierung der eigenen Fahrtrichtung abhängig. In Abbildung

4. Dateninterpretation

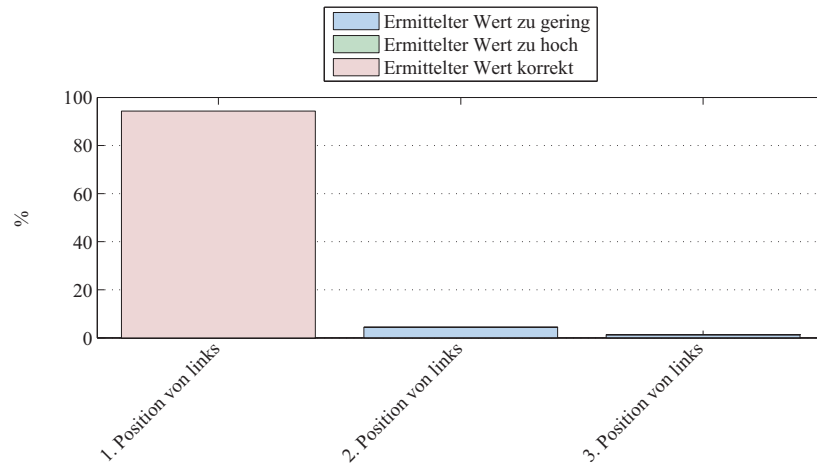


Abbildung 4.24.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links

4.25 ist zu erkennen, dass, wenn eine Leitplanke die rechte innerste Begrenzung darstellt, die höchste Anzahl an falschen Ergebnissen auftritt. Dies hängt damit zusammen, dass Leitplanken hauptsächlich in Baustellen als innerste Begrenzung der Fahrspuren dienen. In Baustellen hat dieser Ansatz noch Potential, worauf später separat eingegangen wird. Bei Bordsteinen wird die ermittelte Spurposition von rechts zu ca. 7% als zu hoch bestimmt. Dies hängt damit zusammen, dass Bordsteine als gestrichelte Linien erkannt werden können und somit eine weitere linke Fahrspur bestimmt wird. In Abbildung 4.26 ist die von links bestimmte Position bei Erkennung der linken Grenze abhängig von den linken Randmarkierungen dargestellt. Die Interpretation der links erkannten Linien lässt nur eine Aussage über eine Fahrbahnbegrenzung einer durchgezogenen Linie zu. Ansonsten können keine Aussagen getroffen werden. Daher kann aus dieser Abbildung nur abgelesen werden, dass bei Ermittlung eines zu hohen oder geringen Wertes, Fehler in der Erkennung der Linienart vorgekommen sind.

In Abbildung 4.27 ist zu erkennen, dass mit diesem Ansatz hohe Spuranzahlen schlecht detektiert werden können. Aufgrund des Öffnungswinkels und der Reichweite der Kamera kann die Spuranzahl nur bis zu zwei Spu-

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

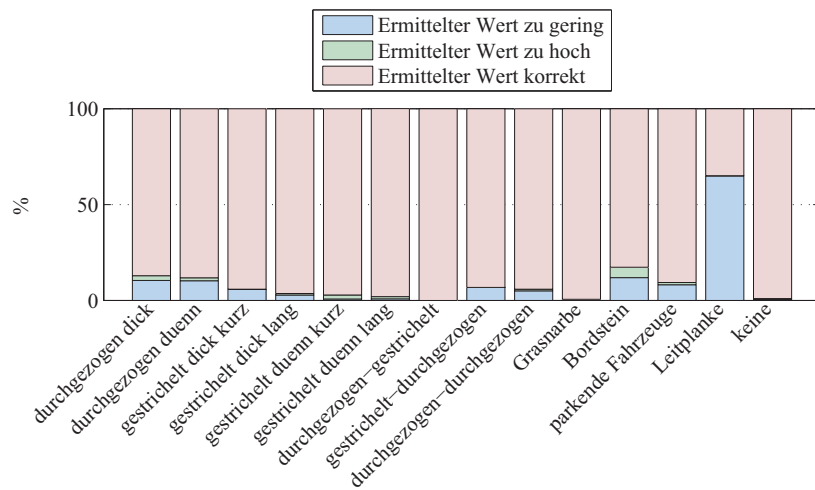


Abbildung 4.25.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung

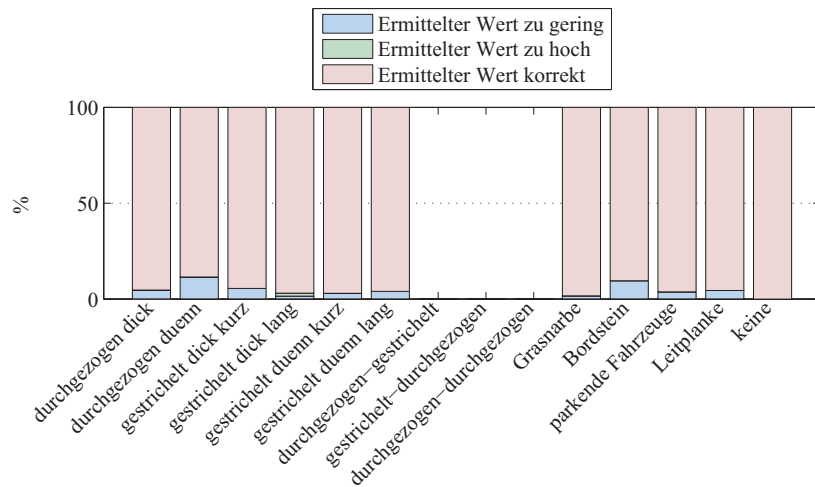


Abbildung 4.26.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung

4. Dateninterpretation

ren mit ca. 85% erfasst werden. Bei mehr als zwei Spuren können keine korrekten Aussagen mehr generiert werden.



Abbildung 4.27.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Spuranzahl

Die Korrektheit der Ergebnisse ist ebenso von der Straßenklasse abhängig. In den Abbildungen 4.28, 4.29 und 4.30 ist zu sehen, dass die Anzahl der Spuren, außer auf Autobahnen, mindestens zu ca. 85% korrekt erkannt wird. Auf der Autobahn kommt es zu einem Ergebnis von ca. zehn Prozentpunkten weniger. Dies hat damit zu tun, dass auf Autobahnen die Spuranzahl in der Regel höher ist als bei anderen Straßenklassen. Zudem ist das Ergebnis für die Position von rechts auf Autobahnen um ca. 10% schlechter als das Ergebnis für die Position von links. Dies hängt damit zusammen, dass während der Testfahrt auf Autobahnen sehr häufig auf der linken Spur gefahren wurde.

Bei der Bestimmung der Spurposition von rechts kommt es in Städten häufiger zu einem zu hohen Wert, was auf Randmarkierungen rechts wie z.B. Bordsteinen zurückzuführen ist. Zudem ist anhand weiterer Untersuchungen (siehe Abbildungen im Anhang C.7, C.8 und C.9) zu beobachten, dass die Linienerkennung bei niedrigeren Geschwindigkeiten unter 10km/h eine höhere Fehlerkennungsrate hat als bei höheren Geschwindigkeiten. Dies liegt daran, dass die Linienerkennung bisher für Autobahnsszenarien mit höheren Geschwindigkeiten entwickelt wurde.

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

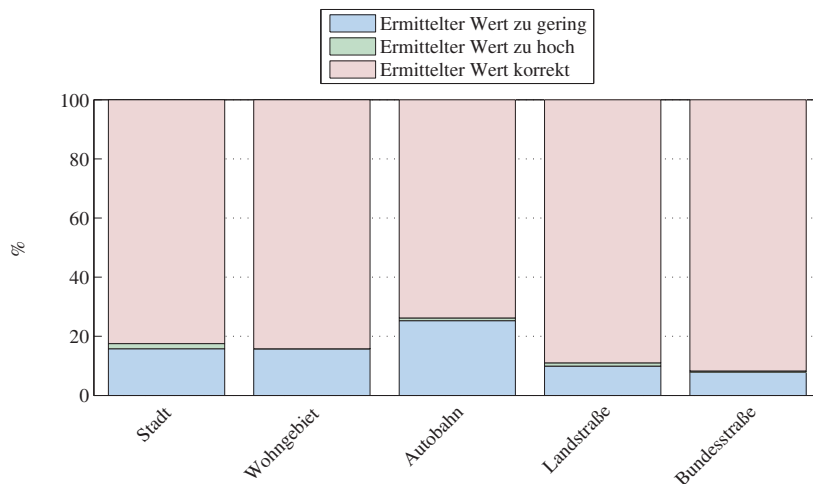


Abbildung 4.28.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse

Probleme hat das Regelwerk hauptsächlich in Baustellen, bei Teernähten, Fahrradwegen, Einbahnstraßen und Tunnel (vgl. Abbildungen 4.31, 4.32 und 4.33). Hier kann nur eine korrekte Ermittlung der Spuranzahl von weniger als 80% erreicht werden, bei Baustellen sogar nur 38%. Dies hat damit zu tun, dass sich die Markierungen in Baustellen nicht an die üblichen Vorschriften halten: Spuren werden häufig durch durchgezogene Linien anstatt durch gestrichelten Markierungen getrennt. Befinden sich Teernähte nahe an gestrichelten Linien, so werden diese Linien häufig als durchgezogen erkannt, was eine Falschaussage der Interpretation zur Folge hat. Bei der Positionsbestimmung von rechts werden zu ca. 15% zu hohe Werte bei Schienen und Busspuren bestimmt. Busspuren zählen nicht zu den eigenen Fahrspuren, sind jedoch mit einer gestrichelten Linie abgetrennt.

Der Straßenbelag nimmt somit ebenfalls Einfluss auf die Güte der Ergebnisse. Wie in den Abbildungen im Anhang C.4, C.5 und C.6 dargestellt, liefert der Algorithmus die besten Ergebnisse auf neuem Asphalt oder Beton. Bei altem oder verschiedenartigem Asphalt kommt es durch viele Teernähte zu schlechteren Ergebnissen.

4. Dateninterpretation

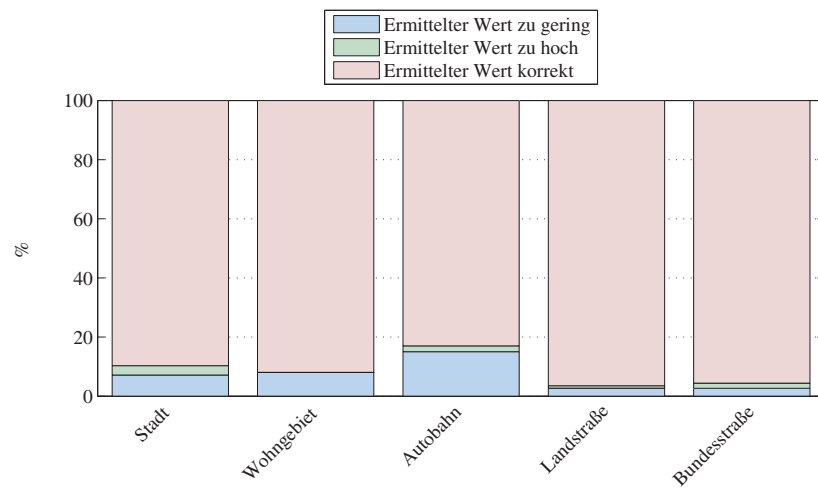


Abbildung 4.29.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

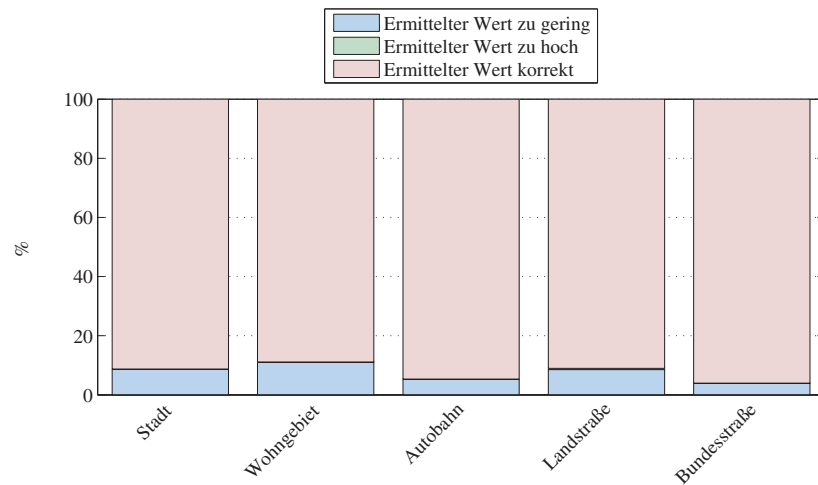


Abbildung 4.30.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

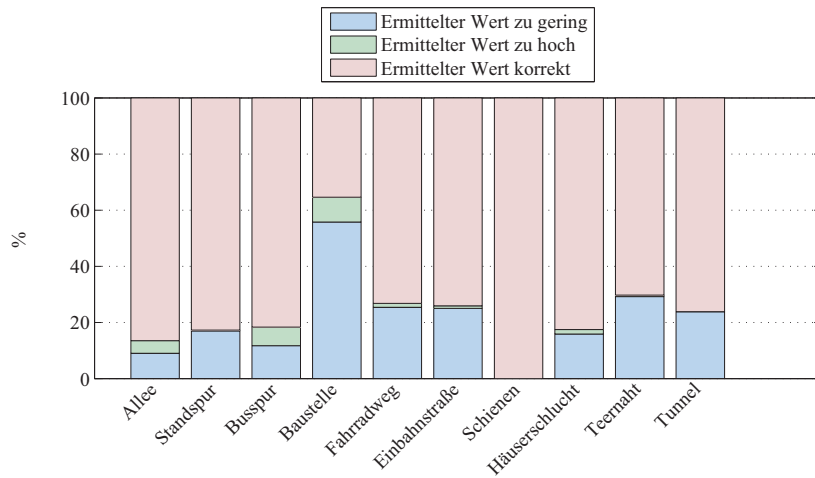


Abbildung 4.31.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen

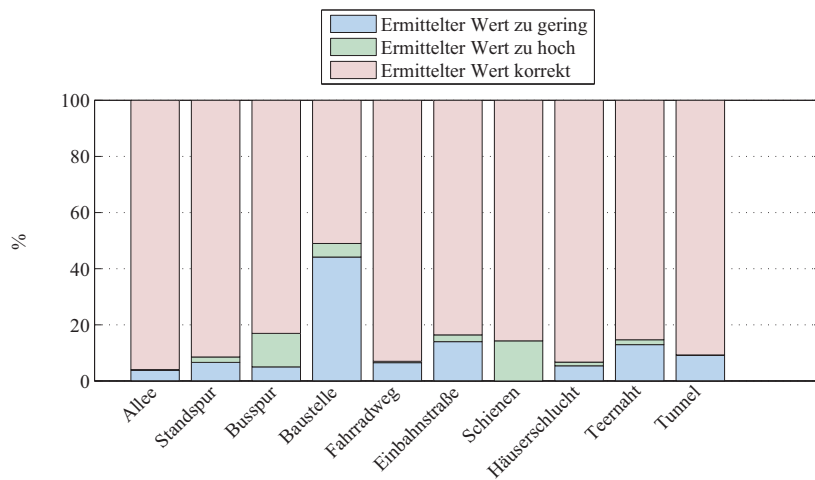


Abbildung 4.32.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

4. Dateninterpretation

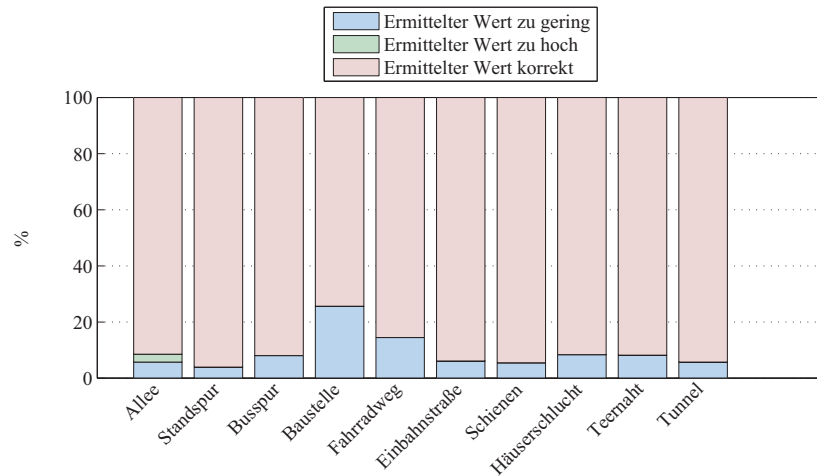


Abbildung 4.33.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

Die Ergebnisse sind jedoch nur bedingt vom Verkehrsaufkommen und der Markierungsqualität abhängig. Die Abbildungen hierzu sind in Anhang C.1 zu finden. Wenn eine Linie erkannt wird, ist die Qualität unabhängig von den Umgebungseinflüssen.

Ergebnisse der Auswertung:

Durch die Interpretation der Liniendaten ist es möglich, in 60% der Fälle mindestens eine Fahrbahngrenze zu detektieren. Wird die rechte und linke Grenze erkannt, so kann aus den erfassten Spuren in die eigene Fahrtrichtung die Anzahl der Spuren zu 80% korrekt abgeleitet werden. Zu 85% wird die Position von rechts und zu 95% die Position von links richtig erkannt, wenn die jeweilige Grenze detektiert wurde.

Je weiter die Fahrbahngrenze entfernt ist, desto unsicherer kann die aktuell befahrene Spur bestimmt werden. Zudem erschweren Sondersituationen, wie z.B. Baustellen, die Detektion.

Die Aussagen für die Fahrtrichtung auf den Spuren aus der Linienerkennung können später in der Fusion um die ermittelte Bewegungsrichtung auf den Spuren aus Objektdaten ergänzt werden. Diese werden im folgenden Abschnitt untersucht.

4.2.2. Fahrtrichtungsbestimmung mit Hilfe von Objektdaten

Als Eingangsdaten für die Bewegungsbestimmung auf den Fahrbahnen dienen die Objekte aus dem Umgebungsmodell mit ihrer relativen Geschwindigkeit und ihrem Wahrscheinlichkeitswert für die Zugehörigkeit zu einer bestimmten Spur (vgl. Abbildung 4.34).

Nachdem die Bewegungsrichtungen der Objekte mit dem in Kapitel 3.3 beschriebenen Verfahren bestimmt wurden, müssen diese pro Fahrspur kombiniert werden, um eine Aussage über die Bewegungsrichtung auf den Fahrspuren zu erhalten (vgl. [76]). Hierbei handelt es sich um ein unabhängiges Zufallsexperiment, da die Wahrscheinlichkeiten der Objekte für die möglichen Fahrspuren unabhängig voneinander, wie im vorherigen Kapitel beschrieben, bestimmt wurden.

4. Dateninterpretation

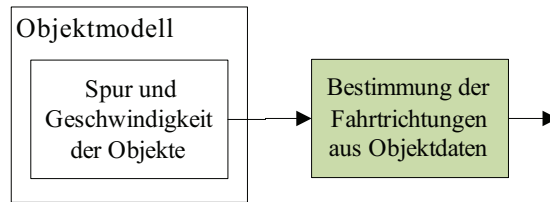


Abbildung 4.34.: Eingangsdaten der Fahrtrichtungsbestimmung durch Objektdaten

Der erste Ansatz zur Lösung des Problems erfolgt über die Verknüpfung der Vorkommnisse über einen Ereignisbaum (vgl. [86]). Es handelt sich hierbei um zwei Vorkommnisse: "Objekt befindet sich in der Fahrspur" oder "Objekt befindet sich nicht in der Fahrspur".

Anhand dieses Ereignisbaumes ist es möglich, für eine Bewegungsrichtung pro Spur die Vorkommnisse strukturiert darzustellen und auszuwerten. Nachteil dieser Vorgehensweise ist, dass verschiedene Aussagen nicht kombiniert werden können. So kann es vorkommen, dass viele richtig eingeordnete Objekte mit geringen Wahrscheinlichkeiten durch ein falsch eingeordnetes Objekt mit hoher Wahrscheinlichkeit überstimmt werden können.

Daher ist ein Verfahren nötig, das es zulässt, unabhängige Aussagen miteinander zu kombinieren. Die Theorie von Dempster und Shafer stellt sich hierfür als geeignet dar. Der Lösungsansatz ist somit, die Spurwahrscheinlichkeiten der Objekte in Evidenzen zu überführen und dann zu kombinieren. Nachfolgend soll die Evidenztheorie von Dempster und Shafer näher erläutert werden.

Dempster und Shafer Theorie

Entwickelt wurde die Dempster und Shafer Theorie (DST) von Arthur Pentland Dempster und Glenn Shafer und ist in [87] veröffentlicht. Die DST, auch als Evidenz-Theorie bekannt, verallgemeinert den bayesschen Wahrscheinlichkeitsbegriff [88]. Dieser legt fest, wenn eine Hypothese nicht für eine Aussage spricht, spricht sie gegen sie. Der Evidenzbegriff von Dempster und Shafer hingegen spricht von "degrees of belief" und ähnelt zwar dem Wahrscheinlichkeitsbegriff, weist jedoch nicht die mathematischen Eigenschaften auf. Die Evidenz teilt den bisherigen Wahrscheinlichkeitsbegriff in zwei Intervalle auf: Die Plausibilität und der Zweifel an einer Hypothese. Die Plausibilität gibt an, inwieweit einer Hypothese vertraut

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

werden kann. Sie besteht aus dem Glauben an die Hypothese und der Unsicherheit. Zudem gehört zu jeder Evidenz der Zweifel an der Hypothese (vgl. Abbildung 4.35).

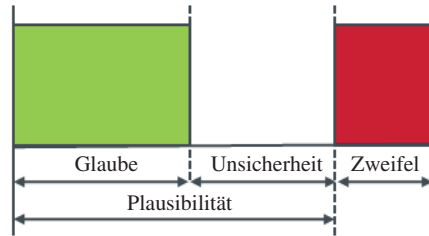


Abbildung 4.35.: Evidenzintervall (vgl. [76])

Die Evidenz m , auch als Basismaß bezeichnet, wird durch folgende Eigenschaften für eine Teilmenge von Hypothesen $x \in 2^\theta$ beschrieben:

$$m_\theta(x) \geq 0 \quad (4.1)$$

$$m_\theta(\emptyset) = 0 \quad (4.2)$$

$$\sum_{x \in 2^\theta} m_\theta(x) = 1 \quad (4.3)$$

θ beschreibt hierbei die Menge der Aussagen.

Die Funktion des Glaubens $b(x)$ an eine Hypothese x wird (unter der Annahme, dass $b : 2^\theta \rightarrow [0,1]$) durch die Summe der Basismaße zu der gesuchten Hypothese definiert:

$$b(x) = \sum_{y|y \subseteq x} m_\theta(y) \quad x, y \in 2^\theta \quad (4.4)$$

Der Zweifel $d(x)$ an einer Hypothese ist somit die Summe der Basismaße, die gegen die Hypothese spricht:

$$d(x) = b(\bar{x}) = \sum_{y|y \subseteq \bar{x}} m_\theta(y) = \sum_{y|y \cap x = \emptyset} m_\theta(y) \quad x, y \in 2^\theta \quad (4.5)$$

4. Dateninterpretation

Hieraus kann die Plausibilität $pl(x)$ abgeleitet werden. Sie summiert alle Basismaße, die nicht an der Hypothese zweifeln. Somit addiert sie alle Basismaße, die an die Hypothese glauben oder die nicht zugeordnet werden können.

$$pl(x) = 1 - b(\bar{x}) = 1 - d(x) = \sum_{y|y \cap x \neq \emptyset} m_\theta(y) \quad x, y \in 2^\theta \quad (4.6)$$

Anhand dieser Gleichungen kann die Erweiterung des klassischen bayesischen Wahrscheinlichkeitsbegriffs verdeutlicht werden. Unter der Annahme, dass die Wahrscheinlichkeit für eine Hypothese größer gleich dem Glauben an diese ist und kleiner gleich deren Plausibilität, so erzielt die Evidenz die gleiche Aussage, wenn der Glaube gleich der Plausibilität ist.

Eine wichtige Eigenschaft der DST ist die Möglichkeit, unabhängige Basismaße zu kombinieren. Hierbei kann durch Aussagen aus unterschiedlichen Quellen, die sich widersprechen können, das Basismaß berechnet werden. Die DST nutzt zu diesem Zweck einen Normalisierungsfaktor K (siehe Gleichung 4.8). Dieser Vorgang wird auch "rule of combination" genannt. Anhand dieser Regel können entgegengesetzte Aussagen kombiniert und eine bessere Gesamtaussage generiert werden.

$$m_{1,2}(x) = \frac{1}{1 - K} \sum_{y \cap z = x \neq \emptyset} m_1(y) \cdot m_2(z) \quad x, y, z \in 2^\theta \quad (4.7)$$

$$K = \sum_{y \cap z = \emptyset} m_1(y) \cdot m_2(z) \quad (4.8)$$

Im nächsten Absatz wird nun die Anwendung der DST auf das Problem der Fahrtrichtungsbestimmung aus Objekten übertragen.

Anwendung der Dempster-Shafer-Theorie auf die Bewegungsbestimmung der Fahrspuren

Um die DST auf die Fahrtrichtungsbestimmung aus Objektdaten anwenden zu können, müssen aufgrund einer mit der Anzahl der Aussagen ansteigenden Berechnungszeit für Glaube, Zweifel, Plausibilität sowie deren

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

Kombinationen einige Anpassungen vorgenommen werden. In [89] ist die nachfolgend beschriebene Methode ausführlicher erläutert.

Voraussetzung für die in [89] beschriebene Methode ist, dass jede Aussage nur eine Hypothese unterstützt, d.h. sie sich gegenseitig ausschließen. Zudem muss jede Hypothese explizit allen anderen widersprechen. Im Fall der Fahrtrichtungsbestimmung gibt es drei Hypothesen, die diese Eigenschaft besitzen:

- Fahrspur mit Fahrtrichtung in eigener Richtung
- Fahrspur mit Fahrtrichtung in entgegengesetzter Richtung
- Fahrspur mit stehenden Objekten

Die Rechenzeit für eine Hypothese kann durch die Zerlegung der verschiedenen Methoden in abgeschlossene Schritte konstant gehalten werden. Eine dieser Hypothesen wird aufgestellt, sobald ein Objekt in einer Fahrspur detektiert wurde, das für eine der Hypothesen spricht. Zur Berechnung des Glaubens und des Zweifels an einer der beschriebenen Hypothesen genügen drei Schritte:

1. Berechnung der Supportfunktionen

Die Supportfunktionen $sup(X_i)$ sprechen entweder für eine Hypothese X_i oder gegen sie. Zur Berechnung dieser werden die Evidenzen $e_{i,j}$ wie folgt multipliziert:

$$sup(X_i) = 1 - \prod_{\forall j} (1 - e_{i,j}(X_i)) \quad (4.9)$$

$$sup(\neg X_i) = 1 - \prod_{\forall j} (1 - e_{i,j}(\neg X_i)) \quad (4.10)$$

Jedes Objekt, das in der Spur eine Hypothese unterstützt, bekräftigt den Glauben an die Hypothese. Im Gegensatz dazu unterstützt jedes Objekt, welches gegen die Hypothese spricht, den Zweifel.

2. Berechnung der Supportfunktionen in positiver und negativer Form

4. Dateninterpretation

Um eine positive oder negative Aussage gegenüber einer Hypothese zu benennen, müssen die Supportfunktionen normalisiert werden:

$$pro(X_i) = \frac{sup(X_i) \cdot (1 - \neg X_i)}{1 - X_i \cdot \neg X_i} \quad (4.11)$$

$$con(X_i) = \frac{sup(\neg X_i) \cdot (1 - X_i)}{1 - X_i \cdot \neg X_i} \quad (4.12)$$

3. Bestimmung des Glaubens und des Zweifels an eine Hypothese

Gibt es nur eine Hypothese X , so ist der Glaube und der Zweifel an die Hypothese gleich den Supportfunktionen mit ihrer Ausrichtung.

$$b(X) = pro(X) \quad (4.13)$$

$$d(X) = con(X) \quad (4.14)$$

Gibt es mehrere Hypothesen, die sich wie im Anwendungsfall gegenseitig widersprechen, müssen die Supportfunktionen kombiniert werden. Spricht ein Objekt für eine Hypothese, so spricht es automatisch gegen eine andere. Hierfür muss zunächst der Normalisierungsfaktor K berechnet werden. Die Parameter $r(X_j)$ und $l(X_j)$ werden zur Übersichtlichkeit definiert:

$$r(X_j) = 1 - pro(X_j) - con(X_j) \quad l(X_j) = 1 - pro(X_j) \quad (4.15)$$

$$K^{-1} = \left(\prod_{\forall j} l(X_j) \right) \cdot \left(1 + \sum_{\forall j} \frac{pro(X_j)}{l(X_j)} \right) - \prod_{\forall j} con(X_j) \quad (4.16)$$

Durch den Normalisierungsfaktor ist es möglich, den Glauben $b(X_i)$ und Zweifel $d(X_i)$ an eine Hypothese X_i mit Berücksichtigung der anderen Hypothesen X_j zu berechnen.

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

$$b(X_i) = K \cdot \left(\left(\text{pro}(X_i) \cdot \prod_{\forall j \neq i} l(X_j) \right) + \left(r(X_i) \cdot \prod_{\forall j \neq i} \text{con}(X_j) \right) \right) \quad (4.17)$$

$$d(X_i) = K \cdot \left(\prod_{\forall j} l(X_j) \right) \cdot \left(\sum_{\forall j \neq i} \frac{\text{pro}(X_j)}{l(X_j)} \right) + K \cdot \left(\text{con}(X_i) \cdot \prod_{\forall j \neq i} l(X_j) \right) - \left(\prod_{\forall j} \text{con}(X_j) \right) \quad (4.18)$$

Anhand dieser Formeln ist es möglich, den Glauben bzw. den Zweifel an einer Hypothese in Konkurrenz mit anderen Hypothesen in konstanter Rechenzeit zu ermitteln.

Werden keine Objekte mehr in einer Spur detektiert, nimmt der Glaube bzw. Zweifel an einer Hypothese, abhängig von der Geschwindigkeit, linear ab. Ist das Fahrzeug mit einer hohen Geschwindigkeit unterwegs, so können öfter Änderungen bzgl. Anzahl der Spuren eintreten, als wenn es langsam fährt. Bei Stillstand wird die Evidenz nicht mehr geändert.

Die Auswertung im nächsten Abschnitt zeigt die Wirkung dieser Methode auf den Anwendungsfall.

Auswertung

Die Auswertung der Richtungsbestimmung aus Objektdaten wird mit der gleichen Methode wie die der Richtungsbestimmung aus Liniendaten durchgeführt.

Werden beide Fahrbahngrenzen erkannt, so kann die Anzahl der Spuren bestimmt werden. Wird nur eine der Grenzen erkannt, dann kann die Position von dieser aus bestimmt werden. Wird keine Grenze erkannt, so kann die Position nur geschätzt werden. Durch Interpretation der Objektdaten konnte hierbei zu 70% mindestens eine Grenze erkannt werden.

Das Gesamtergebnis für die Anzahl der Spuren (siehe Abbildung 4.36) ist um zehn Prozentpunkte schlechter als das Ergebnis aus der Interpretation

4. Dateninterpretation

der Liniendaten. Die ermittelten Werte sind häufiger zu gering. Dies kann damit zusammenhängen, dass die Position der Objekte nicht eindeutig ist und in ihrer lateralen Position schwankt. Sie kann einerseits ganz rechts am Objekt erkannt werden, in der Mitte oder ganz links. Es kann vorkommen, dass Objekte, die am Rand einer Spur fahren oder stehende Objekte am Rand der Straße falsch eingeordnet werden. Die Spurposition von rechts oder links kann zu 85% korrekt erkannt werden. Wird keine Grenze erkannt, so ist dies bei der Anzahl der Spuren auch zu ca. 75% und bei den Spurpositionen zu ca. 55% berechtigt (siehe Abbildung 4.37).



Abbildung 4.36.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Objektdaten, wenn Grenzen erkannt wurden

Je weiter sich das Fahrzeug von einer äußeren Spur entfernt, desto weniger Grenzen werden erkannt und desto ungenauer ist die bestimmte Position. In Abbildung 4.38 ist dies beispielhaft für die Position von rechts dargestellt.

Die Bestimmung der Anzahl der Spuren gestaltet sich durch diesen Ansatz ebenso schwierig wie beim Ansatz über Liniendaten. Je mehr Spuren vorhanden sind, desto schlechter werden die Ergebnisse (vgl. Abbildung 4.41).

Im Gegensatz zum Regelwerk für die Linienerkennung funktioniert der Algorithmus für die Interpretation der Objekte in Städten am schlechtesten

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

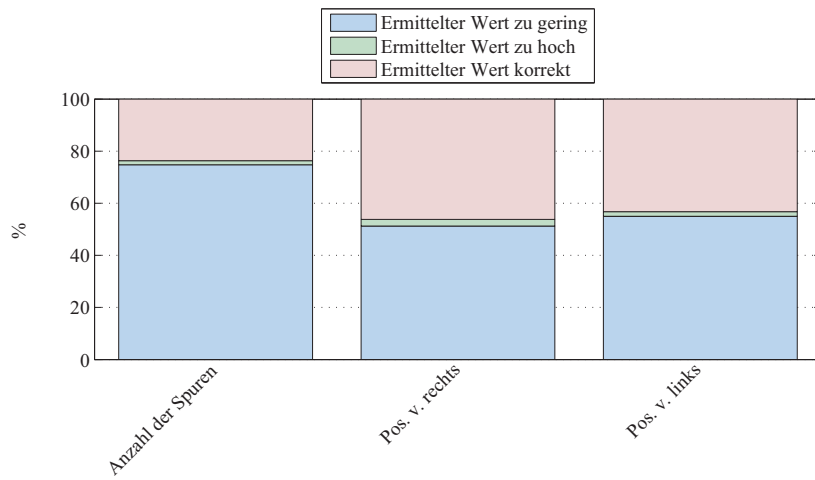


Abbildung 4.37.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Objektdaten, wenn keine Grenzen erkannt wurden

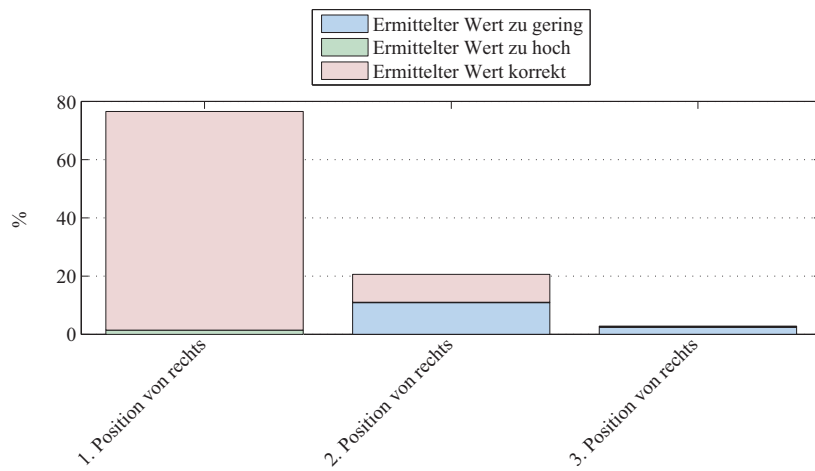


Abbildung 4.38.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts

4. Dateninterpretation

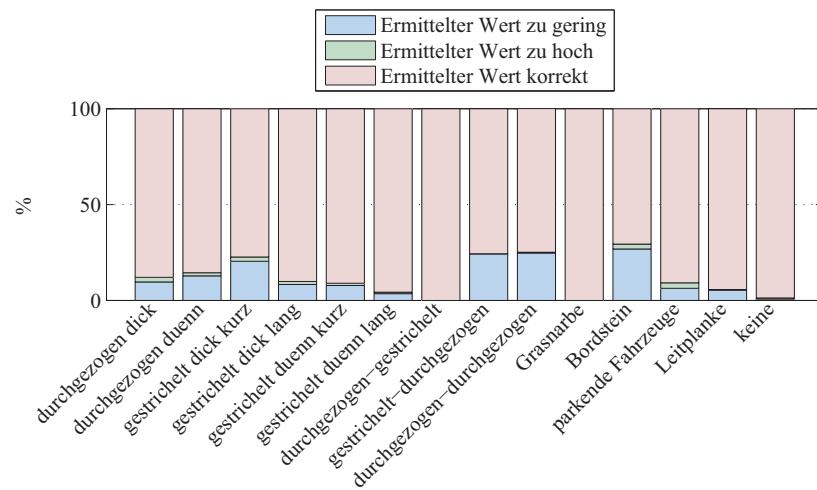


Abbildung 4.39.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung

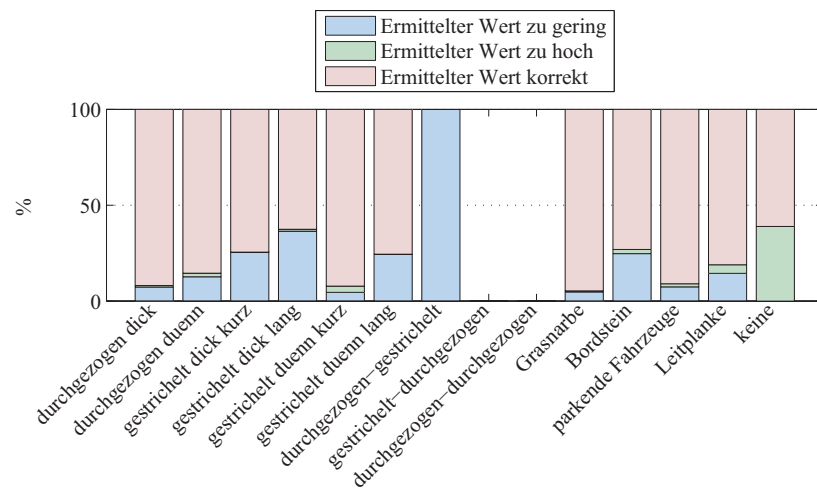


Abbildung 4.40.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

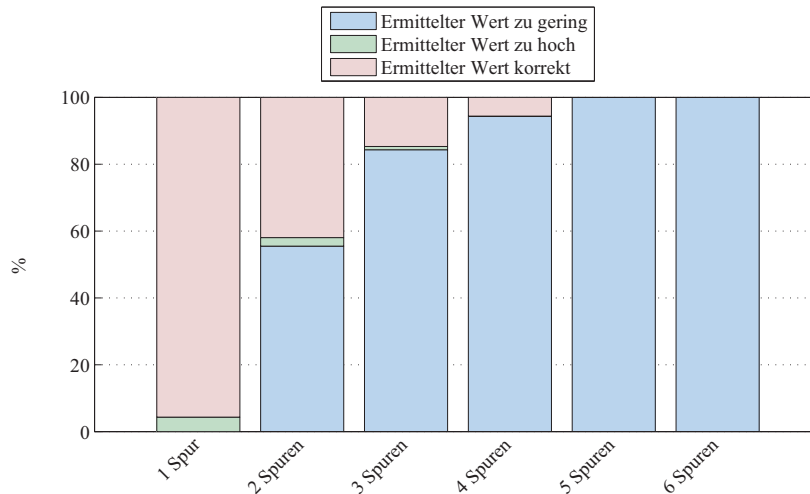


Abbildung 4.41.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Anzahl der Spuren

(vgl. Abbildungen 4.42 bis 4.44). Der Grund hierfür ist einerseits, dass auf den anderen Straßenklassen das Aufkommen von Störobjekten geringer ist. Andererseits hat die Geschwindigkeit des Fahrzeugs, vor allem in Bereichen unter 50km/h , einen negativen Einfluss auf das Ergebnis (vgl. Abbildungen C.14, C.14 und C.15). In diesen Geschwindigkeitsbereichen kommt es häufig vor, dass Fahrzeuge, die sich eigentlich bewegen, aber aktuell z.B. vor einer Ampel stehen, als stehende Objekte und somit als Grenze detektiert werden.

In besonderen Situationen hat der Algorithmus noch Potential (vgl. Abbildungen 4.45 - 4.47). Beim Vorhandensein einer Busspur ist es nicht möglich, den fahrenden Bus von einem fahrenden Fahrzeug zu unterscheiden. Hierzu müssten die Objekte klassifiziert werden. Zudem kommt es in Situationen, die durch stehende Objekte am Fahrbahnrand gekennzeichnet sind, häufig zur Bestimmung eines zu geringen Ergebnisses.

Zudem wird zur Interpretation der Objektdaten das Verhalten bei verschiedenen Verkehrsaufkommen untersucht. Wie zu erkennen ist, liefert der Algorithmus für die Anzahl der Spuren die besten Ergebnisse, wenn

4. Dateninterpretation



Abbildung 4.42.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse

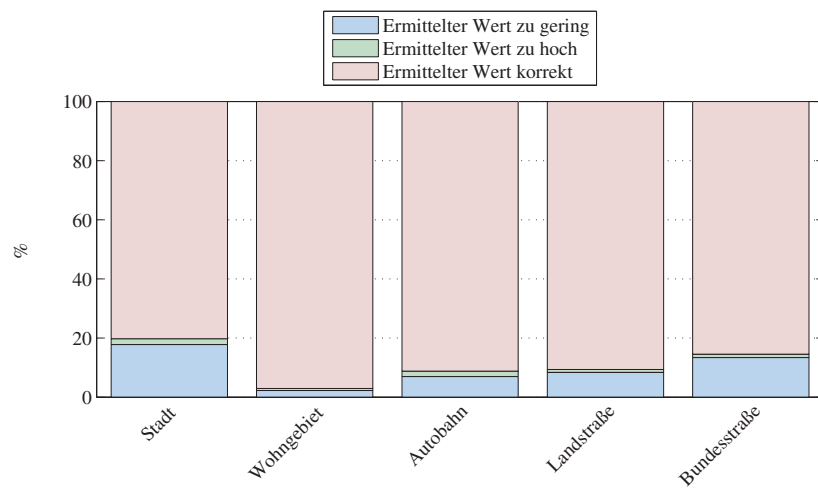


Abbildung 4.43.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

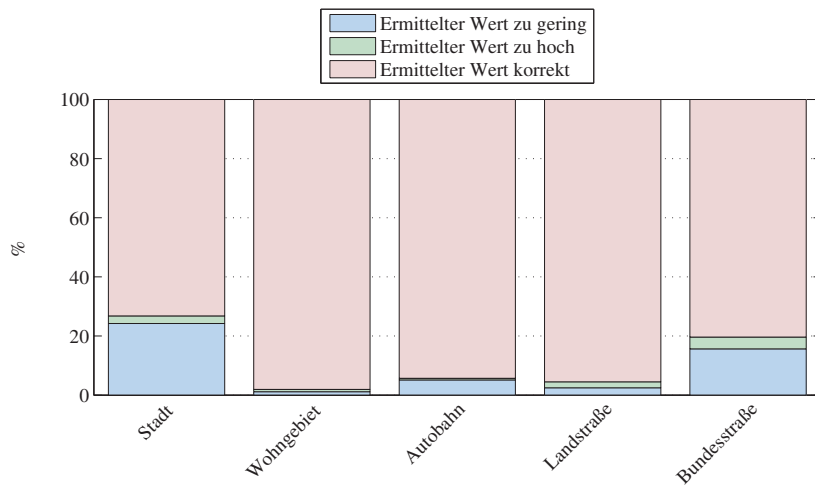


Abbildung 4.44.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

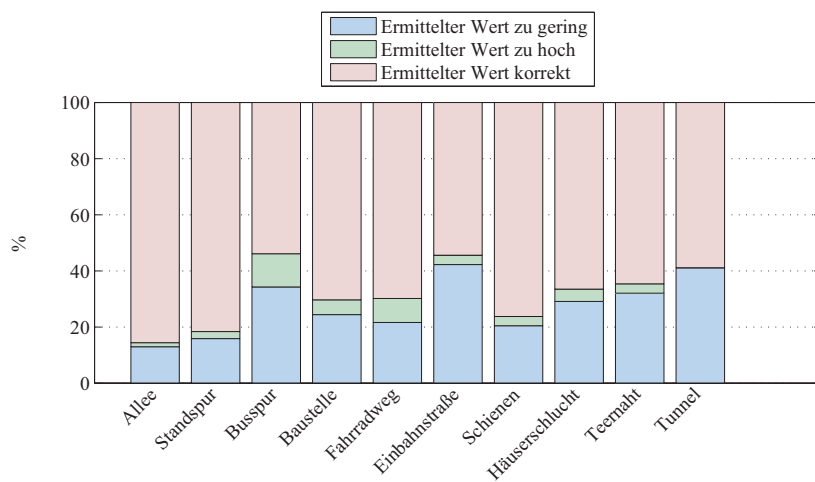


Abbildung 4.45.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen

4. Dateninterpretation

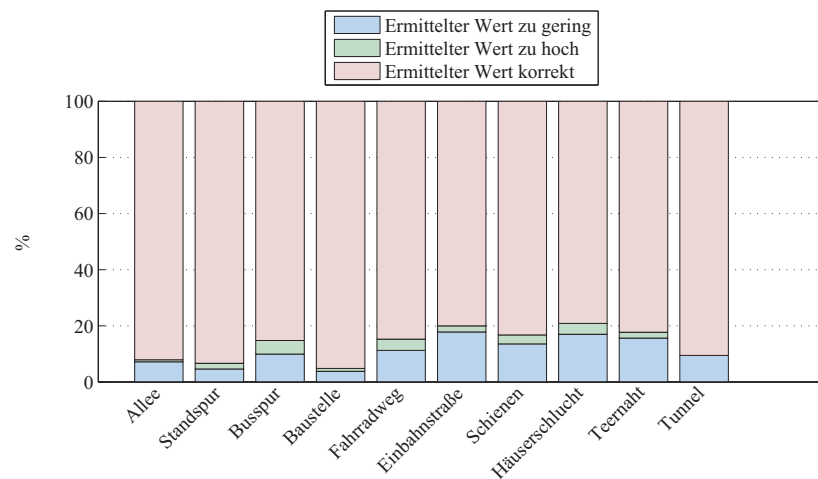


Abbildung 4.46.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

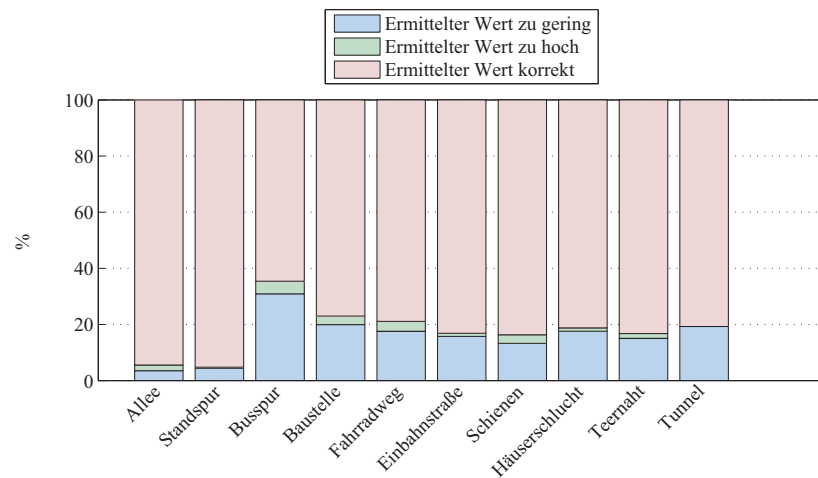


Abbildung 4.47.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

keine Verkehrsteilnehmer erkannt werden (vgl. Abbildungen 4.48). Hierbei handelt es sich um einspurige Straßen, die durch statische Objekte am Rand bestimmt wurden. Die Ermittlung der aktuell befahrenen Spur von rechts oder links ist vom Verkehrsaufkommen relativ unabhängig und ist daher im Anhang abgebildet (vgl. Abbildung C.16 und C.17).



Abbildung 4.48.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen

Darüber hinaus haben Wetterlage, Tageszeit, Straßenbeläge und Markierungsgüte keine Auswirkungen auf die Ergebnisse der Algorithmen.

Ergebnisse der Auswertung:

Durch die Interpretation der Objektdaten ist es möglich, in 70% der Fälle mindestens eine Fahrbahngrenze zu detektieren. Wird die rechte und linke Grenze erkannt, so kann aus den erfassten Spuren in die eigene Fahrtrichtung die Anzahl der Spuren zu 70% korrekt abgeleitet werden. Zu 85% wird die Position von rechts und links richtig erkannt, wenn die jeweilige Grenze detektiert wurde.

Innerstädtische Situationen mit einer hohen Anzahl von Störobjekten und langsamen Geschwindigkeiten stellen eine besondere Herausforderung an den Algorithmus dar.

Im folgenden Unterkapitel sollen die beiden Aussagen über die Bewegungen auf den Spuren und Fahrbahngrenzen aus Linienerkennung und Objektdaten zusammengeführt werden.

4.2.3. Fusion der Interpretationen aus Linien- und Objektdaten

Bei der Fusion der Aussagen der Linienerkennung und Objekterkennung über die Fahrtrichtungen auf den Nebenspuren können vier Fälle eintreten:

- Übereinstimmung der Aussagen
- Nur Aussagen von Liniendaten sind vorhanden
- Nur Aussagen von Objektdaten sind vorhanden
- Widerspruch der Aussagen

In den ersten drei Fällen werden die vorhandenen Daten übernommen. Im Falle des Widerspruchs ist eine eindeutige Aussage, welchem Sensor mehr vertraut werden kann, nicht möglich. Ebenso wie bei der Linienerkennung kommt es bei der Objekterkennung zu Fehldetektionen, die jedoch

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

mit einem hohen Wahrscheinlichkeitswert für ihre Richtigkeit belegt sind. Werden diese Werte interpretiert, so haben die Ergebnisse ebenso hohe Wahrscheinlichkeiten.

Im Laufe der Arbeit wurden verschiedene Ansätze zur Fusion der beiden Interpretationen bei Widerspruch untersucht. In einigen Situationen wurden die Linien durch die Objektdaten überstimmt und in anderen Situationen umgekehrt. Es hat sich gezeigt, dass die Ansätze in manchen Situationen das Ergebnis verbessern, es jedoch in anderen verschlechtern. Hieraus wurde die Schlussfolgerung gezogen, dass beim Widerspruch der Aussagen keine eindeutige Aussage generiert werden kann. Die Wahrscheinlichkeit eine richtige Aussage mit einer falschen Aussage zu überstimmen ist höher als eine falsche Aussage mit einer richtigen. Daher wird ein sicherer Ansatz verwendet, der zwar einige richtige Aussagen verwirft, sie jedoch nicht verneint.

Im nächsten Abschnitt wird das Ergebnis dieses Regelwerks evaluiert.

Auswertung

Durch die Fusion der ermittelten Nebenspuren und Grenzen aus Linien- und Objektdaten ist es möglich, zu 90% mindestens eine Fahrbahngrenze zu erkennen. In den Abbildungen 4.49 und 4.50 ist zu sehen, dass durch das Zusammenführen der beiden Informationen die Spurposition von rechts oder links zu 85% korrekt erkannt werden kann, die Spuranzahl zu 75%. Dies lässt eine Verschlechterung in der Position von links und der Spuranzahl gegenüber den Ergebnissen der Interpretation der Liniendaten beobachten. Hierbei ist jedoch zu beachten, dass durch diesen Ansatz nur zu 60% mindestens eine Grenze erkannt werden konnte und daher von einer geringeren Anzahl an Messungen ausgegangen wurde.

An den Abbildungen 4.51 und 4.52 ist zu erkennen, dass sich die beiden Interpretationen sehr gut ergänzen. Da für die Positionen von rechts die Linienerkennung und von links die Objektdaten bessere Ergebnisse liefern, werden für die Positionen von rechts hauptsächlich die Ergebnisse der Liniendaten und für die Position von links, die der Objektdaten verwendet. Auch bei den Fahrbahnrandbegrenzungen kann diese optimale Ergänzung beobachtet werden (vgl. Abbildungen 4.53 und 4.54). Die hohe Fehlrate bei rechten Leitplanken durch die Interpretation der Liniendaten kann durch

4. Dateninterpretation

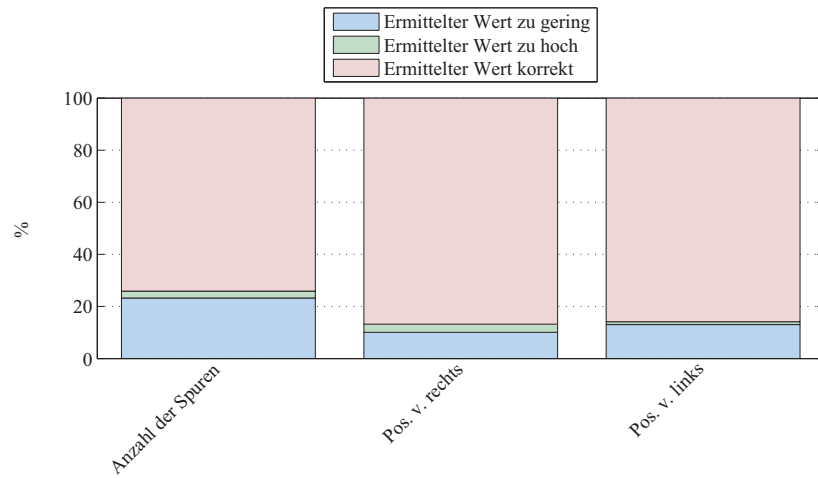


Abbildung 4.49.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Fusion der Interpretationen, wenn Grenzen erkannt wurden

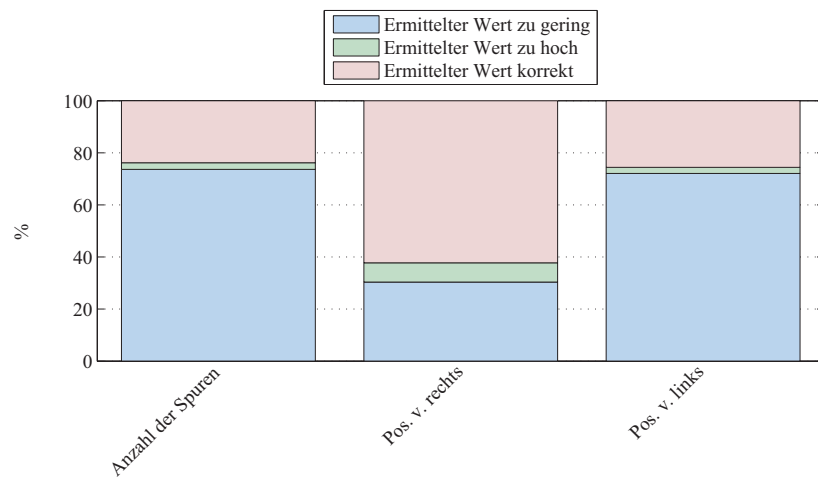


Abbildung 4.50.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Fusion der Interpretationen, wenn keine Grenzen erkannt wurden

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

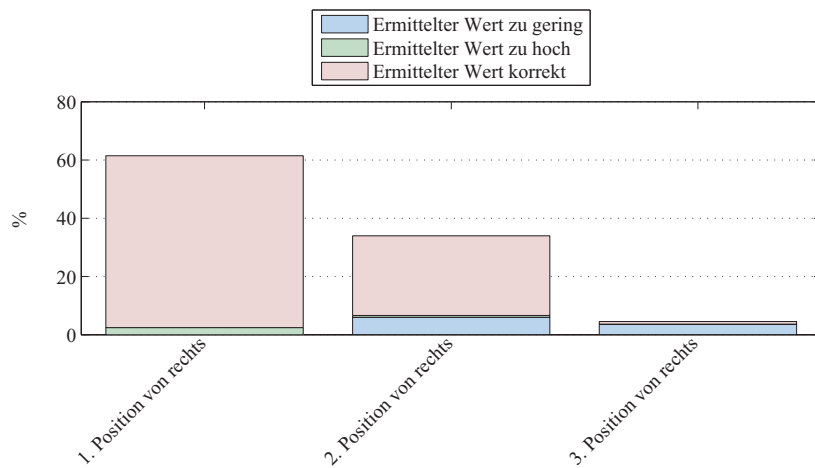


Abbildung 4.51.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts

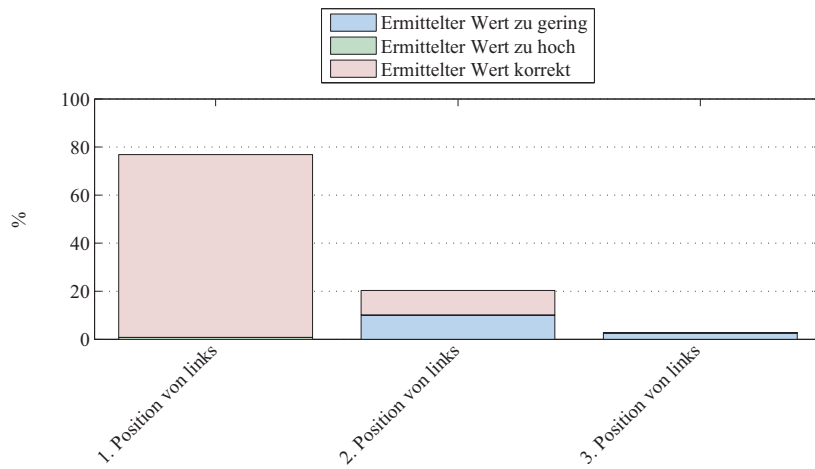


Abbildung 4.52.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links

4. Dateninterpretation

die der Objektdaten um ca. 40% verringert werden. Da aus der Linienerkennung kaum Aussagen generiert werden können, kann diese auch kaum die Fehler der Aussagen aus den Objektdaten korrigieren.

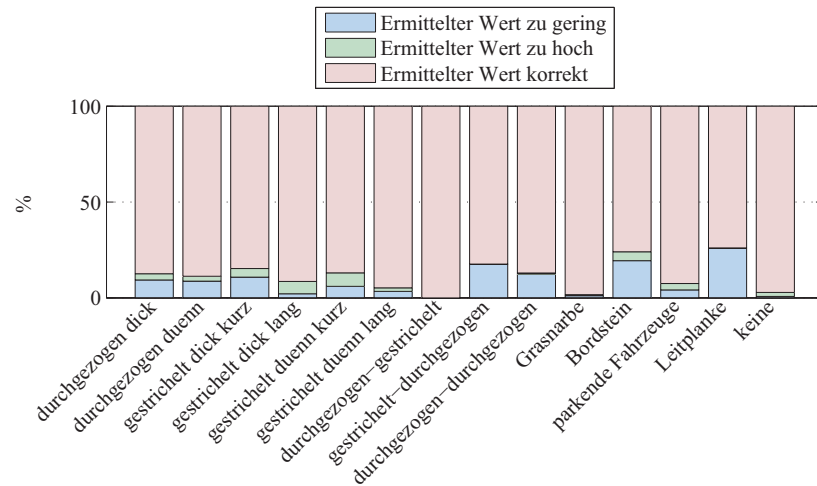


Abbildung 4.53.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung

In Abbildung 4.55 ist zu sehen, dass die richtige Erkennung der Anzahl der Spuren durch die Objektdaten von 40% auf 70% durch die Liniendaten verbessert wird. Bei drei Spuren kann ein Wert für die korrekt erkannte Spuranzahl bei beiden Sensoren verbessert werden.

In Abbildung 4.56 ist dargestellt, dass sich die Sensoren zur Bestimmung der Anzahl der Spuren auf Autobahnen optimal ergänzen. Im Gegensatz zu den Auswertungen der einzelnen Systeme hat sich dieser Wert um ca. 10% verbessert. Für die Stadt ist der Wert an Fehldetektionen jedoch im Vergleich zum Algorithmus der Liniendaten gestiegen. Dies hängt damit zusammen, dass durch die Liniendaten nur in wenigen Situationen beide Grenzen erkannt werden können. Die Ergebnisse für die Bundesstraße sind im Vergleich zu den Ergebnissen aus den Objektdaten um mehr als 10% besser. Der gleiche Sachverhalt kann für die Positionsbestimmung von rechts und links bestätigt werden (vgl. Abbildungen 4.57 und 4.58).

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

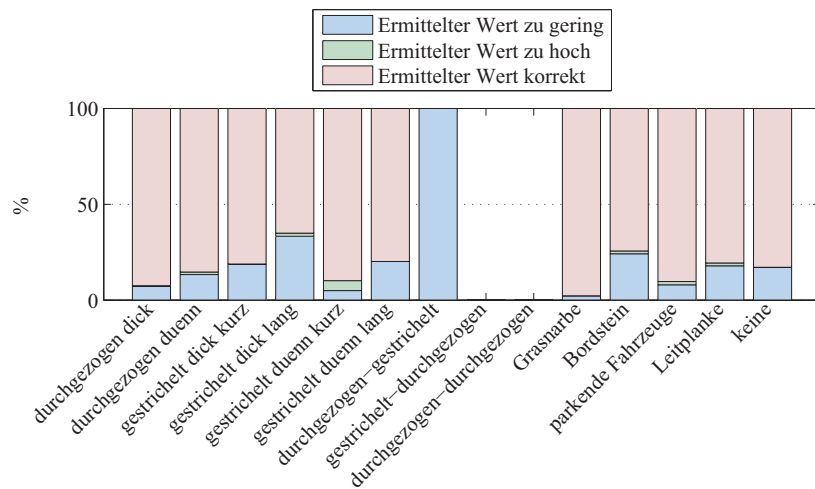


Abbildung 4.54.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung

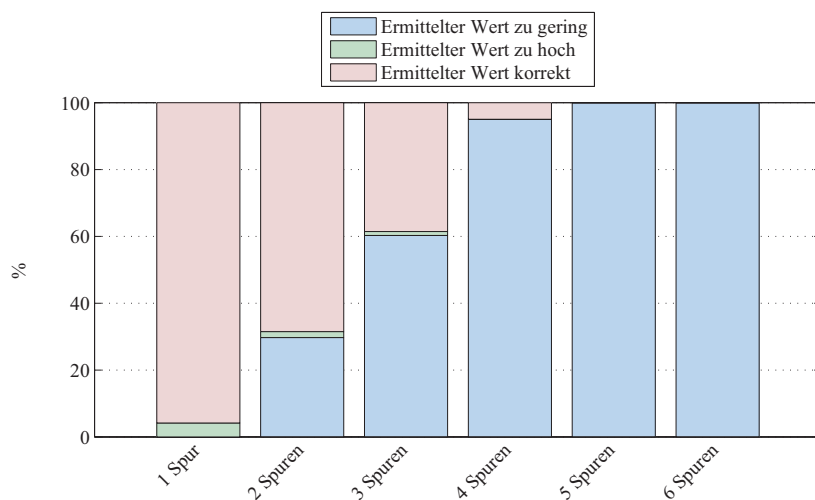


Abbildung 4.55.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Anzahl der Spuren

4. Dateninterpretation

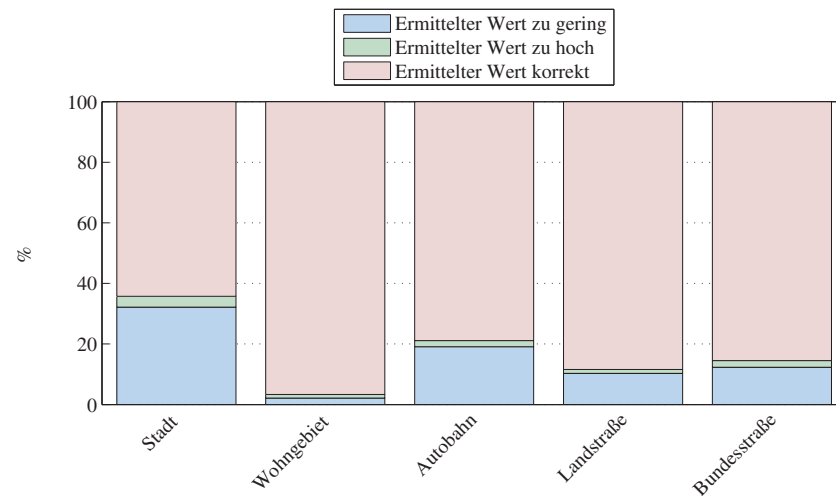


Abbildung 4.56.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse

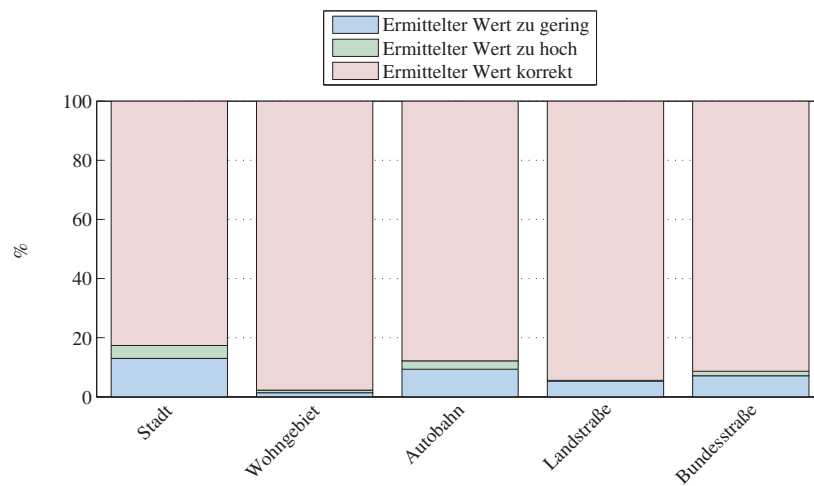


Abbildung 4.57.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

4.2. Bestimmung der Fahrrichtungen auf den Spuren

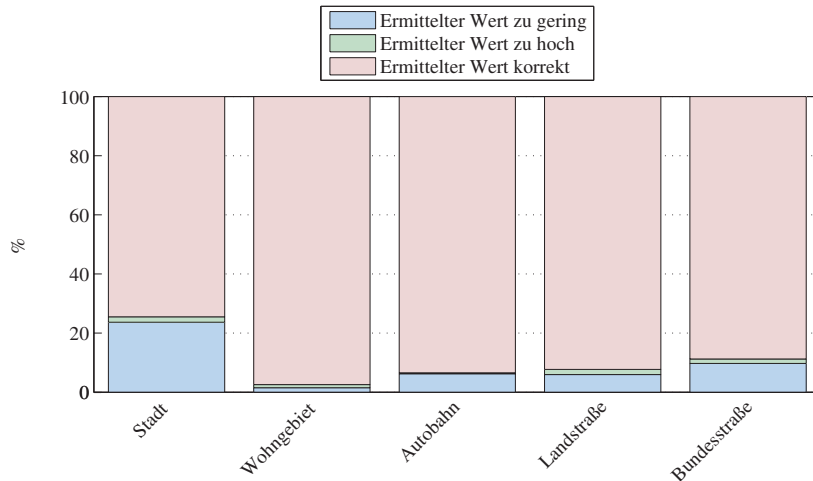


Abbildung 4.58.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

Auch in Sondersituationen kann beobachtet werden, dass die beiden Interpretationen voneinander profitieren (vgl. Abbildungen 4.59, 4.60 und 4.61). Die Fehlrate für die Spuranzahl der Linienerkennung kann z.B. in Baustellen um 28 Prozentpunkte verbessert werden. Des Weiteren kommt den Objektdaten die Linienerkennung bei Busspuren entgegen.

Weitere Ergebnisse der Evaluierung der Fusion der beiden Interpretationen können im Anhang C.3 betrachtet werden. Als Beispiel sind die Auswertungen zu den Aussagen bei unterschiedlich gefahrenen Geschwindigkeiten zu nennen. Hier ist zu beobachten, dass sich eine Geschwindigkeit zwischen 50 und 100km/h zur Bestimmung der Spuranzahl und zur Position von rechts als Beste eignet (vgl. Abbildungen C.27 und C.28). Für die Positionsermittlung von links treten wieder die Ergebnisse aus der Auswertung der Interpretation der Objektdaten in den Vordergrund (siehe Abbildung C.29).

4. Dateninterpretation

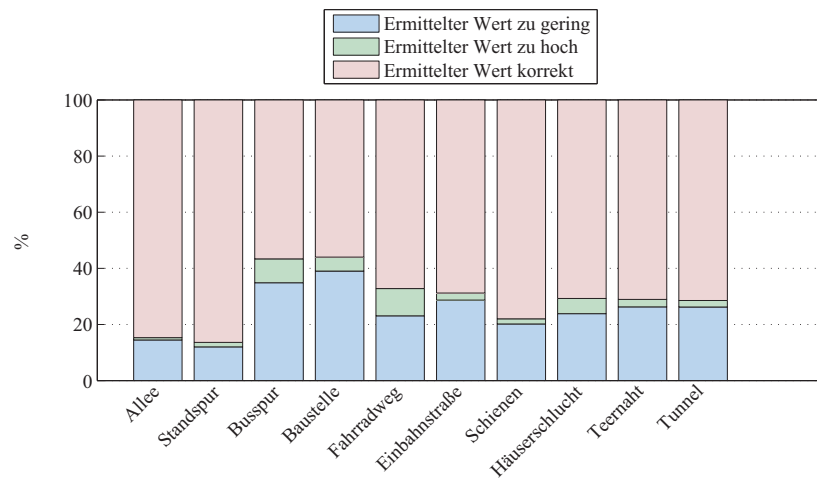


Abbildung 4.59.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen

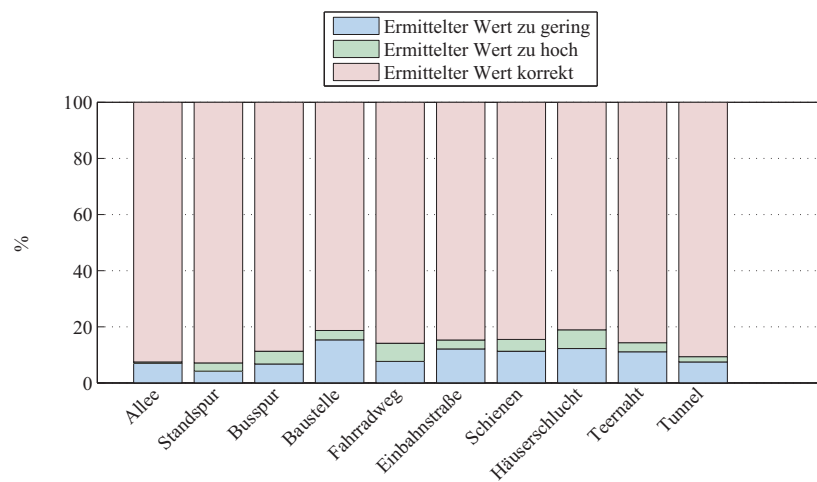


Abbildung 4.60.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

4.2. Bestimmung der Fahrtrichtungen auf den Spuren

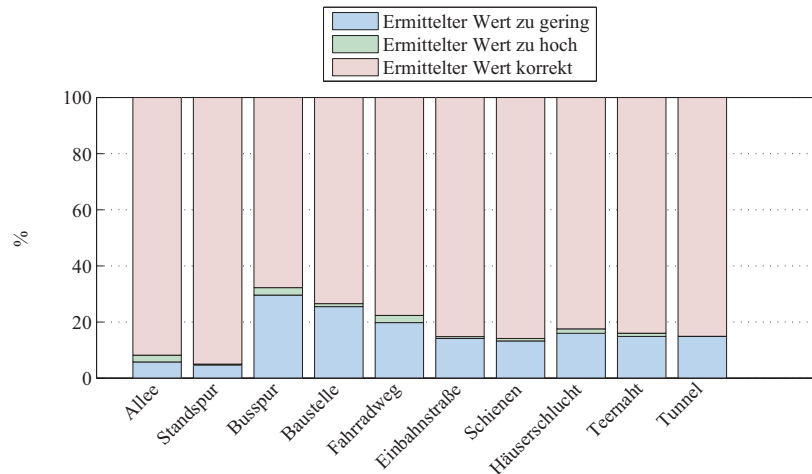


Abbildung 4.61.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

Ergebnisse der Auswertung:

Durch die Fusion der Interpretationen aus Linien- und Objektdaten ist es möglich, in 90% der Fälle mindestens eine Fahrbahngrenze zu detektieren. Wird die rechte und linke Grenze erkannt, so kann aus den erfassten Spuren in die eigene Fahrtrichtung die Anzahl der Spuren zu 75% korrekt abgeleitet werden. Zu 85% wird die Position von rechts und links richtig erkannt, wenn die jeweilige Grenze detektiert wurde.

Die Fusion der beiden Interpretationen stellt eine optimale Ergänzung der generierten Aussagen aus Linien- und Objektdaten dar.

Im Folgenden werden die Ergebnisse dieses Kapitels zusammengefasst.

4.3. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Umfeldmodell aus Kapitel 3 interpretiert. Anhand des Linienmodells wurde untersucht, inwieweit Spurwechsel mit dieser Datengrundlage erkannt werden können. Die Auswertung zeigte, dass Spurwechsel bei einer schlechten Erkennung der Linien, z.B. bei Regen nur schwer erkannt werden können. Der Abgleich von Eigenbewegung mit der Straßenkrümmung ist zu ungenau, um Aussagen über einen Spurwechsel zu treffen. Als weitere Schritte könnten weitere Umfelddaten zur Feststellung von Spurwechseln mit einbezogen werden.

Der Schluss von Linienarten auf mögliche Nebenspuren oder Fahrbahngrenzen erreichte gute Ergebnisse. Eine Herausforderung liegt in den Liniendaten, vor allem bei falsch erkannten Linien oder Situationen, in denen die Straßenmarkierung nicht den üblichen Regeln folgt.

Ebenso lieferten die generierten Aussagen aus den Objektdaten gute Ergebnisse über mögliche Nachbarspuren und Fahrbahngrenzen. Es ist auffällig, dass stehende Objekte oft in der Querablage zu nah zum Fahrzeug erkannt wurden und dadurch die Anzahl der Spuren als zu gering erkannt wird.

Für die Fusion der beiden Aussagen werden durch die Wahl eines Ansatzes, der bei widersprüchlichen Aussagen der Sensoren die Aussage verwirft, die beiden Interpretationen optimal kombiniert. Die korrekte Anzahl der Spuren kann zu 75%, die Spurposition von rechts und links zu 85% erreicht werden.

Im nächsten Kapitel wird die Spurpositionsbestimmung durch die Spurwechselerkennung und Kartendaten ergänzt.

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

Nach Auswahl der Datenquellen, Überführung in ein Umgebungsmodell sowie der Dateninterpretation, kann final die Anzahl der Spuren sowie die aktuell befahrene Fahrspur bestimmt werden. In Kapitel 4 wurde untersucht, inwieweit diese Aussage bereits anhand der Interpretation des Umgebungsmodells, den Fahrtrichtungen, möglich ist. In diesem Kapitel wird nun die Detektion des Spurwechsels und die vorherige Spurposition mit in die Fahrbahnbestimmung einbezogen, wenn keine Grenzen erkannt werden. Mit dem Hinzufügen der Kartendaten wird die Ermittlung der eigenen Fahrspur abgeschlossen. Der Informationsgehalt der Kartendaten ist hierbei in drei Stufen unterteilt: Attribute, die über PSD verfügbar sind, die anhand aktueller Kartendaten möglich wären und die über nahezu fehlerfreie Kartendaten aus den Erprobungsfahrten verfügbar sind. Der Ablauf ist in Abbildung 5.1 dargestellt.

5.1. Verwertung des Spurwechsels

Zur Ermittlung der aktuell befahrenen Spur werden die durchgeführten Spurwechsel und die vorherigen Spurpositionen in die Bestimmung mit einbezogen, wenn keine Grenzen erkannt wurden.

In Abbildung 5.2 wird das Vorgehen veranschaulicht. Durch die Möglichkeit der Detektion eines Spurwechsels kann vorab ein solcher auf Spuren neben der Fahrbahn in eigene Richtung detektiert werden (vgl. Abbildung 5.3). Dabei handelt es sich um Überholvorgänge oder ein Fahren auf der Standspur rechts neben der Fahrbahn. Die Anzahl der Spuren wird wie zuvor durch die detektierten Fahrspuren in die eigene Fahrtrichtung bestimmt. Wird mindestens eine Grenze erkannt, dann wird die daraus ermittelte Fahrspur verwendet. Im Weiteren wird für diese Ermittlung eine Prüfung durchgeführt, wie in Abbildung 5.4 dargestellt. Hierbei wird

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

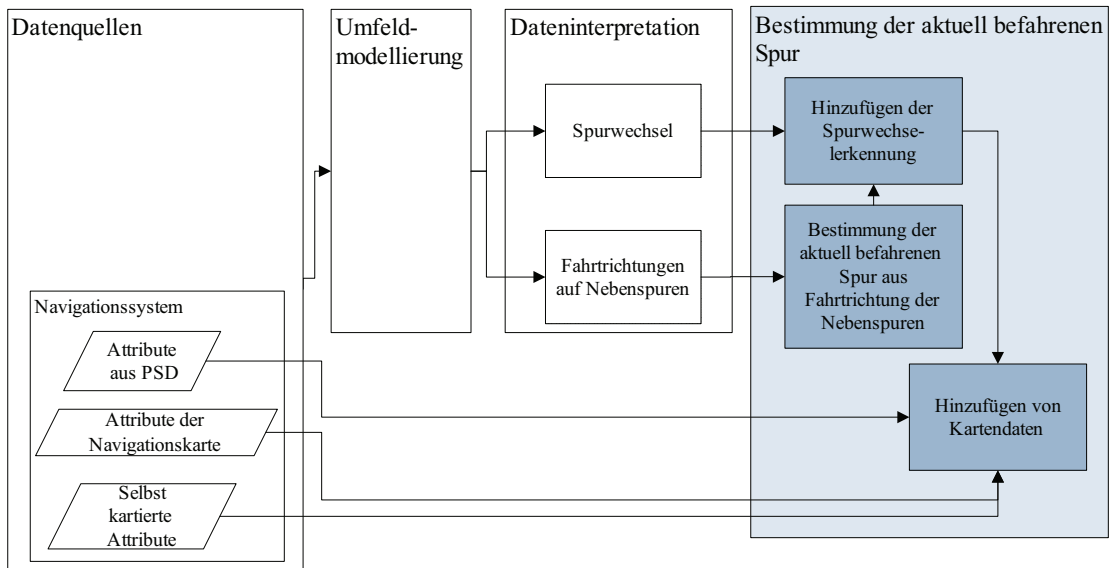


Abbildung 5.1.: Ablauf der Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

die aktuell ermittelte Spur mit durchgeführten Spurwechseln abgeglichen. Stimmen diese beiden Aussagen nicht überein, so wird der Wahrscheinlichkeitswert für die ermittelte Spurposition verringert. Wird keine Grenze mehr erkannt, so wird die zuvor bestimmte Spur verwendet und durchgeführte Spurwechsel nach links auf diese Position addiert und nach rechts subtrahiert.

Die Wahrscheinlichkeit der Richtigkeit der Anzahl der Fahrspuren wird aus den Wahrscheinlichkeiten der Eingangsdaten berechnet. Stimmen Spurwechselverhalten und die bestimmte Spurposition aus den Sensordaten überein, wird die Wahrscheinlichkeit für die ermittelte Spur erhöht. Im Folgenden wird dieser Ansatz evaluiert.

5.1.1. Auswertung

Die Auswertung durch Hinzufügen durchgeführter Spurwechsel zur Bestimmung der aktuellen Spur beschränkt sich auf die Fälle, wenn keine Grenzen erkannt werden. Wenn Grenzen erkannt werden, wird die Fusion der Dateninterpretationen als Grundlage für die Ermittlung der aktuellen Spur verwendet. In Abbildung 5.5 ist zu erkennen, dass sich die Ergebnisse für die ermittelte Position von rechts um fünf Prozentpunkte zu den

5.1. Verwertung des Spurwechsels

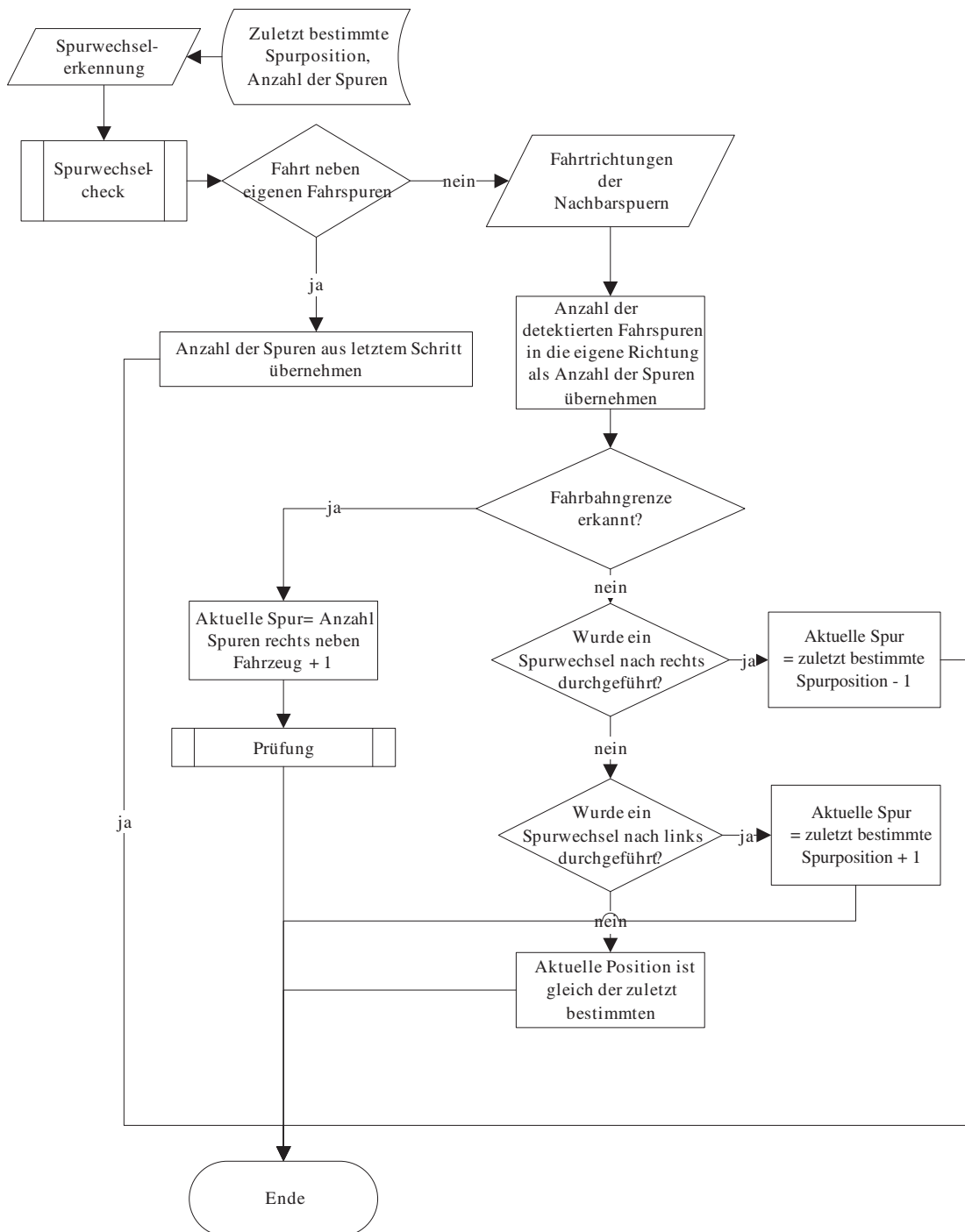


Abbildung 5.2.: Ablaufdiagramm für die Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Sensordaten und Spurwechsel

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

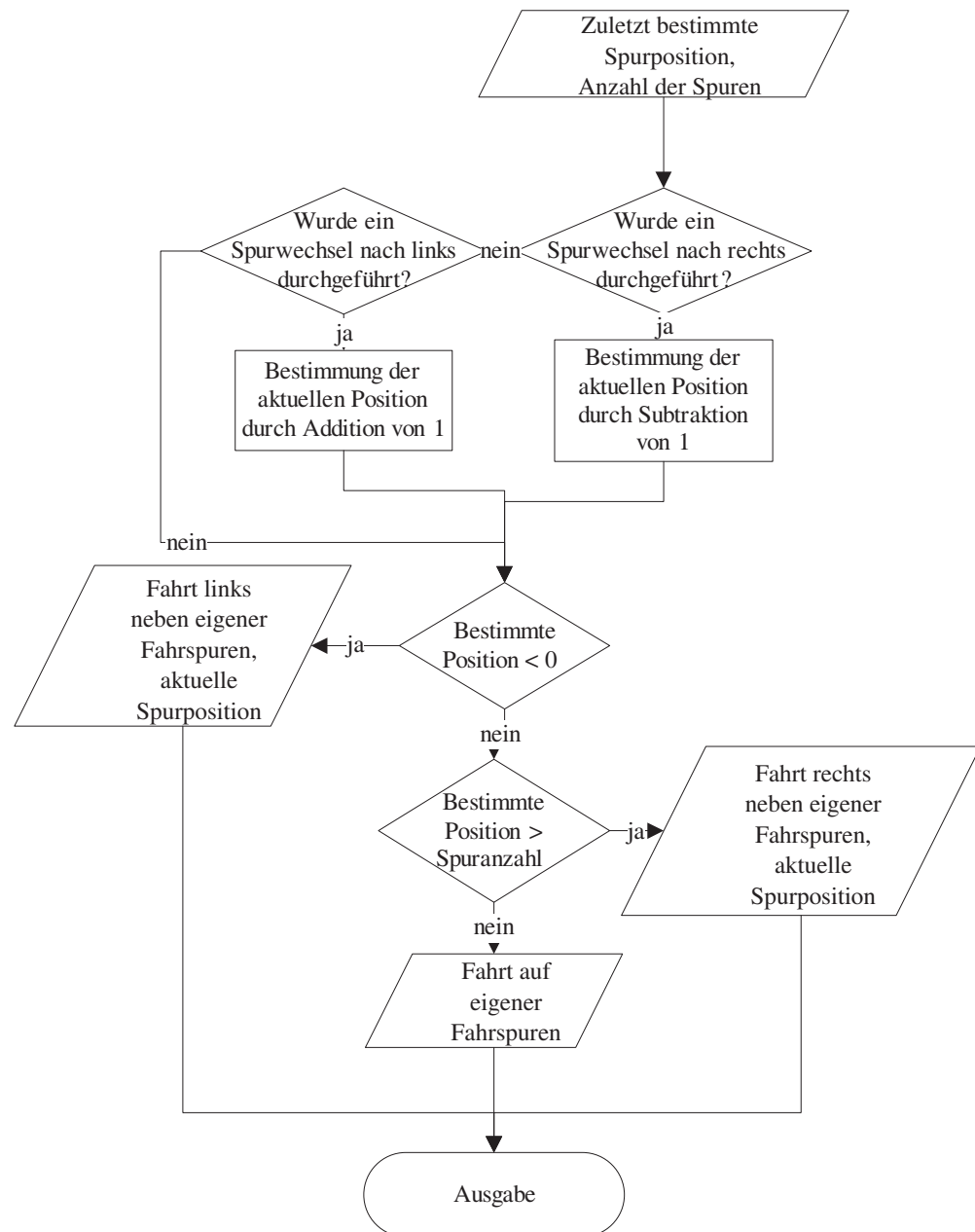


Abbildung 5.3.: Ablaufdiagramm zur Feststellung, ob ein Überholvorgang durchgeführt wird oder ob rechts neben die Fahrbahn gefahren wird

5.1. Verwertung des Spurwechsels

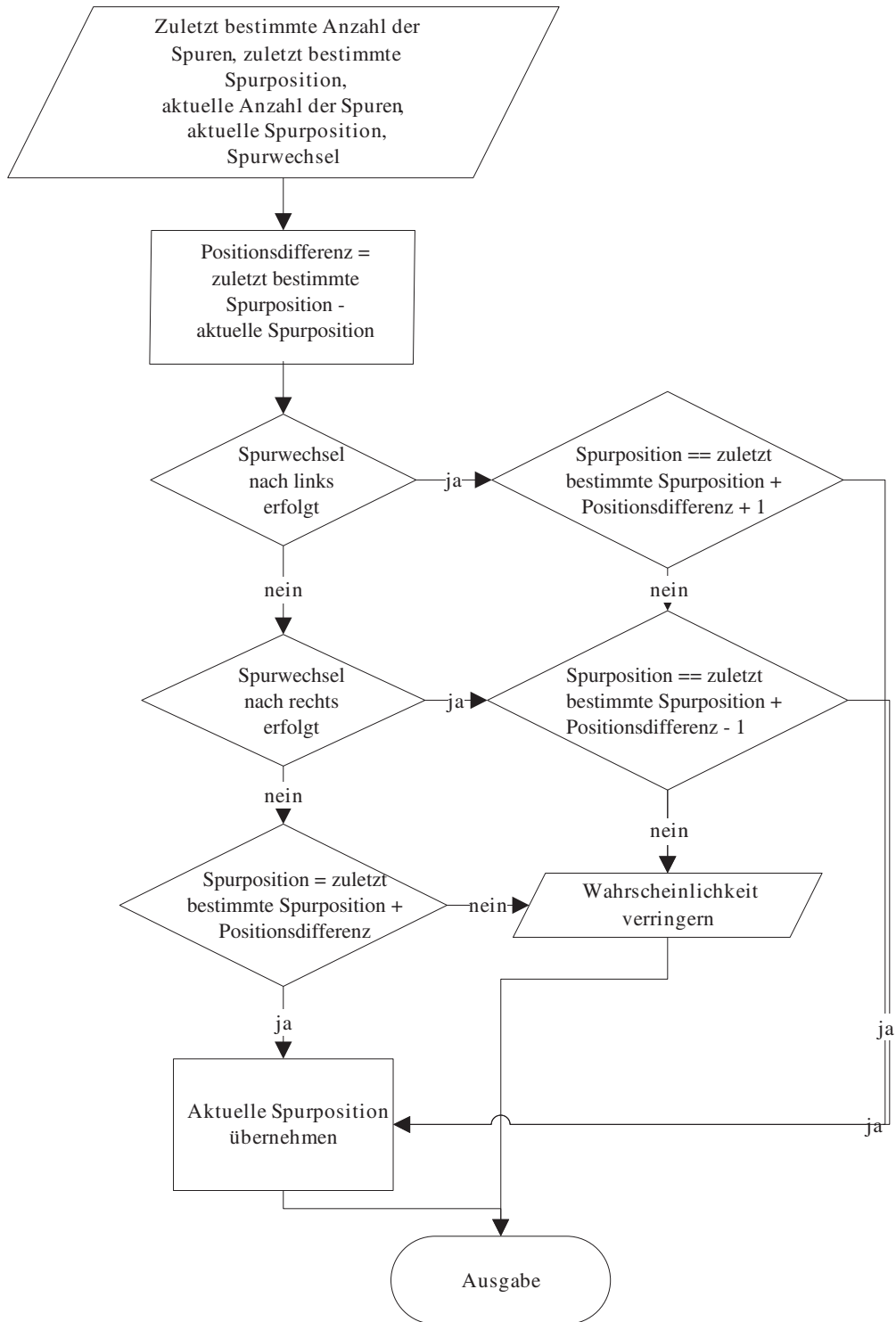


Abbildung 5.4.: Prüfung zur aktuell ermittelten Spurposition

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

Ergebnissen zuvor verschlechtern (vgl. Abbildung 4.50). Dies kann damit zusammenhängen, dass Spurwechsel falsch erkannt wurden oder Spuren rechts weggefallen oder hinzugekommen sind. Auch bei der bestimmten Position von links kann eine leichte Verschlechterung festgestellt werden. Der Wert ist häufiger zu hoch. Was sich auch darauf zurückführen lässt, dass Spurwechsel zu oft erkannt wurden.

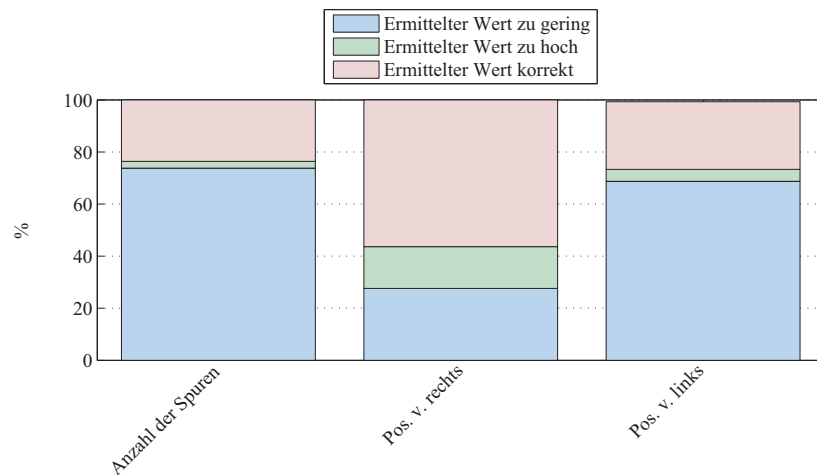


Abbildung 5.5.: Gesamtergebnis der Auswertung für Fusion der Interpretationen, wenn keine Grenzen erkannt wurden, inklusive der Erweiterung durch Spurwechsel und zuletzt bestimmter Position bei Detektion einer Grenze

Ergebnisse der Auswertung:

Für die Ermittlung der aktuell befahrenen Spur, wenn keine Grenzen erkannt wurden, ist das Wissen über rechts oder links hinzugekommene oder weggefallene Spuren notwendig. Eine Aussage allein durch die Spurwechselerkennung ist schwer möglich.

Um den Fall auszuschließen, dass sich die Spuranzahl rechts oder links neben dem Fahrzeug geändert hat, werden Kartendaten dem Ansatz hinzugefügt.

5.2. Hinzufügen von Kartendaten

Final werden die Kartendaten als zusätzliche Eingangsquelle für die Bestimmung der aktuell befahrenen Spur sowie die Anzahl der Spuren verwendet. Attribute aus den Kartendaten können die Ergebnisse aus der Interpretation des Umfeldmodells bestätigen, ergänzen oder diesen widersprechen (vgl. [90]).

Als mögliche Kartendaten dienen in diesem Fall die Attribute aus PSD, Attribute aus aktuell in der Navigation verwendeten Karten und Attribute der während der Testfahrt selbst erstellten Karte.

Die geringste Anzahl an Attributen, die für die Ermittlung der Fahrspur verwendet werden können, liefern die PSD:

- Anzahl der Spuren
- Einbahnstraße
- Straßenklasse

Die Karte, die aktuell in der Navigation verwendet wird, liefert zusätzlich:

- Anzahl der Spuren inkl. Abbiege-/Auffahrts-/Abfahrtsspuren (nur bei Extended Lanes)
- Anzahl der rechts bzw. links hinzugekommenen Spuren
- Fahrbahnmarkierungen (nur bei Extended Lanes)
- Sonderspuren (Bus/Taxi, Fahrradweg, Standspur)
- Trennung der Fahrtrichtung

Nachteil dieser beiden Quellen für Kartendaten ist eine mögliche verfälschte Aufnahme, fehlende Aktualisierung der Attribute bei Umbau oder Änderung der Straße und eine Unflexibilität gegenüber neuen Attributen. Die selbst erfassten Attribute während der Testfahrt liefern nahezu fehlerfreie Werte und können beliebig erweitert werden. Zudem wurden folgende Parameter zusätzlich aufgenommen, die für die Ermittlung der aktuellen Fahrspur und die Anzahl der Spuren herangezogen werden können:

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

- Anzahl der Spuren inkl. Abbiege-/Auffahrts-/Abfahrtsspuren (ohne Ausnahme)
- äußere Begrenzungslinien für die Spuren in die eigene Fahrtrichtung
- Besondere Situationen: Baustellen, unübersichtliche Situationen (Anzahl der Spuren nicht ersichtlich)

Die Art der Fahrbahnmarkierungen wurde aus Zeitgründen nicht markiert. Im Folgenden werden die Verfahren für die Verknüpfung der bisherigen Spurpositionsbestimmung mit den verfügbaren Eingabeattributen beschrieben. Als Attribute werden hierbei die Anzahl der Spuren, geänderte Spuranzahl von rechts oder links (soweit verfügbar), Straßenklasse und ob es sich um eine Einbahnstraße handelt, betrachtet. Mit Hilfe der beiden zuletzt genannten Attribute können bei der Interpretation folgende Ergänzungen durchgeführt werden:

Wird das Attribut für eine Einbahnstraße ausgelesen, so weist eine schmal gestrichelte Linie links vom Fahrzeug auf eine weitere Fahrspur in die eigene Richtung hin. Davor konnte keine Aussage getroffen werden. Handelt es sich um eine Autobahn, so können breit gestrichelte Linien als weitere Fahrspuren in die eigene Richtung interpretiert werden. Auf deutschen Autobahnen weist diese Linienart auf keine Grenze hin (Ausnahme evtl. bei Baustellen).

Die Verwendung weiterer Kartenattribute wird im Ausblick beschrieben.

5.2.1. Erweiterung durch Attribute aus PSD

In Abbildung 5.6 ist die Abfolge der Schritte veranschaulicht, wenn die Interpretation durch Attribute aus PSD erweitert wird. Zusätzlich zu den Ansätzen ohne Kartendaten können die aktuell ermittelten Fahrspuren durch die Anzahl der Kartendaten ergänzt werden. Werden durch das Umfeldmodell beide Fahrbahngrenzen erkannt oder ist deren Anzahl größer als die aus den Kartendaten, so wird die Anzahl der Spuren aus den Kartendaten überstimmt. Im Falle, dass nur eine Grenze erkannt wurde oder die erkannten Fahrspuren kleiner sind als die Anzahl der Spuren aus den Kartendaten, so werden die detektierten Spuren durch die Anzahl der Spuren aus PSD ergänzt. Zur Spurbestimmung wird bei Erfassung beider Grenzen die Fahrspur übernommen, die sich näher an der Grenze befindet. Ändert

sich die Anzahl der Spuren, so kann anhand der Attribute aus den PSD nicht erkannt werden, auf welcher Seite die Spuren weggefallen oder hinzugekommen sind. Um diese dennoch zu ermitteln, werden die erkannten Linien analysiert (vgl. Abbildung 5.7).

Die Wahrscheinlichkeiten für die aktuell bestimmte Anzahl der Spuren und ermittelte Spurposition sind wieder von der Übereinstimmung der Eingangsdaten wie Fahrtrichtungen auf den Nebenspuren, Spurwechsel und Kartendaten abhängig.

Die Evaluierung dieses Ansatzes folgt im nächsten Abschnitt.

Auswertung

Die Gesamtauswertung in Abbildung 5.8 zeigt, dass die Anzahl der Spuren zu 75% und die Position von rechts oder links zu ca. 85% korrekt erfasst werden, wenn Grenzen erkannt werden. Diese Ergebnisse decken sich mit den Auswertungen, wenn keine Kartendaten wie Spuranzahl, Straßenklasse oder das Befinden auf einer Einbahnstraße vorhanden sind. Werden keine Grenzen erkannt, so sind die Ergebnisse deutlich besser, als wenn keine Kartendatenattribute verwendet werden (vgl. Abbildung 5.9). Die falsch detektierte Spuranzahl spiegelt die Fehlrate der Anzahl der Spuren aus den PSD wieder, da seitens der ermittelten Anzahl der Spuren aus den Sensordaten keine Aussagen übernommen werden. Es ist auffällig, dass der Wert für die Anzahl der Spuren oft als zu hoch hinterlegt ist. Die Position von rechts und links hat sich ebenfalls im Gegensatz zu der bloßen Verwendung des Spurwechsels und der zuletzt erkannten Position bei Erkennung einer Grenze verbessert. Die Position von rechts kann zu 60% und die von links zu 65% korrekt erkannt werden. Die Verbesserung erfolgt, indem die Änderung der Spuranzahl rechts oder links anhand der Markierungsänderung erfasst wird.

Bei der Auswertung des Ansatzes, abhängig von der Straßenklasse, ist zu sehen, dass die Anzahl der Spuren zu 70% in der Stadt korrekt erkannt wird (siehe Abbildung 5.10). Zu den anfänglichen Untersuchungen der Anzahl der Spuren aus PSD (vgl. Kapitel 2) ergibt sich hier eine Verbesserung um 10%. Die Fehlrate der Spuranzahl ist bei Autobahnen, Wohngebieten und Bundesstraßen ungefähr gleich geblieben. Bei Landstraßen hat sie sich um ungefähr 7% verschlechtert. Die Auswertung der ermittelten Spurposition

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

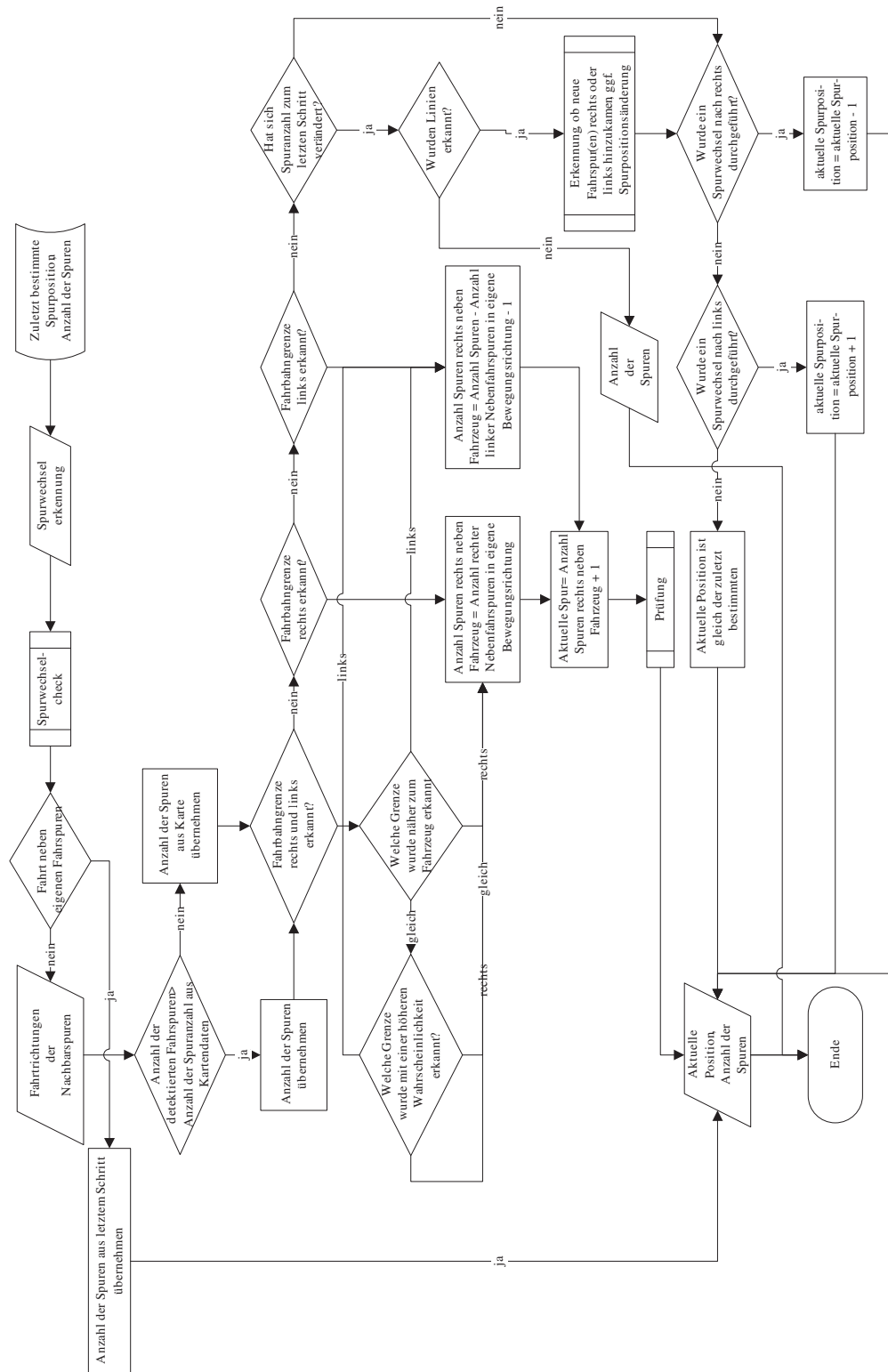


Abbildung 5.6.: Die Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Ergänzung mit PSD

5.2. Hinzufügen von Kartendaten

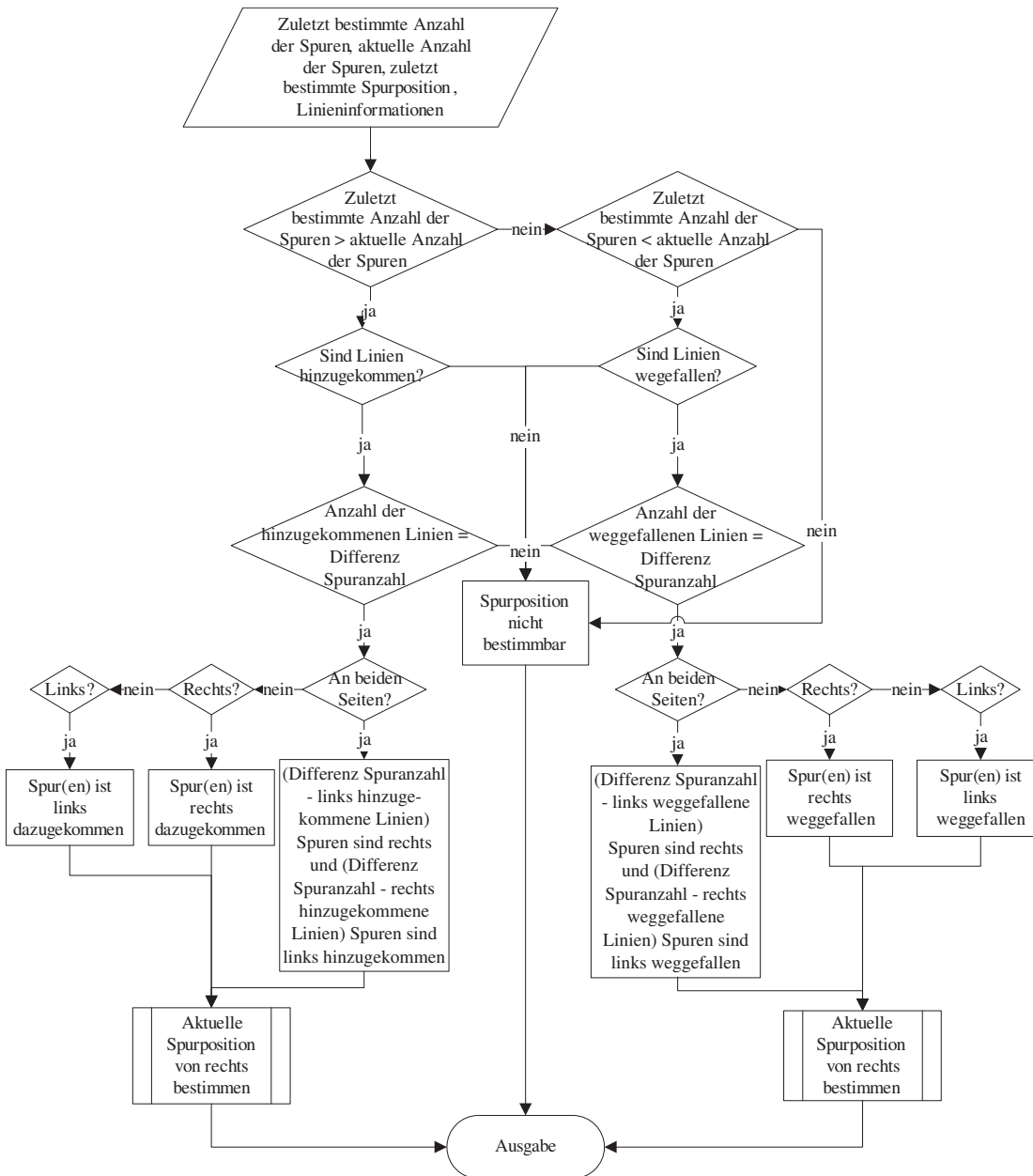


Abbildung 5.7.: Prüfung, ob die Spuranzahl sich von rechts oder links verändert hat

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

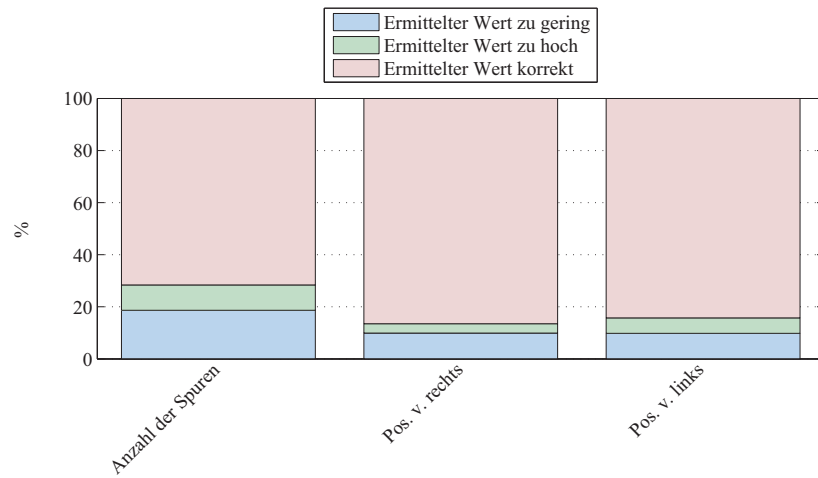


Abbildung 5.8.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn Grenzen erkannt wurden

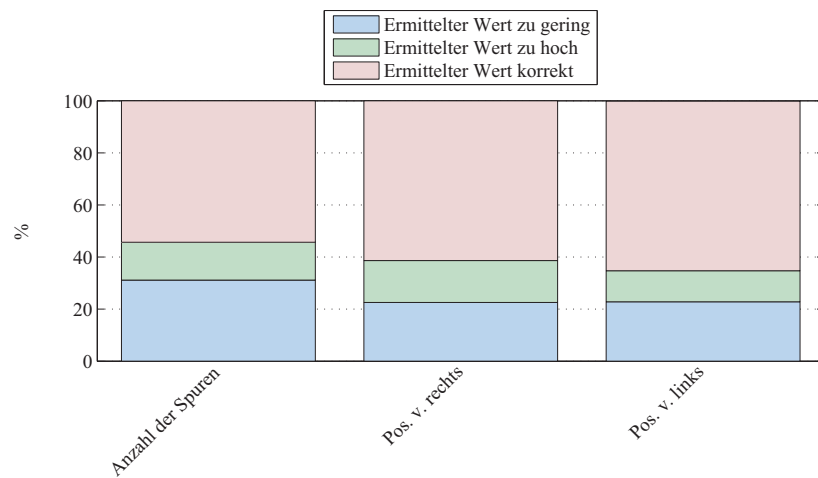


Abbildung 5.9.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn keine Grenzen erkannt wurden

5.2. Hinzufügen von Kartendaten

von rechts in Abbildung 5.11 deckt sich mit den Ergebnissen aus der Fusion der Interpretationen ohne Kartendaten. In der Auswertung bei Detektion der linken Grenze, und somit der Position von links, ist auffällig, dass der Wert in der Stadt und auf der Landstraße als zu hoch ermittelt wird. Dies kann damit zusammenhängen, dass die Spuranzahl durch die PSD nicht korrekt ist.

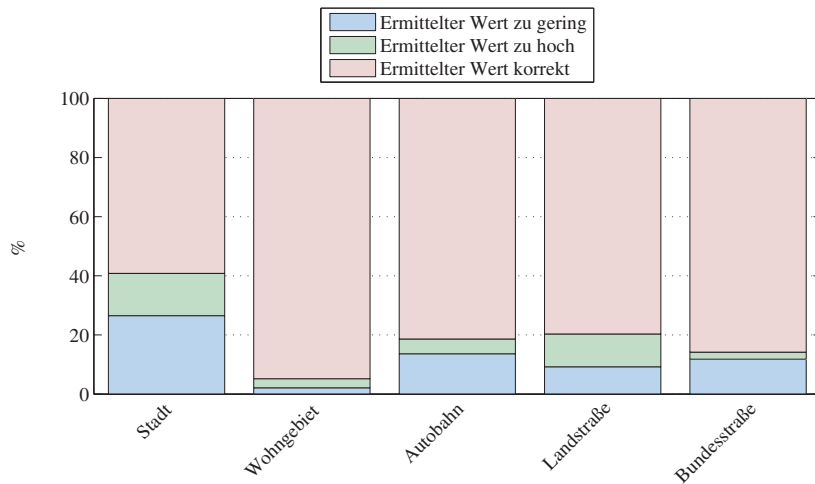


Abbildung 5.10.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse

Da die weiteren Auswertungen keine neuen Erkenntnisse bringen, werden diese nicht weiter betrachtet.

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

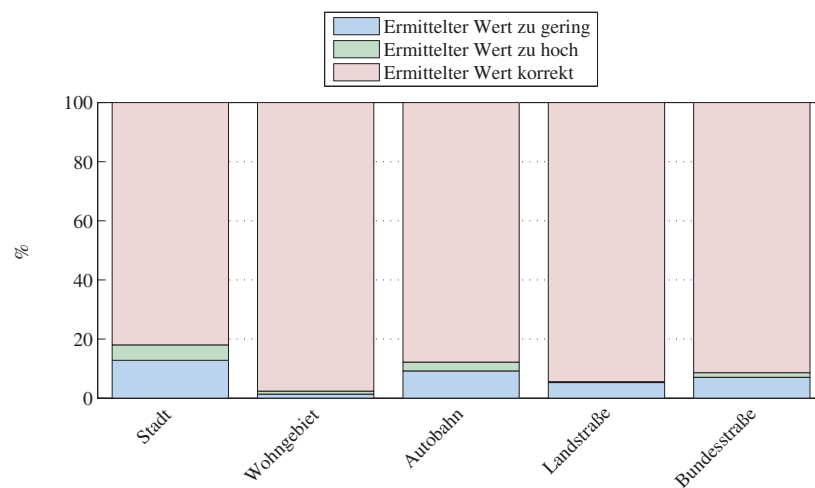


Abbildung 5.11.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

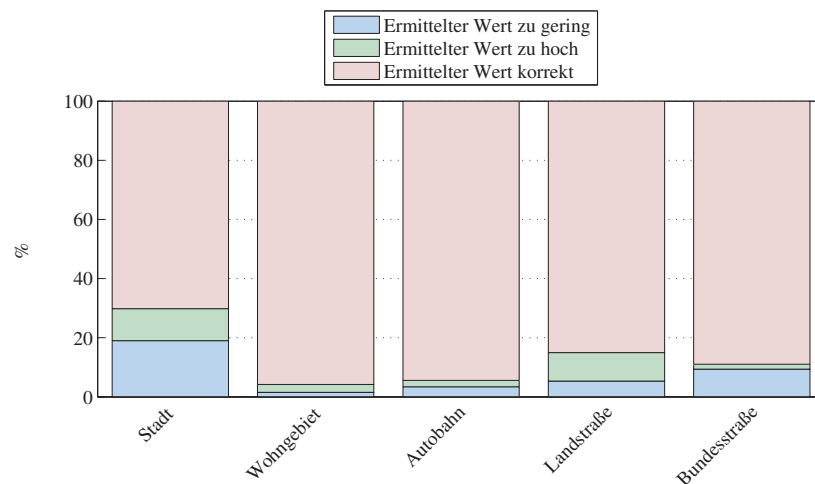


Abbildung 5.12.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

Ergebnisse der Auswertung:

Durch die Fusion der Interpretationen aus Linien- und Objektdaten in Verbindung mit Kartendaten aus PSD wurde die Anzahl der Spuren zu 75% korrekt wiedergegeben. Zu 85% wird die Position von rechts und links richtig erkannt, wenn die jeweilige Grenze detektiert wurde.

Durch Ergänzung der PSD mit der detektierten Anzahl der Spuren aus der Fusion der Sensordaten kann die Spuranzahl innerstädtisch um ca. 10% auf 70% verbessert werden.

Im nächsten Schritt werden die ermittelte Spuranzahl und Spurposition von rechts und links durch Interpretation der Sensordaten durch Attribute der aktuell verwendeten Karte in der Navigation verknüpft.

5.2.2. Erweiterung durch aktuell verfügbare Kartenattribute in der Navigation

Die Erweiterung der aktuell verfügbaren Kartenattribute in der Navigation kann nur theoretisch betrachtet und daher nicht evaluiert werden. Während der Zeit dieser Arbeit war es nicht möglich, auf diese Daten zuzugreifen.

Die Anzahl der Spuren aus dieser Datenquelle ist, im Gegensatz zu der aus PSD, um Abbiegespuren an großen Kreuzungen bzw. Autobahnauf- und -abfahrten erweitert. Diese zusätzlichen Informationen zu den Spuren werden "Extended Lane"-Informationen genannt. In Abbildung 5.13 sind durch dicke schwarze Linien die Abdeckung der Verfügbarkeit der Extended Lane Informationen dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die Kreuzungen, bei denen diese Informationen vorhanden sind, in der Unterzahl sind.

In diesen Situationen sind zudem die Straßenmarkierungen (Linien, Pfeile, etc.), die Art der Trennung der Fahrtrichtungen oder die Information, auf welcher Seite Spuren hinzukommen oder wegfallen, hinterlegt. Das

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur



Abbildung 5.13.: Abdeckung Extended Lane Informationen (dick schwarz dargestellt) in Ingolstadt

Flussdiagramm aus Abbildung 5.6 wird durch das Wissen ergänzt, auf welcher Seite Spuren hinzukommen oder wegfallen. Somit kann der in Abbildung 5.7 dargestellte Prozess ersetzt werden. Auf eine Abbildung wird verzichtet, da die Änderung minimal ist.

Im nächsten Abschnitt werden die Möglichkeiten beschrieben, die sich durch selbst erfasste Kartenattribute ergeben.

5.2.3. Erweiterung durch selbst erfasste Kartenattribute

Durch die selbst erfasste Karte ist es möglich, die hinterlegten Attribute je nach Anwendungsgebiet frei auszuwählen und individuell anzupassen. Im Rahmen der Arbeit wurde hierbei der Fokus auf eine vollständige Anzahl der Spuren gelegt. Die Spuranzahl wird hier in jedem Fall komplett erfasst. Unabhängig davon, wie komplex die Kreuzung ist, werden alle Abbiegespuren aufgenommen. Die Markierung von besonderen Situationen, wie eine Baustelle oder eine unübersichtliche Situation, in der die Anzahl der Spuren aufgrund des Verhaltens der anderen Verkehrsteilnehmer nicht

eindeutig ist, weist darauf hin, dass die Anzahl der Spuren aus den üblichen Kartendaten der Navigation nicht verlässlich ist.

Alle markierten Attribute werden für die Auswertung verwendet, um die Leistungsfähigkeit des Algorithmus in verschiedenen Situationen zu bewerten.

Das Flussdiagramm für die Bestimmung der aktuell befahrenen Spur durch Ergänzung selbst erfasster Kartenattribute ist in Abbildung 5.14 dargestellt.

Da hier davon ausgegangen werden kann, dass die Spuranzahl korrekt ist, wird sie in allen Fällen übernommen. Werden beide Grenzen aus den Sensordaten erkannt, muss für die Spurpositionsbestimmung entschieden werden, auf welche Grenze mehr Verlass ist. Hierzu wird die nähere Grenze ausgewählt. Aus den vorherigen Auswertungen hat sich gezeigt, dass Grenzen, die näher am Fahrzeug erkannt werden, als zuverlässiger gelten. Sind beide Grenzen gleich weit entfernt, so wird sich auf die mit der höheren Wahrscheinlichkeit verlassen.

Die Auswertung im nächsten Abschnitt zeigt eine Verbesserung in der Bestimmung der Spur gegenüber den beiden oberen Ergänzungen.

Auswertung

Schon in Abbildung 5.15 ist zu erkennen, dass die Ergebnisse deutlich besser sind. Die aktuell befahrene Spur kann bei Erkennung der rechten oder der linken Grenze zu mehr als 90% bestimmt werden. Werden keine Grenzen erkannt, so verschlechtert sich das Ergebnis nur um zehn Prozentpunkte (siehe Abbildung 5.16). Im Gegensatz zu den beiden oberen Auswertungen, wenn keine Grenze erkannt wird, ist hier die Information über eine rechts oder links geänderte Spuranzahl verfügbar. Dieses Wissen hat starke Auswirkungen auf die Güte der ermittelten Spurposition, wenn keine Grenze mehr erkannt wird.

Das verbesserte Resultat der Gesamtauswertung für die bestimmte Spurposition von rechts oder links zieht sich durch jede ausgewertete Situation. Jedes Ergebnis zur Bestimmung der Spurposition steigert sich um einige Prozentpunkte in ihrer Richtigkeit gegenüber der anderen Auswertungen. Unabhängig davon, ob es sich um die Auswertungen hinsichtlich der Spurposition von rechts oder links (Abbildungen 5.17 und 5.18), der Straßen-

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

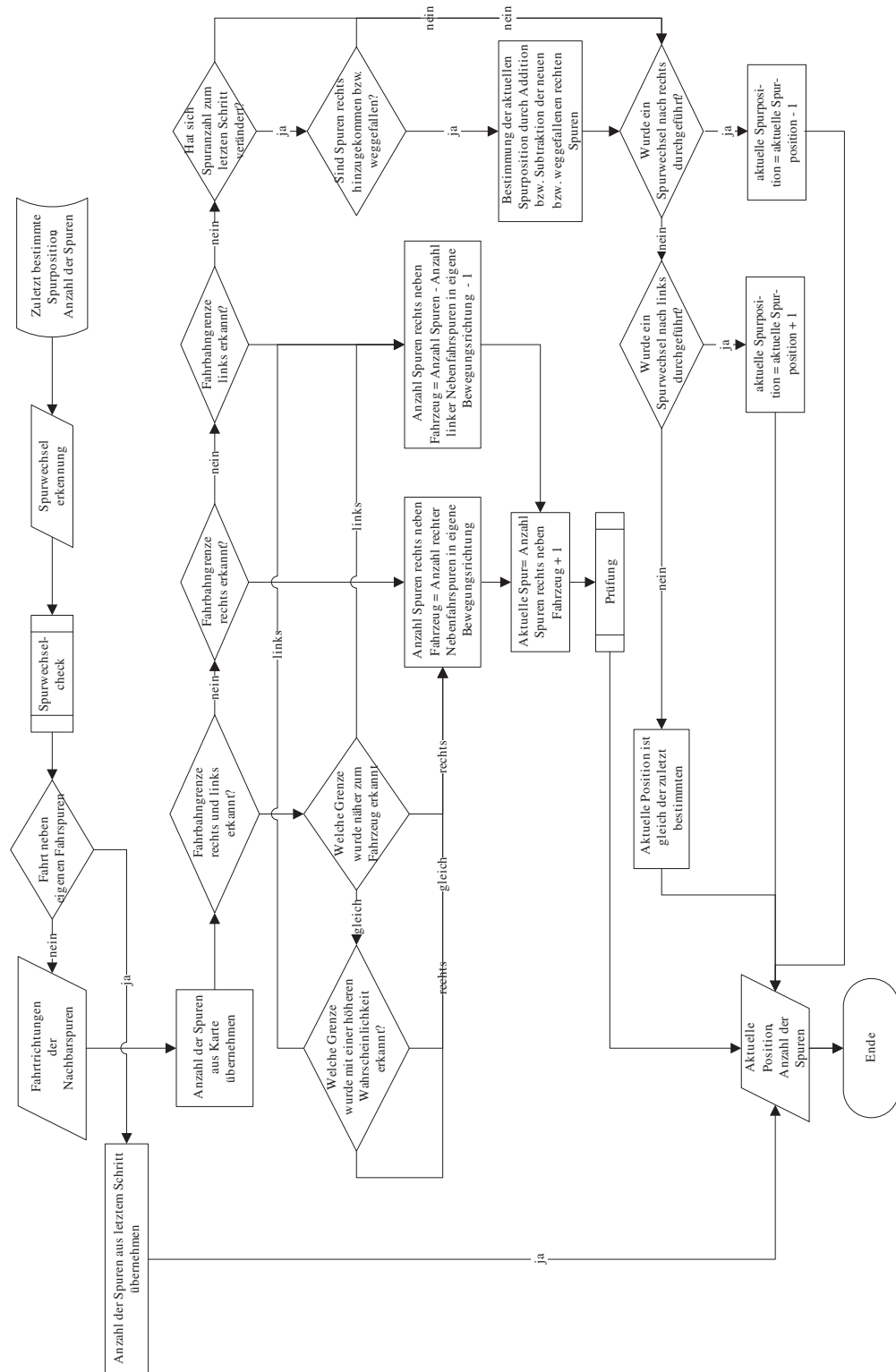


Abbildung 5.14.: Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Ergänzung mit aktuell in der Navigation verfügbaren Kartenattributen

5.2. Hinzufügen von Kartendaten

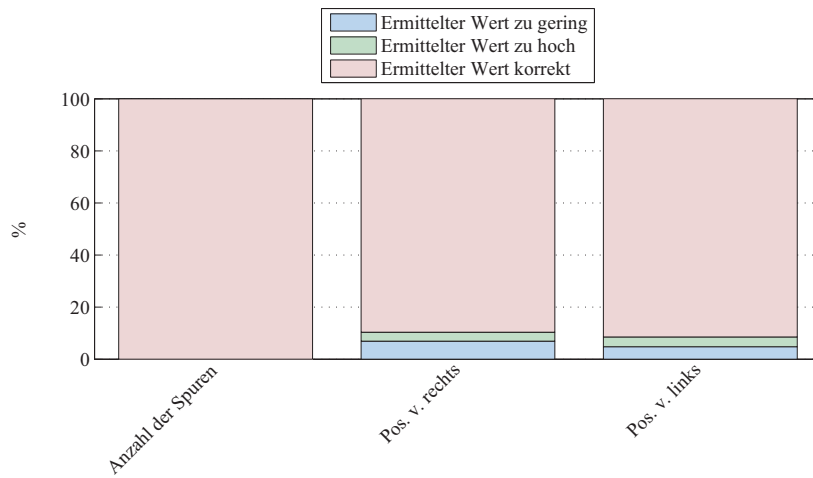


Abbildung 5.15.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn Grenzen erkannt wurden

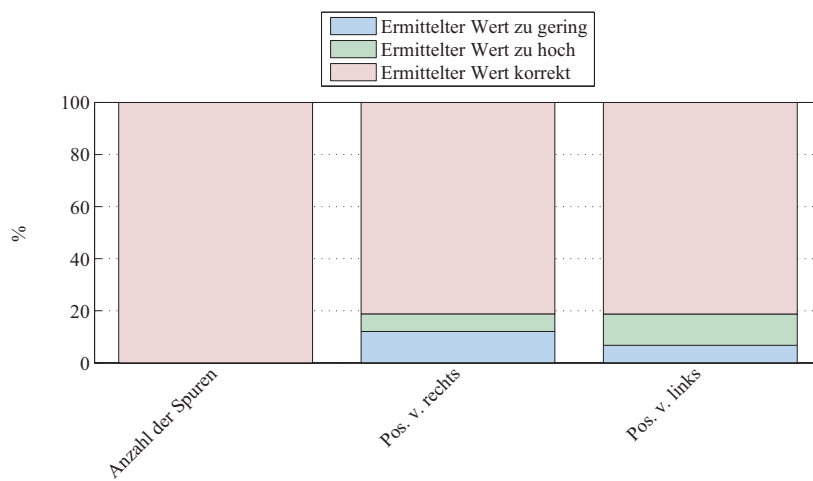


Abbildung 5.16.: Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn keine Grenzen erkannt wurden

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

klasse (Abbildungen 5.19 und 5.20) oder der Sondersituation (Abbildungen 5.21 und 5.22) handelt.

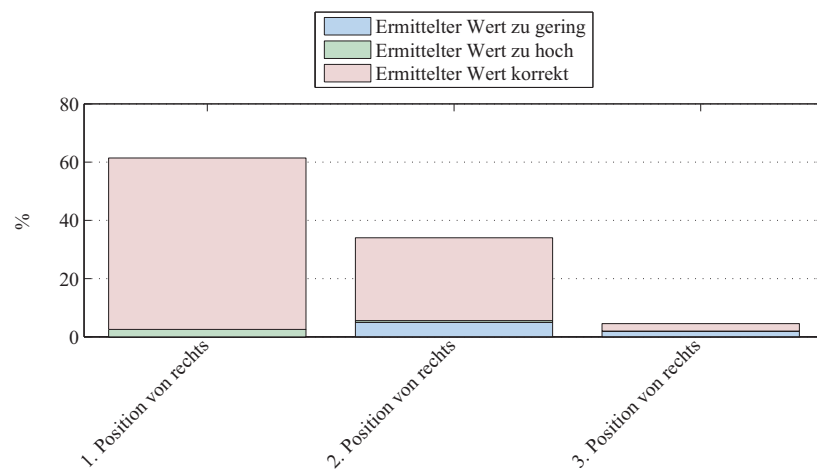


Abbildung 5.17.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts

5.2. Hinzufügen von Kartendaten

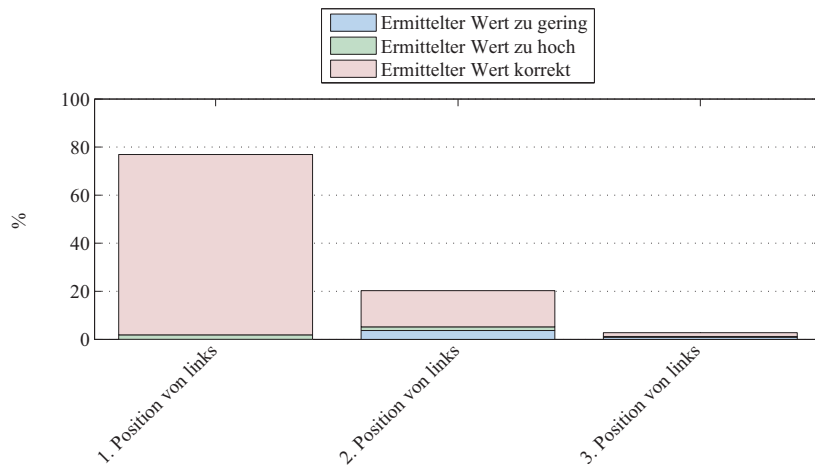


Abbildung 5.18.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links

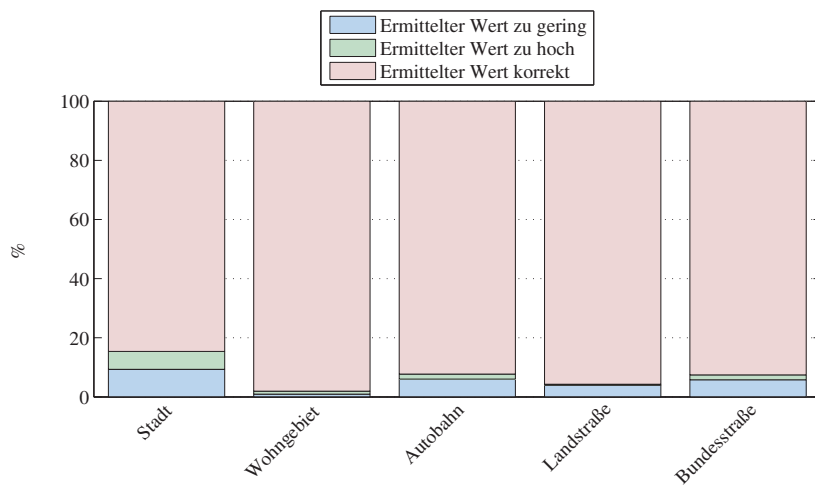


Abbildung 5.19.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

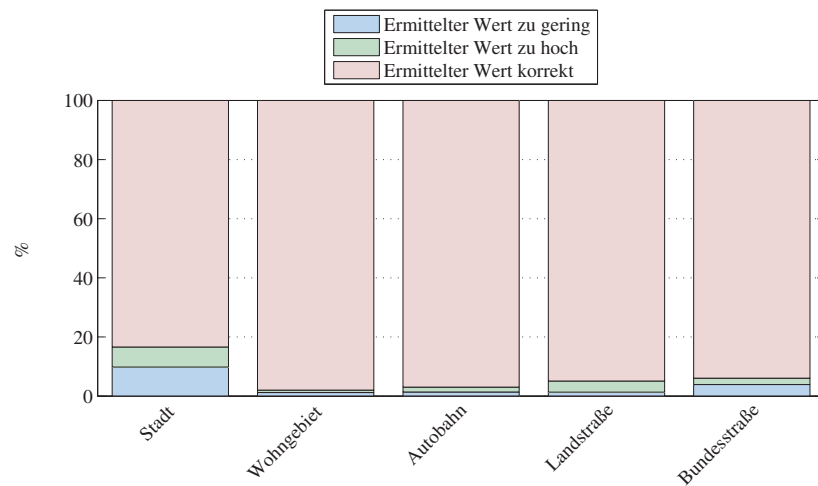


Abbildung 5.20.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse

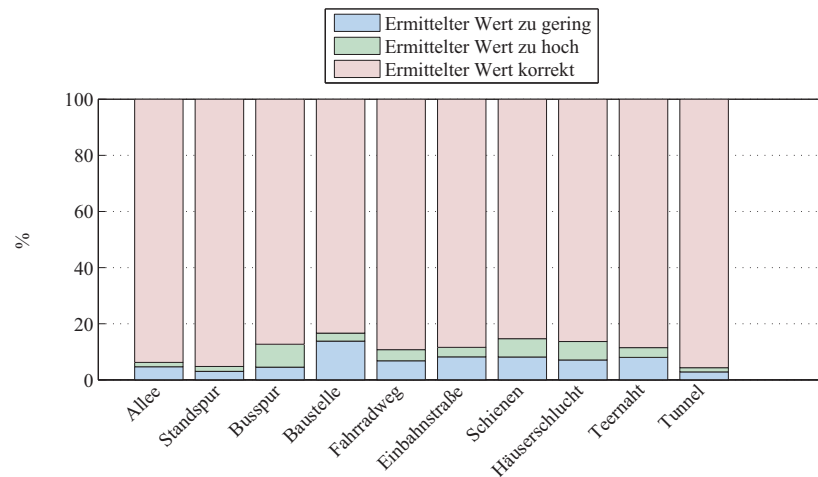


Abbildung 5.21.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen



Abbildung 5.22.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen

Ergebnisse der Auswertung:

Durch die Fusion der Interpretationen aus Linien- und Objektdaten in Verbindung mit selbst erfassten Kartendaten kann die Spurposition von rechts oder links zu 90% erkannt werden, wenn die jeweilige Fahrbahngrenze detektiert wurde. Zu 80% werden die Positionen richtig erfasst, wenn keine Grenze erkannt wurde.

Beste Ergebnisse von mehr als 95% richtiger Detektion der befahrenen Spur liefert der Algorithmus auf Autobahnen. In Städten erreicht er etwas über 80%.

Eine korrekte Anzahl der Spuren aus einer Karte verbessert die Ergebnisse der Bestimmung der aktuell befahrenen Spur erheblich.

5. Bestimmung der aktuell befahrenen Spur

Im Folgenden werden die Ergebnisse dieses Kapitels zusammengefasst.

5.3. Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurden die Ergebnisse für die bestimmte Spuranzahl und Spurposition von links und rechts aus Sensordaten durch weitere Daten ergänzt.

Zunächst wurde untersucht, inwieweit die Ergebnisse bei Erkennung keiner Grenze, verbessert werden können. Hierzu wurden durchgeführte Spurwechsel und die Verwendung der letzten Spurposition bei Detektion einer Grenze ergänzt. Die Ergebnisse fielen schlechter als beim Weglassen dieser Informationen aus. Spätere Untersuchungen zeigten, dass neben falsch erkannten Spurwechseln die Ursache hierfür eine geänderte Spuranzahl rechts oder links vom Fahrzeug ist.

Im nächsten Schritt wurden Attribute aus Kartendaten der Interpretation der Sensordaten hinzugefügt. Als zusätzliche Attribute werden die Spuranzahl, Straßenklasse und das Befinden auf einer Einbahnstraße hinzugenommen. Zunächst wurden PSD, dann die aktuell verwendete Navigationskarte und schließlich die selbst erstellte Karte der Interpretation hinzugefügt. Aufgabe der Arbeit war es, unter anderem zu untersuchen, ob die korrekte Angabe der Spuranzahl aus Kartendaten bzw. aus der PSD-Schnittstelle verbessert werden kann. Auswertungen zeigten, dass dies durch das entwickelte Verfahren der Fall ist. Zu ca. 5% konnte über alle Daten hinweg die Angabe der Spuranzahl verbessert werden. Die Bestimmung der aktuellen Spurposition bei Ermittlung einer der beiden Grenzen ähnelt den Ergebnissen der Fusion der Sensorinterpretationen. Auswertungen mit der Ergänzung durch die Navigationskarte konnten im Laufe der Arbeit aufgrund einer fehlenden Schnittstelle leider nicht durchgeführt werden. Das Hinzufügen der selbst erstellten Karte verbesserte die Ergebnisse zu den ermittelten Spurpositionen von rechts und links nochmals. Die Spurpositionen konnten in der Gesamtauswertung zu mehr als 90% korrekt erkannt werden.

5.3. Zusammenfassung

Im nächsten Kapitel werden die Untersuchungen und Ergebnisse der Arbeit zusammengefasst und ein Ausblick für weitere Arbeiten gegeben.

6. Zusammenfassung und Ausblick

Im Zuge der Weiterentwicklung in der Automobilindustrie in Richtung des pilotierten Fahrens stellt eine hoch genaue Ortung des Fahrzeugs eine Basistechnologie für verschiedene Systeme dar. Beispielsweise kann die Routenführung in der Navigation durch eine exakte Fahrzeuglokalisierung bis auf Spurwechselanweisungen detailliert werden. Zudem kann die Anzeige der Fahrhinweise realitätsnäher gestaltet werden. Des Weiteren profitieren Fahrerassistenzsysteme von einer genauen Fahrzeugposition, wenn sie Kartendaten für ihre Funktionalität verwenden. So ist es möglich, die zur realen Position passenden Attribute zur Verfügung zu stellen. Bei den Car2X-Technologien steht die Kommunikation zwischen dem eigenen Fahrzeug und dessen Umwelt im Vordergrund. Alle Teilnehmer müssen zur Gewährleistung der Funktionalität über eine exakte Positionsangabe verfügen, um die Qualität der Anwendungen sicherzustellen.

In dieser Arbeit wurde untersucht, inwieweit es mit Daten vorausschauender Fahrzeugsensorik in Serienfahrzeugen möglich ist, die Anzahl der Spuren und die befahrene Spur zu ermitteln. Hierzu wurde in Kapitel 1 die Motivation und die Herangehensweise beschrieben. Zur Entwicklung und Validierung der Algorithmen wurde eine 5-tägige Testfahrt durch Süd- und Mitteldeutschland zur Aufzeichnung der Sensordaten durchgeführt. Zur Evaluierung des Systems wurde eine hochgenaue Fahrzeugposition sowie Eigenbewegungsdaten aufgezeichnet, die durch ein Referenzsystem geliefert wurden. Im Nachhinein wurden einige Attribute wie z.B. aktuelle Spurposition, Anzahl der Spuren, Straßenklasse, Straßenbelag, Markierungsgüte oder Verkehrsaufkommen manuell markiert, die für die Auswertung der Algorithmen verwendet wurden.

In Kapitel 2 wurden die Datenquellen für die entwickelten Verfahren beschrieben. Hierzu zählen die Seriensensoren der Eigenbewegungsdaten, die

6. Zusammenfassung und Ausblick

erkannten Linien einer Multifunktionskamera, Objektdaten eines Fernbereichsradars, die Position des Fahrzeugs und Kartendaten eines Navigationssystems.

Der Aufbau eines Umgebungsmodells wurde in Kapitel 3 beschrieben. *Prädiktive Streckendaten* des Navigationssystems liefern die Grundlage für dieses Modell. Um Krümmungsungenauigkeiten der PSD zu umgehen, wurden die Krümmungswerte mit Hilfe weiterer Sensordaten verfeinert. Als Datengrundlage wurden hierbei Klothoiden verwendet, die eine besondere Herausforderung in ihrer Handhabung boten. Zur Verfeinerung der Krümmungswerte, wurden Streckenkrümmungsprädiktionen aus Linien-, Objektdaten und deren Fusion generiert. Final wurde jede einzelne Krümmungsprädiktion mit den PSD fusioniert. Die Auswertungen zeigten, dass die Streckenkrümmungsprädiktion aus Fusion von PSD und Liniendaten die besten Ergebnisse hinsichtlich der Vorausschau liefern. Durch die Fusion konnten Krümmungssprünge der PSD abgeschwächt und die Krümmungswerte verfeinert werden. Nach Optimierungen der Streckenvorausschau kann im nächsten Schritt, wie in [91] beschrieben, diese Krümmungsvorausschau in eine digitale Karte übertragen werden.

Anforderung an das danach beschriebene Linienmodell ist es unter anderem, kurzzeitiges Nichterkennen einzelner oder aller Fahrbahnmarkierungen zu überbrücken. Dies wurde durch den Abgleich der Fahrzeugbewegung mit der Streckenkrümmungsvorausschau und anderweitig erkannten Linien erreicht. Das Linienmodell liefert eine situationsunabhängige Darstellung möglicher Straßenmarkierungen und ergänzt damit die Datenbasis für den Fall, wenn keine Linien an den zugehörigen Positionen detektiert wurden. Die Evaluierung zeigte, dass ein Komplettausfall der Liniendetektion nur für einen bestimmten Zeitintervall überbrückt werden kann. Dies liegt an den Ungenauigkeiten in den Eigenbewegungsdaten und der Streckenkrümmungsvorausschau. Im letzten Schritt wurden die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Objektdaten für jede Spur anhand dieses Modells bestimmt.

In Kapitel 4 wurde die Interpretation der Daten des Umfeldmodells beschrieben. Anhand des Linienmodells sollen Spurwechsel erkannt werden, obwohl die überfahrene Linie nicht erkannt wurde. Auswertungen zeigten, dass dieses System noch stark von der Qualität der Linienerkennung

abhängt (z.B. nasse Fahrbahn oder schlechte Markierungsqualität). Eine Weiterentwicklung dieses Verfahrens ist notwendig, um sich auf einen detektierten Spurwechsel verlassen zu können. Durch Einbeziehung weiterer Attribute, die auf einen Spurwechsel hinweisen, wie z.B. das Setzen des Blinkers oder andere Fahrerhandlungen, die auf ein baldiges Durchführen eines Spurwechsels hinweisen, kann das Verfahren erweitert werden.

Des Weiteren wurde in diesem Kapitel bestimmt, inwieweit es durch Interpretation der Linienarten möglich ist, Nachbarspuren oder Fahrbahngrenzen zu erkennen. Eine Spurposition ist nur dann ermittelbar, wenn mindestens eine Grenze detektiert wurde, was zu 60% der Fall war. Trotz der sehr allgemeinen Interpretation der Linienarten gibt es immer wieder Szenarien, die gegen die definierten Regeln verstoßen (z.B. Baustellen). Jedoch konnte durch das entwickelte Verfahren in der Gesamtauswertung zu 85%, bei Erkennung der rechten Grenze, die Position von dieser aus korrekt bestimmt werden. Zu 95% war es möglich, durch die links erkannte Grenze, die Position von dieser aus richtig zu erkennen. Die Anzahl der Spuren kann nur detektiert werden, wenn die rechte und linke Fahrbahngrenze erfasst wurde. Dies konnte zu ungefähr 80% erreicht werden. Die weiteren Auswertungen lassen eine detaillierte Analyse der Ergebnisse zu. Im Anschluss an die Interpretation der Liniendaten wurden die Aufenthaltswahrscheinlichkeiten der Objekte pro Spur durch die Methode von Dempster-Shafer verknüpft, um auf weitere Nebenspuren oder Fahrbahngrenzen zu schließen. Die Grenzen und Nebenspuren rechts oder links vom Fahrzeug und somit die Spurposition wurden im Gesamtergebnis zu 85% richtig erkannt. Die Zuverlässigkeit für die Bestimmung der Anzahl der Spuren stellte sich bei den Objekten als schwieriger heraus als bei den Liniendaten. Zu 70% war es möglich, die Spuranzahl bei Erkennung beider Fahrbahngrenzen korrekt zu erfassen. Mit diesem Ansatz wurde mindestens eine Grenze bei 70% des gesamten Datensatzes erkannt.

Für die Fusion der beiden Interpretationen wurde ein Ansatz gewählt, der diese bestmöglich kombiniert. Kann nur ein Sensor eine Aussage zu einer Spur liefern, so wird diese übernommen. Stimmen die Aussagen überein, so wird die Aussage verwendet. Bei widersprüchlichen Aussagen der verschiedenen Sensorsysteme werden die Aussagen verworfen. Durch diesen Ansatz konnte die Detektion von mindestens einer Grenze zu 90% erreicht werden. Auswertungen des Verfahrens haben ergeben, dass die Anzahl der Spuren zu 75% korrekt erfasst wurde. Die Spurposition von rechts oder links wurde mit 85% richtig erkannt.

6. Zusammenfassung und Ausblick

In Kapitel 5 wurde die Bestimmung der aktuellen Spur in Verbindung mit weiteren Eingangsdaten untersucht. Zunächst wurden diejenigen Fälle betrachtet, in denen keine Grenzen erkannt wurden. Wurde eine Grenze erkannt, so kann die aktuelle Spur von dieser aus über die Interpretation bestimmt werden. Wurde keine Grenze erfasst, so ist die aktuelle Spurposition ungewiss, da nicht sicher gesagt werden kann, ob rechts oder links außerhalb des Sichtfeldes der Sensoren noch Spuren vorhanden sind. Daher wurde ein Ansatz gewählt, der die zuletzt bestimmte Spur aus der Interpretation verwendet, während eine Grenze detektiert wurde. Eine Reduzierung auf die erfassten Spurwechsel erfolgte, wenn keine Grenze mehr erkannt wurde. Ergebnisse der Auswertungen zeigten, dass die Verwendung dieses Verfahrens alleine nicht ausreicht. Das Wissen über die Änderung der Spuranzahl ist wesentlich.

Daraufhin wurde untersucht, inwieweit die korrekte Anzahl der Spuren und die Spurpositionen anhand von Kartendatenattributen, wie Anzahl der Spuren, Straßenklasse oder das Befinden auf einer Einbahnstraße das Ergebnis beeinflusst. Zunächst wurde dies mit den Daten der PSD analysiert. Es zeigte sich, dass durch Interpretation der Sensordaten die Anzahl der Spuren zu 75% korrekt erkannt wurde. Damit wurde eine Verbesserung des Attributes der Spuranzahl aus PSD in Städten um ca. 10% erreicht. Die aktuell befahrene Spur konnte von der erfassten Grenze aus zu 85% korrekt erkannt werden. Nachdem eine Auswertung mit der Verwendung der aktuellen Navigationskarte aufgrund einer fehlenden Zugriffsmöglichkeit während der Arbeit verwehrt blieb, wurde die Auswertung mit der selbst erstellten Karte durchgeführt. Durch diese Karte war es möglich, die Spurposition von links oder rechts zu 90% zu ermitteln. Auch wenn keine Grenzen erkannt wurden, konnte eine Bestimmung der aktuellen Spur zu 80% gewährleistet werden. Dies hängt mit dem Wissen über die Änderungen der Spuranzahl links und rechts vom Fahrzeug zusammen.

Aufbauend auf dieser Arbeit können die Algorithmen durch weitere Kartenattribute ergänzt werden, um eine bessere Detektion der befahrenen Spur zu ermöglichen. Mit Hilfe des Wissens, welche Straßenmarkierungen (Linien, Pfeile, etc.) auf den Straßen vorhanden sind, kann die Interpretation der Liniendaten für die Fahrtrichtungsbestimmung verbessert werden. Ein

Abgleich der erkannten Linien durch die Multifunktionskamera mit den in den Kartendaten hinterlegten Attributen kann Interpretationen bestärken, eventuelle Fehlinterpretationen vermeiden oder eine Aussage über die Bewegungsrichtung auf einer Spur ermöglichen.

Sind Sonderspuren wie Standspur, Bus-/Taxispur oder ein Fahrradweg hinterlegt, weisen diese auf eine Abtrennung durch eine breite durchgezogene oder gestrichelte Linie mit kurzer Lücke hin. In diesem Fall muss bei der Fusion der ermittelten Fahrtrichtungen aus Linien- und Objektdaten beachtet werden, dass die Spur rechts neben dieser Markierung immer als Grenze gekennzeichnet wird, auch wenn sich bewegte Objekte auf dieser befinden. Zudem kann in diesem Fall eine Klassifikation der Objektdaten hilfreich sein.

Standspuren weisen die Besonderheit auf, dass sich auf ihnen keine bewegten Objekte befinden und sie sehr oft durch ein reflektierendes stehendes Objekt, wie z.B. eine Leitplanke, abgeschlossen werden. Für die Spur kann anhand der Objektdaten keine Aussage für die Bewegungsrichtung getroffen werden. Ist jedoch das Wissen über eine Standspur vorhanden, so kann sicher von einer nicht zu befahrenden Spur ausgegangen werden.

Zusätzlich zum Abgleich mit aktualisierten Kartendaten muss die verwendete Sensorik weiterentwickelt werden, um die Leistungsfähigkeit des Ansatzes zu steigern. Die Linienerkennung sollte, insbesondere für den innerstädtischen Bereich, zusätzlich optimiert werden, damit auch die beschriebenen Herausforderungen im urbanen Bereich zuverlässig gelöst werden können. Eine erhebliche Verbesserung der Ergebnisse zur Bestimmung der aktuellen Fahrspur kann durch eine zuverlässige Klassifikation der Objekte erreicht werden. Das Wissen, ob es sich um Fahrzeuge, Busse, Fußgänger oder andere Objekte handelt, könnte entscheidend sein.

Sind diese Weiterentwicklungen in die Algorithmen eingepflegt und validiert, so kann die ermittelte Anzahl der Fahrspuren in eine Karte abgelegt werden, um somit die Kartendaten immer auf dem aktuellsten Stand zu halten. So können z.B. Fahrbahnverengungen oder -erweiterungen durch Baustellen in den Kartendaten verfügbar gemacht werden.

Wie in [92] beschrieben, kann in einem weiteren Schritt die ermittelte Spurposition, abhängig von der Anzahl der Spuren, in globale Koordinaten

6. Zusammenfassung und Ausblick

transformiert werden. Hierdurch kann schließlich die absolute Position in lateraler Ablage verbessert werden.

Abbildungsverzeichnis

1.1.	Nummerierung der Spuren	5
1.2.	Erster Ansatz zur Bestimmung der aktuell befahrenen Spur	5
1.3.	Krümmungsverlauf der Straße vor dem Fahrzeug	7
1.4.	Winkel des Fahrzeugs zur Straße	7
1.5.	Aufbau der Arbeit	8
1.6.	Verbauorte der verwendeten Sensoren	10
1.7.	Übersicht der Route zur Datenaufnahme	11
2.1.	Übersicht der Eingangsdaten	15
2.2.	Koordinatensystem des Fahrzeugs mit Fahrdynamik-größen	16
2.3.	Trajektorienpunkte (x_{t_1}/y_{t_1}) , (x_{t_2}/y_{t_2}) und Gierwinkel γ_{t_1} , γ_{t_2} mit dem Fahrtbeginn als Ursprung (x_{t_0}/y_{t_0})	18
2.4.	Durchschnittliche Ungenauigkeiten des Geschwindigkeitssi- gnals in den verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen	20
2.5.	Durchschnittliche Ungenauigkeiten der Gierrate in den ver- schiedensten Geschwindigkeitsbereichen	21
2.6.	Durchschnittliche Ungenauigkeiten der Querbeschleunigung in den verschiedenen Geschwindigkeitsbereichen	21
2.7.	Koordinatensysteme der Linienerkennung	23
2.8.	Baumstruktur der PSD	28
2.9.	Vergleich des Krümmungsverlaufs der PSD und der mit dem Fahrzeug gefahrenen Krümmung auf einer Autobahn	30
2.10.	Vergleich des Krümmungsverlaufs der PSD und der mit dem Fahrzeug gefahrenen Krümmung in der Stadt	30
2.11.	Übersicht des Positionierungsmoduls des Navigations-systems 31	
2.12.	Die GPS-Satelliten-Konstellation [36]	32
2.13.	Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX	35

2.14. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, $50 - 100$ km/h, $101 - 150$ km/h, > 150 km/h)	35
2.15. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)	36
2.16. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)	36
2.17. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten eines GPS-Empfängers am Beispiel der Firma HOLUX abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)	37
2.18. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger	38
2.19. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, $50 - 100$ km/h, $101 - 150$ km/h, > 150 km/h)	39
2.20. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)	39
2.21. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)	40
2.22. Durchschnittliche Ortungsgenauigkeiten des Positionierungsmoduls der Navigation im Versuchssträger abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)	40
3.1. Umgebungsmodell	44
3.2. Einordnung des Umgebungsmodells in das Gesamtkonzept	45
3.3. Ablaufdiagramm des 1. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion	46
3.4. Ablaufdiagramm des 2. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion	47

3.5. Ablaufdiagramm des 3. Ansatzes für die Ermittlung der Streckenkrümmungsprädiktion	47
3.6. Die Klothoide als Übergangskurve	48
3.7. Cornu'sche Spirale mit einer Krümmungsänderung von $c_1 = 2$	49
3.8. Klothoidensegment	51
3.9. Annäherung der Klothoide durch Kreisbögen	53
3.10. Vergleich der Klothoidenapproximationen	54
3.11. Einfluss der Klothoidenparameter auf die Kurvenform	55
3.12. Ablaufdiagramm für die Ermittlung der Streckenkrümmungsvorausschau aus Liniendaten	55
3.13. Verschiebung der Egolinien in die Mitte der Stoßstange des Fahrzeugs	56
3.14. Ergebnisse der Approximationen eines parallelen Klothoidensegmentes	58
3.15. Fusion der Klothoidensegmente gleicher Länge	60
3.16. Fusion der Klothoidensegmente ungleicher Länge	60
3.17. Ablaufdiagramm für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau aus Objektdaten	62
3.18. Ablaufdiagramm für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau im Nahbereich	67
3.19. Finaler Schritt für die Bestimmung der Streckenkrümmungsvorausschau	68
3.20. Fusion der verbundenen Klothoidensegmente	69
3.21. Verbindung der fusionierten Klothoidensegmente mit den PSD	70
3.22. Krümmungsverlauf der Streckenprädiktionen in der Stadt	76
3.23. Krümmungsverlauf der mit PSD fusionierten Streckenprädiktionen in der Stadt	77
3.24. Krümmungsverlauf der Streckenprädiktionen auf der Autobahn	77
3.25. Krümmungsverlauf der mit PSD fusionierten Streckenprädiktionen auf der Autobahn	78
3.26. Eingangsdaten für das Linienmodell	79
3.27. Aufbau des Linienmodells	80
3.28. Abstände zu Beginn und zum Ende der Straßenmarkierungen	85

3.29. Auswertung der lateralen Linienpositionen bei einer Fahrt durch Köln	87
3.30. Auswertung der lateralen Linienpositionen während einer Autobahnauffahrt	88
3.31. Auswertung der Gierwinkeldifferenz bei einer Fahrt durch eine Stadt	89
3.32. Auswertung der Gierwinkeldifferenz während einer Autobahnauffahrt	89
3.33. Unterschied der Krümmungsverläufe aus PSD und Fahrzeug	90
3.34. Eingangsdaten für das Objektmodell	91
3.35. Kürzester Abstand zwischen Punkt und Gerade in einer Ebene	92
3.36. Kürzester Abstand zwischen Punkt und Kreis in einer Ebene	93
3.37. Einordnung der Objekte in Spuren	93
4.1. Ablauf der Dateninterpretation	98
4.2. Ablauf der Spurwechselbestimmung	98
4.3. Erkennungsrate von Spurwechseln in Abhängigkeit verschiedener Witterungsbedingungen	99
4.4. Erkennungsrate von Spurwechseln in Abhängigkeit der Straßenklasse	100
4.5. Eingangsdaten der Fahrtrichtungsbestimmung durch Liniendaten	102
4.6. Ermittlung der Bewegungsrichtung anhand der Linienarten (inkl. Nummerierung). Die Pfeile weisen auf die Spur hin, für welche die Aussage getroffen wird.	103
4.7. Mögliche Fahrbahnlinien rechts neben dem Fahrzeug	104
4.8. Mögliche Fahrbahnlinien links neben dem Fahrzeug	104
4.9. (a) eigene Fahrtrichtung, (b) entgegengesetzte Fahrtrichtung, (c) Fahrbahnrand, (d) eigene oder entgegengesetzte Fahrtrichtung, (e), eigene Fahrtrichtung oder Fahrbahnrand, (f) entgegengesetzte Fahrtrichtung oder Fahrbahnrand	105
4.10. Ergebnis der Interpretation einer schmal und einer breit durchgezogenen Linie links vom Fahrzeug	105
4.11. Ergebnis der Interpretation einer schmal und einer breit durchgezogenen Linie rechts vom Fahrzeug	106

4.12. Ergebnis der Interpretation einer schmalen gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke links vom Fahrzeug	107
4.13. Ergebnis der Interpretation einer schmalen gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke rechts vom Fahrzeug . . .	107
4.14. Ergebnis der Interpretation einer breiten gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke links vom Fahrzeug	107
4.15. Ergebnis der Interpretation einer breiten gestrichelten Linie mit langer oder kurzer Lücke rechts vom Fahrzeug	108
4.16. Ergebnis der Interpretation der doppelten Linien links vom Fahrzeug	108
4.17. Ergebnis der Interpretation der doppelten Linien rechts vom Fahrzeug	109
4.18. Bestärkung der vorherigen Interpretation der rechts neben dem Fahrzeug erkannten schmalen gestrichelten Linie mit langer Lücke bei weiteren erkannten rechten Linien	110
4.19. Widerlegung der Interpretation der schmalen durchgezogenen und der breiten gestrichelten Linie mit kurzer Lücke von einer Fahrbahngrenze zu einer weiteren Fahrspur in die eigene Fahrtrichtung	110
4.20. Entscheidung für eine weitere Spur in die eigene Fahrtrichtung kann durch weitere erkannte Linien getroffen werden .	111
4.21. Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Liniendaten, wenn Grenzen erkannt wurden	112
4.22. Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Liniendaten, wenn keine Grenzen erkannt wurden.	112
4.23. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts	113
4.24. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links	114
4.25. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung	115

Abbildungsverzeichnis

4.26. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung	115
4.27. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Spuranzahl	116
4.28. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse	117
4.29. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	118
4.30. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	118
4.31. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen	119
4.32. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	119
4.33. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	120
4.34. Eingangsdaten der Fahrtrichtungsbestimmung durch Objektdaten	122
4.35. Evidenzintervall (vgl. [76])	123
4.36. Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Objektdaten, wenn Grenzen erkannt wurden	128
4.37. Gesamtergebnis der Auswertung für die Interpretation der Objektdaten, wenn keine Grenzen erkannt wurden	129
4.38. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts	129

4.39. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung	130
4.40. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung	130
4.41. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Anzahl der Spuren	131
4.42. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse	132
4.43. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	132
4.44. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	133
4.45. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen	133
4.46. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	134
4.47. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	134
4.48. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen	135
4.49. Gesamtergebnis der Auswertung für die Fusion der Interpretationen, wenn Grenzen erkannt wurden	138
4.50. Gesamtergebnis der Auswertung für die Fusion der Interpretationen, wenn keine Grenzen erkannt wurden	138

Abbildungsverzeichnis

4.51. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts	139
4.52. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links	139
4.53. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der rechten Randmarkierung	140
4.54. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der linken Randmarkierung	141
4.55. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Anzahl der Spuren	141
4.56. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse	142
4.57. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	142
4.58. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	143
4.59. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von Sondersituationen	144
4.60. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	144
4.61. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	145
5.1. Ablauf der Bestimmung der aktuell befahrenen Spur	148
5.2. Ablaufdiagramm für die Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Sensordaten und Spurwechsel	149

5.3.	Ablaufdiagramm zur Feststellung, ob ein Überholvorgang durchführt wird oder ob rechts neben die Fahrbahn gefahren wird	150
5.4.	Prüfung zur aktuell ermittelten Spurposition	151
5.5.	Gesamtergebnis der Auswertung für Fusion der Interpretationen, wenn keine Grenzen erkannt wurden, inklusive der Erweiterung durch Spurwechsel und zuletzt bestimmter Position bei Detektion einer Grenze	152
5.6.	Die Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Ergänzung mit PSD	156
5.7.	Prüfung, ob die Spuranzahl sich von rechts oder links verändert hat	157
5.8.	Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn Grenzen erkannt wurden . . .	158
5.9.	Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn keine Grenzen erkannt wurden	158
5.10.	Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Straßenklasse	159
5.11.	Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	160
5.12.	Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit PSD, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	160
5.13.	Abdeckung Extended Lane Informationen (dick schwarz dargestellt) in Ingolstadt	162
5.14.	Ermittlung der Anzahl der Spuren und Spurposition durch Ergänzung mit aktuell in der Navigation verfügbaren Kartenattributen	164
5.15.	Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn Grenzen erkannt wurden	165

Abbildungsverzeichnis

5.16. Gesamtergebnis der Auswertung für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn keine Grenzen erkannt wurden	165
5.17. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von rechts	166
5.18. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Spurposition von links	167
5.19. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	167
5.20. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Straßenklasse	168
5.21. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von rechts für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	168
5.22. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spurposition von links für die Ergänzung der Interpretationen mit der selbst erstellten Karte, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von Sondersituationen	169
A.1. Übersicht der Straßenklasse während der Datenaufnahme	193
A.2. Übersicht der gefahrenen Geschwindigkeiten während der Datenaufnahme	193
A.3. Übersicht der Besonderheiten während der Datenaufnahme	194
A.4. Übersicht der Anzahl der Spuren abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	195
A.5. Übersicht der befahrenen Spur abhängig von der Spuranzahl während der Datenaufnahme (Angaben in km)	195

A.6. Übersicht der rechten Randbegrenzungen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	196
A.7. Übersicht der linken Randbegrenzungen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	196
A.8. Übersicht der Markierungsgüte abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	197
A.9. Übersicht der Tageszeit abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	197
A.10. Übersicht der Wetterlage abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	198
A.11. Übersicht der Verkehrsaufkommen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	198
A.12. Übersicht der Straßenbeläge abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)	199
B.1. Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox	201
B.2. Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, 50 -100 km/h, 101 - 150 km/h, > 150 km/h)	202
B.3. Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)	202
B.4. Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)	203
B.5. Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)	203
C.1. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Markierungsgüte	205

Abbildungsverzeichnis

C.2. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte . . .	206
C.3. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte . . .	206
C.4. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Straßenbelag	207
C.5. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag	207
C.6. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag	208
C.7. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	208
C.8. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	209
C.9. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	209
C.10. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen	210
C.11. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen . . .	210
C.12. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen . . .	211

C.13. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	212
C.14. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	213
C.15. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	213
C.16. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen . . .	214
C.17. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen . . .	214
C.18. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Markierungsgüte	215
C.19. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte	216
C.20. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte	216
C.21. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Straßenbelag	217
C.22. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag	217
C.23. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag	218

Abbildungsverzeichnis

C.24. Ergebnis der Auswertung zur Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen	218
C.25. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen	219
C.26. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen	219
C.27. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	220
C.28. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	220
C.29. Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit	221

A. Auswertung der Testfahrt

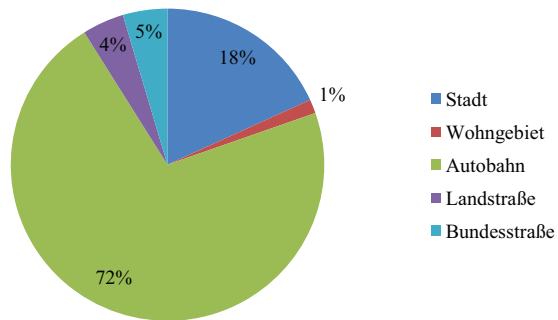


Abbildung A.1.: Übersicht der Straßenklasse während der Datenaufnahme

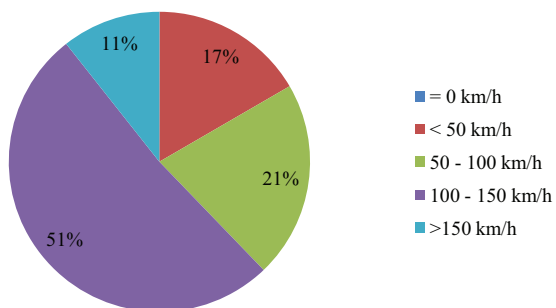


Abbildung A.2.: Übersicht der gefahrenen Geschwindigkeiten während der Datenaufnahme

A. Auswertung der Testfahrt

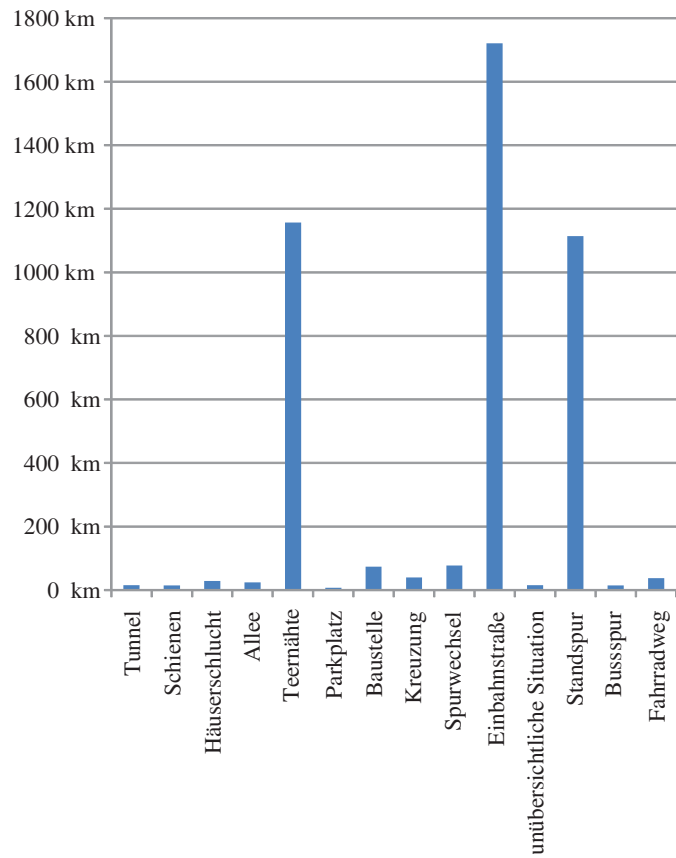


Abbildung A.3.: Übersicht der Besonderheiten während der Datenaufnahme

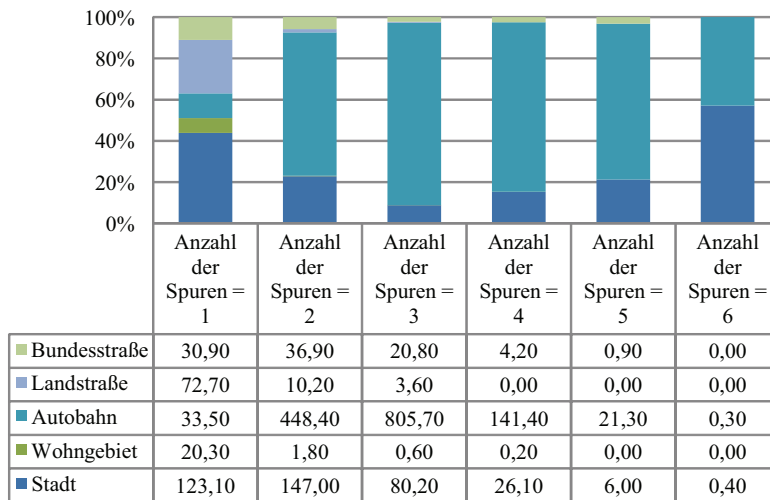


Abbildung A.4.: Übersicht der Anzahl der Spuren abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

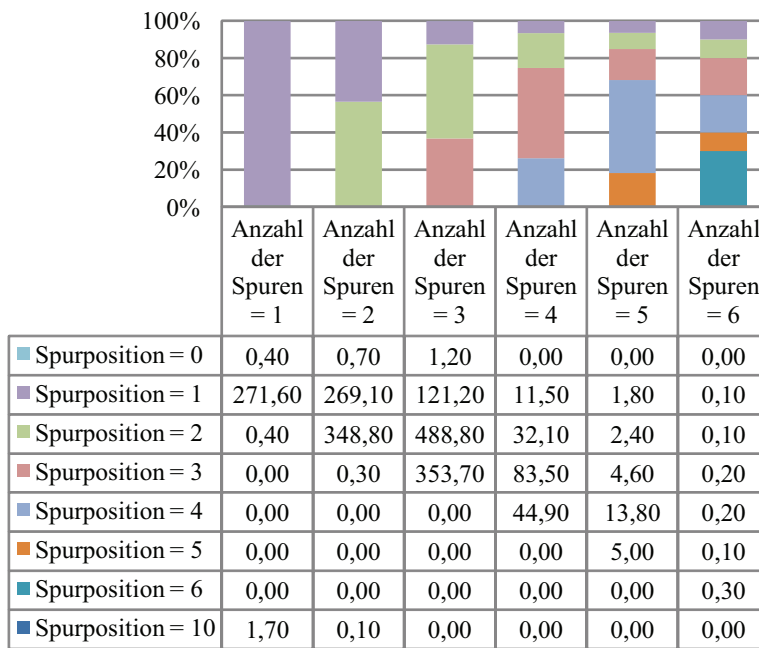


Abbildung A.5.: Übersicht der befahrenen Spur abhängig von der Spuranzahl während der Datenaufnahme (Angaben in km)

A. Auswertung der Testfahrt

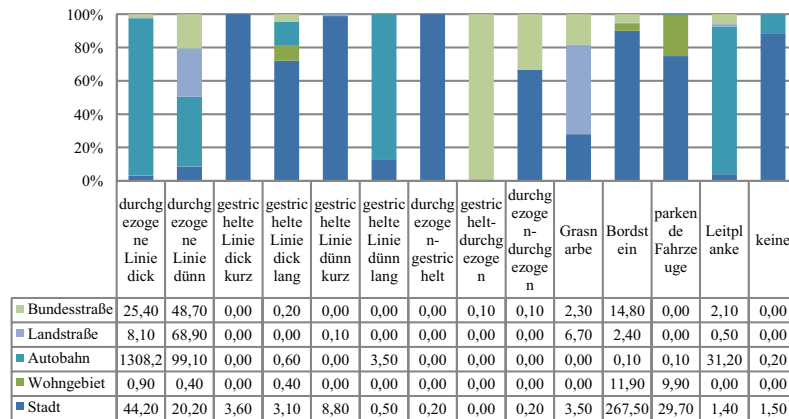


Abbildung A.6.: Übersicht der rechten Randbegrenzungen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

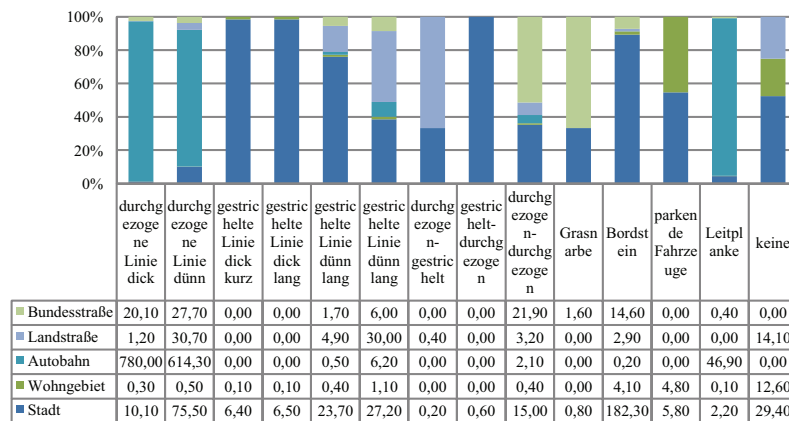


Abbildung A.7.: Übersicht der linken Randbegrenzungen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

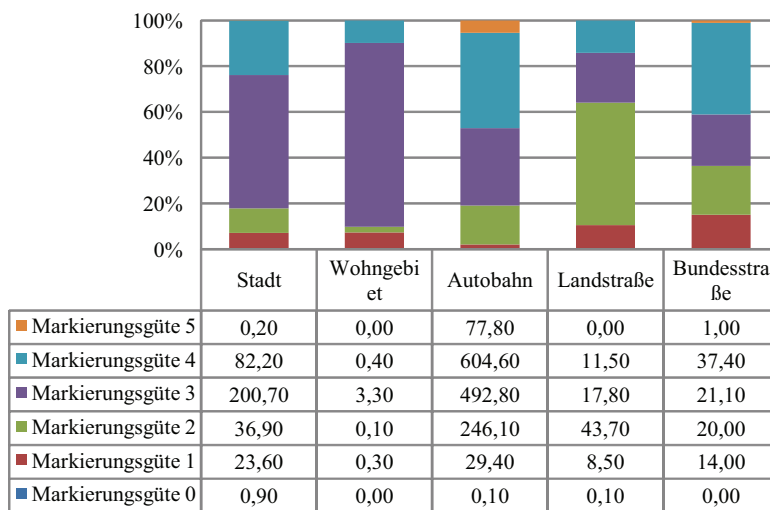


Abbildung A.8.: Übersicht der Markierungsgüte abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

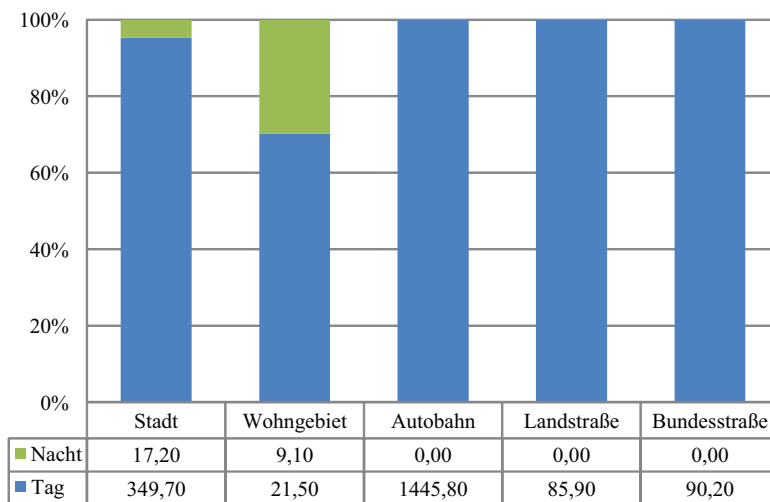


Abbildung A.9.: Übersicht der Tageszeit abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

A. Auswertung der Testfahrt

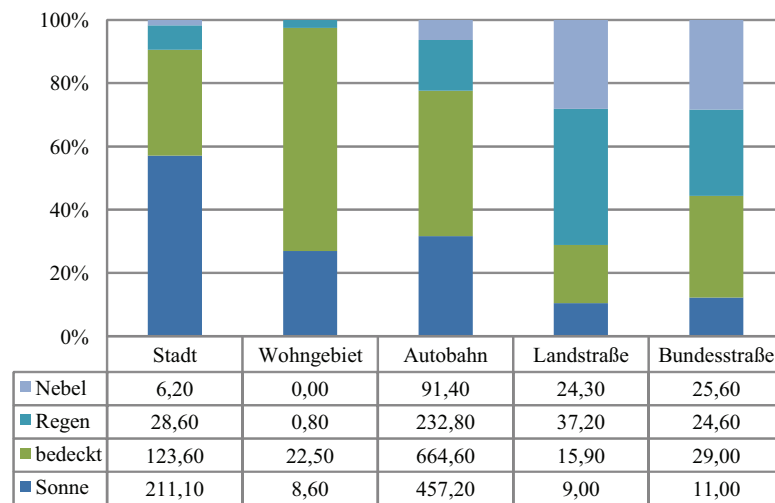


Abbildung A.10.: Übersicht der Wetterlage abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

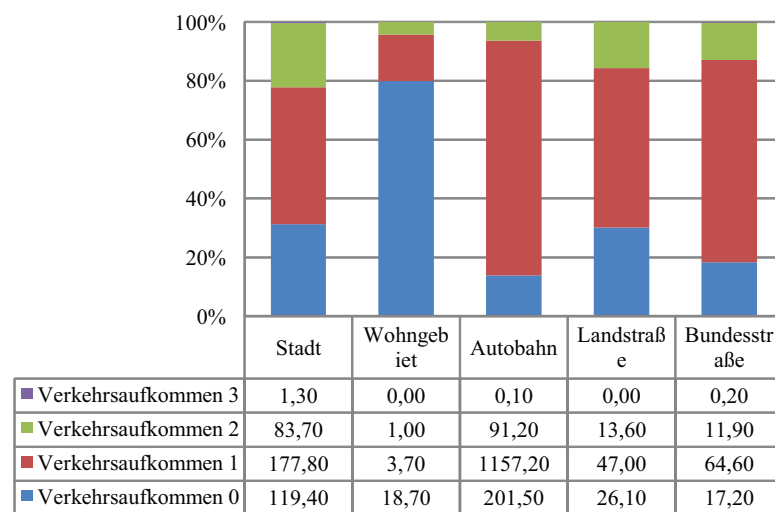


Abbildung A.11.: Übersicht der Verkehrsaufkommen abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

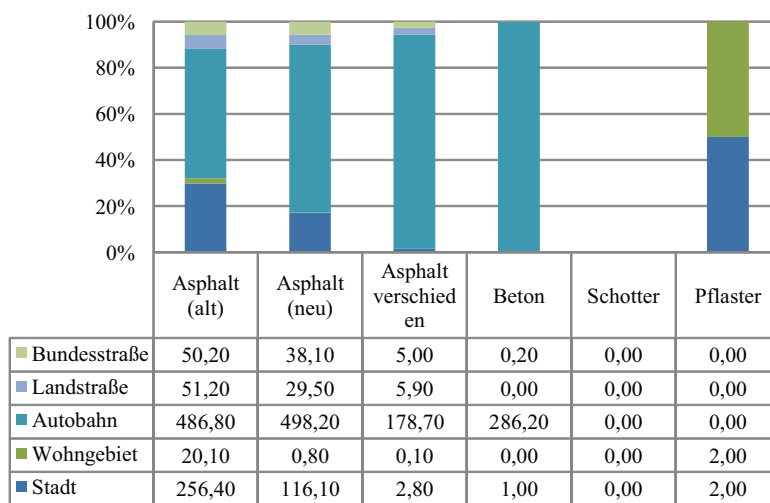


Abbildung A.12.: Übersicht der Straßenbeläge abhängig von der Straßenklasse während der Datenaufnahme (Angaben in km)

B. Genauigkeit des Positionierungsmoduls der Referenzbox

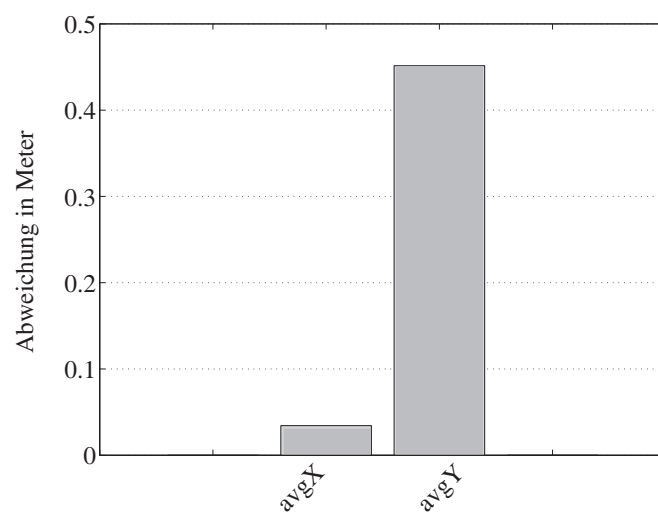


Abbildung B.1.: Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox

B. Genauigkeit des Positionierungsmoduls der Referenzbox

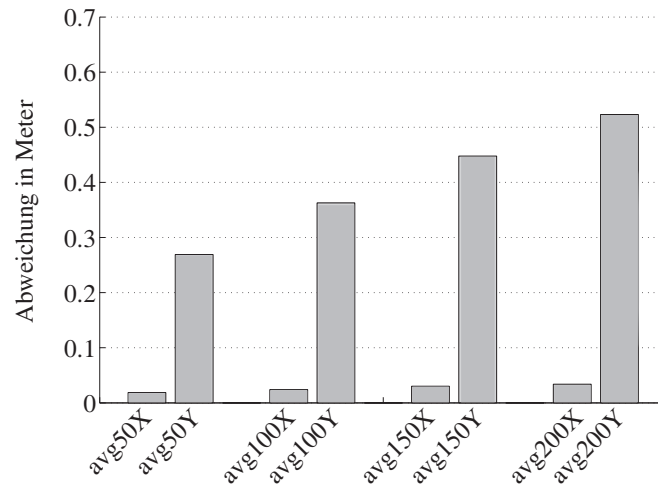


Abbildung B.2.: Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von vier Geschwindigkeitsintervallen (< 50 km/h, 50 -100 km/h, 101 - 150 km/h, > 150 km/h)

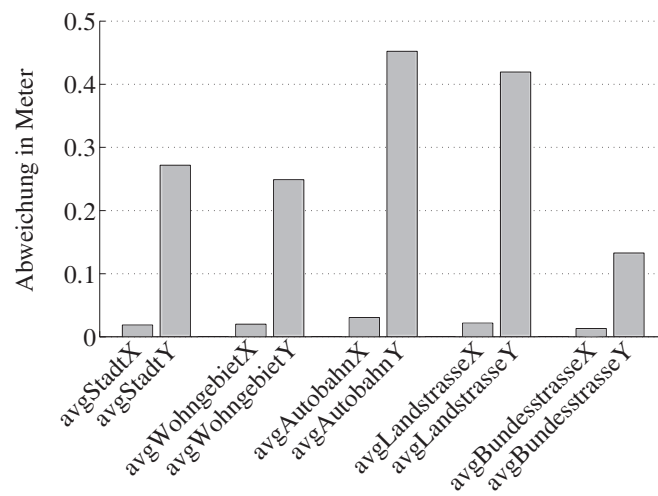


Abbildung B.3.: Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von der Straßenklasse (Stadt, Wohngebiet, Autobahn, Landstraße, Bundesstraße)

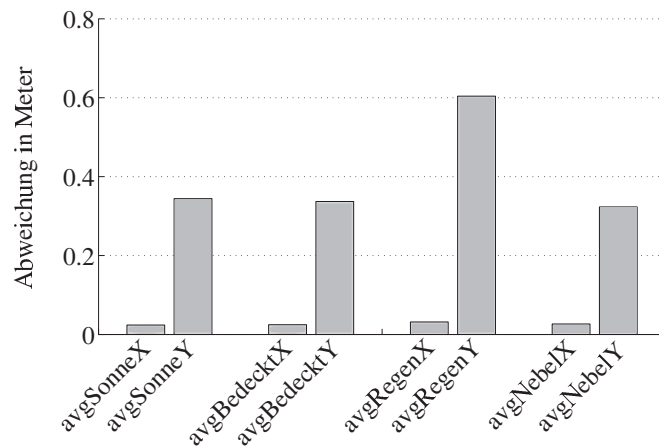


Abbildung B.4.: Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von den Witterungsbedingungen (Sonne, bedeckt, Regen, Nebel)

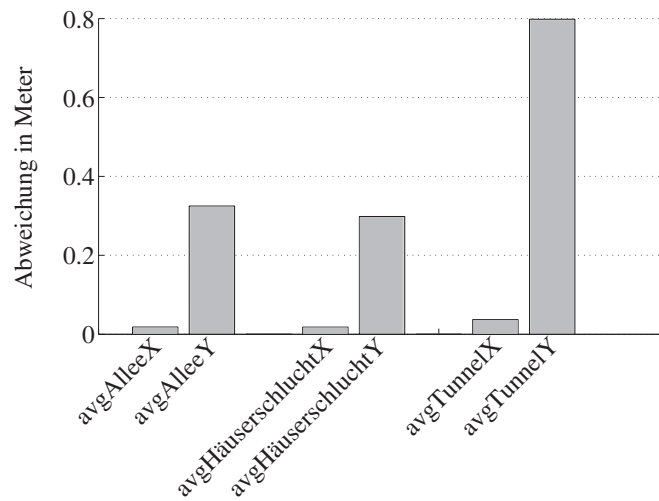


Abbildung B.5.: Standardabweichung des Positionierungsmoduls der Referenzbox abhängig von der Bebauung (Allee, Häuserschlucht, Tunnel)

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

C.1. Auswertungen zur Interpretation der Linienerkennung

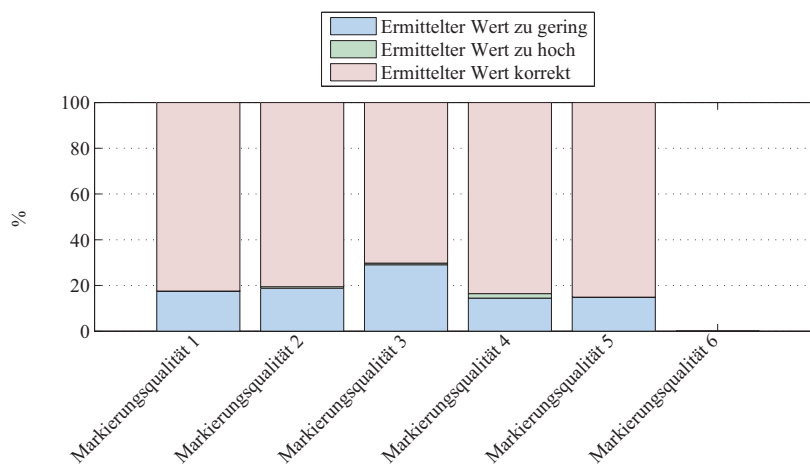


Abbildung C.1.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Markierungsgüte

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

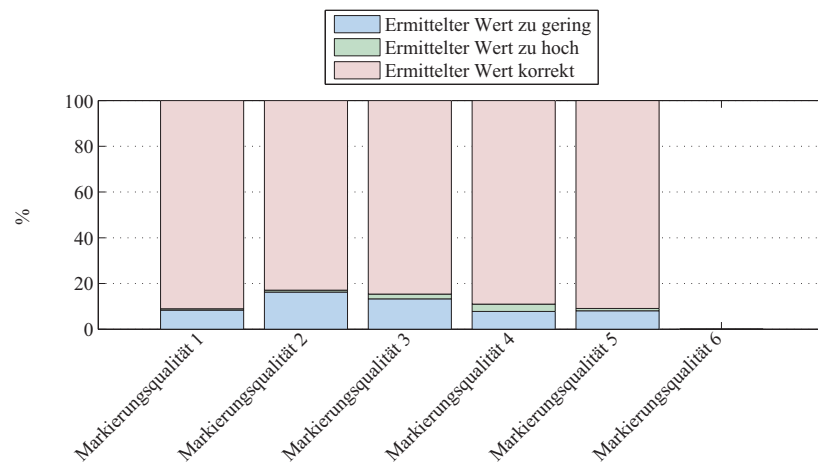


Abbildung C.2.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte

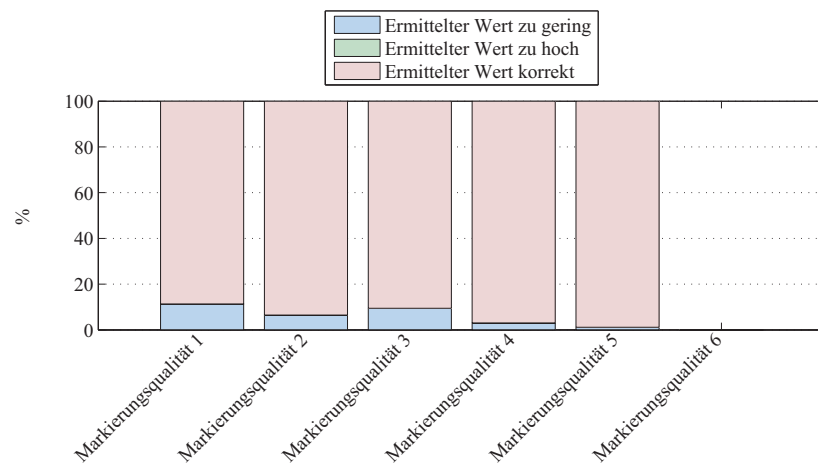


Abbildung C.3.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte

C.1. Auswertungen zur Interpretation der Linienerkennung

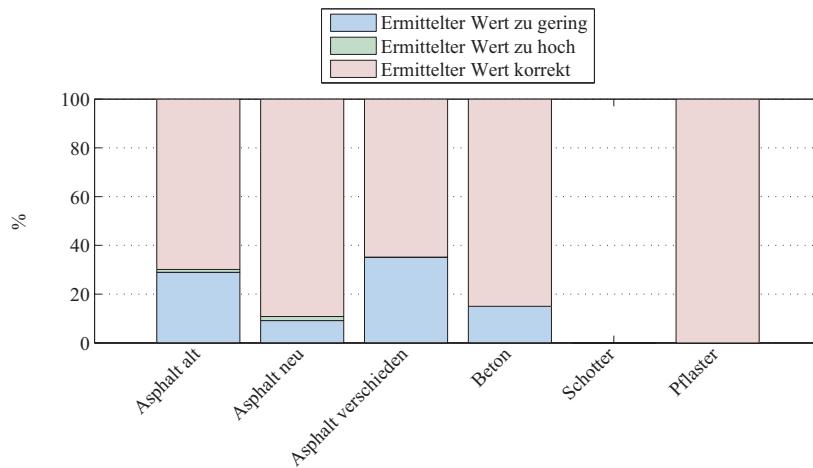


Abbildung C.4.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Straßenbelag

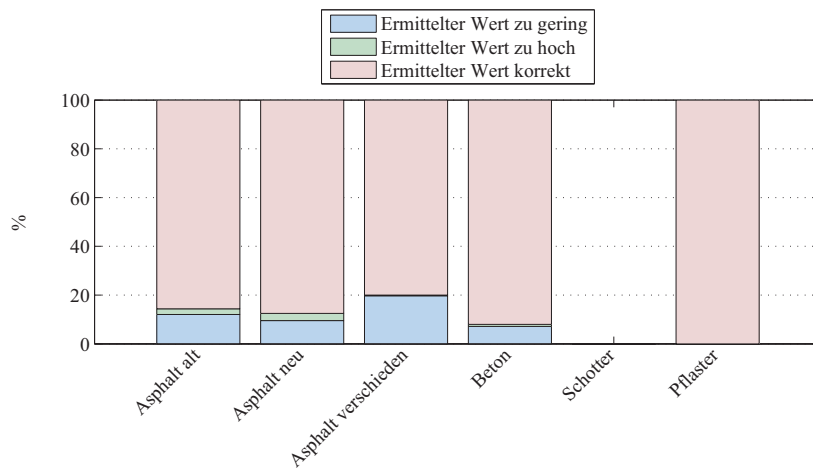


Abbildung C.5.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

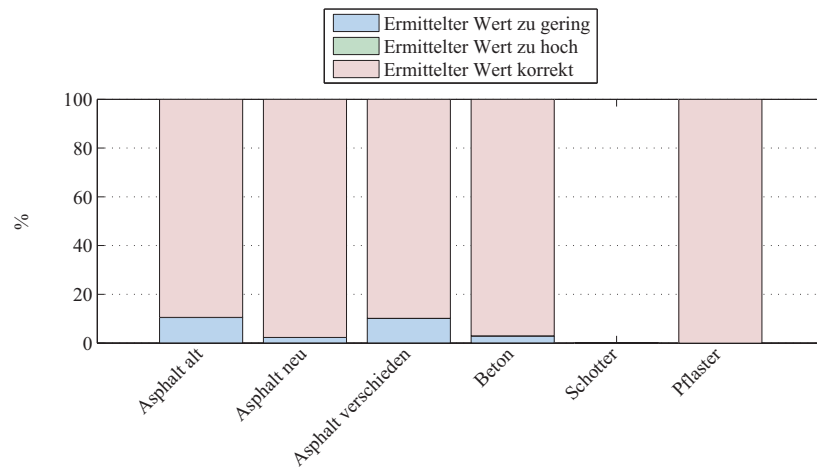


Abbildung C.6.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag

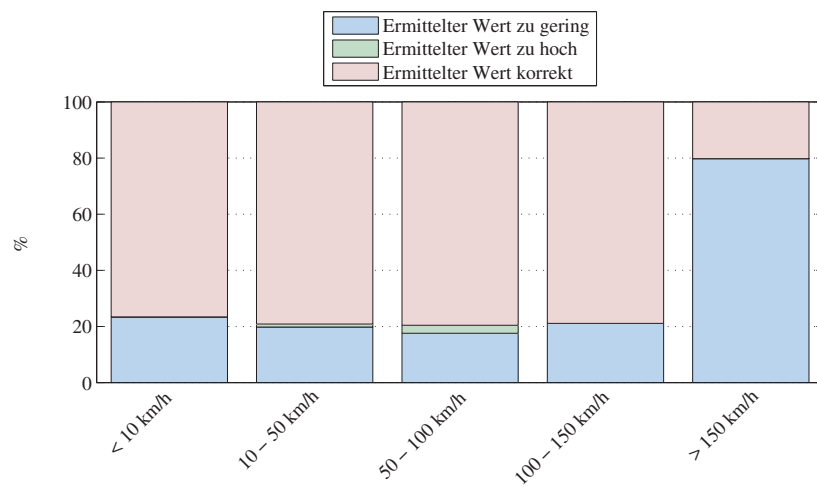


Abbildung C.7.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

C.1. Auswertungen zur Interpretation der Linienerkennung

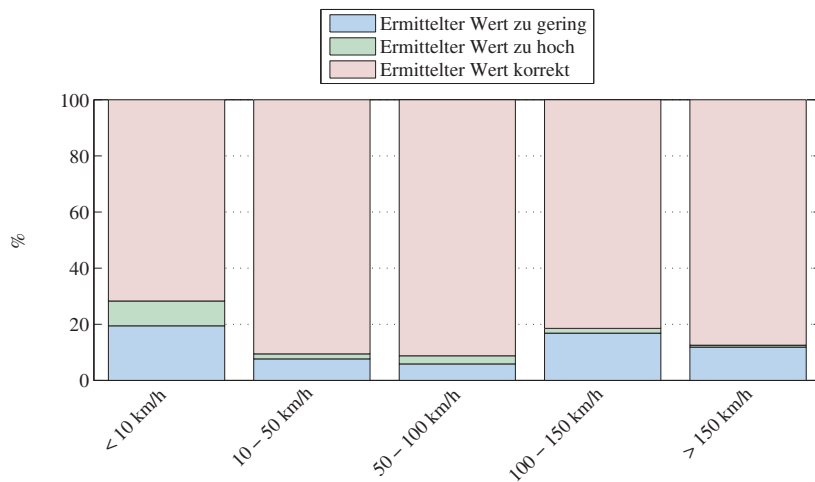


Abbildung C.8.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

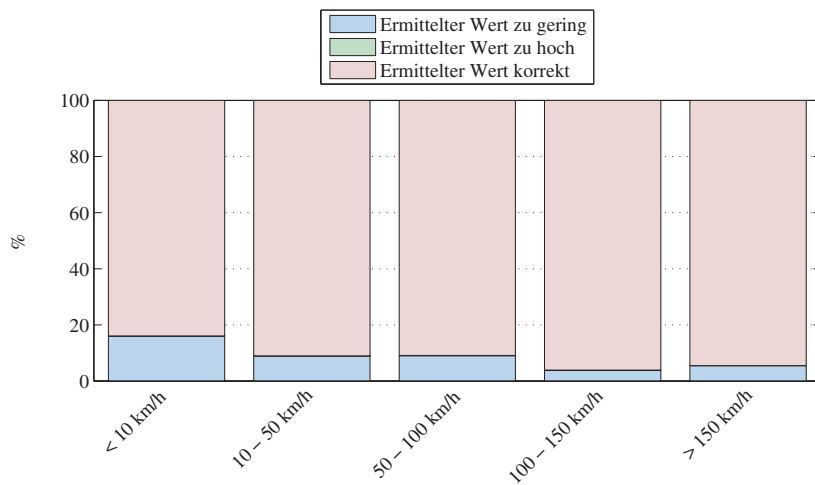


Abbildung C.9.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

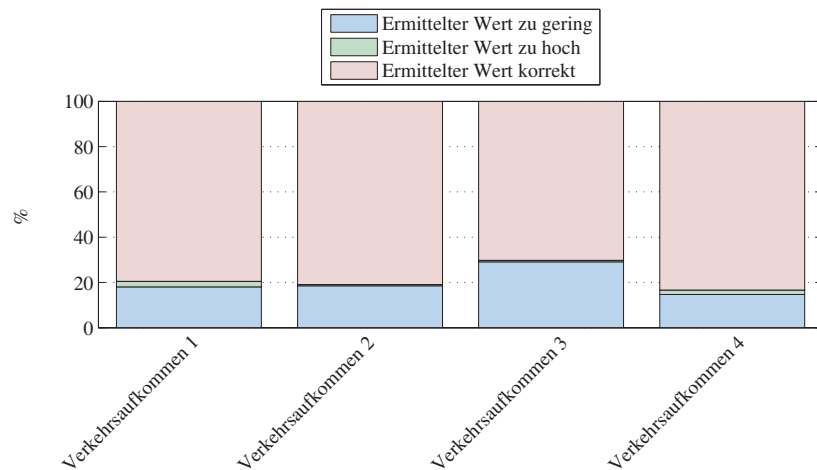


Abbildung C.10.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Liniendaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen

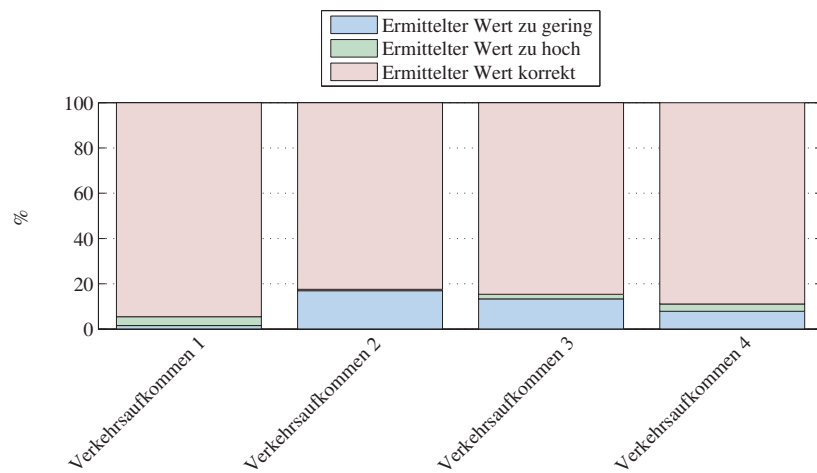


Abbildung C.11.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Liniendaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

C.1. Auswertungen zur Interpretation der Linienerkennung

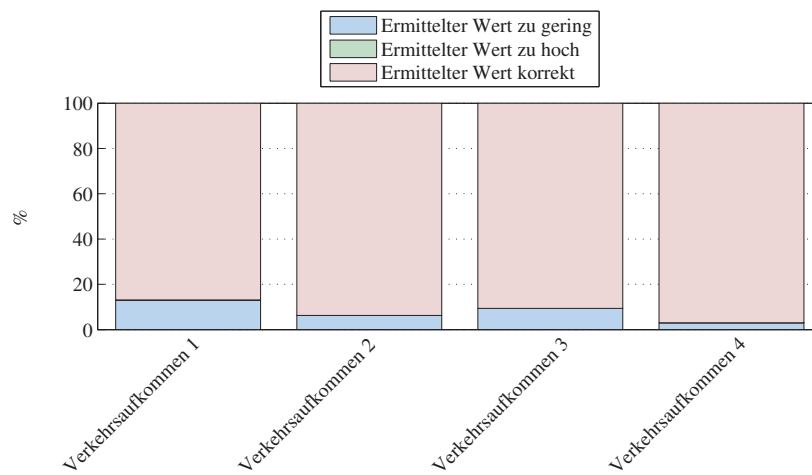


Abbildung C.12.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Liniendaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

C.2. Auswertungen zur Interpretation der Objektdaten

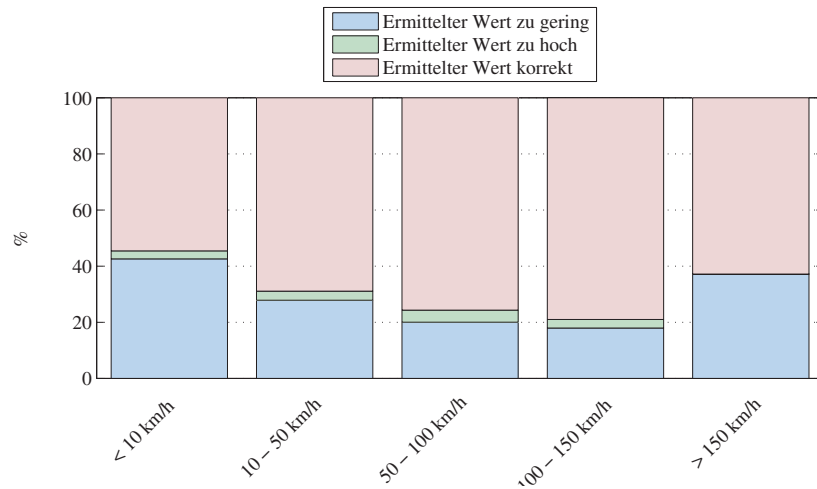


Abbildung C.13.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Interpretation der Objektdaten, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

C.2. Auswertungen zur Interpretation der Objektdaten

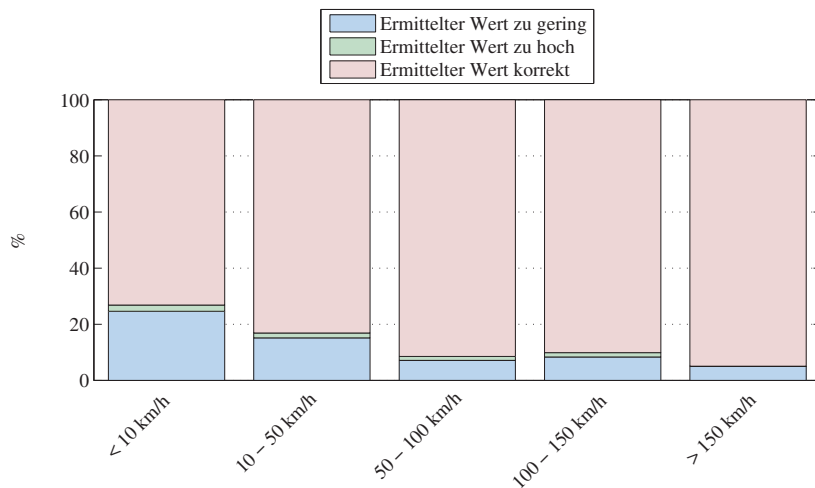


Abbildung C.14.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

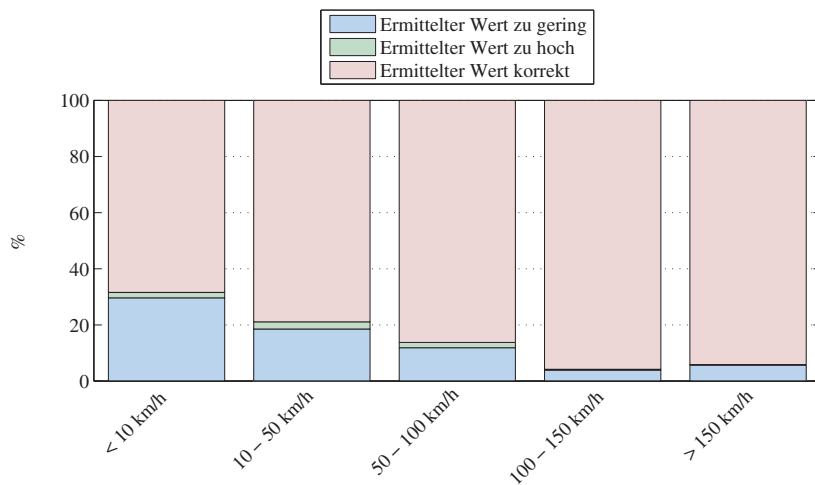


Abbildung C.15.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

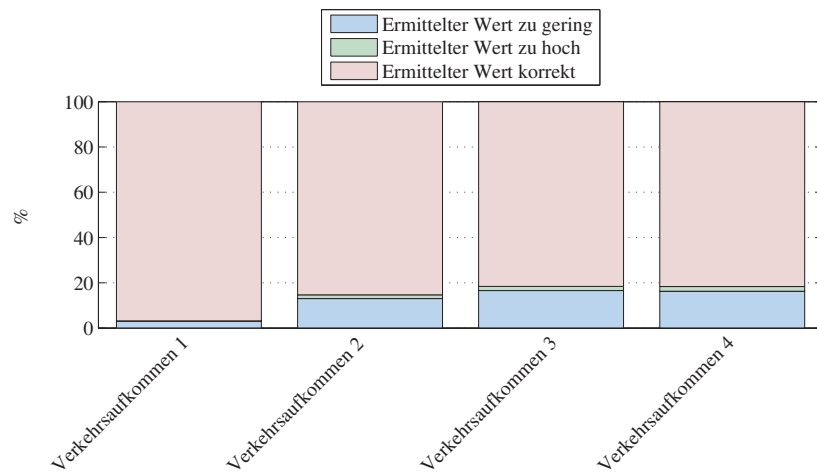


Abbildung C.16.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Interpretation der Objektdaten, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

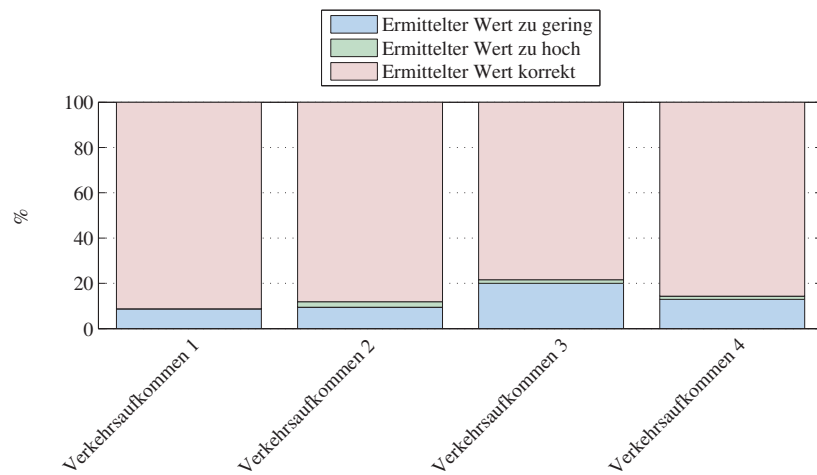


Abbildung C.17.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Interpretation der Objektdaten, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

C.3. Auswertungen zur Fusion der Interpretationen

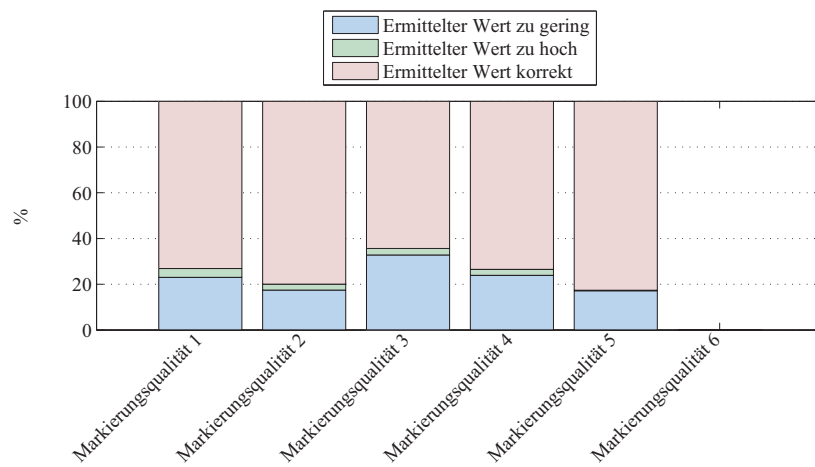


Abbildung C.18.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der Markierungsgüte

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

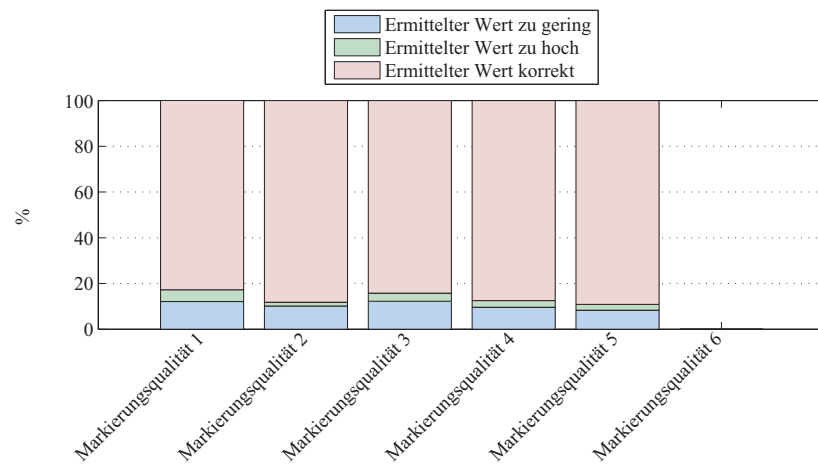


Abbildung C.19.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte

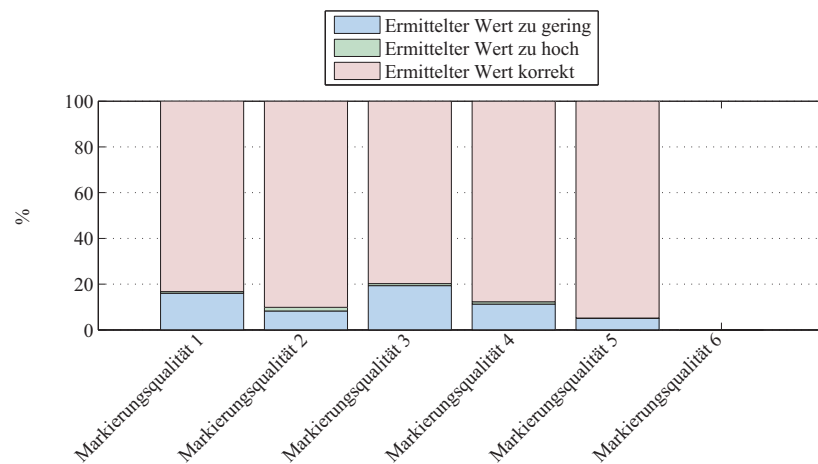


Abbildung C.20.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der Markierungsgüte

C.3. Auswertungen zur Fusion der Interpretationen

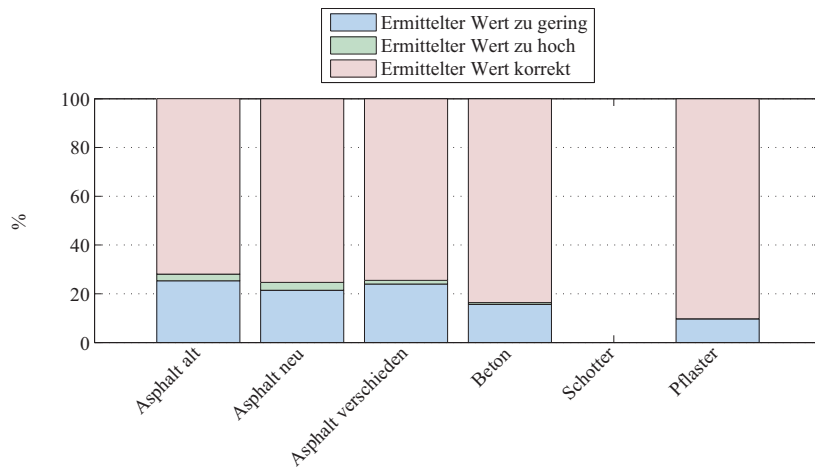


Abbildung C.21.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Straßenbelag

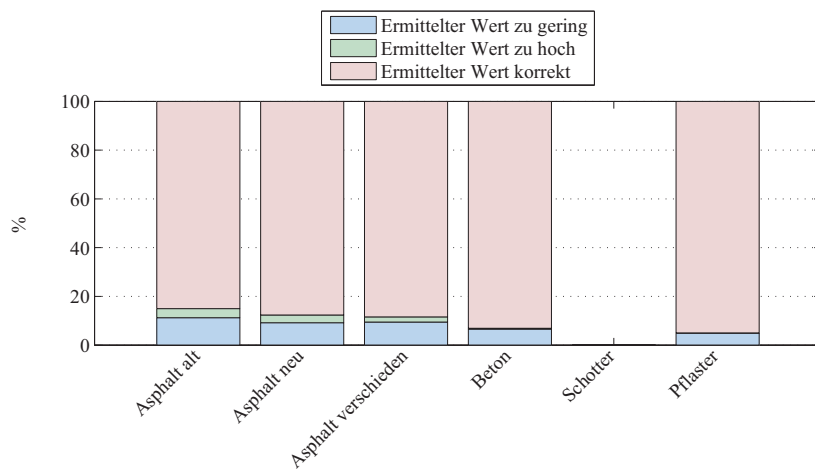


Abbildung C.22.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

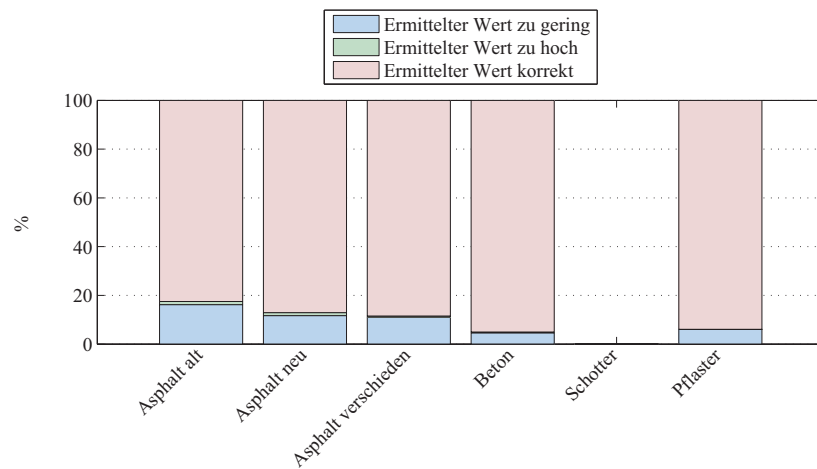


Abbildung C.23.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Straßenbelag

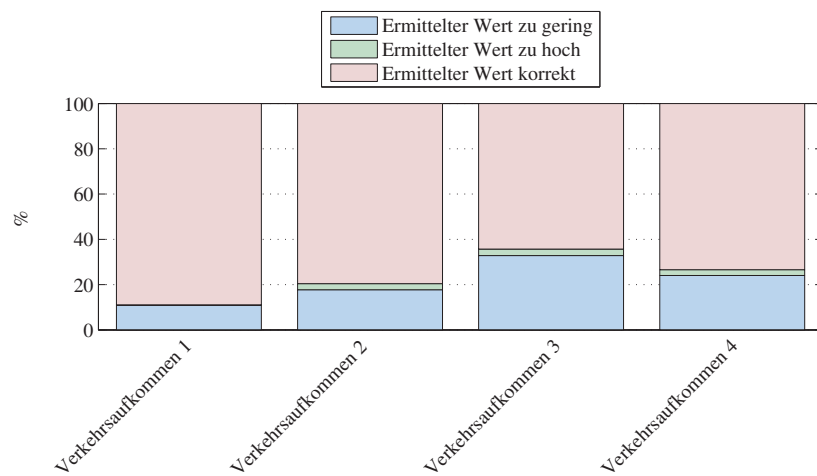


Abbildung C.24.: Ergebnis der Auswertung zur Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig vom Verkehrsaufkommen

C.3. Auswertungen zur Fusion der Interpretationen



Abbildung C.25.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

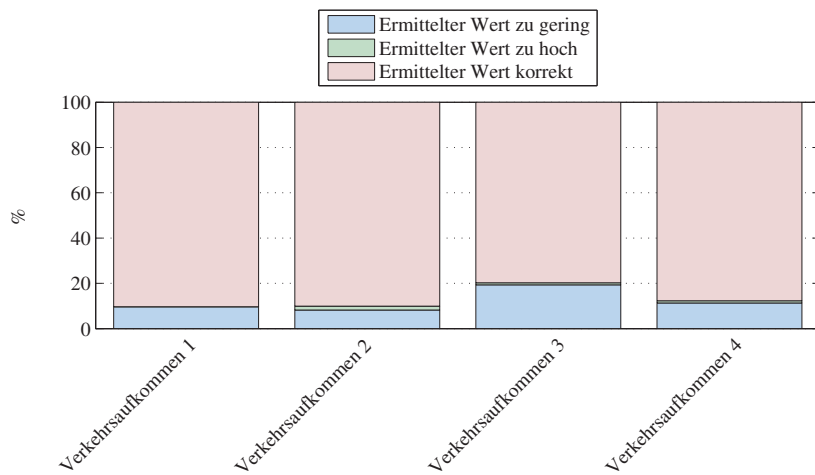


Abbildung C.26.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig vom Verkehrsaufkommen

C. Weitere Auswertungen zur Bestimmung von Nebenspuren und Fahrbahngrenzen

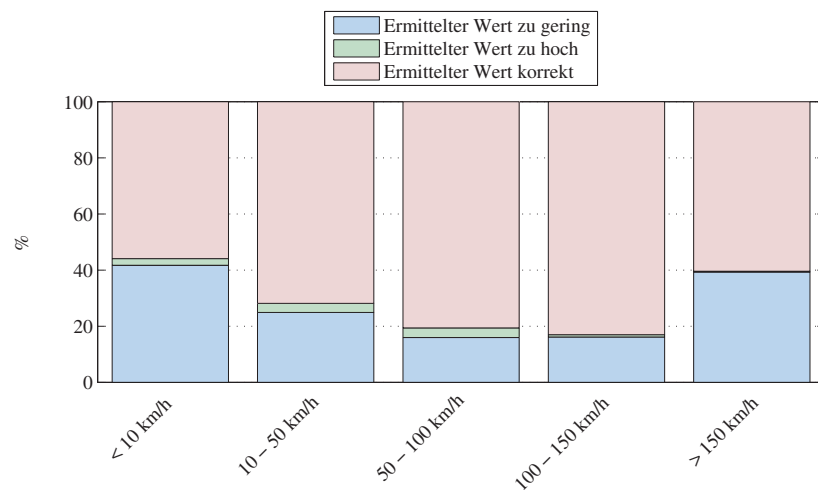


Abbildung C.27.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Spuranzahl für die Fusion der Interpretationen, wenn beide Grenzen erkannt wurden - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

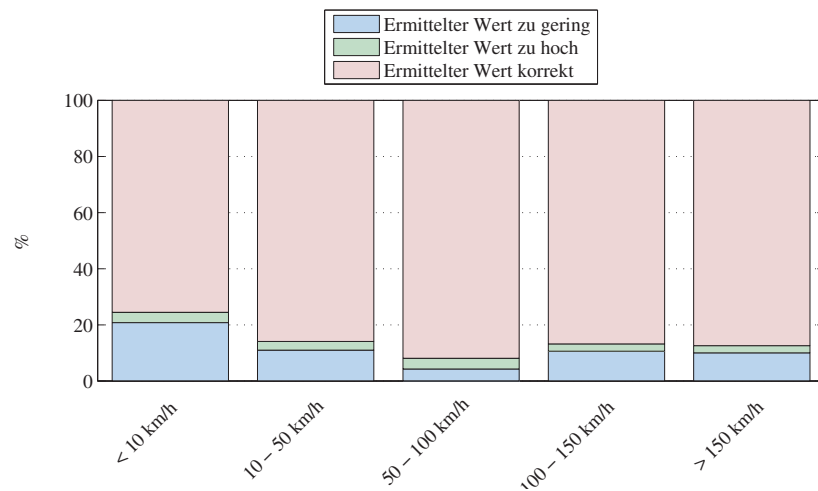


Abbildung C.28.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von rechts für die Fusion der Interpretationen, wenn die rechte Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

C.3. Auswertungen zur Fusion der Interpretationen

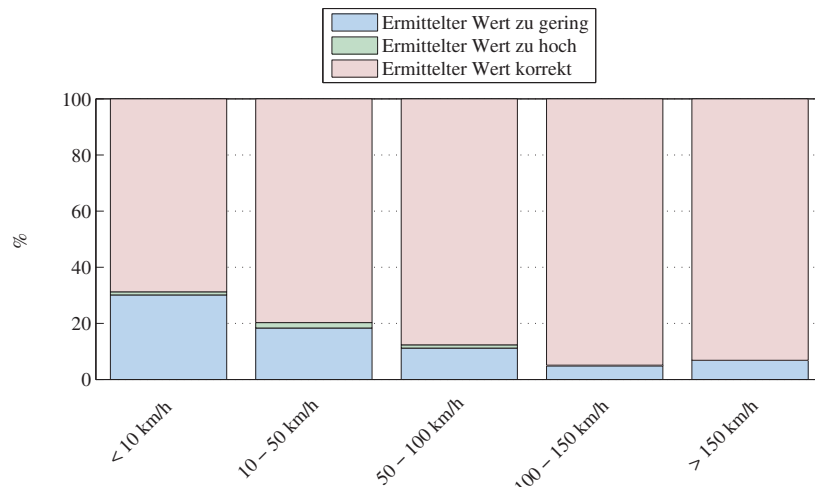


Abbildung C.29.: Ergebnis der Auswertung zur bestimmten Position von links für die Fusion der Interpretationen, wenn die linke Grenze erkannt wurde - abhängig von der gefahrenen Geschwindigkeit

D. Abkürzungsverzeichnis

ACC Advanced Cruise Control

ADTF Automotive Data and Time-Triggered Framework

DST Dempster und Shafer Theorie

DGPS Differential Global Positioning System

GNSS Globale Navigation Satellite Systeme

GPS Global Positioning System

INS Inertial Navigation System

PSD Prädiktive Streckendaten

RTK Real Time Kinematic

NAVSTAR-GPS Navigational Satellite Timing and Ranging - Global Positioning System

GLONASS Global Navigation Satellite System

SPS Standard Positioning Service

PPS Precision Positioning Service

GDF Geographic Data Files

CMOS Complementary Metal Oxide Semiconductor

GDOP Geometric Dilution of Precision

ESP Elektronisches Stabilitätsprogramm

SARA Sensor Array Audi

CTRA Constant Turn Rate and Acceleration

WGS84 World Geodetic System 1984

Literaturverzeichnis

- [1] SCHLOTT, Stefan: *Fahrzeugnavigation: Routenplanung, Positionsbestimmung, Zielführung*. Moderne Industrie, 1997
- [2] HOFMANN-WELLENHOF, Bernhard u. a.: *Navigation: Principles of Positioning and Guidance*. Springer-Verlag Wien New York, 2003
- [3] SOBEL, Dava: *Längengrad - Die illustrierte Ausgabe*. Berlin Verlag, 1999
- [4] WILSON, C.K.H. ; ROGERS, S. ; WEISENBURGER, S.: The potential of precision maps in intelligent vehicles. In: *IEEE International Conference on Intelligent Vehicles* Citeseer, 1998, S. 419–422
- [5] AUDI AG: *Audi - Advanced Cruise Control*. 2011. – http://www.audi.de/de/brand/de/effizienz/effizienztechnologien/assistenzsysteme/adaptive_cruise_control.html, Stand: 14. Juli 2011
- [6] AUDI AG: *Audi - Prädiktive Lichtsteuerung*. 2011. – http://www.audi.de/de/brand/de/effizienz/effizienztechnologien/assistenzsysteme/lichtsysteme/praediktive_lichtsteuerung.html, Stand: 14. Juli 2011
- [7] BAUM, D. ; HAMANN, CD ; SCHUBERT, E.: High performance ACC system based on sensor fusion with distance sensor, image processing unit, and navigation system. In: *Vehicle System Dynamics* 28 (1997), Nr. 6, S. 327–338. – ISSN 0042–3114
- [8] GEHRIG, S.K. ; WAGNER, S. ; FRANKE, U.: System architecture for an intersection assistant fusing image, map, and gps information. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2003. Proceedings. IEEE* IEEE, 2003. – ISBN 0780378482, S. 144–149

- [9] TOLEDO-MOREO, R. ; BÉTAILLE, D. ; PEYRET, F. ; LANEURIT, J.: Fusing GNSS, dead-reckoning, and enhanced maps for road vehicle lane-level navigation. In: *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of* 3 (2009), Nr. 5, S. 798–809
- [10] TOLEDO-MOREO, R. ; BÉTAILLE, D. ; PEYRET, F.: Lane-level integrity provision for navigation and map matching with GNSS, dead reckoning, and enhanced maps. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 11 (2010), Nr. 1, S. 100–112
- [11] SCHEIDE, T. ; ESCHER, M. ; BÜSING, H.-G.: Integrierte Fahrzeugortung für zukünftige Fahrerassistenzsysteme. (2011)
- [12] DZIUBECK, N. ; WINNER, H. ; BECKER, M.: Fahrstreifengenaue Ortung von Kraftfahrzeugen durch Datenfusion und Fehlereinschätzung von Low-Cost-Seriensensoren. (2011)
- [13] DIETMAYER, K. ; KIRCHNER, A. ; KÄMPCHEN, N.: Fusionsarchitekturen zur Umfeldwahrnehmung für zukünftige Fahrerassistenzsysteme. In: *Fahrerassistenzsysteme mit maschineller Wahrnehmung* (2005), S. 59–88
- [14] ELEKTROBIT AUTOMOTIVE GMBH: *EB Assist ADTF*, 2010
- [15] IMAR GMBH: *iTraceRT-F400*. (2010)
- [16] STACHOWIAK, H.: *Allgemeine Modelltheorie*. Springer, 1973
- [17] DICKMANN, E.D. ; MYSLIWETZ, B.D.: Recursive 3-D road and relative ego-state recognition. In: *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* (1992), S. 199–213. – ISSN 0162–8828
- [18] ROBERT BOSCH GMBH: Chassis Systems Control - Multifunktionskamera MPC. (2009)
- [19] GOLDBECK, J. ; HUERTGEN, B.: Lane detection and tracking by video sensors. In: *Intelligent Transportation Systems, 1999. Proceedings. 1999 IEEE/IEEEJ/JSAI International Conference on IEEE*, 2002. – ISBN 078034975X, S. 74–79

- [20] WANG, R. ; XU, Y. ; ZHAO, Y.: A vision-based road edge detection algorithm. In: *Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE* Bd. 1 IEEE, 2003. – ISBN 0780373464, S. 141–147
- [21] TAKAHASHI, A. ; NINOMIYA, Y.: Model-based lane recognition. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 1996., Proceedings of the 1996 IEEE* IEEE, 2002. – ISBN 0780336526, S. 201–206
- [22] APOSTOLOFF, N. ; ZELINSKY, A.: Robust vision based lane tracking using multiple cues and particle filtering. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2003. Proceedings. IEEE* IEEE, 2003. – ISBN 0780378482, S. 558–563
- [23] CHAPUIS, R. ; AUFRERE, R. ; CHAUSSE, F.: Accurate road following and reconstruction by computer vision. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 3 (2003), Nr. 4, S. 261–270. – ISSN 1524–9050
- [24] DELLAERT, F. ; POMERLAU, D. ; THORPE, C.: Model-based car tracking integrated with a road-follower. In: *Robotics and Automation, 1998. Proceedings. 1998 IEEE International Conference on* Bd. 3 IEEE, 2002. – ISBN 078034300X, S. 1889–1894
- [25] JUNG, HG ; LEE, YH ; KANG, HJ ; KIM, J.: Sensor fusion-based lane detection for LKS+ ACC system. In: *International Journal of Automotive Technology* 10 (2009), Nr. 2, S. 219–228. – ISSN 1229–9138
- [26] MA, B. ; LAKSHMANAN, S. ; HERO, A.O.: Pavement boundary detection via circular shape models. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2000. IV 2000. Proceedings of the IEEE* IEEE, 2000, S. 644–649
- [27] MA, B. ; LAKSHMANAN, S. ; HERO III, A.O.: Simultaneous detection of lane and pavement boundaries using model-based multisensor fusion. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 1 (2002), Nr. 3, S. 135–147. – ISSN 1524–9050
- [28] ABTEILUNG FÜR FAHRERASSISTENZSYSTEME BEI DER AUDI AG: Fachgespräch. (2010)

- [29] MCCALL, J.C. ; TRIVEDI, M.M.: Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: survey, system, and evaluation. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 7 (2006), Nr. 1, S. 20–37. – ISSN 1524–9050
- [30] REIF, K.: *Fahrstabilisierungssysteme und Fahrerassistenzsysteme*. Springer, 2010
- [31] ROBERT BOSCH GMBH: Chassis Systems Control - Fernbereichsradar LLR3: LongRangeRadar, 3. Generation. (2009)
- [32] NAVTEQ: *NAVTEQ's GDF 3.0 Reference Manual v32.0*, 2009
- [33] NAVTEQ: *NAVTEQ Relational Database Format (RDF) Reference Guide*, 2009
- [34] KOY, MARTIN AND OTHERS (AUDI AG): *Lastenheft für PSD Schnittstelle*. 2009
- [35] KAPLAN, Elliot D. ; HEGARTY, Christopher J.: *Understanding GPS - Principles and Applications, Second Edition*. Artech House, 2006
- [36] BAR-SHALOM, Y. ; LI, X.R. ; KIRUBARAJAN, T.: *Estimation with applications to tracking and navigation*. Wiley Online Library, 2001
- [37] WUNDERLICH, Th.: Die geometrischen Grundlagen der GPS-Einzelpunktbestimmung. In: *XI. Internationaler Kurs für Ingenieurvermessung* 12 (1992)
- [38] WUNDERLICH, Th.: How to visualize outages. (1993)
- [39] GREWAL, M.S. ; WEILL, L.R. ; ANDREWS, A.P. ; WILEY, J.: *Global positioning systems, inertial navigation, and integration*. Wiley Online Library, 2007
- [40] HOLUX TECHNOLOGY INC.: GR213 - GPS Receiver. (2010)
- [41] ZHAO, Yilin: *Vehicle Location And Navigation Systems*. Artech House Inc., 1997

- [42] GOEL, P. ; ROUMELIOTIS, S.I. ; SUKHATME, G.S.: Robust localization using relative and absolute position estimates. In: *Intelligent Robots and Systems, 1999. IROS'99. Proceedings. 1999 IEEE/RSJ International Conference on* Bd. 2 IEEE, 1999, S. 1134–1140
- [43] QUDDUS, M.A. ; OCHIENG, W.Y. ; NOLAND, R.B.: Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions. In: *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 15 (2007), Nr. 5, S. 312–328
- [44] CZOMMER, R. ; STUTTGART, Universität ; KOMMISSION, Deutsche G. ; WISSENSCHAFTEN, B.A. der: *Leistungsfähigkeit fahrzeugautonomer Ortungsverfahren auf der Basis von Map-Matching-Techniken*. Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften in Kommission bei der CH Beck'schen Verlagsbuchhandlung, 2001. – ISBN 3769695747
- [45] SCHUBERT, R. ; SCHLINGELHOF, M. ; CRAMER, H. ; WANIELIK, G.: Accurate positioning for vehicular safety applications-the safespot approach. In: *Vehicular Technology Conference, 2007. VTC2007-Spring. IEEE 65th IEEE*, 2007, S. 2506–2510
- [46] SCHEUNERT, U. ; CRAMER, H. ; WANIELIK, G.: Precise Vehicle Localization Using Multiple Sensors and Natural Landmarks. In: *Fusion 2004: Seventh International Conference on Information Fusion; Stockholm* International Society of Information Fusion, ONERA-DTIM, BP 72, 29 Av. de la Division Leclerc, Chatillon, 92320, France,, 2004
- [47] KIM, S.B. ; CHOI, K.H. ; LEE, S.Y. ; CHOI, J.H. ; HWANG, T.H. ; JANG, B.T. ; LEE, J.H.: A bimodal approach for land vehicle localization. In: *ETRI journal* 26 (2004), Nr. 5, S. 497–500
- [48] PARKER, R. ; VALAEE, S.: Vehicle localization in vehicular networks. In: *Vehicular Technology Conference, 2006. VTC-2006 Fall. 2006 IEEE 64th IEEE*, 2006, S. 1–5
- [49] CHAO, J. ; CHEN, Y. ; CHEN, W. ; DING, X. ; LI, Z. ; WONG, N. ; YU, M.: An experimental investigation into the performance of GPS-based vehicle positioning in very dense urban areas. In: *Journal of Geospatial Engineering* 3 (2001), Nr. 1, S. 59–66

- [50] CUI, Y. ; GE, S.S.: Autonomous vehicle positioning with GPS in urban canyon environments. In: *Robotics and Automation, IEEE Transactions on* 19 (2003), Nr. 1, S. 15–25
- [51] LEVINSON, J. ; MONTEMERLO, M. ; THRUN, S.: Map-based precision vehicle localization in urban environments. In: *Proceedings of the Robotics: Science and Systems Conference, 2007*
- [52] LÖWNER, M.O. ; SASSE, A. ; HECKER, P.: Needs and potential of 3D city information and sensor fusion technologies for vehicle positioning in urban environments. In: *Developments in 3D Geo-Information Sciences* (2010), S. 143–156
- [53] BERNDT, H. ; EMMERT, J. ; DIETMAYER, K.: Continuous Driver Intention Recognition with Hidden Markov Models. In: *Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008. 11th International IEEE Conference on IEEE*, 2008, S. 1189–1194
- [54] DARMS, M. ; WINNER, H.: Umfelderkennung für ein Fahrerassistenzsystem zur Unfallvermeidung. In: *VDI-Berichte 1931* (2006), S. 207–217
- [55] WEIGEL, H. ; CRAMER, H. ; WANIELIK, G. ; POLYCHRONOPOULOS, A. ; SAROLDI, A.: Accurate road geometry estimation for a safe speed application. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE IEEE*, 2006. – ISBN 490112286X, S. 516–521
- [56] LOOSE, H. ; FRANKE, U. ; STILLER, C.: Kalman particle filter for lane recognition on rural roads. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2009 IEEE IEEE*, 2009. – ISSN 1931–0587, S. 60–65
- [57] POLYCHRONOPOULOS, A. ; SCHEUNERT, U. ; TANGO, F.: Centralized data fusion for obstacle and road borders tracking in a collision warning system. In: *Proc. 7th International Conference on Information Fusion, Stockholm, Sweden Citeseer*, 2004
- [58] GERN, A. ; FRANKE, U. ; LEVI, P.: Advanced lane recognition-fusing vision and radar. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2000. IV 2000. Proceedings of the IEEE IEEE*, 2000, S. 45–51
- [59] KLOTZ, A.: Lane data fusion for driver assistance systems Citeseer, 2004

- [60] POLYCHRONOPOULOS, A. ; TSOGAS, M. ; AMDITIS, A. ; ETEMAD, A.: Extended path prediction using camera and map data for lane keeping support. In: *Intelligent Transportation Systems, 2005. Proceedings. 2005 IEEE* IEEE, 2005. – ISBN 0780392159, S. 166–171
- [61] CRAMER, H. ; SCHEUNERT, U. ; WANIELIK, G.: A new approach for tracking lanes by fusing image measurements with map data. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE* IEEE, 2004. – ISBN 0780383109, S. 607–612
- [62] WANG, C. ; HU, Z. ; MAEDA, T. ; HAMADA, N. ; UCHIMURA, K.: Predictive Lane Detection for Simultaneous Road Geometry Estimation and Vehicle Localization. In: *Transform* 8555 (2008), S. 860–865
- [63] KASPAR ; SCHÜRBA ; LORENZ: *Die Klothoide*. Dümmler, 1968
- [64] K., H.H.L. P.: Krümmung von Kurven.
- [65] SMUDA, P. ; SCHWEIGER, R. ; NEUMANN, H. ; RITTER, W.: Multiple cue data fusion with particle filters for road course detection in vision systems. In: *IEEE intelligent vehicles symposium, 2006*, S. 400–405
- [66] MEEK, DS ; WALTON, DJ: An arc spline approximation to a clothoid. In: *Journal of Computational and Applied Mathematics* 170 (2004), Nr. 1, S. 59–77. – ISSN 0377–0427
- [67] SCHWARTZ, D.A.: Clothoid road geometry unsuitable for sensor fusion clothoid parameter sloshing. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2003. Proceedings. IEEE* IEEE, 2003. – ISBN 0780378482, S. 484–488
- [68] GACKSTATTER, C. ; THOMAS, S. ; ROSENHAHN, B. ; HEINEMANN, P. ; KLINKER, G.: Fusion of Clothoid Segments for a More Accurate and Updated Prediction of the Road Geometry. (2010)
- [69] MONTES, N. ; MORA, M.C. ; TORNERO, J.: Trajectory generation based on rational bezier curves as clothoids. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2007 IEEE* IEEE, 2007. – ISBN 1424410673, S. 505–510
- [70] NOCEDAL, J. ; WRIGHT, S.J: *Numerical Optimization*. Springer-Verlag, 1999

- [71] SCHON, T.B. ; EIDEHALL, A. ; GUSTAFSSON, F.: Lane departure detection for improved road geometry estimation. In: *Intelligent Vehicles Symposium, 2006 IEEE* IEEE, 2006, S. 546–551
- [72] SCHUBERT, R. ; WANIELIK, G.: Unscented Kalman Filtering For Vehicle Manoeuvre Recognition.
- [73] TOLEDO-MOREO, R. ; ZAMORA-IZQUIERDO, M.A. ; GOMEZ-SKARMETA, A.F.: Multiple Model based Lane Change Prediction for Road Vehicles with Low Cost GPS/IMU. In: *Intelligent Transportation Systems Conference, 2007. ITSC 2007. IEEE* IEEE, 2007, S. 473–478
- [74] GACKSTATTER, C. ; THOMAS, S. ; HEINEMANN, P. ; KLINKER, G.: Stable Road Lane Model Based on Clothoids. (2010), S. 133–143. ISBN 978–3–642–12647–5
- [75] BISHOP, G. ; WELCH, G.: An introduction to the kalman filter. In: *SIGGRAPH 2001* Citeseer, 2001
- [76] HUETTINGER, S. ; GACKSTATTER, C.: *Fahrzeugumfeldmodellierung durch Sensordaten und Verbesserung der lateralen Fahrzeugposition durch Fusion des erstellten Umfeldmodells mit Navigationsdaten*, Hochschule für Angewandte Wissenschaft Ingolstadt, Diplomarbeit, September 2010
- [77] REYHER, A. von: Lidarbasierte Fahrstreifenzuordnung von Objekten für eine Abstandsregelung im Stop&Go-Verkehr. (2007)
- [78] SHIMOMURA, N. ; FUJIMOTO, K. ; OKI, T. ; MURO, H.: An algorithm for distinguishing the types of objects on the road using laser radar and vision. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 3 (2002), Nr. 3, S. 189–195. – ISSN 1524–9050
- [79] LANGER, D.: *An Integrated MMW Radar System for Outdoor Navigation*. 1997
- [80] CHEE, W. ; TOMIZUKA, M. ; PATWARDHAN, S. ; ZHANG, W.B.: Experimental study of lane change manoeuvre for AHS applications. In: *American Control Conference, 1995. Proceedings of the* Bd. 1 IEEE, 1995, S. 139–143

- [81] FREYER, J.: *Vernetzung von Fahrerassistenzsystemen zur Verbesserung des Spurwechselverhaltens von ACC*. Cuvillier Verlag, 2008. – ISBN 3867277109
- [82] BLASCHKE, C. ; SCHMITT, J. ; FÄRBER, B.: Fahrmanöver-Prädiktion über CAN-Bus Daten. In: *VDI-Berichte 2015 (2007)*, S. 165–177
- [83] TOLEDO, T. ; KOUTSOPOULOS, H.N. ; BEN-AKIVA, M.E.: Modeling integrated lane-changing behavior. In: *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board* 1857 (2003), Nr. -1, S. 30–38. – ISSN 0361–1981
- [84] AHMED, K.I.: Modeling drivers acceleration and lane changing behavior. (1999)
- [85] FORSCHUNGSGESELLSCHAFT FÜR STRASSEN- UND VERKEHRSWESEN (FGSV): *Richtlinien für die Markierung von Strassen (RMS), Teil 2: Anwendung von Fahrbahnmarkierungen (RMS-2)*. 1980
- [86] MEINTRUP, D. ; SCHÄFFLER, S.: *Stochastik: Theorie und Anwendungen*. Springer, 2005. – ISBN 3540216766
- [87] SHAFER, G.: *A Mathematical Theory of Evidence*. (1976)
- [88] SHAFER, G.: *The Dempster-Shafer theory*. (1992)
- [89] BARNETT, J.: Computational methods for a mathematical theory of evidence. In: *Classic Works of the Dempster-Shafer Theory of Belief Functions* (1981), S. 197–216
- [90] URSOFF, S. ; GACKSTATTER, C.: *Ergänzung der Umfeldmodellierung zur spurgenaue Positionierung durch Kartendaten und Visualisierung von spurgenaue Fahrhinweisen für die Fahrzeugnavigation*, Technische Universität München, Diplomarbeit, November 2010
- [91] GOLDBECK, J. ; HUERTGEN, B. ; ERNST, S. ; KELCH, L.: Lane following combining vision and DGPS. In: *Image and Vision Computing* 18 (2000), Nr. 5, S. 425–433. – ISSN 0262–8856
- [92] CHAUSSE, F. ; LANEURIT, J. ; CHAPUIS, R.: Vehicle localization on a digital map using particles filtering. In: *Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings. IEEE IEEE*, 2005, S. 243–248