



Forschungsgruppe Intelligente Autonome Systeme

Analyse der Signale eines bildgebenden Radars am Beispiel der Straßenverlaufsschätzung

Frederik Sarholz

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. J. Schlichter

Prüfer der Dissertation:

1. Univ.-Prof. Dr. B. Radig (i.R.)
2. Univ.-Prof. Dr. D. Burschka
3. Univ.-Prof. Dr. Chr. Waldschmidt, Universität Ulm

Die Dissertation wurde am 03.03.2014 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch das Institut für Informatik am 22.07.2014 angenommen.

Kurzfassung

Angetrieben von der Idee des unfallfreien Fahrens werden Fahrerassistenzsysteme immer intelligenter. Viele Fahrerassistenzsysteme benötigen zur Entschärfung bzw. zur Vermeidung von Gefahrensituationen das Wissen über den Weg, den das eigene Fahrzeug zurücklegen wird. Dieser ist in der Regel parallel zum Straßenverlauf, welcher mit einem Radar bestimmt werden kann.

Die Signale eines bildgebenden Radars werden ausgewertet, um den Straßenverlauf bis in 120 m Entfernung auch auf Landstraßen bestimmen zu können, das beispielsweise bei einem Notbremsassistenten für LKWs notwendig ist. Dazu werden die Vorteile bzw. die optimalen Parametrierungen unterschiedlicher Vorverarbeitungsschritte untersucht bzw. bestimmt: Entfaltung, Rauschfilterung, Entfernen bewegter Objekte und Nutzen einer Rasterkarte. Es werden zwei Verfahren untersucht, die auf Gütefunktionen basieren, welche den bisher genutzten Gütefunktionen bei der Straßenverlaufsschätzung mit Radar- oder Kameradaten ähneln. Außerdem wird ein weiteres Verfahren entwickelt, bei dem die Ableitung des Polynoms geschätzt wird, das den Straßenverlauf modelliert. Durch diese Vorgehensweise wird das Straßenmodell auf die wesentlichen Parameter reduziert. Eine auf Landstraßen notwendige Bestimmung der verlässlichen Reichweite der Straßenverlaufsschätzung wird für alle Verfahren entwickelt.

Um zu zeigen, welche Vorverarbeitungsschritte und Verbesserungen der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzungen bzw. ihre Teilalgorithmen vorteilhaft sind, wird eine ausführliche Auswertung durchgeführt. Die Auswertung von 1182 km Landstraße zeigt, dass die entwickelten Algorithmen robust und praxistauglich sind.

Powered by the idea of accident-free driving, driver assistance systems are getting more and more intelligent. Many of them need to know the path the own vehicle will drive to defuse and omit dangerous situations. This path is usually parallel to the road course which can be determined with a radar.

The signals of an imaging radar are used, to be able to predict the road course up to 120 m in advance, necessary for e.g. a collision avoidance system for trucks. The benefits and the optimal parameter settings of several preprocessing steps are evaluated and determined, respectively: deconvolution, noise reduction, deleting moving objects and use of a grid map. Two algorithms are examined that are based on quality functions, which resemble the state of the art quality functions for road course estimation using radar or camera data. In addition another algorithm is developed in which the derivative of the road course modelling polynomial is estimated. With this approach the road model is reduced to the relevant parameter. The necessary range estimation for rural roads is elaborated for each algorithm.

To show which preprocessing steps, improvements, and parts of the road course estimation algorithms are beneficial an extensive evaluation is done. The evaluation of 1182 km of rural roads demonstrates the robustness and practical applicability of the developed algorithms.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
1 Einleitung	1
1.1 Motivation	1
1.2 Problemstellung	3
1.3 Lösungsansatz und wissenschaftlicher Beitrag der Arbeit	4
1.4 Gliederung der Arbeit	6
2 Stand der Technik	7
2.1 Kamera	7
2.1.1 Monokamera	8
2.1.2 Stereokamera	10
2.2 Lidar	11
2.3 Digitale Karte	13
2.4 Radar	13
2.4.1 Schätzung nur auf Basis eines Radars	14
2.4.2 Fusion mit Radar	16
2.4.3 Weitere Forschungsgebiete des Radars im automobilen Bereich	18
3 Grundlagen und Vorverarbeitung	21
3.1 Koordinatensysteme	21
3.1.1 Globale Koordinaten	21
3.1.2 Fahrzeugkoordinaten	22
3.1.3 Sensorkoordinaten	24
3.2 Eigenbewegung	24
3.3 Radar	25
3.4 Radarbild	26
3.4.1 Entfaltung	29
3.4.2 Rauschfilter	31
3.4.3 Entfernen bewegter Objekte	32
3.5 Rasterkarte	34
3.6 Räumliche Ableitung der Rasterkarte	36
3.7 Extraktion lokaler Maxima der Rasterkarte	39

3.8	Straßenmodell	41
4	Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung	45
4.1	Verfahren FBFL, AP und APFL	46
4.1.1	Verfahren FBFL	46
4.1.2	Verfahren AP	47
4.1.3	Verfahren APFL	48
4.1.4	Randbreite	48
4.1.5	Optimierung	49
4.1.6	Reichweitenbestimmung	52
4.2	Verfahren Gradients	54
4.2.1	Optimierung	62
4.2.2	Reichweitenbestimmung	64
4.3	Verfahren auf Basis bewegter Objekte	65
4.3.1	Optimierung	68
4.3.2	Reichweitenbestimmung	68
4.4	Verfahren Wavelet	69
4.5	Verfahren Strukturtensor	72
4.6	Fusion mittels Kalmanfilter	72
4.6.1	Konfidenz der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung	73
4.6.2	Prozessmodelle	74
4.6.3	Messraum	79
4.6.4	Reichweite	80
4.6.5	Objektverwaltung	80
5	Anwendung der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auf Lidardaten	81
5.1	Vorverarbeitung	82
5.1.1	Entfernen der Bodenmessungen	83
5.1.2	Entfernen bewegter Objekte	85
5.1.3	Rasterkarte der Belegungswahrscheinlichkeiten	85
5.2	Auswertung mit realen Daten	86
6	Experimentelle Ergebnisse	89
6.1	Fehlermaß	89
6.2	Vorgehensweise	91
6.3	Optimierung der Parameter der Vorverarbeitung	93
6.3.1	Entfaltung	93
6.3.2	Rauschfilter	95
6.3.3	Entfernen bewegter Objekte	96
6.3.4	Rasterkartenaktualisierung	98
6.4	Optimierung der Parameter von FBFL und APFL	99
6.4.1	Glättung	100
6.4.2	Filtermasken für die räumliche Ableitung	101
6.4.3	Randbreite	101
6.4.4	Straßenmodell	102

6.4.5	Optimierer	103
6.4.6	Maximale Lücke der Reichweitenbestimmung	104
6.5	Optimierung der Parameter von Gradients	105
6.5.1	Mindestabstand zwischen lokalen Maxima	105
6.5.2	Länge der Randpolynome	105
6.5.3	Polynom-RANSAC-Epsilon	106
6.5.4	Abstand der Randpolynome zum modellierten Straßenverlauf . . .	107
6.5.5	Winkel-RANSAC-Epsilon	108
6.5.6	RANSAC-Iterationen	108
6.6	Vergleich der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung	109
6.6.1	Bewegte Objekte	109
6.6.2	Vergleich bei gleicher Reichweite	111
6.6.3	Vergleich bei unterschiedlichen Reichweiten	116
7	Zusammenfassung und Ausblick	121
7.1	Zusammenfassung	121
7.2	Ausblick	123
	Abkürzungsverzeichnis	125
	Symbolverzeichnis	127
	Literaturverzeichnis	133
	Liste der Publikationen	141
	Index	143

1.1 Motivation

Angetrieben von der Idee des unfallfreien Fahrens werden Fahrerassistenzsysteme immer intelligenter. Nicht zuletzt überraschte die Firma Google, als sie ihr selbstfahrendes Fahrzeug der Öffentlichkeit präsentierte. Darüber berichtete unter anderem die New York Times [59]. Auch in Deutschland gibt es experimentelle Fahrzeuge, die autonom fahren können. Alle bisherigen selbstfahrenden Fahrzeuge sind mit sehr teurer Sensortechnik ausgestattet, in der Regel mit einem Wert über 100.000 €, welche diese Technologie für den Serieneinsatz unerschwinglich macht.

Fahrerassistenzsysteme werden immer besser und kostengünstiger, da sowohl deren Algorithmen als auch die Sensoren weiter entwickelt werden. Die Prozessoreinheiten der Steuergeräte werden außerdem im Verhältnis zur Rechenleistung stets preiswerter. Beide Faktoren ermöglichen immer komplexere Signalverarbeitung und Algorithmen in Serienprodukten. In dieser Arbeit werden die Signale eines modernen Radars (engl. *radio detection and ranging*) untersucht und am Beispiel einer Straßenverlaufsschätzung ausgewertet. Nachfolgend wird anhand eines praxisnahen Gedankenexperiments die Relevanz des Themas geschildert.

Stellen Sie sich vor, Sie fahren nachts bei Regen auf einer Landstraße. In einem kurvigem Waldstück steht vor Ihnen plötzlich ein Lkw mit eingeschaltetem Warnblinklicht schräg auf der Straße und blockiert diese völlig. Zum Glück haben Sie sich vor der Fahrt ausgeruht, so dass Sie erholt sind und sofort richtig reagieren. Nach dem starken Bremsmanöver bleiben Sie kurz vor dem Lkw stehen. In Gedanken geht Ihnen die Situation noch einmal durch den Kopf: Was wäre passiert, wenn Sie nicht reaktionsschnell gewesen wären? Nach der ersten Schrecksekunde erinnern Sie sich an den Laster, den Sie vor Kurzem überholt haben. Schon sehen Sie die Schweinwerfer des Lkws im Rückspiegel. Ihnen schießen folgende Gedanken durch den Kopf: Wird der Fahrer rechtzeitig bremsen? Was wird wohl aus meiner Familie und mir, wenn der heranrasende Lkw unser Auto zwischen sich und dem vor mir stehenden Lkw zerquetscht? Ihnen fällt ein Fernsehbeitrag ein, den Sie vor kurzem gesehen haben, ein Crashtest mit Lkws und Autos durchgeführt vom AD-AC (Allgemeiner Deutsche Automobil-Club e.V.). Sie erinnern sich, dass das Auto am Ende wie in Abbildung 1.1 illustriert aussah. Ein paar Schrecksekunden später bleibt der Laster direkt hinter Ihrem Fahrzeug stehen. Als Sie aussteigen, erkennen Sie, dass der Fahrer desorientiert im Lkw sitzt. Er fragt Sie, was passiert sei, und als Sie ihm erzählen,

1. Einleitung

dass er Ihnen und Ihrer Familie durch die Vollbremsung das Leben gerettet hat, erwidert er, er sei wohl eingeschlafen und wisse nichts von einer Bremsung. Dann dämmert dem Lkw-Fahrer, dass der radarbasierte Notbremsassistent zum Glück den tödlichen Unfall verhindert hat. Nach kurzer Untersuchung des schräg stehenden Lasters vor Ihrem Fahrzeug ist Ihnen die Ursache klar: Er war mit mittlerer Geschwindigkeit in einen umgestürzten Baum gekracht. Auch dieser Unfall hätte mit dem Notbremsassistenten verhindert werden können.



Abbildung 1.1: Zerquetschte Autos, ein grünes und ein rotes, nach einem Lkw-Crashtest; Bild aus einem ADAC Crashtest Video zu finden in [2]

Um die lebensbedrohlichen Auswirkungen solcher und ähnlicher Szenarien zu vermeiden, werden immer mehr Fahrerassistenzsysteme, inklusive Notbremsassistenten, erforscht und weiterentwickelt. Für viele Fahrerassistenzsysteme, auch für den oben beschriebenen Notbremsassistenten, ist das Wissen der zukünftigen Trajektorie notwendig, wie Abbildung 1.2 schematisch zeigt. Die zukünftige Trajektorie bezeichnet hier den Weg, den das eigene Fahrzeug zurücklegen wird. Sie spiegelt den Straßenverlauf wider, falls der Fahrer kein Ausweichmanöver durchführt. Wenn der Straßenverlauf nicht bekannt ist, ist nicht zu klassifizieren, ob sich ein Objekt auf oder neben dem Fahrschlauch befindet. Der Fahrschlauch ist der Bereich, den das eigene Fahrzeug befahren wird. Dieser wird durch die zukünftige Trajektorie bzw. den Straßenverlauf und die Ausmaße des eigenen Fahrzeugs bestimmt. Der Fahrschlauch ist in Abbildung 1.2 hellgrün dargestellt. Für die meisten Fahrerassistenzsysteme genügt es zu bestimmen, ob sich ein relevantes Objekt in dem Fahrschlauch befindet. Deswegen ist eine explizite Spurzuordnung nicht erforderlich.

Es gibt, wie in Kapitel 2 beschrieben, verschiedene Verfahren auf Basis unterschiedlicher Sensoren, welche den Straßenverlauf bestimmen. Die Entfernung, bis zu welcher der Straßenverlauf bestimmt wird, wird als Reichweite bezeichnet. Die meisten dieser Verfahren haben eine maximale Reichweite von unter 80 m. Die Verfahren, die eine Reichweite

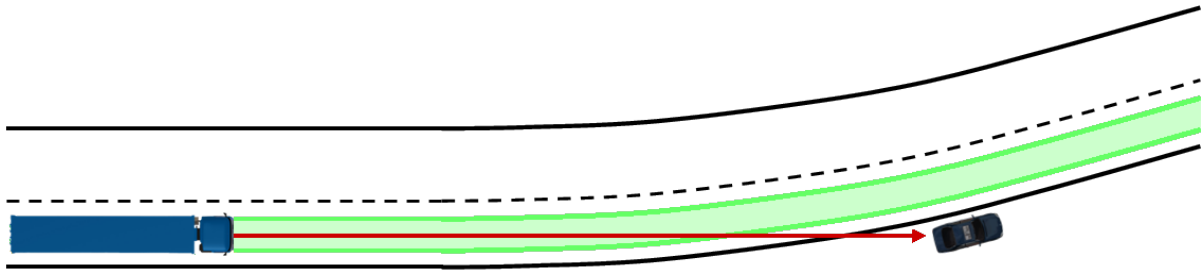


Abbildung 1.2: Beispielhafter Straßenverlauf mit einem Objekt neben der Straße. Das Beispiel zeigt, dass für viele Fahrerassistenzsysteme, unter anderem für einen Notbremsassistenten, der Straßenverlauf bekannt sein muss. Der Fahrschlauch ist hellgrün dargestellt.

von 120 m oder mehr haben, funktionieren nur auf Autobahnen robust, das bedeutet entscheidungssicher und störunanfällig. Bisher gibt es kein Verfahren, das auf Landstraßen den Straßenverlauf mit einer Reichweite von bis zu 120 m robust bestimmt. Wie nachfolgend in Kapitel 1.2 beschrieben, ist eine solche Reichweite, z.B. bei Lkws, notwendig. Ein Fahrerassistenzsystem, welches autonom eine Notbremsung durchführt, muss robust sein, denn Fehlalarme können Unfälle verursachen und das ist nicht tolerierbar. In dieser Arbeit wird auf Basis eines modernen Radars eine Straßenverlaufsschätzung mit einer Reichweite bis 120 m entwickelt. Die Robustheit des Verfahrens wird nachgewiesen, indem es auf verschiedene Landstraßen unterschiedlicher Länder angewendet wird und der Fehler dabei in einem akzeptablen Bereich bleibt. Die gesamte ausgewertete Strecke hat eine Länge von über 1000 km.

1.2 Problemstellung

Die Motivation dieser Arbeit basiert, wie oben beschrieben, auf dem Verhindern von Unfällen. Um aktive Unfallvermeidungssysteme nutzen zu können, ist eine korrekte Straßenverlaufsschätzung notwendig. In der Literatur wird eine Straßenverlaufsschätzung auf Basis verschiedener Sensoren, unter anderem Kamera, Lidar (engl. *light detection and ranging*) und Radar, diskutiert. In Kapitel 2.4 wird der große Vorteil des Radars, die hohe Reichweite, erörtert. Diese ist für eine Unfallvermeidung bei größeren Geschwindigkeiten notwendig, vor allem bei Lastkraftwagen, die einen langen Bremsweg haben. Folgende Beispielrechnung eines Bremsassistenten führt zu einer notwendigen Straßenverlaufsschätzung von 120 m. Dabei sei die Anfangsgeschwindigkeit $v = 22 \frac{\text{m}}{\text{s}} \approx 80 \frac{\text{km}}{\text{h}}$, die Vorwarnzeit bis zum Einsetzen der automatischen Bremsung $t_{\text{warn}} = 2 \text{ s}$, die Zeit mit der halben maximalen Verzögerung $t_{\text{hb}} = 3 \text{ s}$ und die maximale Verzögerung des Lastkraftwagens $a_{\text{vb}} = 5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$:

$$a_{\text{hb}} = \frac{a_{\text{vb}}}{2} = 2,5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}$$

$$v_{\text{hb}} = v - a_{\text{hb}} \cdot t_{\text{hb}} = 22 \frac{\text{m}}{\text{s}} - 2,5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \cdot 3 \text{ s} = 14,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$$

$$\begin{aligned}t_{vb} &= \frac{v_{hb}}{a_{vb}} = \frac{14,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}}{5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2}} = 2,9 \text{ s} \\s_b &= v \cdot t_{\text{warn}} + v \cdot t_{hb} - \frac{1}{2} \cdot a_{hb} \cdot t_{hb}^2 + v_{hb} \cdot t_{vb} - \frac{1}{2} \cdot a_{vb} \cdot t_{vb}^2 \\&= 22 \frac{\text{m}}{\text{s}} \cdot 2 \text{ s} + 22 \frac{\text{m}}{\text{s}} \cdot 3 \text{ s} - \frac{1}{2} \cdot 2,5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \cdot 3^2 \text{ s}^2 + 14,5 \frac{\text{m}}{\text{s}} \cdot 2,9 \text{ s} - \frac{1}{2} \cdot 5 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \cdot 2,9^2 \text{ s}^2 \\&\approx 120 \text{ m}.\end{aligned}$$

Dabei ist a_{hb} die halbe maximale Verzögerung, v_{hb} die Geschwindigkeit beim Einsetzen der maximalen Verzögerung und t_{vb} die Zeit mit der maximalen Verzögerung. Der benötigte Weg ab der Warnung bis zum Stillstand wird als s_b bezeichnet. Das bedeutet, dass schon in 120 m Entfernung der Straßenverlauf bekannt sein muss, damit die Warnung richtig durchgeführt werden kann.

Bisher wurden bei Straßenverlaufsschätzungen basierend auf Radaren hauptsächlich Punktziele als Informationsquelle herangezogen. Punktziele entsprechen starken Radarreflexionen, welche z.B. von Leitplanken erzeugt werden. In Kapitel 3.4 wird beschrieben, dass vor allem auf Landstraßen eine andere Datenbasis - das Radarbild, welches mehr Informationen enthält - notwendig ist, um eine robuste Schätzung auf Landstraßen zu ermöglichen. Denn auf Landstraßen ist im Gegensatz zu Autobahnen selten eine Leitplanke vorhanden, welche zu genügend Punktzielen führen würde. Stattdessen gibt es häufig nur eine schwach reflektierende Grasnarbe, die zu wenig Punktziele liefert, um den Straßenverlauf zu bestimmen. In dieser Arbeit wird auf Basis des Radarbildes eine robuste Straßenverlaufsschätzung mit einer Reichweite bis 120 m auch auf Landstraßen realisiert.

Eine weitere Herausforderung bieten auf Landstraßen enge Kurven und S-Kurven. Bei diesen entstehen Verdeckungen, die dafür verantwortlich sind, dass der Straßenverlauf nicht bis zur vollen Entfernung von 120 m mit dem Sensor vermessen werden kann. Bei einer S-Kurve kann z.B. eine Leitplanke des ersten Kurventeils die Sicht des Radars auf die Randbebauung des zweiten Kurventeils verdecken. Deswegen wird in Kapitel 4.1.6 und 4.2.2 je ein Weg gefunden, die Reichweite der Straßenverlaufsschätzung für diese Szenarien zu bestimmen.

Zusätzlich können andere vorausfahrende Verkehrsteilnehmer die Sicht des Sensors auf den Straßenverlauf einschränken. Diese Herausforderung wird in der vorliegenden Arbeit mit zwei Ansätzen gelöst. Der eine ist die schon erwähnte Reichweitenbestimmung und der andere ist eine Straßenverlaufsschätzung auf Basis der vorausfahrenden Verkehrsteilnehmer, die in Kapitel 4.3 beschrieben wird. Außerdem ist eine Zusammenführung der Schätzungen, auch Fusion genannt, basierend auf bewegten und stehenden Objekten sinnvoll, die in Kapitel 4.6 erörtert wird.

1.3 Lösungsansatz und wissenschaftlicher Beitrag der Arbeit

In dieser Arbeit werden Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung entwickelt, die für Landstraßen den Straßenverlauf mit einer Reichweite bis zu 120 m robust bestimmen. Bisher

hat niemand solche Verfahren veröffentlicht. Außerdem existiert bisher keine Straßenverlaufsschätzung für Landstraßen auf Basis von Radaren auf dem Markt (Stand 2012). Alle käuflichen radarbasierten Straßenverlaufsschätzungen arbeiten mit Punktzielen. Dabei entspricht ein Punktziel einem vom Radar detektierten Objekt. In Kapitel 3.4 wird beschrieben, warum diese für Landstraßen nicht ausreichend sind. Aus diesem Grund wird das in Kapitel 3.4 beschriebene Radarbild der Straßenverlaufsschätzung zugrunde gelegt.

In dieser Arbeit werden die Vorteile bzw. die optimalen Parametrierungen unterschiedlicher Vorverarbeitungsschritte für die Straßenverlaufsschätzung untersucht bzw. bestimmt: Entfaltung, Rauschfilterung, Entfernen bewegter Objekte und Nutzen einer Rasterkarte.

Das bisher in der Literatur am häufigsten verwendete Straßenmodell besteht aus einem Polynom dritten Grades für den Straßenverlauf und einem Parameter für die Straßenbreite. Dieses Modell wird unter anderem von Meis et al. [64], Zomotor et al. [97] und Gackstatter et al. [29] genutzt. In der vorliegenden Arbeit wird dieses Modell erweitert, so dass der linke bzw. rechte Straßenrand anstatt durch eine zur y -Achse parallele bzw. laterale Verschiebung durch eine Verschiebung senkrecht zur Ableitung des Polynoms dritten Grades modelliert wird. Das Fahrzeugkoordinatensystem und damit auch die y -Achse wird in Kapitel 3.1.2 definiert. Diese Verbesserung führt dazu, dass das Straßenmodell die Straßenbreite konstant abbildet. Bei dem bisher am häufigsten verwendeten Straßenmodell variiert die modellierte Straßenbreite in Kurven. Außerdem wird bei dem erweiterten Straßenmodell das Polynom dritten Grades korrekt geschätzt. Dieses modelliert den Straßenverlauf, den das eigene Fahrzeug entlang fahren wird, und es ist abhängig davon, wo man sich auf der Straße befindet. Das ist relevant, da in einer Kurve die innere Spur einen kleineren Kurvenradius hat als die äußere, welches von dem bisherigen Straßenmodell nicht berücksichtigt wird. Anschließend wird eine auf das Radar zugeschnittene Verringerung der modellierten Straßenbreite entwickelt, die notwendig ist, da dasselbe Objekt mit zunehmender Entfernung im Radarbild immer breiter wird.

Es werden Gütefunktionen vorgestellt, die den bisher genutzten Gütefunktionen bei der Straßenverlaufsschätzung mit Radar- oder Kameradaten ähneln. Eine Gütefunktion ordnet einem modellierten Straßenverlauf anhand der Radardaten eine Güte zu, d.h. sie gibt an, wie gut der modellierte Straßenverlauf zu den Radardaten passt. Die eingeführten Gütefunktionen haben viele lokale Maxima, was die Anwendung eines Gradientenverfahrens zur Optimierung unmöglich macht. Für diesen Zweck wird eine intelligente erschöpfende Suche entwickelt und es wird gezeigt, dass diese Vorgehensweise ein geeigneter Optimierer der Gütefunktionen ist.

In einem weiteren im Rahmen dieser Arbeit entwickelten Verfahren wird die Ableitung vom Polynom dritten Grades des Straßenmodells geschätzt. Dieses Polynom repräsentiert den Straßenverlauf. Durch diese Vorgehensweise wird das Straßenmodell auf die wesentlichen Parameter reduziert. Meis et al. [63] entwickelten das gleiche Verfahren parallel zu dieser Arbeit, aber mit dem Ziel, eine Fusion zwischen unterschiedlichen Straßenverlaufsschätzungen zu realisieren. Der erste intuitive Ansatz, der Vergleich von Steigungen, ist fehlerbehaftet. Aus diesem Grund werden in dieser Arbeit erstmals die Winkel von Steigungen, extrahiert aus der Rasterkarte, mit den Winkeln der Ableitung des Polynoms dritten Grades bzw. des modellierten Straßenverlaufs anstatt der Steigungen miteinander

verglichen. Außerdem müssen die extrahierten Winkel an der richtigen Stelle des modellierten Straßenverlaufs einfließen. Auch diese Problematik wurde bisher in der Literatur nicht behandelt.

Um zu zeigen, welche Vorverarbeitungsschritte und Verbesserungen der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzungen bzw. ihre Teilalgorithmen vorteilhaft sind, wird eine ausführliche Auswertung durchgeführt. Bei der schrittweisen und sehr zeitaufwendigen Evaluierung ist enorm viel Rechenzeit eingeflossen (über 1 Jahr dauerhaftes und paralleles Rechnen von 4 aktuellen Quad- bzw. Hexacore Prozessoren). Die Auswertung von 1182 km Landstraße wird zeigen, dass die in dieser Arbeit entwickelten Algorithmen robust und praxistauglich sind. Bisher ist keine Auswertung einer radarbasierten Straßenverlaufsschätzung über eine große Datenbasis (>100 km abgefahrene Strecke) veröffentlicht worden.

Es wird ein Fehlermaß entwickelt, welches dem Entwicklungsingenieur eines Fahrerassistenzsystems erlaubt, schnell zu erkennen, ob die Straßenverlaufsschätzung auf Basis eines Radars ausreichend gut ist oder ob noch eine Fusion mit einem weiteren Sensor zur Qualitätsverbesserung benötigt wird. Außerdem kann die optimale Parametrierung der Algorithmen für das Spannungsfeld zwischen hoher Reichweite bzw. Verfügbarkeit der Straßenverlaufsschätzung gegenüber einem möglichst geringen Fehler anhand des Fehlermaßes bestimmt werden. Dies ist nötig, da unterschiedliche Fahrerassistenzsysteme verschiedene Anforderungen haben. Bei einem Abstandsregeltempomat ist eine hohe Verfügbarkeit von größerem Vorteil, wobei der Fehler größer sein darf als z.B. bei einem automatischen Notbremssystem. Dieses darf nur auslösen, wenn die Notbremsung unbedingt erforderlich ist. Eine Falschauslösung eines Notbremssystems kann kritische Verkehrssituationen herbeiführen. Bei einem Abstandsregeltempomat haben Fehlauflösungen weniger kritische Auswirkungen.

1.4 Gliederung der Arbeit

Zu Beginn der Arbeit wird der Stand der Technik in Kapitel 2 erörtert, aufgegliedert in die unterschiedlichen Sensortechnologien: Kamera, Lidar und Radar. Anschließend werden in Kapitel 3 zuerst verschiedene Grundlagen, die Koordinatensysteme und das Radarbild definiert bzw. erklärt. Danach werden die Vorverarbeitungsschritte Entfaltung, Rauschfilterung, Löschen bewegter Objekte, Aufbau einer Rasterkarte und die räumliche Ableitung dieser sowie die Extraktion lokaler Maxima aus ihr, dargelegt und das Straßenmodell wird definiert. Nachdem die Grundlagen bekannt sind, werden in Kapitel 4 die unterschiedlichen Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung, basierend auf stehenden und bewegten Objekten, sowie ihre Fusion beschrieben. Dabei liegt der Fokus auf den Verfahren, die auf stehenden Objekten basieren. Um die allgemeine Gültigkeit der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung nachzuweisen, werden diese in Kapitel 5 mit Daten eines Lidars überprüft. In Kapitel 6 folgt eine umfangreiche Auswertung. Es wird zunächst das Fehlermaß definiert und die Vorgehensweise bei der Auswertung erläutert. Es werden die Parameter der Vorverarbeitung und der einzelnen Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung optimiert, bevor die Verfahren miteinander verglichen werden. Kapitel 7 schließt die Arbeit mit einer Zusammenfassung sowie einem Ausblick ab.

Stand der Technik

In diesem Kapitel wird der aktuelle Stand der Technik von Straßenverlaufs- bzw. Spurschätzungen beschrieben, um anschließend die aufgeführten Innovationen dieser Arbeit darstellen zu können. Dieses Forschungsgebiet wurde von Dickmanns et al. [20] 1987 gegründet. Anfangs wurden nur mit Kameras gesammelte Daten verwendet und das Anwendungsgebiet war auf Spurhalten begrenzt. Schnell wurden weitere mögliche Felder im Bereich der Fahrerassistenzsysteme gefunden, welche von einer Straßenverlaufs- oder Spurschätzung profitieren.

Später wurde das Radar genutzt, um Informationen über bewegte Objekte hinzuzunehmen, z.B. von Langer et al. [48] 1996. Ma et al. [58] entging nicht, dass auch stehende und vom Radar erkannte Objekte sinnvolle Informationen über den Straßenverlauf enthalten. Im Jahr 1998 wurde erstmals von Kirchner et al. [40] ein Lidar zur Spurschätzung verwendet. Eine digitale Karte enthält Informationen über den Straßenverlauf und wird unter anderem in Navigationssystemen genutzt, um die Route zu berechnen und den Fahrer an das gewünschte Ziel zu leiten. Auch ihre Informationen können zur Straßenverlaufsschätzung beitragen. Außerdem wurden fast alle möglichen Kombinationen dieser Sensoren fusioniert.

Wesentliche Rahmenbedingungen einer Straßenverlaufsschätzung sind die verwendeten Sensoren, das genutzte Straßenmodell, die ausgewerteten Merkmale und die erzielte Reichweite. Außerdem ist interessant, für welchen Straßentyp ein Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung konzipiert ist und wie die Qualität des Verfahrens ausgewertet wird.

Nachfolgend werden die Vor- und Nachteile für Kameras, Lidare und Radare in Bezug auf die Straßenverlaufsschätzung anhand der bisher erarbeiteten Forschungsergebnisse beschrieben. Dadurch wird dargelegt, warum ein Radar für die Straßenverlaufsschätzung essentiell ist.

2.1 Kamera

Der Forschungsbereich der Straßen- bzw. Spurverlaufsschätzung wurde mit Kamerasensoren aufgebaut. Der Unterschied zwischen einer Spur- und einer Straßenverlaufsschätzung ist, dass bei der Spurverlaufsschätzung zusätzlich zum Straßenverlauf die Breite und Lage einzelner Fahrspuren geschätzt wird. Mit einem Radar ist im Gegensatz zu einer Kamera eine Unterscheidung von Fahrbahnmakierungen und Straße unmöglich, was eine

Ermittlung der Breite und Lage einzelner Fahrspuren auf einfache Art und Weise unmöglich macht. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit nur eine Straßen- und keine Spurverlaufsschätzung durchgeführt.

Nach einigen Jahren der Forschung im Bereich der Straßenverlaufs- bzw. Spurschätzungen mit Kameras wurde die Nutzung von weiteren Sensoren, wie z.B. Lidare, Radare oder neuerdings auch digitale Karten, ergründet. Deswegen gibt es auf dem Gebiet mit Kamerasensoren die meisten Forschungsarbeiten. Ihre Anzahl ist so groß, dass eine Zusammenfassung aller Arbeiten über den Rahmen dieser Arbeit hinausgehen würde. Außerdem wird in dieser Arbeit kein Kamerasensor genutzt, weshalb ihr Stand der Technik für diese Arbeit weniger relevant ist. Trotzdem wurden im Zusammenhang mit Kamerasensoren viele wichtige Grundlagen der Straßenverlaufsschätzung erforscht.

Aus diesen Gründen werden nur die wichtigsten Arbeiten erwähnt. Unterteilt sind die zusammengefassten Artikel nach Mono- und Stereokamera. Auch wenn man argumentieren kann, dass Mono- und Stereokamera unterschiedliche Sensoren sind, haben sie doch einige Gemeinsamkeiten, z.B. überschneiden sich genutzte Merkmale, die Reichweite ist ähnlich und auch die Wetterabhängigkeit ist dieselbe.

2.1.1 Monokamera

Eine der ersten und sehr häufig zitierten Arbeiten veröffentlichten Thorpe et al. [82] 1988. Sie zeigen ein Fahrzeug, welches autonom fahren kann. Für die Straßenerkennung nutzen sie eine Kamera und für die Hinderniserkennung einen Lidar mit 64 Ebenen. Als Merkmal werten sie Farbe und Textur aus, wodurch sie Straßenpunkte in bis zu 16 m Entfernung klassifizieren. Anschließend ermitteln sie mit der Hough-Transformation die Parameter ihres Straßenmodells, welches einer geraden Straße entspricht.

Ein Straßenmodell auf Basis eines Splines schlugen Kanatani et al. [38] 1990 vor. Sie schätzen den Straßenverlauf dreidimensional unter der Annahme, dass der linke und rechte Rand der Straße immer den gleichen Abstand zueinander haben und parallel zueinander verlaufen. Ihre Schätzung basiert auf Fahrbahnmarkierungen, welche in einem Kamerabild gefunden werden. Sie zeigen die Verwendbarkeit ihres Straßenmodells, indem sie das eingepasste Straßenmodell parallel zum Kamerabild darstellen.

Kluge et al. [42] approximierten 1992 eine Kreisbahn durch ein Polynom zweiten Grades. Zum einen wird der Approximationsfehler betrachtet, der durch die Verwendung eines Polynoms zweiten Grades anstatt einer Kreisbahn entsteht. Und zum anderen analysieren sie den Fehler, der entsteht, weil der linke bzw. rechte Straßenrand durch eine zur y-Achse parallele Verschiebung anstatt senkrecht zur Ableitung des Polynoms zweiten Grades modelliert wird. Als Merkmal nutzen sie Straßenmarkierungen. Als Fehlermaß werten sie in einer Simulation den Abstand zwischen der wahren und der geschätzten Straßenmitte bis maximal 40 m Entfernung aus.

Eine grundlegende Arbeit veröffentlichten Dickmanns et al. [21] 1992. Vor allem wird die von ihnen eingeführte Modellierung des Straßenverlaufs durch ein Polynom dritten Grades, das eine Klothoide approximiert, sehr häufig von anderen verwendet. Eine Klothoide ist eine Kurve mit konstanter Krümmungsänderung und wird in Kapitel 3.8 näher beschrieben. Nach Dickmanns et al. ist die Annäherung durch ein Polynom dritten Grades bis zu einem Winkel von 15° ausreichend und kann anstelle einer Klothoide genutzt

werden. Zwei Kameras dienen als Sensoren, wobei die eine ein Teleobjektiv und die andere ein Weitwinkelobjektiv hat. Dies führt dazu, dass sowohl für den nahen als auch für den fernen Bereich Daten der Umgebung vorhanden sind. Daraus resultiert eine Straßenverlaufsschätzung, die bis zu 70 m reicht. Es wird ein Kalmanfilter herangezogen, um die Eigenbewegungs- und Straßenparameter zu schätzen. Dabei werden der vertikale und der horizontale Straßenverlauf gefiltert. Beide entsprechen einer Klothoide und werden durch ein Polynom dritten Grades angenähert.

Die Richtungen von Kanten im Kamerabild verwendete Kluge [41] 1994, um sein Straßenmodell bestmöglich in die gemessenen Daten einzupassen. Dabei detektiert er die Kanten mit einem eindimensionalen Filter. Den Straßenverlauf modelliert er mit einem Polynom zweiten Grades und den linken bzw. rechten Straßenrand durch eine Verschiebung parallel zur y -Achse. Er zeichnet sein geschätztes Straßenmodell in Einzelbilder ein, um zu zeigen, dass sein Algorithmus funktioniert und an welchen Stellen dieser noch Probleme aufweist.

Pomerleau [71] entwickelte mit RALPH (engl. *rapidly adapting lateral position handler*) 1995 ein Prinzip, welches später häufig Anwendung findet. Er transformiert abhängig von einer Straßenverlaufsschätzung die Eingangsdaten, welche in Fahrzeugkoordinaten umgerechnet werden. Dabei verschiebt er jede Zeile des Bildes seitlich. Die Länge und Richtung der Verschiebung ist abhängig von der Krümmung. Abschließend wird eine Summe über die Werte einer Spalte genutzt, um ein Histogramm zu erstellen. Je schmaler einzelne Spitzen im Histogramm sind und umso weniger verteilt, desto besser passt die Schätzung zum Kamerabild. Bei dieser Vorgehensweise müssen keine Merkmale extrahiert werden und es wird der Straßenverlauf bis zu 70 m geschätzt. Das von ihm verwendete Straßenmodell wird nicht explizit erwähnt, aber er geht von einer konstanten Krümmung, also einer Kurve und keiner Klothoide aus. Um zu zeigen, dass das System funktioniert, wurden damit 3000 Meilen teilautonom gefahren, wobei zeitweise RALPH die Lenkung übernahm.

Einen guten Überblick über das Forschungsgebiet der Straßenverlaufsschätzung gaben McCall et al. [62] 2006. Dabei geben sie Informationen über das Einsatzgebiet, das Straßenmodell, die Merkmale, die Nachverarbeitung, die zeitliche Filterung und die Evaluierung von diversen Veröffentlichungen an. Sie selbst nutzen ein Polynom zweiten Grades zur Modellierung des Straßenverlaufs und werten zur Schätzung kreisförmige Reflektoren sowie durchgezogene und unterbrochene Fahrbahnmarkierungen aus. Zur Evaluierung nutzen sie den mittleren absoluten Positionsfehler, seine Standardabweichung sowie den Fehler in der Positionsänderungsrate. Diese drei Werte sind vor allem für Spurhaltesysteme von Bedeutung.

Eine grundlegend andere Problemstellung lösten Melo et al. [65] 2006. Sie montieren die Kamera nicht in einem fahrenden Fahrzeug, sondern an einem festen Ort, von dem aus eine Straße beobachtet wird. Durch die Kamerasensoren werden bewegte Fahrzeuge erkannt und mit einem Kalmanfilter zeitlich verfolgt. Ihre einzelnen Positionen werden mit den Positionen anderer Fahrzeuge fusioniert. Mithilfe des K-Means-Algorithmus wird anschließend die Mitte jeder Spur bestimmt. Als Straßenmodell verwenden sie ein Polynom geringen Grades. Ausreichend ist nach Melo et al. ein Grad kleiner oder gleich drei. Als Fehlermaß werten sie aus, ob ein Fahrzeug korrekt bzw. falsch zugeordnet wurde.

Eine Mischung der Merkmale Intensität, Farbe, Textur und Kanten im Kamerabild nutzten Franke et al. [28] 2007 zur Straßenverlaufsschätzung. Ihre Schätzung ist für die

Landstraße entwickelt und nutzt ein Polynom dritten Grades zur Modellierung des Straßenverlaufs, welcher mit einem Partikelfilter zeitlich verfolgt wird. Um die Funktionsfähigkeit ihres Ansatzes zu zeigen, zeichnen sie ihr geschätztes Straßenmodell in Kamerabilder ein.

Nieto et al. [67] modellierten 2008 den Straßenverlauf mit einem Kreisbogen. Als Merkmal werden Fahrbahnmarkierungen verwendet. Um zu zeigen, dass ihr Ansatz funktioniert, zeichnen sie den geschätzten Straßenverlauf in das Kamerabild ein.

Mit Fluchtpunkten wählten Wang et al. [90] 2008 ein neues Merkmal für die kamera-basierte Spurschätzung. Dabei werden für unterschiedliche Zeilenabschnitte unterschiedliche Fluchtpunkte berechnet, welche die Basis für die Schätzung bilden. Den Straßenverlauf modellieren sie mit einer Hyperbel in Bildkoordinaten. Anschließend filtern sie ihre Schätzung zeitlich mit einem Partikelfilter. Um zu zeigen, dass ihr Partikelfilter besser als ein erweiterter Kalmanfilter funktioniert, nutzen sie ein Qualitätsmaß, welches die Schätzung mit dem Kamerabild vergleicht. Dabei ist der Unterschied zwischen Normalen des geschätzten Straßenverlaufs und Normalen von Fahrbahnmarkierungen im Bild entscheidend.

2.1.2 Stereokamera

Die Erforschung der Straßenverlaufsschätzung mit einer Stereokamera hat eine nicht ganz solange Historie wie die mit einer Monokamera. Die Autoren nutzen in der Regel die gleichen Merkmale, aber ein erweitertes Straßenmodell. Sie schätzen zusätzlich zum horizontalen Verlauf der Straße auch den vertikalen Verlauf der Straße. Dies wird Ihnen durch die zusätzliche Entfernungsmessung eines Punktes ermöglicht, denn dadurch kann die dreidimensionale Position inklusive der Höhe, bestimmt werden. Allerdings nimmt bei einer Stereokamera die Genauigkeit der Messung mit der Entfernung quadratisch ab, welches die Reichweite sogar noch einschränkt.

Benmansour et al. [8] nutzten 2008 ein Straßenmodell, bei dem jeweils ein Polynom dritten Grades, hergeleitet durch eine approximierte Klothoide, für den horizontalen und vertikalen Verlauf der Straße genutzt wird. Sie detektieren die Straßenmarkierungen über den Gradienten in einer Bildzeile und nutzen anschließend die Hough-Transformation, um die dreidimensionale Position der Straßenmarkierungen in den Parameterraum des Modells zu transformieren.

Auch Loose et al. [51] nutzten 2010 ein Straßenmodell, welches den horizontalen sowie den vertikalen Verlauf der Straße schätzt. Sie greifen für beides auf B-Splines zurück. Als Information extrahieren auch sie die Fahrbahnmarkierungen und nutzen ihre dreidimensionale Position, welche mit der Stereokamera bestimmt wird. Zusätzlich verwenden sie einen Freiraumklassifikator, welcher durch die Höhenschätzung der Straße rekursiv beeinflusst wird und so hilft, Fehldetektionen der Straßenmarkierungen zu vermeiden. Der Straßenverlauf wird mit einem Kalmanfilter über die Zeit verfolgt. In beispielhaften Szenen mit Realdaten zeichnen sie die Straßenverlaufsschätzung bis zu einer Entfernung 40 m ein.

Die zusätzliche Modellierung einer konstanten Änderung der Straßenbreite in einem Teilbereich schlugen Danescu et al. [18] 2011 vor. Das Straßenmodell bildet den horizontalen und vertikalen Verlauf der Straße als Kurve ab. Als Information über den Straßenverlauf werden von ihnen auch die Fahrbahnmarkierungen und ihre dreidimensionalen Positionen verwendet.

2.2 Lidar

Bei der Spur- bzw. Straßenverlaufsschätzung mit Lidar, auch Laserscanner genannt, gibt es zwei grundsätzlich unterschiedliche Vorgehensweisen. Zum einen können stehende Objekte mit dem Lidar gemessen werden. Auf Basis dieser wird eine Straßenverlaufsschätzung durchgeführt. Zum anderen werden die Fahrbahnmarkierungen der Straße anhand ihrer Intensität klassifiziert und anschließend benutzt. Die Extraktion der Fahrbahnmarkierungen hat den Vorteil, dass eine Spurschätzung möglich ist. Andererseits ist bei der Verwendung von stehenden Hindernissen als Information die erzielbare Reichweite deutlich höher. Das liegt darin begründet, dass der Einfallswinkel eines Laserstrahls zur Straße mit steigender Entfernung immer flacher wird. Dies führt zu immer stärkerem Rauschen und weder die Intensität noch die Entfernung und damit die Position können korrekt gemessen werden. Eine Schwierigkeit besteht, wenn die stehenden Hindernisse vom Lidar genutzt werden: Bewegte Objekte müssen erkannt werden, um die Straßenverlaufsschätzung nicht negativ zu beeinflussen.

Ein Lidar wurde erstmals 1998 [40] zur Straßenverlaufserkennung verwendet. Kirchner et al. legen ein Polynom dritten Grades, welches eine Klothoide approximiert, in die mit dem Lidar gemessene Randbebauung. Die einzelnen Straßenverlaufsschätzungen werden mit einem Kalmanfilter zeitlich verfolgt.

Sparbert et al. [80] passten 2001 ein Polynom zweiten Grades in die Daten eines Lidarscans ein. Dabei wird der Gierwinkel bzw. das lineare Glied vernachlässigt. Nachdem Sparbert et al. den y-Achsenabschnitt des modellierten linken und rechten Straßenrandes bestimmt haben, suchen sie vollständig den Parameterraum der Krümmung bzw. des quadratischen Gliedes ab. Die beste Schätzung ist die, welche die Anzahl der Punkte auf der modellierten Straße minimiert. Eine Reichweiteschätzung wird abhängig von der Anzahl der Punkte in einem gewählten Entfernungsbereich implementiert. Außerdem wird eine minimale und eine maximale Reichweite anhand der Krümmung der letzten Schätzung bestimmt. Das Verfahren wird evaluiert, indem die Schätzung in Rohdaten eingezeichnet wird. Die Reichweite beträgt in beiden dargestellten Fällen ca. vierzig Meter.

Kibbel et al. [39] nutzten 2005 drei verschiedene Objekttypen, welche alle mit einem Lidar vermessen werden. Es werden Fahrbahnmarkierungen über die Intensität extrahiert. Die Messungen bewegter Objekte und der Randbebauung fließen ebenso in die Schätzung mit ein. Dabei werden Histogramme verwendet, um die Punktinformationen in eine Spurschätzung umzuwandeln. Als Reichweite wird bis zu 80 m angegeben, aber es werden keine Daten gezeigt, welche weiter als 30 m vom Fahrzeug entfernt sind. Das Straßenmodell wird nicht beschrieben, aber es wird eine Regressionsgerade erwähnt, welche in die durch das Histogramm ausgewählten Punkte gelegt wird.

Ein auf den Boden gerichtetes Lidar nutzten unter anderen Ogawa und Takagi et al. in [68] und [81] im Jahr 2006, um Fahrbahnmarkierungen anhand der Intensität des

empfangen Lichtes zu erkennen. Den Straßenverlauf modellieren sie mit einem Polynom zweiten Grades. In den Grafiken der Veröffentlichung werden keine angemessenen Fahrbahnmarkierungen in größerer Entfernung als 20 m gezeigt. Um den Fehler ihres Systems zu bestimmen, werden Krümmung und Straßenbreite anhand einer Szene mit Referenzwerten verglichen.

Die Annahme, dass die Straße eben und der Bereich neben der Straße uneben ist, benutzten 2006 Cremean et al. [17]. Sie zeigen, dass mit einem Lidar, das oben am Fahrzeug angebracht und sieben Grad nach unten gerichtet ist, autonomes Fahren auf unbefestigter Straße mit $14 \frac{km}{h}$ bis $20 \frac{km}{h}$ möglich ist. Die Laserstrahlen des Sensors treffen in ungefähr 20 m Entfernung vor dem Fahrzeug auf die Straße. Den Straßenverlauf modellieren sie mit einem Polynom zweiten Grades. Um den Fehler ihres Systems aufzuzeigen, stellen sie die geschätzte Straßenmitte direkt vor dem Fahrzeug aus mehreren Zeitschritten der vom Fahrzeug zurückgelegten Strecke gegenüber. Dabei ist das Fahrzeug autonom auf der geschätzten Straßenmitte gefahren.

Mit dem Höhenunterschied von Bordsteinkanten verwendeten Kodagoda et al. [44] 2007 ein weiteres Merkmal. Das Lidar wurde auch von ihnen auf den Boden gerichtet und hat den Höhenunterschied zwischen der Straße und dem Gehweg gemessen. Der Fokus ihrer Arbeit liegt bei der Anwendung des IMMPDAF (engl. *interacting multiple model probabilistic data association filter*) und ein großer Teil davon beschreibt die Objektverwaltung (engl. *track management*). Der Fehler ihres Systems wird mithilfe von Simulationen bestimmt. Der RMS-Fehler (engl. *root mean squared*) der Bordsteinpositionen wird ausgewertet.

Kammel et al. [37] klassifizierten 2008 mit einem Lidar Fahrbahnmarkierungen über Intensitäten und Leitplanken über Höhenunterschiede. Auf Basis dieser Klassifikation könnte man eine Straßen- und Spurverlaufsschätzung anschließen.

Peterson et al. [69] fusionierten 2008 die Daten von mehreren Lidaren (sechs von Sick und eines von Velodyne), um den Verlauf von befestigten und unbefestigten Straßen zu schätzen. Als Merkmal wird ein positiver bzw. negativer Höhenunterschied, welcher am Straßenrand entsteht, herangezogen. Der Straßenverlauf wird durch ein Polynom dritten Grades modelliert, das eine Klothoide approximiert. Die Reichweite von ihrer Schätzung ist bis zu 70 m, wobei der Fehler nur bis zu einer Entfernung von 50 m ausgewertet wird. Sie werten den mittleren RMS-Wert und die Varianz der Distanz der Straßenverlaufsschätzung zur Wirklichkeit aus. Dabei wird pro Meterschritt der Fehler ausgewertet. Als Daten für die Auswertung dienen zwei Szenen unbefestigter Straßen.

2009 entdeckten Lindner et al. [50], dass die Sonneneinstrahlung Rauschen im Lidar erzeugt. Dafür werden verschiedene Wetterbedingungen anhand von Kamera- und Lidardaten ausgewertet. Aufgrund ihres adaptiven Schwellenwertes für die Erkennung von Fahrbahnmarkierungen ist ihr Algorithmus robust genug, um damit umzugehen. In ihren Grafiken zeichnen sie die Spurschätzung bis 35 m ein, Daten gibt es bis zu 45 m. Weder eine Fehlerauswertung wird vorgenommen, noch wird das Straßenmodell angegeben.

Konrad et al. [45] schätzten 2010 den Straßenverlauf vor und hinter dem Fahrzeug. Dabei verwenden sie ein Polynom zweiten Grades für die Modellierung des Straßenverlaufs vor und ein Polynom dritten Grades für die Modellierung des Straßenverlaufs hinter dem Fahrzeug. Dabei wird das Polynom nach hinten bis 120 m und nach vorne im Durchschnitt bis 75 m in die Daten eingepasst. Dieser Reichweitenunterschied begründet auch die Verwendung von Straßenmodellen unterschiedlicher Komplexität. Durch die

größere Reichweite wird ein zusätzlicher Freiheitsgrad benötigt, der erlaubt, S-Kurven zu modellieren. Die Algorithmen sind für die Verwendung auf Landstraßen konzipiert. Als Fehlermaß wird der Mittelwert der Distanz zwischen dem Modell und der von Hand bestimmten Wirklichkeit abhängig von der Entfernung zum Fahrzeug angegeben. Es werden zwei Szenarien ausgewertet. In dem einen war der Mittelwert des Fehlers ab ca. 80 m und bei dem zweiten ab ca. 65 m Entfernung größer als 1,5 m.

2.3 Digitale Karte

Die Nutzung von Navigationsgeräten verbreitet sich immer mehr. Die dort zur Navigation genutzte digitale Karte enthält wichtige Informationen über den Straßenverlauf. Aber realisiert man eine Straßenverlaufsschätzung mithilfe einer digitalen Karte, z.B. von Smuda et al. [79] oder Wang et al. [89], führt dies zu grundlegend anderen Herausforderungen als die Verwendung von Kamera, Lidar oder Radar. Denn der Straßenverlauf ist durch die digitale Karte schon bekannt. Es muss herausgefunden werden, an welcher Stelle der digitalen Karte man sich genau befindet, da das GPS-Signal nicht genau genug ist und auch nicht immer zur Verfügung steht. Dies wird als Lokalisierung bezeichnet. Das bedeutet, das Problem ist der Vergleich zwischen einem gemessenen und einem gespeichertem Straßenverlauf. Da dies mit der nachfolgenden Arbeit nur indirekt im Zusammenhang steht, wird auf eine Beschreibung des aktuellen Technikstandes an dieser Stelle verzichtet. Die größten ungelösten Herausforderungen in diesem Bereich sind aber die noch zu ungenau aufgezeichneten Karten sowie bauliche Veränderungen, welche einen serienmäßigen Einsatz für manche Fahrerassistenzsysteme erschweren bzw. bislang unmöglich machen.

2.4 Radar

Der größte Vorteil des Radars liegt in der großen Reichweite. Mit keinem Lidar gelang robust eine Straßenverlaufsschätzung mit einer Reichweite von über 80 m. Auch mit der Kamera als Sensor ist die Reichweite auf ca. 70 m beschränkt. Allein die Verwendung der digitalen Karte würde eine hohe Reichweite bieten. Aber wie oben schon beschrieben, besteht dort das Problem, dass die digitalen Karten bisher nicht genau genug sind und, im Falle einer baulichen Veränderung der Straße, falsch sein können.

Ein weiterer Vorteil eines Radars ist seine hohe Wetterrobustheit. Es wird bei Nacht, Nebel, Schnee und Regen deutlich weniger beeinflusst. Ebenso wird es nicht von der Sonne geblendet. All diese Phänomene sind für Lidare und vor allem für Kameras problematisch. Bei einem Radar wird bei sehr starkem Regen und Schneefall die Reichweite eingeschränkt, aber in diesem Fall ist es nicht erlaubt, schnell zu fahren, so dass eine weitaus geringere Reichweite ausreichend ist. Der verwendete Radar erkennt im Regelfall Ziele bis 200 m Entfernung. Eine leichte wetterbedingte Reduktion der Reichweite würde das nachfolgende System nicht beeinträchtigen.

Das Radar erkennt die Randbebauung der Straße. Die Schätzung beruht auf der Annahme, dass die Randbebauung parallel zur Straße verläuft. Dies ist fast immer der Fall, da eine Grasnarbe am Straßenrand, Leitplanken, Betonmauern, Schallschutzwände und -wälle sowie Bäume und Büsche, welche nah an der Straße zu finden sind, durch

den Straßenverlauf maßgeblich beeinflusst werden. Dagegen ist eine sichere Erkennung der unterschiedlichen Spuren der Straße schwierig, da nicht feststellbar ist, ob z.B. die Leitplanke auf beiden Seiten 50 cm weiter links oder rechts steht. Trotzdem haben Adam et al. [1] einen Ansatz dafür gefunden. Ihre Arbeit wird weiter unten noch detailliert beschrieben.

Im ersten von drei Unterkapiteln werden Verfahren beschrieben, welche nur auf Radar basierte Straßenverlaufsschätzungen durchführen. In dem zweiten werden Fusionsansätze beschrieben, die einen Radar beinhalten. Abschließend wird in dem letzten Unterkapitel kurz darauf eingegangen, welche weiteren Forschungsgebiete eines Radars im automobilen Bereich aktuell noch untersucht werden.

2.4.1 Schätzung nur auf Basis eines Radars

Ma et al. [58] gehörten 1997 zu den ersten, die eine Straßenverlaufsschätzung mit einem bildgebendem Radar durchführten. Sie suchen in jedem gemessenen Radarbild die optimale Position von Regionen: links, auf und rechts der modellierten Straße. Dabei minimieren sie die Varianz der drei Regionen, um die besten Modellparameter zu finden. Der Straßenverlauf wird durch ein Polynom zweiten Grades und der linke bzw. rechte Straßenrand werden durch eine Verschiebung parallel zur y-Achse modelliert. Als Beweis, dass ihr Algorithmus funktioniert, zeichnen sie ihr in die Daten eingepasstes Modell in eben diese ein.

Die am häufigsten zitierte Veröffentlichung, welche eine Straßenverlaufsschätzung nur auf Basis eines Radars realisiert, machten Lakshmanan et al. [47] 1997. Sie nutzen den Betrag und die Richtung der räumlichen Ableitung eines Radarbildes, um den durch ein Polynom zweiten Grades modellierten Straßenverlauf zu bestimmen. Der RMS-Fehler der Distanz zwischen der Wirklichkeit und dem geschätzten linken und rechten Straßenrand liefert in verschiedenen Entfernungen Aufschluss über die Qualität ihres Verfahrens. Es werden 37 einzelne Bilder von unterschiedlichen Szenen ausgewertet.

Eine Möglichkeit, Radardaten algorithmisch aufzubessern, nutzten Miyake et al. [66] 2007. Sie wenden eine Variante des Music-Algorithmus (engl. *multiple signal classification*) an, um die azimutale Auflösung des Radars zu verbessern. Anschließend extrahieren sie aus dem Radarbild stehende Objekte, auf deren Basis eine Straßenverlaufsschätzung durchgeführt wird. Explizit geben sie keine Reichweite an, aber sie zeichnen ihr Straßenmodell, ein Polynom zweiten Grades, bei dem das lineare Glied weggelassen wird, bis 150 m in die extrahierten Daten ein. Eine weitere Fehlerauswertung wird nicht durchgeführt. Für Landstraßen ist dieses Straßenmodell ungeeignet, da sich z.B. keine S-Kurven darstellen lassen.

Eine indirekte Straßenverlaufsschätzung veröffentlichten Lundquist et al. [56] 2009. Sie verfolgen die Position und Ausdehnung von Leitplanken mit einem Kalmanfilter über die Zeit. Auf diese Weise kann man die Begrenzung der Straße extrahieren. Eine anschließende Straßenverlaufsschätzung ist realisierbar.

Daran weiterarbeitend legten Lundquist et al. [54] 2010 Polynome in statische und längliche Objekte. Sie nutzen dafür einen modifizierten Kalmanfilter und führen ihre Versuche mit Polynomen zweiten Grades durch. Der RMS-Fehler der geschätzten Polynomparameter wird für die Auswertung genutzt. Sie vergleichen die Schätzwerte des Kalmanfilters auch mit den Parametern von Polynomen, die sie durch die Minimierung

des quadratischen Abstandes erhalten. Auffallend ist, dass bei der von ihnen durchgeführten Simulation die Parameter auf Basis der Minimierung bessere Ergebnisse liefern als ihr vorgestellter Ansatz mit dem Kalmanfilter. Sie schreiben, dass die statische Randbebauung sich nicht verändert und deswegen auch die Parameter des Polynoms konstant sind. Hat man den Verlauf der Randbebauung bestimmt, ist eine darauf basierende Straßenverlaufsschätzung realisierbar.

Lundquist et al. [55] veröffentlichten 2011 die Erweiterung der oben beschriebenen Arbeit, die zeitliche Verfolgung von statischen und länglichen Objekten mithilfe von Polynomen zu einer Straßenverlaufsschätzung. Dabei nutzen sie die Annahme, dass ihre Polynome zweiten Grades unter Vernachlässigung des konstanten Terms dem Straßenverlauf entsprechen. Sie zeigen die Qualität ihrer Straßenverlaufsschätzung, indem sie den absoluten Fehler des linearen und quadratischen Teils jedes ausgedehnten Objekts mit der zurückgelegten Strecke des Fahrzeugs vergleichen, das die Radarmessungen durchführt. Dabei werten sie eine dreiminütige Szene aus.

Homm et al. [33] bzw. Homm [32] nutzten 2010 bzw. 2012 eine Rasterkarte mit einem bildgebenden Radar. Sie wenden ihren für Lidarsensoren entwickelten Ansatz auf Radardaten an. Im Gegensatz zur vorliegenden Arbeit, in welcher der Straßenverlauf von Landstraßen in bis zu 120 m Entfernung geschätzt wird, bestimmen Homm et al. bzw. Homm den Straßenverlauf von Autobahnen in bis zu 40 m Entfernung. Dadurch ergeben sich andere Rahmenbedingungen, so dass z.B. bei Homm die Modellierung des Straßenverlaufs durch eine Kurve konstanter Krümmung im Gegensatz zur vorliegenden Arbeit zu einem vernachlässigbaren Fehler führt. Bei Homm wird der modellierte Straßenverlauf in die Daten eingepasst, indem alle Zeilen der Rasterkarte anhand eines konkreten Parametersatzes auf die y -Achse projiziert und in ein Histogramm eingetragen werden. Dabei ist für die Aussage, wie gut ein Parametersatz zu einem Rasterkartenbild passt, maßgeblich, wie hoch und schmal die einzelnen Spitzen des Histogramms sind. Dabei gilt: umso höher und schmaler, desto besser. Diese Methode ist ähnlich zu der von Pomerlau [71] 1995 entwickelten und oben beschriebenen. Das optimale Histogramm bzw. der optimale Parametersatz wird anhand des Nelder-Mead-Simplex Verfahrens bestimmt. Als Fehlermaß untersuchen Homm et al. [33] den Abstand zwischen der geschätzten und der mit einem speziellen Laserscanner gemessenen Position des linken Straßenrandes anhand einer 40 Sekunden langen Szene. Homm [32] evaluiert den RMS-Fehler der Parameterwerte anhand einer ca. 2 km langen Teststrecke, deren Straßenverlauf bekannt ist.

Meis et al. [63] entwickelten 2010 parallel zu dieser Arbeit eine sehr geschickte Weise, das Schätzproblem bei der Straßenverlaufsschätzung zu reduzieren. Sie schätzen ebenfalls die Ableitung des modellierten Straßenverlaufs, der ein Polynom dritten Grades ist. Das hat den Vorteil, dass weder der linke noch der rechte Straßenrand modelliert werden müssen. Das Straßenmodell und damit auch das Schätzproblem werden von fünf auf drei Dimensionen reduziert. Als Eingangsdaten werden die Messpunkte von stehenden Hindernissen verwendet, welche, wie in Kapitel 3.4 genauer beschrieben, auf Landstraßen nicht genügend Informationen liefern. In die Messpunkte werden Geraden eingepasst. Die Steigungen dieser Geraden werden mit der Steigung des Straßenmodells verglichen. Als Fehler werten Meis et al. den Mittelwert der lateralen Abstände zur Wirklichkeit in 15 m, 30 m, 45 m, 60 m, 100 m und 150 m aus.

Eine Alternative zu Rasterkarten stellten Lundquist et al. [53] 2010 vor. Sie bauen eine Karte mit einem PHD-Filter (engl. *probability hypothesis density filter*) auf. Dabei integrieren sie Punktmessungen und die dazugehörigen Kovarianzen von drei Radaren über die Zeit. Den PHD-Filter implementieren sie auf Basis von zusammengesetzten Normalverteilungen (engl. *gaussian mixture*) und nennen ihn GM-PHD-Filter. Dieser speichert im Prinzip die Wahrscheinlichkeit, ob ein Bereich belegt ist. Diese Vorgehensweise hat den Vorteil, dass deutlich weniger Speicher genutzt wird und deswegen auch weniger Zellen beim Integrieren einer Messung neu berechnet werden müssen. Der vorgestellte GM-PHD-Filter benötigt 70 bis 100 Parameter, um die Karte zu repräsentieren, wobei eine Rasterkarte laut den Autoren eher um die 100.000 Werte, je Zelle einen Wert, benötigt. Die Straßenverlaufsschätzung, die sie auf Basis ihrer Karte durchführen, nutzt die Mahalanobis Distanz der Normalverteilungen zu dem Straßenmodell. Der Straßenverlauf wird durch ein Polynom dritten Grades modelliert. Sie passen nicht zwei sondern vier zur y-Achsen parallel verschobene Polynome in die aufgebaute Karte ein. Das heißt, es werden vier quasi parallele längliche Strukturen in der Karte gesucht. Um die Qualität des Algorithmus zu zeigen, zeichnen Lundquist et al. das geschätzte Straßenmodell in die aufgebaute Karte ein. Außerdem vergleichen sie visuell die aufgebaute Karte über ca. einen Kilometer Länge mit einer auf denselben Daten basierenden Belegungswahrscheinlichkeitsrasterkarte und einer photographischen Aufnahme derselben Strecke.

Adam et al. [1] gingen 2011 einen Schritt weiter und versuchten Fahrspuren und nicht nur einen Straßenverlauf mit einem Radar zu schätzen. Als Straßenmodell nutzen sie zwei parallele Kreisbögen und als Informationsquelle Messpunkte von stehenden und bewegten Objekten. Zur Evaluierung ziehen sie die Spurverlaufsschätzung einer Kamera heran. Der Fehler ihres Ansatzes ist in 80 m Entfernung in 88 % der Fälle kleiner als 1,5 m. Die Tatsache, dass der Fehler unter der Annahme einer geraden Straße in 84 % der Fälle kleiner als 1,5 m ist und damit kaum schlechter als der vorgestellte Ansatz, lässt darauf schließen, dass vor allem Autobahn-ähnliche Szenarien, welche wenig Krümmung haben, getestet wurden. Es ist ihnen möglich, dem eigenem Fahrzeug zu 90 % die richtige Spur zuzuordnen.

2.4.2 Fusion mit Radar

Ein Radar wird bei einem Fusionssystem am häufigsten dazu verwendet, bewegte Objekte zu messen. Das wird dadurch begünstigt, dass ein Radar direkt die relative Geschwindigkeit eines Objekts über den Dopplereffekt bestimmen kann. Bewegte Objekte sind in der Regel andere Verkehrsteilnehmer, z.B. Autos oder Motorräder, die in den meisten Fällen parallel zum Straßenverlauf fahren. Die Information, auf welcher Spur sich das Objekt befindet, liefert in der Regel ein weiterer Sensor des Fusionssystems. So kann ein einzelner Messpunkt eines Fahrzeuges zur Straßenverlaufsschätzung beitragen.

Ein Musterbeispiel eines solchen Systems veröffentlichten Gern et al. [30] im Jahr 2000. Ein Kalmanfilter liefert ihnen die Fusionsgrundlage, auf welcher Basis sie Radar- und Kameradaten fusionieren. Seine Grundidee ist, die kürzere Reichweite der Kamera (ca. 50 m), vor allem bei schlechtem Wetter (ca. 15 m), auf Basis der Radardaten zu vergrößern. Sie nutzen die Positionen bewegter Objekte, die mit dem Radar gemessen werden, um den modellierten Straßenverlauf durch diese zu legen. Die Kamera liefert

auf Basis von Fahrbahnmarkierungen weitere Daten. Der Straßenverlauf wird mit einem Polynom dritten Grades modelliert, welches eine Klothoide approximiert. Anhand der Abweichung des Krümmungsparameters und des lateralen Versatzes eines vor dem Sensorfahrzeug fahrenden bewegten Objekts wird die Verbesserung durch die Fusion evaluiert.

Ähnlich gingen auch Schön et al. [75] 2006 vor. Ihr wissenschaftlicher Beitrag ist die Erkennung von Spurwechselforgängen der vorausfahrenden Fahrzeuge. Die Spurwechselforgänge beeinflussen die Straßenverlaufsschätzung negativ, da eine falsche Krümmung und eine falsche Krümmungsänderung während des Spurwechselforgangs gemessen wird. Sie zeigen anhand des geschätzten Krümmungsparameters verglichen mit der Wirklichkeit, dass die Spurwechselferkennung notwendig ist.

Xiang [96] erforschte 2005 die Fusion von unterschiedlichen Sensordaten - Radar-, Kamera-, Lidar- und Ultraschalldaten - auf Basis einer zweidimensionalen Rasterkarte. Dabei klassifiziert er die Zellen unter anderem auch danach, ob sie zur Straße gehören, die keinem Modell folgt. Das Radar, welches nur Punktobjekte, also kein Radarbild, liefert, wird hauptsächlich zur Detektion von bewegten Objekten oder weiter entfernten Hindernissen (> 50 m) genutzt. Auch wird der Vorteil der hohen Wetterrobustheit des Radars erwähnt.

Einen Fusionsansatz auf Basis eines Kalmanfilters stellten Polychronopoulos et al. [70] 2004 vor. Sie fusionieren Radar- und Ferninfrarotkameradaten. Zum einen nutzen sie stehende Hindernisse der Randbebauung und zum anderen vorausfahrende Fahrzeuge, um den durch ein Polynom dritten Grades modellierten Straßenverlauf zu schätzen. Dabei vernachlässigen sie das lineare Glied des Polynoms. Unbeschrieben ist das nicht unerhebliche Problem, wie die stehenden Hindernisse als Straßenrand klassifiziert und anschließend dem linken bzw. rechten Straßenrand zugeordnet werden. Die gemessenen Positionen der vorausfahrenden Fahrzeuge werden über die Zeit verfolgt und dabei anhand der Eigenbewegung fortgeschrieben. Bevor sie als Daten in den Kalmanfilter einfließen, werden die gemessenen Positionen um den lateralen Wert der ersten gemessenen Position bereinigt. Die Verwendbarkeit des Fusionsalgorithmus wird anhand von zwei Bildern von Polychronopoulos et al. demonstriert. Diese enthalten die Rohdaten und das eingepasste Straßenmodell.

Sowohl Kamera als auch Radar fusionierten Lundquist et al. [57] 2008 und stützten sich dabei hauptsächlich auf die Informationen der Kamera. Das Radar wird dafür benutzt, um vorausfahrende Fahrzeuge zu finden. Unter der Annahme, dass sie parallel zum Straßenverlauf fahren, werden ihre Informationen integriert. Der Straßenverlauf wird durch ein Polynom dritten Grades modelliert, das eine Klothoide annähert. Dabei enthält der Zustandsraum des zur Fusionierung genutzten Kalmanfilters keine Krümmungsänderung. Zur Qualitätsauswertung wird der RMS-Fehler der Krümmung genutzt. Die zur Auswertung verwendeten Szenarien sind eine fünfzehn minütige Autobahnszene und eine neun minütige Landstraßenszene.

Serfling et al. [77] fusionierten 2008 auf Basis einer digitalen Karte Nachtsichtkamera- und Radardaten. Dabei wird mittels GPS-Sensors die grobe Position bestimmt. Anschließend extrahieren sie aus der digitalen Karte den Straßenverlauf und approximieren diesen durch einen Spline. Dann werden die Nachtsichtkamera- und Radardaten verwendet, um den Straßenverlauf der digitalen Karte in die Messdaten einzupassen. Dafür schätzen sie die Straßenbreite, den Gierwinkel sowie den lateralen und longitudinalen Versatz. Mit

dem Radar, das ein bildgebendes ist, nutzen sie die Merkmale, dass die Straße frei von Radarreflexionen ist und dass am Straßenrand eine Kante in den Radardaten existiert. Um die Kanteninformation zu extrahieren, wird der Betrag der räumlichen Ableitung des Radarbildes herangezogen. Sie zeigen eine Qualitätsverbesserung von 25 % bei der Nutzung von Nachtsichtkamera- und Radardaten gegenüber nur Nachtsichtkameradaten, indem sie in Kamerabildern manuell den linken und rechten Rand markieren und mit der Straßenverlaufsschätzung vergleichen. Dabei wird zur Auswertung der mittlere Fehler in der Einheit Pixel untersucht.

2009 verwendeten Loose et al. [52] erstmals eine Rasterkarte, um mit einem Radar eine Straßenverlaufsschätzung zu realisieren. Sie benutzen nur die stehenden Objekte, welche sie mit dem Radar bzw. der Stereokamera messen. Unter der Annahme, dass der Straßenrand voll mit und die Straße frei von stehenden Objekten ist, passen sie ein Polynom dritten Grades in die aufgebauten Rasterkarten ein. Der Straßenverlauf wird durch Kalman gefilterte Partikel über die Zeit verfolgt. Die Reichweite des kamerabasierten Straßenverlaufs geht bis 60 m. Die Qualität ihres Systems wird durch Einzeichnung der Schätzung in die Rasterkarte überprüft.

Über verschiedene Rasterkarten fusionierten Darms et al. [19] 2010 die Daten eines bildgebenden Radars und einer Kamera. Dabei bauen sie für jeden Sensor eine Rasterkarte auf, eine Strukturkarte für die Radardaten und eine Belegungskarte für die Kameradaten. In beide Karten werden Messungen stehender Objekte eingetragen. Als Messung wird beim Radar die Differenz zwischen einem im Sensor bestimmten Rauschwert und dem gemessenen Wert an dieser Stelle genommen. Der Straßenverlauf wird durch eine Klothoide modelliert. Allerdings ist keine definierende Gleichung angegeben, so dass unklar ist, ob die Klothoide approximiert wird. Ihre Straßenverlaufsschätzung folgt der Annahme, dass sich stehende Objekte am Straßenrand befinden und dass die Straße frei von diesen ist. Eine Reichweite der aktuellen Schätzung wird dadurch bestimmt, ob zwischen den gemessenen Objekten am Rand eine zu große Lücke in longitudinaler Richtung ist. Sie testen ihren Fusionsansatz, indem sie überprüfen, ob die damit errechneten Schätzungen einer Spurhaltefunktion erfolgreich als Eingangsdaten dienen. Die Versuche diesbezüglich wurden auf Teststrecken durchgeführt.

2.4.3 Weitere Forschungsgebiete des Radars im automobilen Bereich

In diesem Abschnitt wird eine kurze Sammlung weiterer Forschungsgebiete von Radaren im automobilen Bereich erwähnt. Diese erhebt nicht den Anspruch auf Vollständigkeit.

Den allgemeinen Einfluss der Reflexionen von Radarstrahlen auf Straßen untersuchten 2000 Schneider et al. [74]. Dabei erforschen sie unter anderem auch den Einfluss von Hügeln und Senken sowie der Einbauhöhe des Radars im Fahrzeug. Darauf aufbauend entwickelten Diewald et al. [22] 2010 ein Verfahren, um eine Höhenschätzung durchführen zu können, auch wenn die Höhe selbst nicht gemessen wird. Als Basis der Höhenschätzung wird ausgenutzt, dass die Radarstrahlen sich über mehrere Wege zum Objekt und vom Objekt zum Radar ausbreiten. Der eine Weg ist direkt und der andere geht über eine Reflexion der Straßenebene. Das bei einer Annäherung an das Objekt entstehende Interferenzmuster, welches in konstruktiver und destruktiver Überlagerung der Radarstrahlen

begründet ist, hängt von der Höhe des Objekts ab. Durch das Messen dieses Interferenzmusters kann die Höhe des Objektes geschätzt werden. Auf Basis der Höhenschätzung wurde anschließend von Diewald et al. [98] 2011 eine Brückendetektion durchgeführt.

Viikari et al. [85] veröffentlichten 2008 ihre Ergebnisse zur Klassifizierung der Straßenoberfläche als nassen, glatten bzw. normalen Straßenbelag. Dafür benutzten sie 24 GHz und 77 GHz Radare und untersuchten die Rückstrahlenergie, den Einfallswinkel und die Polarisation der Radarstrahlen bei den unterschiedlichen Straßengegebenheiten. Die Messungen führten sie im Labor mit einem aus einer realen Straße entnommenen Stück Asphalt durch. Ein Jahr später arbeiteten Viikari et al. [86] nur noch mit einem 24 GHz Radar. Außerdem haben sie ein Fahrzeug aufgebaut, mit welchem sie auf einer speziell präparierten Teststrecke Messungen durchführen. Sie zeigen, dass es möglich ist, mit einem 24 GHz Radar aus dem Automotive-Bereich zu messen, ob die Straße trocken, nass, eis- oder schneebedeckt ist.

In diesem Kapitel wurde ein Überblick über den aktuellen Stand der Technik gewährt. Außerdem wurde die zentrale Frage beantwortet, warum ein Radar für eine Straßenverlaufsschätzung essentiell ist. Der Hauptgrund ist seine große Reichweite, die kein anderer Sensortyp bieten kann. Ein weiterer Benefit ist die hohe Wetterrobustheit, welche gerade im automobilen Kontext sehr wichtig ist. Denn gerade bei schlechtem Wetter steigen die Anforderungen an den Fahrer und er ist schneller überlastet oder müde. Ein sicherheitsorientiertes Fahrerassistenzsystem kann gerade in solchen Situationen unterstützend einwirken und Fahrfehler bzw. Unfälle verhindern.

Grundlagen und Vorverarbeitung

In diesem Kapitel werden zuerst nötige Grundlagen erläutert. Das ist neben der Definition von den verwendeten Koordinatensystemen auch die Ermittlung der Eigenbewegung. Anschließend wird die Vorverarbeitungskette eingeführt. Diese besteht aus einer Entfaltung, einem Rauschfilter, dem Löschen bewegter Objekte aus den Radardaten und dem Aufbau einer Rasterkarte. Darauffolgend werden Nachbearbeitungsschritte der Rasterkarte, welche von unterschiedlichen Algorithmen verwendet werden, vorgestellt. Dazu gehören die räumliche Ableitung der Rasterkarte und die Extraktion lokaler Maxima. Zum Abschluss wird das Straßenmodell eingeführt.

3.1 Koordinatensysteme

Bevor mit den Formulierungen der ersten Gleichungen begonnen werden kann, müssen Koordinatensysteme festgelegt werden. In dieser Arbeit werden verschiedene Koordinatensysteme genutzt: Das globale Koordinatensystem, in dem sich das Egofahrzeug bewegt, das Fahrzeugkoordinatensystem, welches nach DIN-Norm 70000 definiert wird, und das Sensorkoordinatensystem. In dieser Arbeit bezeichnet das Egofahrzeug das Fahrzeug, welches mit dem bildgebenden Radar ausgestattet ist und für welches der zukünftige Straßenverlauf bestimmt wird.

Die Unterkapitel sind von grob nach fein gegliedert, also wird zuerst das globale Koordinatensystem, anschließend das Fahrzeug- und zum Schluss das Sensorkoordinatensystem beschrieben. Außerdem werden verschiedene Umrechnungen zwischen den Systemen angegeben. Die Abbildung 3.1 dient als Übersicht und zeigt, wie die Koordinatensysteme zueinander in Beziehung stehen.

3.1.1 Globale Koordinaten

Als globales Koordinatensystem, in dem sich das Egofahrzeug bewegt, wird das UTM-Koordinatensystem (Universale Transverse Mercatorprojektion) verwendet. Die Koordinaten werden in Norden N und Osten E angegeben. Die Maßeinheit ist Meter. Es ist nicht definiert, ob es sich um ein rechts- oder linksdrehendes Koordinatensystem handelt. Die Nordachse entspricht 0 Grad. Aus der Forderung, dass das System mathematisch korrekt ist, folgt ein rechtsdrehendes Koordinatensystem. Das bedeutet für den Zusammenhang

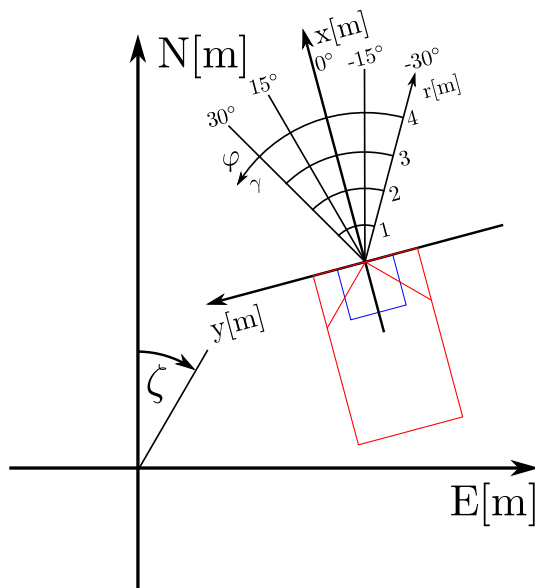


Abbildung 3.1: Übersicht über die Koordinatensysteme; in Rot das Egofahrzeug, in Blau der Sensor

zwischen N , E und dem Winkel ζ eines Punktes auf dem Einheitskreis Folgendes:

$$N = \cos(\zeta) \tag{3.1.1}$$

$$E = \sin(\zeta). \tag{3.1.2}$$

In der Abbildung 3.2 ist das UTM-Koordinatensystem dargestellt.

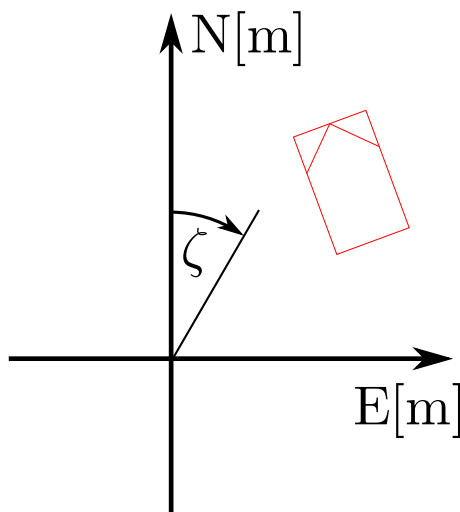


Abbildung 3.2: UTM-Koordinatensystem; in Rot das Egofahrzeug

3.1.2 Fahrzeugkoordinaten

Die Fahrzeugkoordinaten werden nach DIN-Norm 70000 festgelegt. Da nur ein 2-D Koordinatensystem benötigt wird, entfällt die Höhe als dritte Dimension. Übrig bleibt ein

linksdrehendes kartesisches Koordinatensystem, das in Abbildung 3.3 dargestellt ist. Dabei ist x die longitudinale und y die laterale Distanz zum Fahrzeugursprung. Beide Dimensionen werden in Metern gemessen.

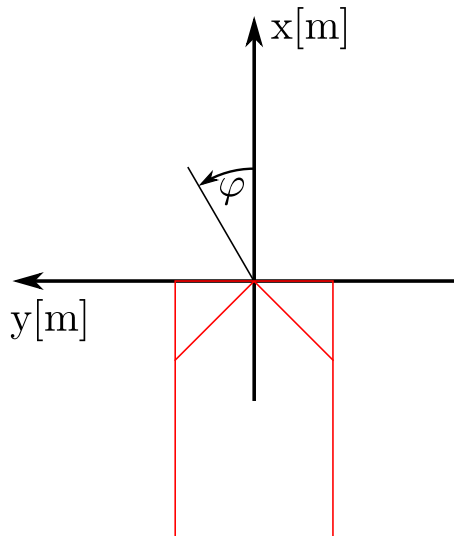


Abbildung 3.3: Fahrzeugkoordinatensystem nach DIN-Norm 70000; in Rot das Egofahrzeug

Der Ursprung ist nach DIN-Norm 70000 auf der Fahrzeugmitte zwischen der vorderen Stoßstange und der Hinterachse definiert. Für diese Arbeit wären zwei verschiedene Orte des Ursprungs sinnvoll. Zum einen soll dieser auf der vorderen Stoßstange liegen, da hier auch der Sensor montiert ist, so dass der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems mit dem des Sensorkoordinatensystems zusammenfällt und somit die Umrechnung vom einen in das andere vereinfacht wird. Zum anderen ist der Ursprung auf der Hinterachse von Vorteil, da die später verwendete Eigenbewegungsschätzung diesen Punkt als Referenz nutzt. Liegen Ursprung und diese Referenz aufeinander, vereinfacht sich die Einbeziehung der Eigenbewegung. Da der Fokus dieser Arbeit auf der Verarbeitung der Radarsignale liegt, sollen die Gleichungen möglichst einfach und verständlich sein. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems auf die Mitte der vorderen Stoßstange gelegt.

Mit folgenden Gleichungen kann ein Punkt (N, E) des globalen Koordinatensystems in das Fahrzeugkoordinatensystem umgerechnet werden:

$$x(N, E) = (N - N_{\text{ego}}) \cdot \cos(-\zeta_{\text{ego}}) - (E - E_{\text{ego}}) \cdot \sin(-\zeta_{\text{ego}}) \text{ und} \quad (3.1.3)$$

$$y(N, E) = -(N - N_{\text{ego}}) \cdot \sin(-\zeta_{\text{ego}}) - (E - E_{\text{ego}}) \cdot \cos(-\zeta_{\text{ego}}). \quad (3.1.4)$$

Und umgekehrt kann ein Punkt (x, y) des Fahrzeugkoordinatensystems so in das globale Koordinatensystem überführt werden:

$$N(x, y) = N_{\text{ego}} + x \cdot \cos(\zeta_{\text{ego}}) + y \cdot \sin(\zeta_{\text{ego}}) \text{ und} \quad (3.1.5)$$

$$E(x, y) = E_{\text{ego}} + x \cdot \sin(\zeta_{\text{ego}}) - y \cdot \cos(\zeta_{\text{ego}}). \quad (3.1.6)$$

Bei den obigen vier Gleichungen wird die Position des Egofahrzeugs bzw. seines Koordinatensystems auf dem globalen Koordinatensystem durch N_{ego} und E_{ego} sowie seine Ausrichtung durch ζ_{ego} angegeben.

3.1.3 Sensorkoordinaten

Der Sensor misst den Abstand r , den Winkel γ und die relative Geschwindigkeit v_{mess} von Objekten. Aufgrund der Messung des Abstandes und des Winkels ist das Sensorkoordinatensystem kein kartesisches, sondern ein polares Koordinatensystem. Die Abbildung 3.4 zeigt schematisch das Koordinatensystem des in blau dargestellten Sensors. In Kapitel 3.3 werden der Sensor und sein Sichtbereich detailliert beschrieben. Folgende Gleichungen ermöglichen die Umrechnung vom Fahrzeugkoordinatensystem in das Sensorkoordinatensystem:

$$r(x, y) = \sqrt{x^2 + y^2} \text{ und} \quad (3.1.7)$$

$$\gamma(x, y) = \arctan(y/x). \quad (3.1.8)$$

Die Gleichungen sind einfach, da die Ursprünge beider Koordinatensysteme aufeinander liegen.

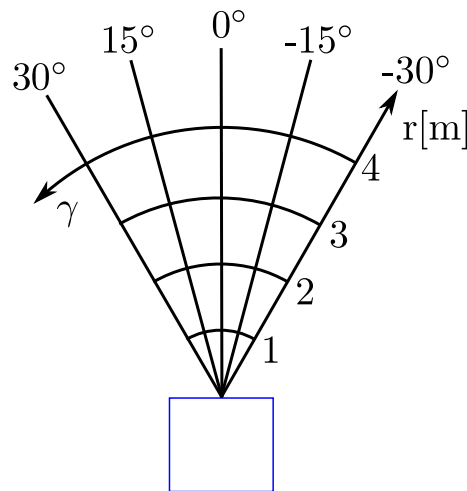


Abbildung 3.4: Sensorkoordinatensystem; in Blau der Sensor

3.2 Eigenbewegung

Verschiedene Verfahren zur Eigenbewegungsschätzung werden unter anderem von Thrun et al. in [83] und von Ungoren et al. in [84] beschrieben. Für die Bestimmung der Eigenbewegung werden die im Egofahrzeug serienmäßig verbauten Odometriesensoren genutzt. Es werden die aktuelle Geschwindigkeit v_{ego} sowie die Gierrate ausgelesen und über die Zeit integriert. Die dabei möglicherweise entstehende Drift der Daten ist für diese Arbeit nicht relevant, da nur über 230 m die Eigenbewegungsdaten benötigt werden, um die in Kapitel 3.5 beschriebene Rasterkarte aufzubauen, denn der verwendete Ausschnitt der Rasterkarte ist nur 230 m lang. Die Eigenbewegung wird außerdem für die Auswertung der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung genutzt, wie in Kapitel 6.1 erläutert wird. Die Fehler werden nur über eine Länge von 120 m ausgerechnet, weswegen eine eventuell vorhandene Drift der Eigenbewegung noch geringere Auswirkungen hat.

Die Korrektheit der Eigenbewegungsdaten wurden durch verschiedene Versuche evaluiert und der auftretende Fehler ist für die auszuwertende Länge von maximal 230 m vernachlässigbar.

Ausführliche Untersuchungen über die Qualität von Fahrzeugeigenbewegungsdaten wurden von Ungoren et al. [84] mit dem Ergebnis durchgeführt, dass alle untersuchten Verfahren für normale Straßen geeignet sind, also für Straßen mit wenigen Höhenunterschieden und einem hohem Reibwert, welches auf die in dieser Arbeit untersuchten Landstraßen auch zutrifft.

3.3 Radar

Ein Radar ist ein Sensor, das elektromagnetische Wellen aussendet, um Objekte zu detektieren. Die ausgesandten Wellen werden von einem Objekt reflektiert und so zum Sensor zurückgeschickt, welcher dann die Entfernung, den Radarrückstreuquerschnitt, den Winkel und die relative Geschwindigkeit messen kann. Detailliert wird dies von Skolnik [78] beschrieben. Das Antennendiagramm bzw. die Radarkeule eines Radars geben an, wie sich die elektromagnetischen Wellen im Raum ausbreiten. Der Radarrückstreuquerschnitt wird anhand des Verhältnisses zwischen der ausgesandten und empfangenen Energie bestimmt und nachfolgend als Amplitude bezeichnet. Es gibt unterschiedliche Radarprinzipien, welche unterschiedliche Kombinationen der vier genannten Eigenschaften des zurückkehrenden Signals verarbeiten können. Verschiedene im Automobilbereich eingesetzte Radare werden von Winner et al. [95] detailliert beschrieben.

Das in dieser Arbeit verwendete Radar misst die Entfernung, die Amplitude und die relative Geschwindigkeit direkt. Der Winkel wird bestimmt, indem unterschiedliche Richtungen nacheinander abgescannt werden. Es ist ein 77 GHz FMCW-Radar (engl. *frequency modulated continuous waveform*), das die Frequenzmodulation mit dem schnellen Rampenverfahren realisiert. Dabei wird die Frequenz in mehreren aufeinander folgenden Rampen variiert, um so die Entfernung eines Objekts zu bestimmen. Der Sichtbereich eines Sensors bezeichnet in dieser Arbeit den Bereich, der von diesem Sensor abgetastet wird. Dieser ist bei dem verwendeten Sensor 17° im Winkelbereich und 200 m im Entfernungsbereich. Die Zykluszeit beträgt 66 ms, d.h. alle 66 ms wird eine neue Messung geliefert.

Das kontinuierliche Signal wird in ein Radarbild umgewandelt. Das Radarbild ist im nachfolgenden Kapitel 3.4 detailliert beschrieben. Auf Basis des Radarbildes wird eine Zieldetektion durchgeführt. Das Ergebnis wird in dieser Arbeit als Punktziel bezeichnet und enthält alle relevanten Informationen, unter anderem die Position, den Radarrückstreuquerschnitt und die relative Geschwindigkeit des Zieles bzw. des Objektes. Die einzelnen Punktziele werden zeitlich mit einem Kalmanfilter verfolgt und so zu sogenannten getrackten Objekten. Eine Möglichkeit der Zieldetektion und der Objektbildung wird von Bath und Trunk [7] beschrieben. Bei der Zieldetektion gehen wertvolle Informationen verloren, wie im nächsten Kapitel erläutert wird.

3.4 Radarbild

Ein Radarbild repräsentiert dichte Radardaten. Es besteht aus Zellen, die pro Entfernung und Winkeleinheit die vom Radar empfangene Energie bzw. die Amplitude widerspiegeln. Bei dem verwendeten Radar ist der Entfernungsbereich in 1 m und der Winkelbereich in 1° Schritten unterteilt. Von oben sehen diese Daten aus wie ein Bild, woher auch der Name rührt. Ein Beispiel ist in Abbildung 3.5 zu sehen. Dabei bedeutet schwarz, dass in dieser Zelle viel Energie und weiß, dass keine Energie gemessen wurde. Schwarz entspricht also Objekten, die viele Radarstrahlen reflektieren, z.B. metallische Objekte wie Fahrzeuge und Leitplanken, und weiß Objekten, die keine Radarstrahlen zurückwerfen, z.B. Luft. Grau entspricht mittelstarken Objekten, z.B. Bäume und Büsche.

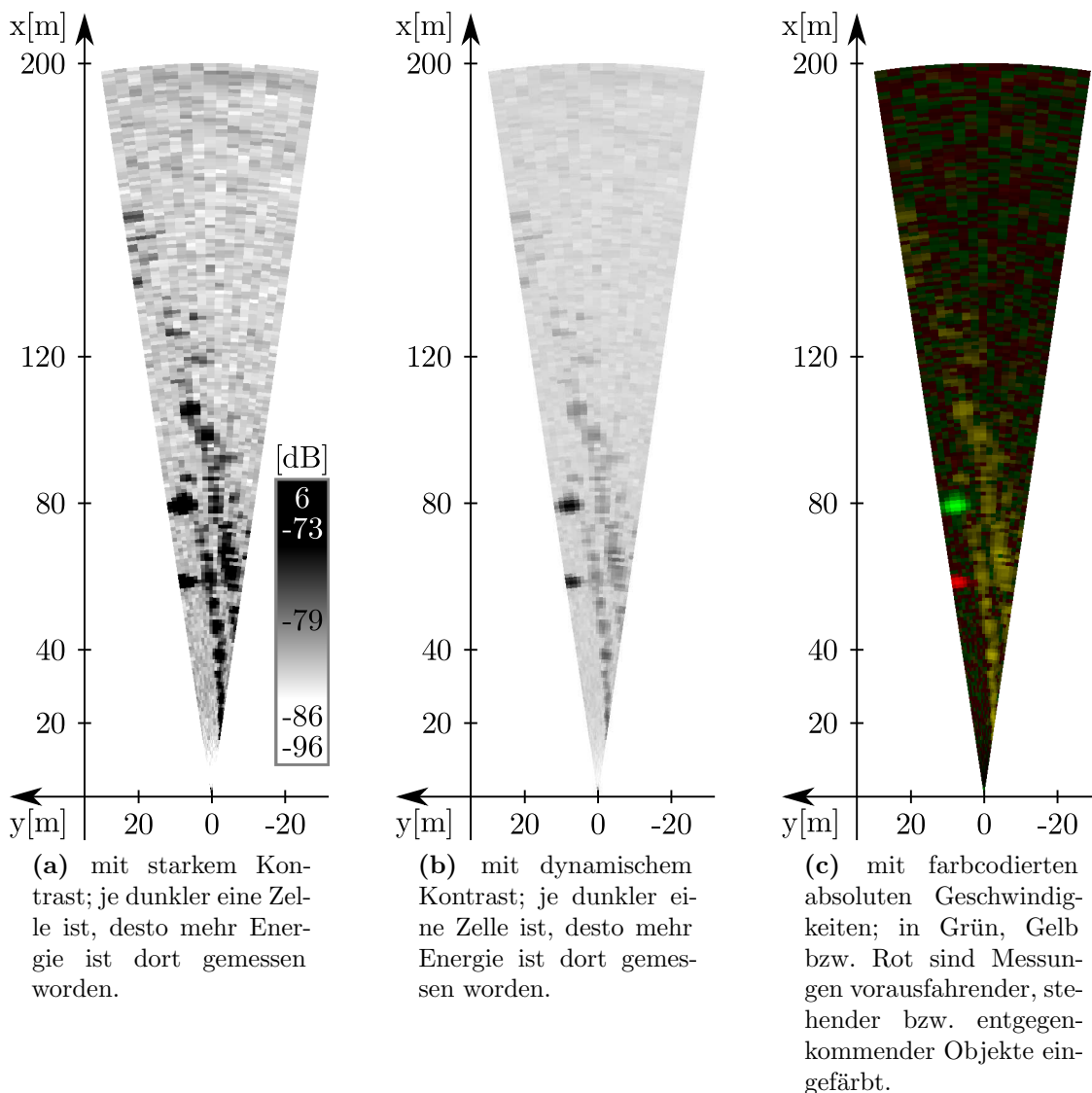


Abbildung 3.5: Unterschiedliche Darstellungen eines Radarbildes: mit hervorgehobenem Kontrast, mit dynamischem Kontrast und mit farbkodierten absoluten Geschwindigkeiten

In der Abbildung 3.5a wurde, um die Messungen der Randbebauung im Radarbild hervorzuheben, eine obere und untere Schwelle eingeführt, ab welcher eine Zelle schwarz bzw. weiß ist. Dies erhöht den Kontrast zwischen Rauschen, beschrieben in Kapitel 3.4.2, und Messungen der Randbebauung deutlich. In Abbildung 3.5b werden diese Schwellen nicht genutzt, d.h. die stärkste Zelle des Radarbildes ist schwarz und die schwächste weiß. Bei der Betrachtung der Abbildung 3.5b wird klar, dass eine Unterscheidung zwischen Messungen der Randbebauung und Rauschen nicht so einfach ist, wie Abbildung 3.5a vermuten lässt. Das passende Dokumentationskamerabild ist in Abbildung 3.6 zu sehen.



Abbildung 3.6: Dokumentationskamerabild zu den Abbildungen 3.5, 3.9, 3.10, 3.11, 3.12, 3.13, 3.14 und 3.15

Die Amplitude, also das Verhältnis zwischen der ausgesandten und empfangen Energie, wird wie folgt definiert:

$$A(r, \gamma) := \text{Amplitude bei Entfernung } r \text{ und Winkel } \gamma. \quad (3.4.1)$$

Außerdem wird pro Zelle des Radarbildes die relative Geschwindigkeit an dieser Stelle gemessen. Die gemessene Relativgeschwindigkeit erhält folgende Bezeichnung:

$$v_{\text{mess}}(r, \gamma) := \text{gemessene Relativgeschwindigkeit} \quad (3.4.2)$$

bei Entfernung r und Winkel γ in $\frac{\text{m}}{\text{s}}$.

Um von der gemessenen relativen Geschwindigkeit auf die absolute Geschwindigkeit zu kommen, wird die relative Geschwindigkeit mit der des Egofahrzeugs verrechnet. Dies wird detailliert in Unterkapitel 3.4.3 beschrieben. In Abbildung 3.5c ist das Radarbild aus Abbildung 3.5b mit farb-kodierten absoluten Geschwindigkeiten dargestellt. Rot bzw. grün bedeutet, dass die Geschwindigkeit des Objektes negativ bzw. positiv ist, d.h. das dort gemessene Objekt bewegt sich auf unsere Position zu bzw. von ihr weg. Gelb dargestellte Objekte sind statisch und bewegen sich nicht.

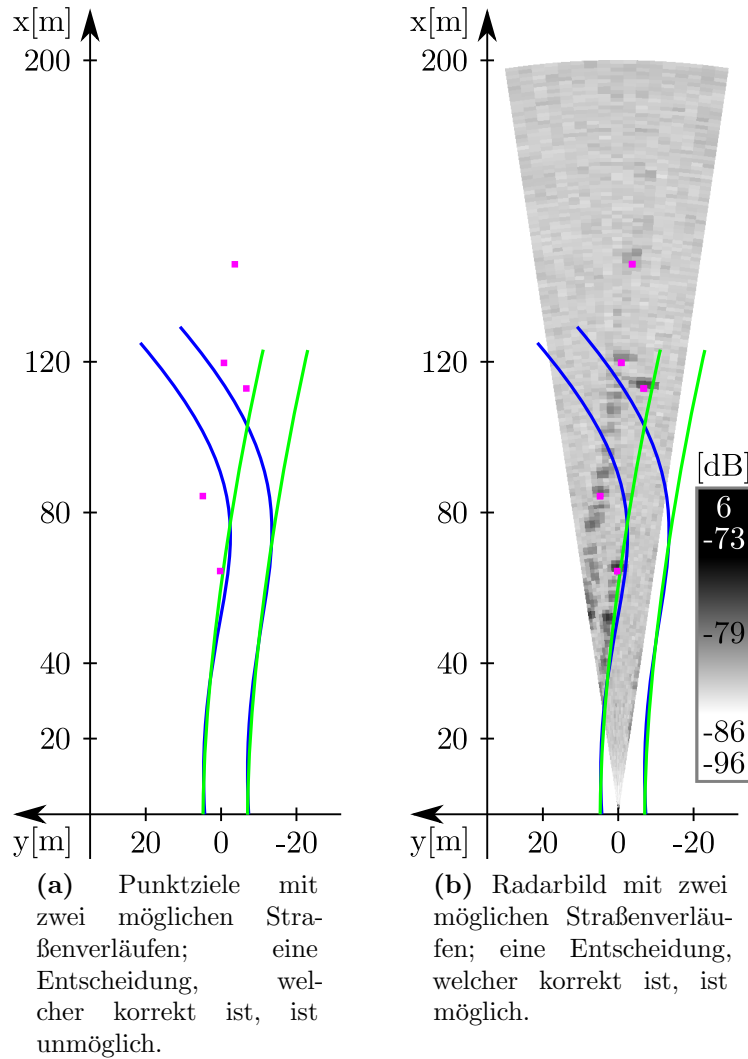


Abbildung 3.7: Punktziele (in Magenta) gegenüber Radarbild (in Graustufen)

Viele Arbeiten, welche eine Straßenverlaufsschätzung auf Basis eines Radars durchführen, nutzen die Punktziele des Radars. Allerdings birgt dies die Gefahr, dass viele schwache Ziele nicht berücksichtigt werden, da Punktziele stark gefiltert werden, um Rauschen zu unterdrücken. Und zwar werden die Punktziele aus dem Radarbild extrahiert, d.h. es gehen Daten verloren, welche im Radarbild noch enthalten sind. Bei der Straßenverlaufsschätzung auf einer Landstraße ohne Leitplanke ist es aber notwendig, auch die schwachen Ziele zu berücksichtigen, z.B. Büsche oder die Grasnarbe. Ansonsten leidet die Reichweite bzw. Verfügbarkeit der Straßenverlaufsschätzung stark. In der Abbildung 3.7a sind die Punktziele und zwei mögliche Straßenverläufe eingezeichnet. Es ist zu erkennen, dass nur fünf Ziele vorhanden sind. Dabei ist eine Entscheidung auf Basis der Punktziele nicht möglich, ob der grüne oder blaue Straßenverlauf korrekt ist. Zusätzlich wird eine Straßenverlaufsschätzung mit so wenig zugrunde liegenden Daten nicht robust sein. Zeichnet man das Radarbild zusätzlich zu den Punktzielen ein, wie in der Abbildung 3.7b dargestellt, so ist die Entscheidung über den korrekten Straßenverlauf möglich: der grüne Straßenverlauf ist richtig, da der blaue durch die Messungen der

Randbebauung geht. Auch sind deutlich mehr Daten vorhanden, wodurch eine robuste Schätzung des Straßenverlaufs ermöglicht wird. Deshalb wird in dieser Arbeit auf die Datenebene des Radarbildes zurückgegriffen. Das zur Abbildung 3.7 gehörende Dokumentationskamerabild ist in der Abbildung 3.8 zu sehen.



Abbildung 3.8: Dokumentationskamerabild zu Abbildung 3.7

Folgende Aspekte des Radarbildes sind noch zu beachten. Zum einen ist das Radarbild mit dem Antennendiagramm gefaltet. Diese Faltung kann rückgängig gemacht werden, wie es im folgenden Unterkapitel 3.4.1 beschrieben wird. Zum Anderen sind Radardaten rauschbehaftet. In Unterkapitel 3.4.2 wird ein Verfahren erläutert, welches das Rauschen bestmöglich entfernt. Und zuletzt basieren manche in dieser Arbeit beschriebenen Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung nur auf Messungen stehender Objekte. Die Extraktion dieser aus dem Radarbild wird in Unterkapitel 3.4.3 dargelegt.

3.4.1 Entfaltung

Die Messungen der Umgebung sind mit dem Antennendiagramm des Radars gefaltet. Dadurch werden vor allem starke Ziele breiter gemessen, als sie eigentlich sind, da sie auch von den Radarkeulen gemessen werden, welche eigentlich „vorbeischaun“. Die Keulbreite ist $1,3^\circ$ bei der 3 dB Grenze, d.h. die 6 dB oder 12 dB Grenze ist deutlich breiter. Ein sehr starkes Ziel, angemessen von einer Radarkeule, kann in der direkt daneben liegenden Radarkeule sogar ein schwaches Ziel überdecken. Die Faltung mit dem Antennendiagramm kann rückgängig gemacht werden. Diesen Vorgang nennt man Entfaltung. Eine Voraussetzung ist, dass das Antennendiagramm bekannt ist.

Ist das Antennendiagramm nicht bekannt, kann man dieses mit einem sogenannten *Corner*-Reflektor auf einer Freifläche ausmessen. Ein *Corner*-Reflektor besteht aus drei jeweils senkrecht aufeinander stehenden Platten, z.B. aus Aluminium, um Radarstrahlen in dieselbe Richtung zu reflektieren, aus der sie kommen, also zum Radar zurück. Für die

Ausmessung des Antennendiagramms stellt man den *Corner*-Reflektor so vor das Radar, dass dieser in der Mitte einer Radarkeule steht. Dann entnimmt man aus der gemessenen Amplitude der einzelnen Keulen das Antennendiagramm. Dies wurde mit dem Radar durchgeführt und die Daten werden bei der Entfaltung genutzt. Tests haben gezeigt, dass das so bestimmte Antennendiagramm ein deutlich besseres Resultat liefert, als wenn man z.B. die *si*-Funktion zugrunde legt. Eigentlich müsste man dieses Verfahren für jede einzelne Radarkeule durchführen, da sich das Antennendiagramm bei unterschiedlichem Winkel verändern kann. Der hierdurch zu erwartende kleine Benefit ist für diese Arbeit nicht groß genug, um den Aufwand zu rechtfertigen. Das liegt daran, dass der Sensor einen schmalen Sichtbereich hat und deswegen ändern sich die Antennenkeulen nur minimal.

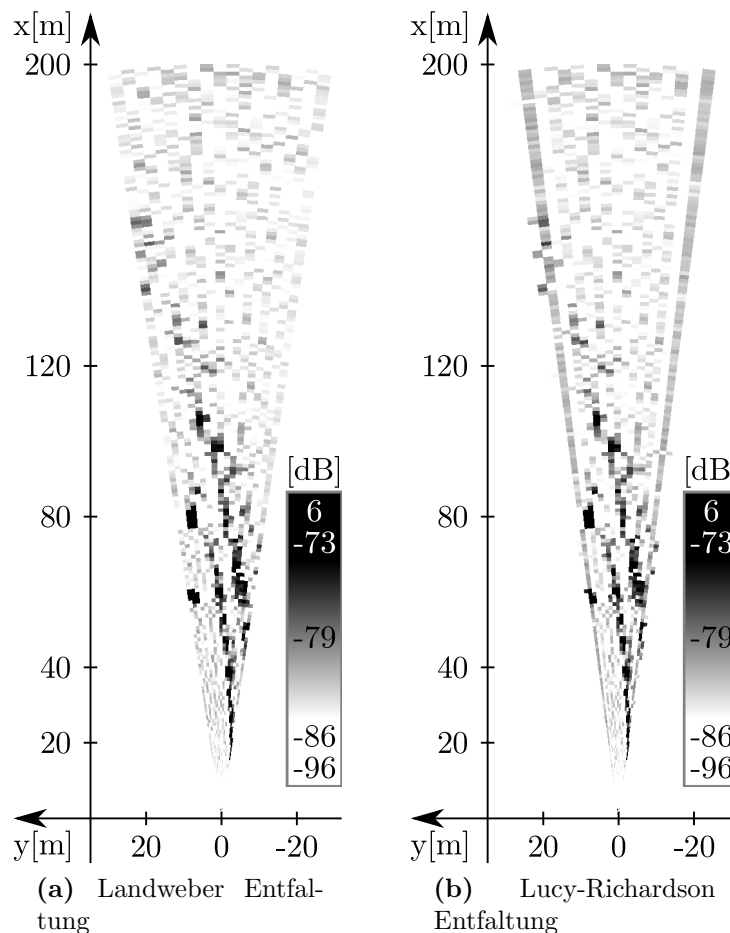


Abbildung 3.9: Entfaltetes Radarbild

Um die Entfaltung durchzuführen, gibt es verschiedene Verfahren. In dieser Arbeit werden ein angepasstes Lucy-Richardson- und Landweber-Verfahren angewendet, entwickelt von Diewald et al. [23] bzw. Hosseini et al. [34]. Es wird untersucht, welches Verfahren im Kontext der Straßenverlaufsschätzung bessere Resultate liefert und wie viele Iterationen bei dem jeweiligen Verfahren zum optimalen Ergebnis führen. In der Abbildung 3.9 ist das gleiche Radarbild wie in der Abbildung 3.5a jeweils mit dem Lucy-Richardson- und dem Landweber-Verfahren entfaltet zu sehen. Dabei wird in der Abbildung 3.9a bzw. 3.9b das Landweber- bzw. Lucy-Richardson-Verfahren mit 200 bzw. 100 Iterationen angewendet.

Zu erkennen ist vor allem, dass die starken Objekte schärfer sind, z.B. bei den Fahrzeugen in 80 m und 60 m Entfernung. Auch ist auffällig, dass die Entfaltung zu einer leichten Erhöhung des Rauschens führt, welches durch die Faltung geglättet wurde.

3.4.2 Rauschfilter

Die Signale jedes Radars enthalten Rauschen. Für dieses Rauschen kann nach Knott [43] angenommen werden, dass es der Rayleigh Zufallsverteilung folgt. Das verwendete Radar misst pro Zelle mehrere Amplituden und liefert zusätzlich zur stärksten noch den Median aller Amplituden. Auf Basis des gemessenen Medians $M(r, \gamma)$ bei der Entfernung r und im Winkel γ kann die Standardabweichung der Rayleighverteilung dieser Zelle wie folgt bestimmt werden:

$$\sigma_{\text{Rayleigh}}(r, \gamma) = \frac{M(r, \gamma)}{\sqrt{\log_e 4}}. \quad (3.4.3)$$

Dann wird die Wahrscheinlichkeit $P_{\text{Signal}}(A)$, dass eine Amplitude A ein echtes Signal und kein Rauschen ist, mit der Verteilungsfunktion $P_{\text{Rayleigh}}(X \leq A)$ bestimmt:

$$P_{\text{Signal}}(A) = P_{\text{Rayleigh}}(X \leq A) = 1 - e^{\frac{-A^2}{2\sigma_{\text{Rayleigh}}^2}}. \quad (3.4.4)$$

Dabei wird zwecks Übersichtlichkeit auf die Parameter r und γ verzichtet. Nachfolgend wird die Amplitude einer gegebenen Wahrscheinlichkeit benötigt. Um diesen zu erhalten, wird die Gl. 3.4.4 nach der Amplitude aufgelöst:

$$A_{\text{Grenze}} = \sigma_{\text{Rayleigh}} \cdot \sqrt{-2 \cdot \log_e (1 - P_{\text{Signal}})}. \quad (3.4.5)$$

Setzt man Gl. 3.4.3 ein, erhält man durch Substituieren:

$$A_{\text{Grenze}}(r, \gamma) = M(r, \gamma) \cdot u, \text{ mit } u = \sqrt{-2 \cdot \frac{\log_e (1 - P_{\text{Signal}})}{\log_e 4}}. \quad (3.4.6)$$

Dabei werden die Parameter r und γ wieder eingeführt, da sie in der nächsten Gleichung benötigt werden.

Anschließend wird definiert, bis zu welcher Wahrscheinlichkeit P_{Signal} ein Wert als Signal bzw. als Rauschen klassifiziert werden soll. Ist die gemessene Amplitude mit einer größeren Wahrscheinlichkeit kein Teil der Rayleighverteilung, also kein Rauschen, wird der Wert im Radarbild beibehalten. Ansonsten wird er auf den minimalen vom Radar messbaren Wert gesetzt: -96dB . Folgende Gleichung definiert diesen Sachverhalt unter Verwendung von Gl. 3.4.6:

$$A(r, \gamma) = \begin{cases} -96 \text{ dB}, & \text{falls } A(r, \gamma) < A_{\text{Grenze}}(r, \gamma) \text{ und} \\ A(r, \gamma), & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.4.7)$$

Hat man z.B. eine Wahrscheinlichkeit von 99 % gewählt und einen Median $M(r, \gamma) = -30 \text{ dB}$ gemessen, muss die stärkste Amplitude $A(r, \gamma)$ größer sein als ca.

$$6,64 \cdot (-30) \text{ dB} \approx -21,8 \text{ dB},$$

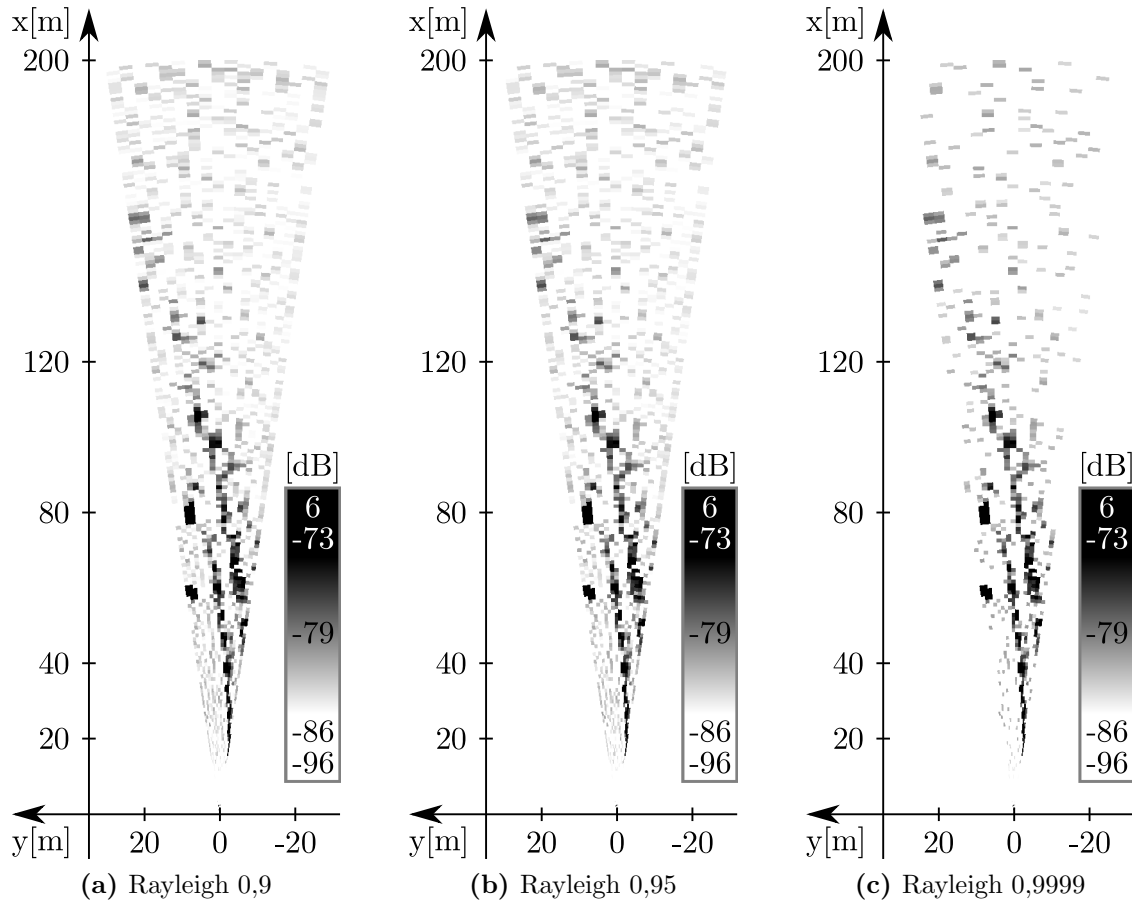


Abbildung 3.10: Rauschreduziertes Radarbild; von links nach rechts steigt die Wahrscheinlichkeit, dass eine Zelle kein Rauschen ist, von 90 % über 95 % bis 99,99 %, weswegen mehr Zellen als Rauschen klassifiziert und gelöscht werden.

um nicht als Rauschen klassifiziert und gelöscht zu werden. Der Substituent ist in diesem Fall $u \approx 6,64$. In der Abbildung 3.10 wurde der Rauschfilter mit verschiedenen Parametern auf das entfaltete Radarbild angewendet, welches in Abbildung 3.9a gezeigt wird und auf der Abbildung 3.5a basiert. Die Abbildungen 3.10a, 3.10b und 3.10c zeigen die Anwendung des Rauschfilters, wobei alle Zellen beibehalten werden, welche zu 90 %, 95 % bzw. 99,99 % kein Rauschen sind. Ein Vergleich der drei Abbildungen zeigt, dass immer mehr Zellen gelöscht werden, je größer die Wahrscheinlichkeit sein muss, dass eine Zelle kein Rauschen ist, um beibehalten zu werden. Außerdem ist zu erkennen, dass hauptsächlich offensichtliche Rauschzellen gelöscht werden. Der Rauschfilter erfüllt also seine Aufgabe.

3.4.3 Entfernen bewegter Objekte

Die im nächsten Unterkapitel 3.5 beschriebene Rasterkarte speichert nur die Messungen statischer Objekte, also müssen die Messungen bewegter Objekte aus dem Radarbild entfernt werden. Das Radarbild aus der Abbildung 3.10c ist ohne bewegte Objekte in der Abbildung 3.11 dargestellt. Das Entfernen bewegter Objekte ist auf Basis der relativen

Geschwindigkeit einfach umzusetzen. Die eigene Geschwindigkeit wird von der gemessenen relativen Geschwindigkeit jeder Zelle des Radarbildes subtrahiert. Der Einfluss der eigenen Geschwindigkeit auf die gemessene relative Geschwindigkeit ist abhängig von dem Winkel, bei welchem die relative Geschwindigkeit gemessen wurde. Berücksichtigt man diesen Einfluss, so berechnet sich die absolute Geschwindigkeit mit Gl. 3.4.3 wie folgt:

$$v_{\text{abs}}(r, \gamma) = v_{\text{mess}}(r, \gamma) - \cos(\gamma) \cdot v_{\text{ego}}. \quad (3.4.8)$$

Dabei ist v_{ego} die eigene Geschwindigkeit.

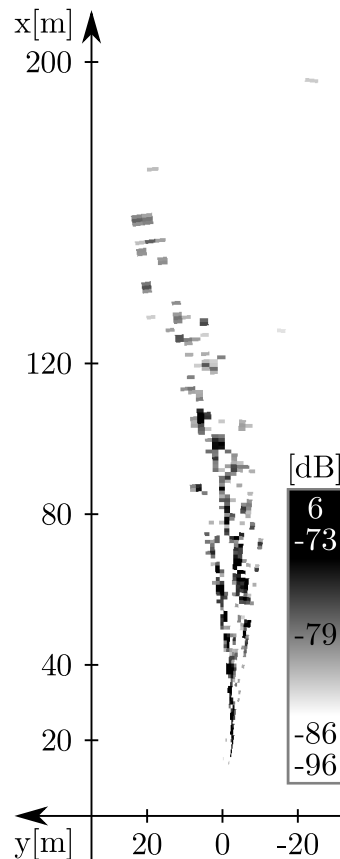


Abbildung 3.11: Radarbild ohne bewegte Objekte; behaltener Bereich $\pm 1,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$

Liegt die so erhaltene absolute Geschwindigkeit außerhalb eines Bereichs, definiert durch einen negativen und einen positiven Grenzwert $-v_{\text{maxdiff}}$ und v_{maxdiff} , wird die Amplitude dieser Zelle auf den minimalen Wert -96dB gesetzt. Die Zellen werden über einen Bereich als bewegt bzw. stehend klassifiziert, da die Messungen der relativen Geschwindigkeit verrauscht sind. Dabei ist die Größe des Bereichs abhängig vom Rauschen der Messwerte der relativen Geschwindigkeit, also abhängig vom verwendeten Radar. Übrig bleiben dann nur die Messungen statischer Objekte. Mathematisch kann das Entfernen bewegter Objekte mit Gl. 3.4.8 wie folgt ausgedrückt werden:

$$A(r, \gamma) = \begin{cases} -96\text{dB}, & \text{falls } |v_{\text{abs}}(r, \gamma)| > v_{\text{maxdiff}} \text{ und} \\ A(r, \gamma), & \text{sonst.} \end{cases} \quad (3.4.9)$$

Der optimale Wert für v_{maxdiff} wird in der Auswertung in Kapitel 6.3.3 empirisch bestimmt.

Die Abbildung 3.11 zeigt das Ergebnis des Löschens bewegter Objekte mit dem Parameter $v_{\text{maxdiff}} = 1,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$. Gut zu erkennen ist, dass das in 80 m Entfernung vorausfahrende sowie das in 60 m Entfernung entgegenkommende Fahrzeug gelöscht wurden.

3.5 Rasterkarte

Eine Rasterkarte (engl. *gridmap*) teilt eine kontinuierliche zweidimensionale Welt in diskrete Bereiche ein, welche das kontinuierliche Signal zusammenfassen. Jeder einzelne Bereich wird von je einem Pixel repräsentiert. Verschiedene Auflösungen sind möglich. Welche Auflösung sinnvoll ist, hängt vor allem von dem verwendeten Sensor ab. Kann dieser eine Position nur ungenau bestimmen (z.B. ± 5 m), macht eine hohe Auflösung (z.B. 1 cm pro Zelle) keinen Sinn. Eine hohe Auflösung kann den Speicher und die Rechenlast stark ansteigen lassen. So führt eine Halbierung der Zellengröße zu einer Vervierfachung des Speicherbedarfs und der Rechenlast bei der Berechnung der Rasterkarte. Außerdem werden bei den anschließenden Algorithmen durch das erhöhte Datenaufkommen mindestens viermal so viele Rechenschritte benötigt. Für den verwendeten Sensor ist eine Zellengröße von $0,5 \text{ m} \times 0,5 \text{ m}$ am sinnvollsten.

Es gibt verschiedene Arten von Rasterkarten. Am häufigsten werden Belegungswahrscheinlichkeitskarten und Evidenzkarten verwendet. Die hier verwendete Rasterkarte ist eine Evidenzkarte, welche Informationen über stationäre Objekte enthält. Sie filtert die Messungen zeitlich. Dadurch ist über ein stationäres Objekt mehr Wissen enthalten und die Evidenz, ob sich an einer Stelle ein stationäres Objekt befindet oder nicht, wird genauer. So wird außerdem Rauschen reduziert. In Abbildung 3.12 ist eine Rasterkarte dargestellt. Das der Rasterkarte zugrunde liegende Radarbild unterliegt derselben Vorverarbeitung wie das in Abbildung 3.11 gezeigte, d.h. es wird mit dem Landweber-Verfahren mit 200 Iterationen entfaltet. Der Rauschfilter behält alle Zellen, welche zu 99,99 % kein Rauschen sind, und $v_{\text{maxdiff}} = 1,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ bei dem Löschen der bewegten Objekte. Das zugehörige Dokumentationskamerabild in Abbildung 3.6 zeigt die Szenerie.

Bei der Integration werden anhand der Eigenbewegung die Messungen aufeinander registriert. Verschiedene Integrationsmethoden sind möglich. Eine gängige Methode ist es den in der Karte eingetragenen Wert und die neue Messung zu addieren. Dabei wird ein Vergessensfaktor α genutzt, welcher das vorhandene Wissen und die neuen Messung gewichtet. Folgende Gleichung formuliert diesen Sachverhalt mit Hilfe von Gl. 3.1.3, 3.1.4, 3.1.7 und 3.1.8 und wird in dieser Arbeit als Rasterkartenaktualisierung bezeichnet:

$$G_n(N, E) = \alpha \cdot A(r(x(N, E), y(N, E)), \gamma(x(N, E), y(N, E))) + (1 - \alpha) \cdot G_{n-1}(N, E). \quad (3.5.1)$$

Dabei beschreiben $G_n(N, E)$ und $G_{n-1}(N, E)$ die Pixel der Rasterkarte, also die Evidenz, ob sich an der Nord- und Ostkoordinate (N, E) ein stehendes Objekt befindet. Die Indizes n und $n - 1$ beziehen sich auf den Zustand der Rasterkarte nach bzw. vor deren Aktualisierung. $A(r, \gamma)$ ist die Amplitude des vorverarbeiteten Radarbildes: entfaltet, rauschreduziert und befreit von bewegten Objekten. Wird allerdings ein Bereich

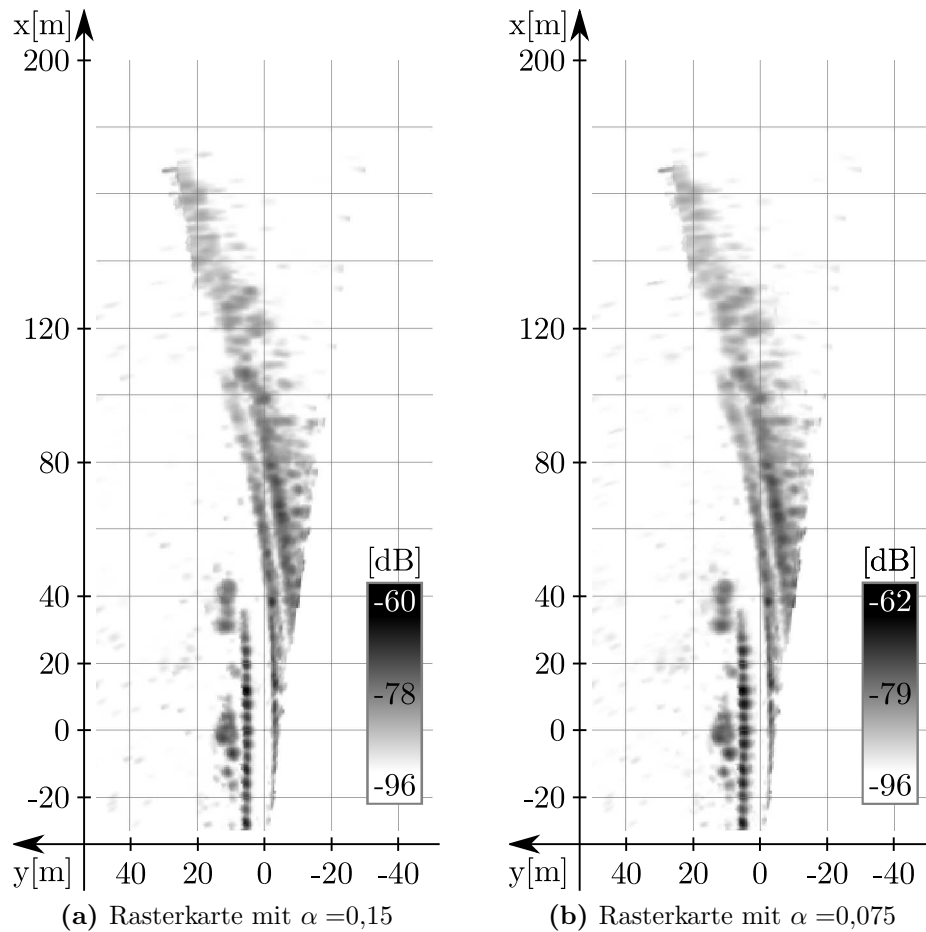


Abbildung 3.12: Rasterkarte mit unterschiedlichen α -Werten; der Unterschied beider Bilder ist visuell kaum zu erkennen, jedoch bei der Auswertung unterschiedlicher α -Werte in Kapitel 6.3.4 wird sich zeigen, dass dieser Unterschied Auswirkungen auf die nachfolgenden Algorithmen hat.

zum ersten Mal vom Sensor beobachtet, so wird dieser gleich der ersten Messung gesetzt, unabhängig vom Parameter α . Diese Vorgehensweise ist sinnvoll, da für diesen Bereich keine Information bekannt ist. Würde man auch hier den Vergessensfaktor nutzen, wäre der Initialwert der Karte maßgeblich für den Wert in diesen Zellen und würde diesen auch mehrere Zyklen lang stark beeinflussen.

Bei der Erstellung der Rasterkarte, dargestellt in Abbildung 3.12a bzw. 3.12b, hatte der Parameter α den Wert 0,15 bzw. 0,075. Visuell ist eine Unterscheidung der beiden Karten kaum möglich. Aber die Struktur der rechten Randbebauung ist leicht unterschiedlich: Bei $\alpha = 0,15$ ist diese stärker ausgeprägt als bei $\alpha = 0,075$. In Kapitel 6.3.4 wird der Vergessensfaktor α ausgewertet. Dort wird gezeigt, dass der kaum sichtbare Unterschied zwischen $\alpha = 0,15$ und $\alpha = 0,075$ bei einem der Algorithmen große Auswirkungen auf seine Qualität hat.

Um die weitere Verarbeitung zu vereinfachen, wird aus der Rasterkarte ein Bereich um das Egofahrzeug ausgeschnitten und so gedreht, dass das Egofahrzeug nach Norden zeigt. Bei dieser Drehung wird bi-linear interpoliert. Bei dieser Vorgehensweise ist positiv,

dass sich die nachfolgenden Berechnungen vereinfachen und somit auch schneller werden. Alternativ ließe sich die Rasterkarte selbst im Fahrzeugkoordinatensystem berechnen. Dies hat aber den Nachteil, dass vor jeder Integration der Messung eine Drehung und Interpolation der gesamten Rasterkarte notwendig sind. Das ist rechenintensiv und verwischt die Rasterkarte und wird aus diesen Gründen nicht durchgeführt. Der gedrehte Ausschnitt wird mit Hilfe von Gl. 3.1.3, 3.1.4, 3.1.5 und 3.1.6 wie folgt berechnet:

$$dx(N, E) = x(N, E) - \lfloor x(N, E) \rfloor, \quad (3.5.2)$$

$$dy(N, E) = y(N, E) - \lfloor y(N, E) \rfloor \text{ und} \quad (3.5.3)$$

$$\begin{aligned} I(x, y) &= dx \cdot dy \cdot G_n(N(x, y), E(x, y)) \\ &+ (1 - dx) \cdot dy \cdot G_n(N(x + 1, y), E(x + 1, y)) \\ &+ dx \cdot (1 - dy) \cdot G_n(N(x, y + 1), E(x, y + 1)) \\ &+ (1 - dx) \cdot (1 - dy) \cdot G_n(N(x + 1, y + 1), E(x + 1, y + 1)). \end{aligned} \quad (3.5.4)$$

Dabei ist $x \in [-30 \text{ m}, 200 \text{ m}]$ und $y \in [-50 \text{ m}, 50 \text{ m}]$ ein anhand des Sichtbereichs des Sensors bestimmter, sinnvoller Wertebereich. Da der Sensor nur bis 200 m Entfernung Daten liefert, sind in größerer Entfernung keine weiteren Daten vorhanden. Die Historie bis -30 m hinter dem Egofahrzeug enthält sehr stabile Daten und es ist sinnvoll diese zu nutzen. Die oben schon erwähnte Abbildung 3.12 zeigt diesen Ausschnitt.

3.6 Räumliche Ableitung der Rasterkarte

Die räumliche Ableitung der Rasterkarte wird in Kapitel 4.1.2 genutzt. Sie enthält Informationen über die Ausrichtung und Intensität der stationären Objekte. Es gibt verschiedene Filtermasken, mit denen man die räumliche Ableitung bilden kann. Standard-Filtermasken sind z.B. Sobel und Prewitt. Auch gibt es unterschiedliche Filtergrößen. Untersucht werden

- Sobel 3×3 ,
- Sobel 5×5 ,
- Prewitt 3×3 und
- eine richtungsoptimierte Filtermaske der Größe 5×5 von Scharr [73].

Die Rasterkarte wird mit der Filtermaske einmal in x-Richtung und einmal in y-Richtung abgeleitet. Die Gleichungen der Ableitungen für eine 5×5 Maske an der Stelle (x, y) sind:

$$\frac{dI}{dx}(x, y) = \sum_{n \in [-2, 2]} \sum_{m \in [-2, 2]} I(x - (n \cdot z), y - (m \cdot z)) \cdot M_x(n, m) \text{ und} \quad (3.6.1)$$

$$\frac{dI}{dy}(x, y) = \sum_{n \in [-2, 2]} \sum_{m \in [-2, 2]} I(x - (n \cdot z), y - (m \cdot z)) \cdot M_y(n, m). \quad (3.6.2)$$

Dabei ist z die Länge einer Zellenkante der Rasterkarte, M_x und M_y sind die Filtermasken der Ableitungsberechnung. Der Betrag (engl. *amplitude*) der räumlichen Ableitung (engl.

derivation) lautet:

$$A_d(x, y) = \sqrt{\left(\frac{dI}{dx}(x, y)\right)^2 + \left(\frac{dI}{dy}(x, y)\right)^2}. \quad (3.6.3)$$

Anschließend wird der Winkel der räumlichen Ableitung, d.h. die Phase, über das Verhältnis der beiden Ableitungen bestimmt:

$$P_d(x, y) = \arctan \frac{\frac{dI}{dx}(x, y)}{\frac{dI}{dy}(x, y)}. \quad (3.6.4)$$

In der Abbildung 3.13 sind die Winkel und der Betrag der Ableitung farb- bzw. intensitätskodiert dargestellt. Zum Vergleich ist in der Abbildung 3.13a bzw. 3.13b die räumliche Ableitung mit der richtungsoptimierten 5×5 - bzw. mit der Sobel 5×5 Filtermaske dargestellt. Eine detaillierte Auswertung ist in Kapitel 6.4.2 zu finden.

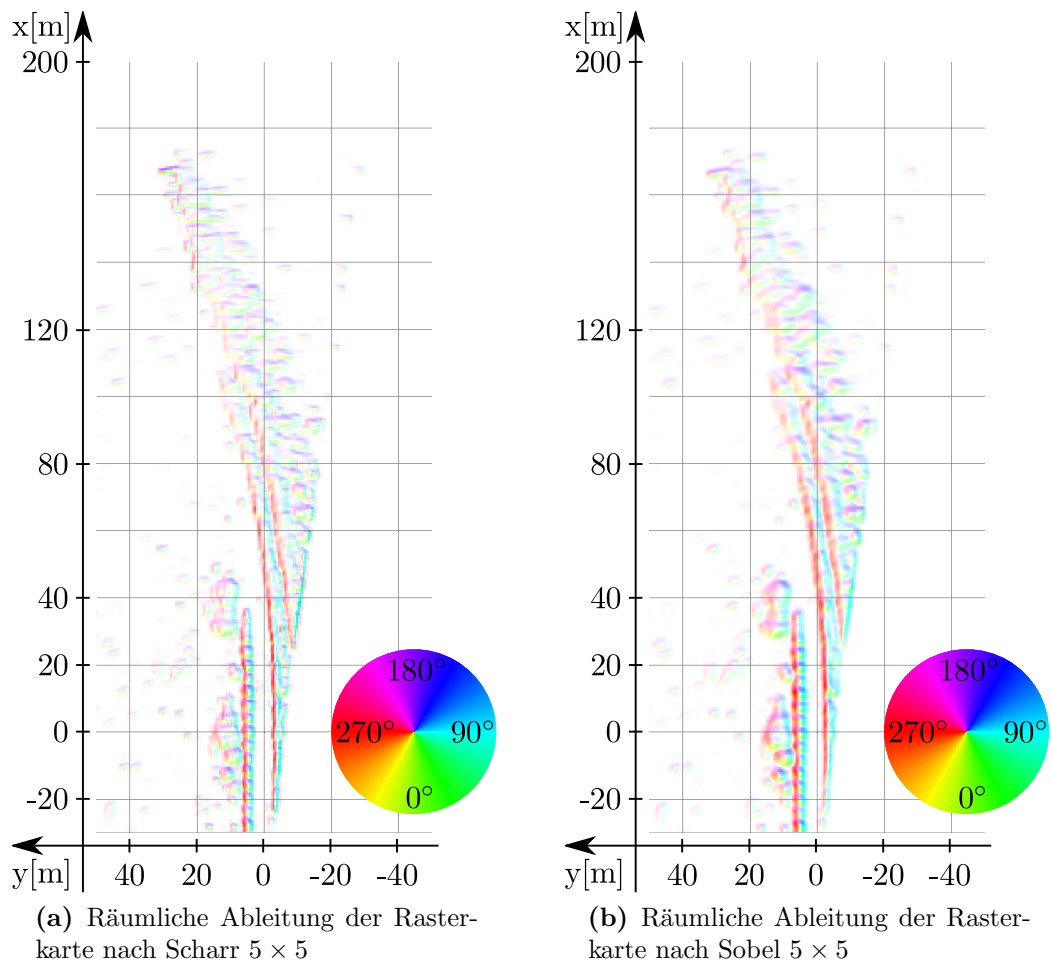


Abbildung 3.13: Räumliche Ableitung der Rasterkarte; die Richtung der Ableitung ist farbkodiert und der Betrag ist intensitätskodiert.

Bei genauer Betrachtung der Abbildung 3.13 fällt auf, dass die Winkel einem starken Rauschen unterliegen. Um dieses Rauschen zu reduzieren, wird die Rasterkarte vor der

räumlichen Ableitung mit einer Glättungsfiltermaske bearbeitet. In der Abbildung 3.14 ist dieselbe Szene wie in Abbildung 3.13 dargestellt, nur dass die Rasterkarte bei Abbildung 3.14a vor der räumlichen Ableitung mit einer Box 3×3 Filtermaske bearbeitet wurde und in Abbildung 3.14b mit einer Box 7×7 Filtermaske. Gut zu erkennen ist, dass die größere Filtermaske zu einer stärkeren Rauschunterdrückung führt. Eine Boxfiltermaske bildet den Durchschnitt der Pixel, die unter ihr liegen, z.B. die Box 3×3 Filtermaske mittelt den Wert von 9 Pixeln. Zusätzlich wird die Anwendung eines Gaußfilters anstatt des Boxfilters untersucht. Eine Gaußfiltermaske bildet die sogenannte Gaußglocke der Normalverteilung nach. In Kapitel 6.4.1 wird die Auswirkung der Glättung auf die in Kapitel 4.1 beschriebenen Gütefunktionen ausgewertet.

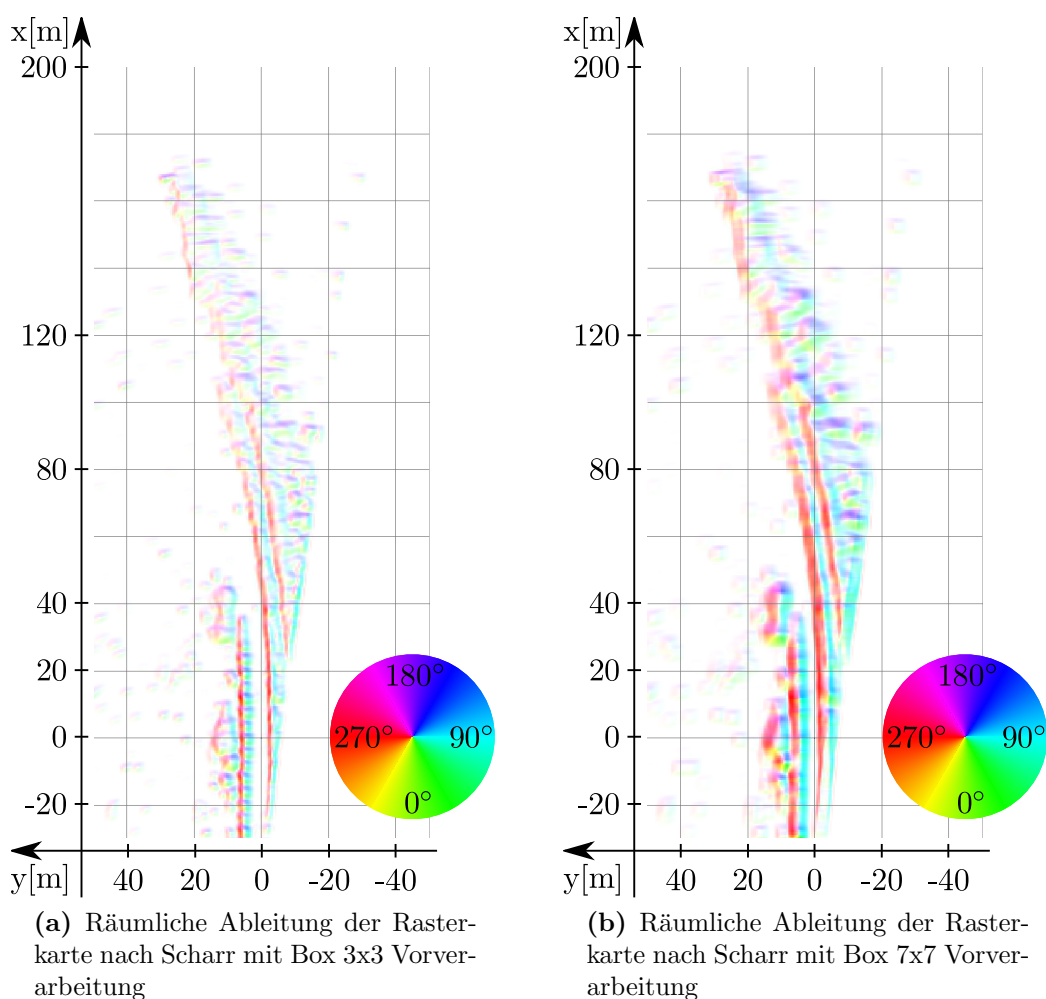


Abbildung 3.14: Ableitung der Rasterkarte mit Box-Vorverarbeitung; die Vorverarbeitung reduziert das Rauschen umso stärker, desto größer die Boxfiltermaske ist.

3.7 Extraktion lokaler Maxima der Rasterkarte

Im Kapitel 4.2 wird eine sehr komplexe Straßenverlaufsschätzung vorgestellt. Um diese durchführen zu können, müssen die Daten der Rasterkarte im Vorfeld ausgedünnt werden. Dabei enthalten lokale Maxima viele Informationen über den Straßenverlauf bei gleichzeitig geringer Datendichte. Es wird sich zeigen, dass dieses Vorgehen im Zusammenhang mit dem aufwendigen nachfolgenden Algorithmus sehr gewinnbringend ist.

Die Dichte der lokalen Maxima soll über die gesamte Länge des Straßenverlaufs ähnlich sein. Da der Ausschnitt der Rasterkarte, definiert durch Gl. 3.5.4, in das Fahrzeugkoordinatensystem gedreht wird, genügt es, die lokalen Maxima pro Zeile zu bestimmen. Außerdem spart diese Vorgehensweise Rechenzeit, da nur zeilenweise, also eindimensional, nach lokalen Maxima gesucht werden muss und nicht zweidimensional. Es werden pro Zeile die beiden lokalen Maxima mit der größten Amplitude genutzt. Es sind zwei Maxima, da idealerweise eines auf Messungen der linken und eines auf Messungen der rechten Straßenrandbebauung liegen soll. Um dies sicherzustellen, wird ein minimaler Abstand zwischen den beiden Maxima gefordert. In der Auswertung in Kapitel 6.5.1 wird dieser Parameter, die Größe des minimal geforderten Abstandes, variiert und ausgewertet.

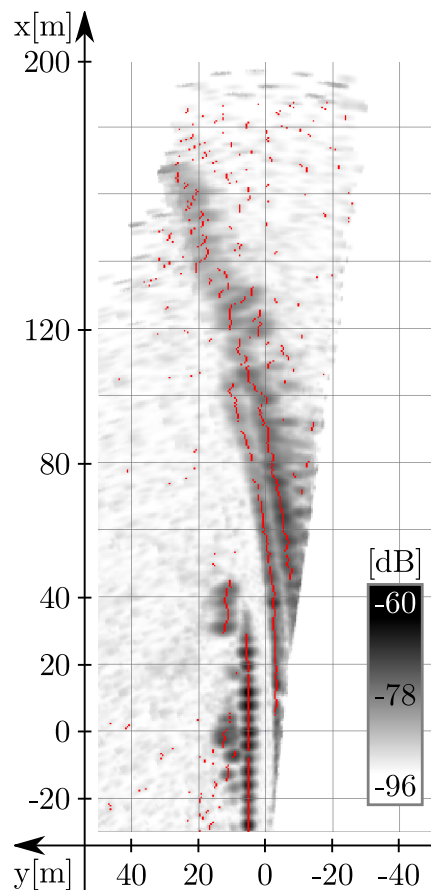


Abbildung 3.15: Lokale Maxima der Rasterkarte mit Mindestabstand von 5 m, in Rot dargestellt

In der Abbildung 3.15 sind die extrahierten lokalen Maxima in Rot mit der zugehörigen Rasterkarte dargestellt mit einem Mindestabstand von 5 m. In der Abbildung

erkennt man, dass auf jedem der zwei Berge ein lokales Maximum liegt. Das zugehörige Dokumentationskamerabild ist in Abbildung 3.6 zu sehen.

Folgender Pseudocode bestimmt die Koordinaten im Fahrzeugkoordinatensystem aller lokalen Maxima und speichert sie in der Liste *maxima*:

Listing 3.1: Bestimmung lokaler Maxima

```
struct point{
    float x;
    float y;
}
list< point > maxima;
float yOfMax, yOfFirstMax;
for(float x=lowestX; x<highestX; x+=cellWidth) {
    float max=0;
    for (float y=lowestY+cellWidth; y<highestY-cellWidth; y+=cellWidth) {
        if ( I(x,y)>max && I(x,y)>I(x,y-cellWidth) && I(x,y)>I(x,y+cellWidth)
            ) {
            max = I(x,y);
            yOfMax = y;
        }
    }
    if ( max>0 ) {
        maxima.push_back(point(x,yOfMax));
        yOfFirstMax = yOfMax;
    }

    max=0;
    for (float y=lowestY+cellWidth; y<highestY-cellWidth; y+=cellWidth) {
        if ( I(x,y)>max && I(x,y)>I(x,y-cellWidth) && I(x,y)>I(x,y+cellWidth)
            ) && abs(y-yOfFirstMax)>minDist ) {
            max = I(x,w);
            yOfMax = y;
        }
    }
    if ( max>0 ) {
        maxima.push_back(point(x,yOfMax));
    }
}
```

Dabei liefert die Funktion $I(x,y)$ analog zur Gl. 3.5.4 den Wert des Rasterkartenausschnitts an dieser Stelle zurück. In der Variable *yOfMax* bzw. *max* wird temporär die y-Koordinate bzw. der Wert des aktuell gespeicherten Maximums abgelegt. Die Variablen *lowestX* und *highestX* bzw. *lowestY* und *highestY* enthalten die passend zur Kartengröße minimalen und maximalen x- bzw. y-Werte. Die Zellhöhe und -breite wird in den Variablen *cellHeight* und *cellWidth* gespeichert. Die minimal geforderte Distanz zwischen zwei lokalen Maxima ist in der Variable *minDist* abgelegt. Die Datenstruktur *point* wird eingeführt, um die x- und y-Koordinaten eines Pixels zu speichern. Der Pseudocode wurde nach Verständlichkeit und nicht nach Performanz optimiert. Die Verwendung des Fahrzeugkoordinatensystems lässt diesen Pseudocodeabschnitt kompliziert aussehen, wird aber bei späteren Pseudocodeabschnitten, welche auch auf diesen aufbauen, einen

Verständlichkeitsbenefit bringen. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wird auch die Sonderbehandlung breiter lokaler Maxima nicht beschrieben. Anzumerken ist, dass die Variable *yOfFirstMax*, welche den y-Wert des ersten gefundenen Maximums einer Zeile enthält, während der Bestimmung des zweiten lokalen Maximums nur ausgelesen wird, falls ein erstes Maximum gefunden wurde, ansonsten ist der boolesche Ausdruck davor unwahr.

Ist ein lokales Maximum breiter als nur eine Zelle, wird ein deterministisches Verfahren angewandt, um die Position des lokalen Maximums festzulegen. Es wird das Pixel als lokales Maximum ausgewählt, welches sich näher an $y = 0$ im Fahrzeugkoordinatensystem befindet. Eine weitere Variante besteht darin, die Mitte des lokalen Maximums zu nehmen. Durch die große Seltenheit der breiten lokalen Maxima ($< \frac{1}{30000}$) gibt es so gut wie keine Auswirkungen des Verfahrens mit breiten Maxima.

3.8 Straßenmodell

Ein wichtiger Faktor, welcher die Qualität der Straßenverlaufsschätzung maßgeblich beeinflusst, ist das Straßenmodell. Ein schlechtes Modell kann die Realität nicht gut abbilden. Die Folgen sind größere Fehler bei der Schätzung. Ist das Modell zu genau, gibt es zu viele Parameter, die geschätzt werden müssen. Bei gleicher genutzter Rechenzeit bedeuten mehr Parameter, dass diese ungenauer geschätzt werden.

In der Literatur wurden bisher verschiedene Kurven genutzt um den Straßenverlauf zu modellieren, sowohl komplexere, wie z.B. Splines ([91], [46]), als auch einfachere, wie z.B. Polynome zweiten ([68],[92]) und dritten Grades ([64], [97], [29]), sowie Kreisbahnen ([24]) und zusammengesetzte Kreisbahnen ([61]) bzw. Klothoidensegmente ([16]). Vor allem die einfacheren Kurven werden von der Annahme getrieben, dass der Straßenverlauf einer Klothoide folgt. Diese Annahme ist plausibel, da Straßenbaurichtlinien, z.B. RAA [4] und RAS-L [3], diese Form der Straße vorgeben. Eine Klothoide ist eine Kurve mit konstanter Krümmungsänderung und kann mathematisch wie folgt beschrieben werden:

$$\xi(L) = \int_0^L \cos \beta \, d\beta, \text{ mit } \beta = c_0 \cdot L + \frac{c_1}{2 \cdot L^2} \text{ und} \quad (3.8.1)$$

$$\vartheta(L) = \int_0^L \sin \beta \, d\beta. \quad (3.8.2)$$

Dabei ordnen $\xi(L)$ und $\vartheta(L)$ die Werte der x- bzw. y-Koordinate der Länge der Klothoide L zu. In der Abbildung 3.16 ist eine Klothoide mit Anfangskrümmung $c_0 = 0$ und Krümmungsänderung $c_1 = 1$ von -5 m bis 5 m Länge dargestellt.

Der hohe Rechenaufwand, der bei der Berechnung einer Klothoide entsteht, wird durch eine Taylorreihenapproximation reduziert. Würde man das Modell nur einmal pro Zyklus ausrechnen, also einmal pro 66 ms, wäre das nicht problematisch. Aber das Modell muss für viele L -Werte (ca. 300) und für viele Iterationen (ca. 1000) pro Zyklus ausgerechnet werden, d.h. das Modell muss ca. 300000-mal pro Zyklus berechnet werden. Bei der Taylorreihenapproximation dritter Ordnung erhält man ein Polynom dritten Grades für $\vartheta(L)$ (Gl. 3.8.2):

$$\tilde{\vartheta}(L) = \frac{1}{2} \cdot c_0 \cdot L^2 + \frac{1}{6} \cdot c_1 \cdot L^3. \quad (3.8.3)$$

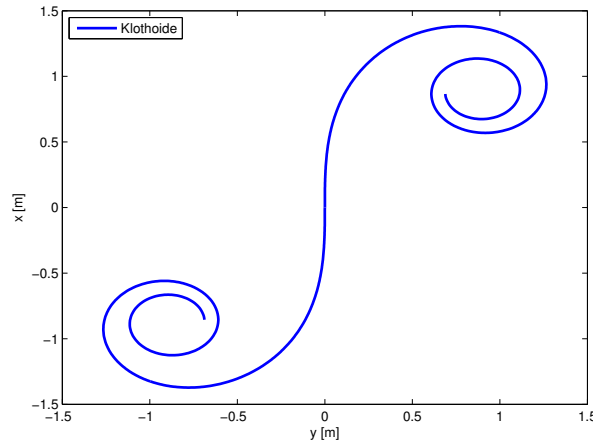


Abbildung 3.16: Standard Klothoide mit Anfangskrümmung 0 und Krümmungsänderung 1 gezeichnet von -5 m bis 5 m Länge

Für $\xi(L)$ (Gl. 3.8.1) ist bei kleinen Winkeln folgende Approximation möglich:

$$\tilde{\xi}(L) = L. \quad (3.8.4)$$

Für das Egofahrzeug muss außerdem noch der Gierwinkel ρ zur Straße und der Versatz o (engl. *offset*) zur Straßenmitte berücksichtigt werden. Durch Hinzufügen dieser beiden Faktoren in die Gleichung 3.8.3 erhält man:

$$\tilde{\theta}(L) = o + \sin(\rho) \cdot L + \frac{1}{2} \cdot c_0 \cdot L^2 + \frac{1}{6} \cdot c_1 \cdot L^3. \quad (3.8.5)$$

Das Ergebnis nach dem Einsetzen der Gleichung 3.8.4

$$\tilde{\theta}(\tilde{\xi}) = o + \sin(\rho) \cdot \tilde{\xi} + \frac{1}{2} \cdot c_0 \cdot \tilde{\xi}^2 + \frac{1}{6} \cdot c_1 \cdot \tilde{\xi}^3 \quad (3.8.6)$$

ist die in der Literatur am häufigsten verwendete Modellierung des Straßenverlaufs: ein Polynom dritten Grades. Ersetzt man o mit a_0 , $\sin(\rho)$ mit a_1 , $\frac{1}{2} \cdot c_0$ mit a_2 , $\frac{1}{6} \cdot c_1$ mit a_3 und $\tilde{\xi}$ mit x , ist das Ergebnis ein Polynom dritten Grades:

$$y_l(x) = a_0 + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + a_3 \cdot x^3. \quad (3.8.7)$$

Diese Abstraktion von der Annäherung an eine Klothoide zu einem allgemeinen Polynom dritten Grades ist sinnvoll, wenn die Krümmungen stärker werden, wie es z.B. auf Landstraßen der Fall ist. Denn dann stimmen die Annäherungen nicht mehr und bei einer zeitlichen Filterung des Straßenverlaufs wird ein systematischer Fehler gemacht. Diese Problematik ist in Kapitel 4.6 detailliert beschrieben. Dabei modelliert der in Gl. 3.8.7 definierte Straßenverlauf den linken Straßenrand. Der modellierte rechte Straßenrand wird in der Literatur häufig mit einer Breite b wie folgt bestimmt:

$$y_r(x) = a_0 - b + a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + a_3 \cdot x^3. \quad (3.8.8)$$

Dabei wird ein Problem ignoriert, das vor allem bei starken Krümmungen auftritt und umso stärkere Auswirkungen hat, desto breiter eine Straße ist. Kluge et al. [42] untersuchten schon 1992 den Fehler, der dabei auftritt. Das Problem ist, dass die Krümmung

sowie die Krümmungsänderung des linken und rechten Straßenrandes verschieden sind, z.B. hat bei einer Rechtskurve mit 100 m Krümmungsradius des linken Randes und einer Straßenbreite von 10 m der rechte Rand einen Krümmungsradius von 90 m. Das wird von dem Straßenmodell bisher nicht berücksichtigt. Zusätzlich wird die Straßenbreite nicht konstant modelliert. In der Abbildung 3.17a ist an einem beispielhaften Straßenverlauf dargestellt, was passiert, wenn man dieselben Parameter a_1 , a_2 und a_3 für den linken und rechten Rand nimmt. Besonders schwerwiegend ist die Änderung der modellierten Straßenbreite.

Um den Fehler der unterschiedlicher Krümmung und Krümmungsänderung bei unterschiedlichem Versatz auf der Straße für das Egofahrzeug zu vermeiden, werden die Modellparameter für den Versatz $a_0 = 0$ bestimmt. Das bedeutet, die Gleichung 3.8.7 wird mit $a_0 = 0$ zu:

$$y_e(x) = a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + a_3 \cdot x^3. \quad (3.8.9)$$

Um den linken und rechten Straßenrand zu modellieren, werden Punkte dieser Funktion senkrecht zu ihrer Ableitung verschoben. Durch dieses Vorgehen sind der modellierte linke und rechte Straßenrand parallel zueinander und die Straßenbreite ist somit konstant. Ein Straßenmodell, bei dem der modellierte linke und rechte Straßenrand parallel sind, schlug schon Kanatani et al. [38] 1990 vor, allerdings nutzen sie Splines und kein Polynom dritten Grades. Es ergeben sich folgende Gleichungen:

$$\varphi(x) = \arctan(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2) + \frac{\pi}{2}, \quad (3.8.10)$$

$$x_{\text{left}}(x) = x + \cos(\varphi(x)) \cdot o_l, \quad (3.8.11)$$

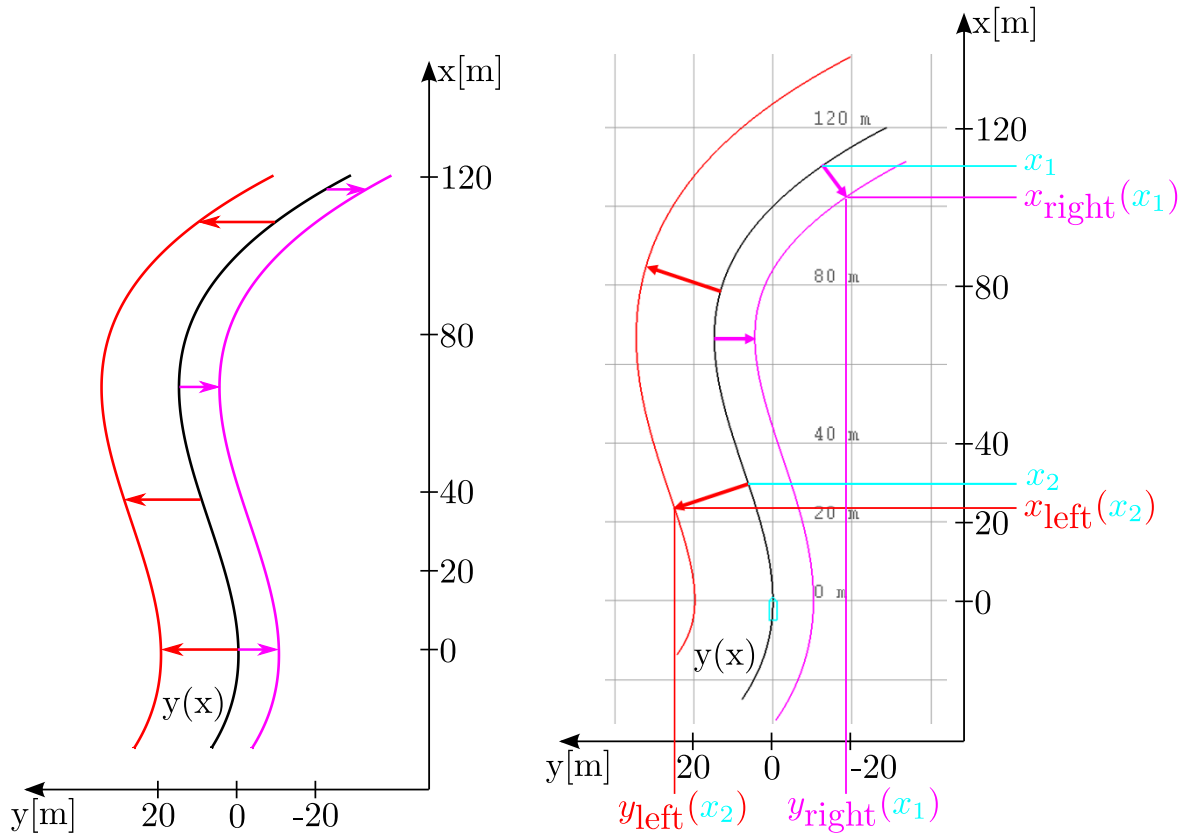
$$y_{\text{left}}(x) = y_e(x) + \sin(\varphi(x)) \cdot o_l, \quad (3.8.12)$$

$$x_{\text{right}}(x) = x + \cos(\varphi(x)) \cdot o_r \text{ und} \quad (3.8.13)$$

$$y_{\text{right}}(x) = y_e(x) + \sin(\varphi(x)) \cdot o_r. \quad (3.8.14)$$

Dabei ist $\varphi(x)$ der Winkel senkrecht zu der Ableitung von $y_e(x)$, $o_l \in (0, \infty)$ der Versatz vom linken modellierten Straßenrand und $o_r \in (-\infty, 0)$ der Versatz vom rechten modellierten Straßenrand. In der Abbildung 3.17b ist die Berechnung des modellierten linken und rechten Straßenrandes dargestellt.

Während der Auswertung in Kapitel 6.4.4 des neuen Straßenmodells gegenüber des bisherigen wird festgestellt, dass eine Schätzung auf Basis des neuen Modells keine wesentlich besseren Ergebnisse erzielt als eine auf Basis des alten Modells. Das alte Modell wird durch die oben beschriebenen Gleichungen 3.8.7 und 3.8.8 bestimmt. Entscheidend dafür, dass keine Qualitätsverbesserung durch eine konstant modellierte Straßenbreite und korrekte Straßenparameter für den modellierten linken und rechten Straßenrand entsteht, ist die konstant modellierte Straßenbreite. Denn trotz der in Kapitel 3.4.1 beschriebenen und genutzten Entfaltung des Radarbildes ist eine Radarkeule 1° breit. Das bedeutet, mit steigender Entfernung wird sie vom kartesischen Koordinatensystem aus gesehen immer breiter, und zwar pro Entfernungsmeter um $1 \text{ m} \cdot \sin(1^\circ) = 1,74 \text{ cm}$. Dadurch hat das alte Modell einen Vorteil, denn es handelt sich bei der Änderungen seiner modellierten Straßenbreite immer um eine Reduzierung. Allerdings ist diese Reduzierung dem Sensor nicht angepasst und auch vom Straßenverlauf abhängig. Kompensiert man die Verbreiterung der Radarstrahlen bei dem neuen Modell, ist dieses deutlich besser als



(a) Altes Straßenmodell; der modellierte linke Straßenrand ist rot und der rechte ist magenta; schwarz ist der Straßenverlauf beim Egofahrzeug, d.h. die zukünftige Trajektorie.

(b) Neu eingeführtes Straßenmodell; der modellierte linke Straßenrand ist rot (Gl. 3.8.15 und 3.8.16) und der rechte ist magenta (Gl. 3.8.17 und 3.8.15); schwarz ist der Straßenverlauf beim Egofahrzeug (Gl. 3.8.9); x_1 und x_2 stellen die Berechnungen des modellierten rechten bzw. linken Straßenrandes dar.

Abbildung 3.17: Das bisher in der Literatur verwendete und das neu eingeführte Straßenmodell; bei dem alten Straßenmodell ändert sich die modellierte Straßenbreite im Gegensatz zum neuen.

das alte. Mathematisch verändern sich die Gleichungen 3.8.11, 3.8.12, 3.8.13 und 3.8.14 zu:

$$x_{\text{left}}(x) = x + \cos(\varphi(x)) \cdot (o_l - 0,0087 \cdot x), \quad (3.8.15)$$

$$y_{\text{left}}(x) = y_e(x) + \sin(\varphi(x)) \cdot (o_l - 0,0087 \cdot x), \quad (3.8.16)$$

$$x_{\text{right}}(x) = x + \cos(\varphi(x)) \cdot (o_r + 0,0087 \cdot x) \text{ und} \quad (3.8.17)$$

$$y_{\text{right}}(x) = y_e(x) + \sin(\varphi(x)) \cdot (o_r + 0,0087 \cdot x). \quad (3.8.18)$$

Dabei werden jeweils vom linken und rechten Versatz (o_l und o_r) $0,0087 \text{ m} = 0,87 \text{ cm} = \frac{1,74 \text{ cm}}{2}$ betragsmäßig abgezogen. Das kommt daher, dass sowohl an der linken als auch an der rechten Seite eine geradlinige Randbebauung mit steigender Entfernung um jeweils die halbe Radarkeulenbreite zur Straßenmitte hin ausgedehnt wird. Die Ausbreitung von der Straßenmitte weg ist nicht relevant.

Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung

In diesem Kapitel werden unterschiedliche Verfahren vorgestellt, welche den Straßenverlauf aus den Radarsignalen extrahieren. Jedem Verfahren liegen unterschiedliche Annahmen zugrunde. Folgende Teilverfahren bzw. Eigenschaften werden im Zuge jedes Verfahrens durchgeführt bzw. bestimmt:

- Optimierung
- Reichweitenbestimmung
- Konfidenz

Eine Schätzung erhält man durch Optimierung, also Maxi- bzw. Minimierung einer Güte- bzw. einer Kostenfunktion. Eine wichtige Maßnahme ist die Reichweitenbestimmung. Vor allem auf Landstraßen wird durch die dort vorhandenen engen Kurven und durch den schmalen Sichtbereich des Sensors eine Reichweitenbestimmung notwendig. Ergebnisse hierzu sind in Kapitel 6.6.3 zu finden. Falls man die Schätzung mit einem probabilistischen Ansatz, z.B. mit einem Kalmanfilter, zeitlich verfolgen möchte, wird die Konfidenz der Schätzung benötigt.

Die Verfahren *FullBorderFreeLane* (FBFL), *AmplitudePhase* (AP) und *AmplitudePhaseFreeLane* (APFL) benutzen in der Berechnung ähnliche Gütefunktionen und beinhalten deshalb dieselbe Optimierung und Reichweitenbestimmung. Aus diesem Grund werden sie in einem gemeinsamen Unterkapitel beschrieben. Es werden bei beiden Gütefunktionen dichte Informationen aus der Rasterkarte bzw. der räumlich abgeleiteten Rasterkarte genutzt. Das bedeutet, dass sich die Datenerhebung einfach gestaltet, aber dafür mehr Rechenaufwand bei der Optimierung verwendet wird.

Bei dem Verfahren *Gradients* werden die Daten der Rasterkarte ausgedünnt, d.h. es wird mit lokalen Maxima gearbeitet. In den lokalen Maxima werden dann Steigungen gesucht. Die Ausdünnung der Informationen der Rasterkarte ist notwendig, da die Suche der Steigungen sehr aufwendig ist und andernfalls in Echtzeit nicht durchführbar ist. Ein Vorteil ist, dass nicht zwischen dem linken und rechten Straßenrand unterschieden wird, welches das in Kapitel 3.8 vorgestellte Straßenmodell vereinfacht.

Die Schätzung anhand bewegter Objekte ist prinzipiell einfach, da das Radar diese gut messen kann. Die Herausforderungen liegen in der Transformation von Messungen

von Fahrzeugen, die nicht auf der eigenen Spur fahren, auf die zukünftige Trajektorie und in Mehrdeutigkeiten. Eine Mehrdeutigkeit entsteht beispielsweise, wenn zwei Fahrzeuge vor dem Egofahrzeug fahren, eines davon abbiegt und das andere geradeaus fährt.

Außerdem werden noch ein *Wavelet*- und ein *Strukturtensor*-Verfahren getestet. Beide Verfahren werden nicht vollständig entwickelt. Es wird der aktuelle Stand beschrieben und warum sie nicht weiter erforscht werden.

Zum Abschluss dieses Kapitels wird gezeigt, wie die unterschiedlich geschätzten Straßenverläufe mit Hilfe eines Kalmanfilters fusioniert werden können. Dafür wird beschrieben, wie die Konfidenz der vorgestellten Verfahren bestimmt werden kann. Als Prozessmodell werden drei unterschiedliche Verfahren untersucht. Eines davon ist schon länger in der Literatur bekannt. Das zweite und dritte werden entwickelt, um bei dem vorhandenen Straßenmodell den Fehler beim Zustandsübergang deutlich zu reduzieren. Eine weitere Schwierigkeit stellt die Fusion von unterschiedlichen Reichweiten dar.

4.1 Verfahren FBFL, AP und APFL

In diesem Unterkapitel werden drei ähnliche Verfahren mit ihren Gütefunktionen vorgestellt. Bei allen dreien wird dieselbe Optimierung angewendet. Die Reichweite kann nur bei FBFL und APFL bestimmt werden. Die Reichweitenbestimmung wird mit demselben Algorithmus durchgeführt.

4.1.1 Verfahren FBFL

Die Gütefunktion des Verfahrens FBFL basiert auf folgenden Annahmen:

- Die Radarreflexionen, welche vom Straßenrand reflektiert werden, sind parallel zum Straßenverlauf.
- Die Straße reflektiert keine Radarstrahlen.

Loose et al. [52] benutzen diese Annahmen, um den Straßenverlauf mit einem bildgebendem Radar und einer Stereokamera zu bestimmen.

Für die Lesbarkeit ist es hilfreich, einen Vektor \vec{m} zu definieren, welcher alle Parameter des Straßenmodells enthält:

$$\vec{m} = \begin{pmatrix} o_l \\ o_r \\ a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ \text{range} \end{pmatrix}, \quad (4.1.1)$$

dabei ist *range* die Reichweite bzw. der letzte gültige x-Wert des Modells. Vor der Formulierung der Gütefunktion werden zwei von ihr verwendete Mengen definiert. Die erste enthält alle Pixel der Rasterkarte, welche auf dem modellierten Straßenrand liegen, und

kann mit Gl. 3.8.15 - 4.1.1 wie folgt bestimmt werden:

$$R(\vec{m}) = \{ (x, y) \mid \begin{aligned} &(x = x_{\text{left}}(x_0) \wedge y = y_{\text{left}}(x_0)) \vee \\ &(x = x_{\text{right}}(x_0) \wedge y = y_{\text{right}}(x_0)) \wedge \\ &x_0 \in -25 \text{ m} \dots \text{range} \}. \end{aligned} \quad (4.1.2)$$

Die zweite Menge beinhaltet alle Pixel der Rasterkarte, welche sich auf der modellierten Straße befinden. Diese wird mit Gl. 3.8.15 - 4.1.1 folgendermaßen definiert:

$$S(\vec{m}) = \{ (x, y) \mid \begin{aligned} &(x = x_{\text{left}}(x_0) \vee x = x_{\text{right}}(x_0)) \wedge \\ &(y < y_{\text{left}}(x) \wedge y > y_{\text{right}}(x)) \wedge \\ &x_0 \in -25 \text{ m} \dots \text{range} \}. \end{aligned} \quad (4.1.3)$$

Die normalisierte Summe aller Pixel auf dem modellierten Straßenrand ist mit Gl. 4.1.2

$$\text{FB}(I, \vec{m}) = \sum_{(x,y) \in R(\vec{m})} \frac{I(x, y)}{|R(\vec{m})| \cdot \max I}. \quad (4.1.4)$$

Und für die normalisierte Summe aller Pixel auf der modellierten Straße erhält man mit Gl. 4.1.3

$$\text{FL}(I, \vec{m}) = \sum_{(x,y) \in S(\vec{m})} \frac{I(x, y)}{|S(\vec{m})| \cdot \max I}. \quad (4.1.5)$$

Die Normalisierung beider Summen mit der Anzahl der Pixel in R bzw. S ist notwendig, da sie schwanken kann, z.B. wenn sich die modellierte Straßenbreite ändert. Die Division durch das Maximum von I ermöglicht die in Kapitel 4.1.3 beschriebene Kombination. Mit den Definitionen von Gl. 4.1.4 und Gl. 4.1.5 ergibt sich die Gütefunktion FBFLQ des Verfahrens FBFL anhand der oben getroffenen Annahmen wie folgt:

$$\text{FBFLQ}(I, \vec{m}) = \text{FB}(I, \vec{m}) - \text{FL}(I, \vec{m}). \quad (4.1.6)$$

4.1.2 Verfahren AP

Neben der einfachen Addition der Pixel der Rasterkarte auf dem modellierten Straßenrand ist es auch möglich, die Richtung und Schärfe des Straßenrandes für die Schätzung zu benutzen. Dies führt mit folgenden Annahmen zur Gütefunktion *AmplitudePhaseQuality* (APQ):

- Der Winkel der räumlichen Ableitung des modellierten Straßenrandes auf der Rasterkarte ist orthogonal zum Straßenverlauf.
- Der Absolutbetrag der räumlichen Ableitung der Rasterkarte ist am modellierten Straßenrand am größten.

Zum einen wird die in Kapitel 3.6 definierte räumliche Ableitung der Rasterkarte benötigt. Zum anderen muss die Menge $R(\vec{m})$ aus Gl. 4.1.2 erweitert werden, sodass auch die Winkel der Ableitung des modellierten Straßenverlaufs enthalten sind. Da später die Winkel senkrecht zum Modell benötigt werden, werden diese in der Menge gespeichert und es ergibt sich mit Gl. 3.8.10 - 4.1.1:

$$R'(\vec{m}) = \{ (x, y, \phi) \mid \\ ((x = x_{\text{left}}(x_0) \wedge y = y_{\text{left}}(x_0) \wedge \phi = \varphi(x_0)) \vee \\ (x = x_{\text{right}}(x_0) \wedge y = y_{\text{right}}(x_0) \wedge \phi = \varphi(x_0) + \pi)) \wedge \\ x_0 \in -25 \text{ m} \dots \text{range} \}. \quad (4.1.7)$$

Unter der Berücksichtigung, dass beide oben genannte Annahmen erfüllt sind, ergibt sich für die Gütefunktion APQ des Verfahrens AP mit Gl. 3.6.3, 3.6.4 und 4.1.7:

$$\text{APQ}(A_d, P_d, \vec{m}) = \sum_{(x,y,\phi) \in R'(\vec{m})} \frac{\frac{A_d(x,y)}{\max A_d} \cdot (1 - \frac{|P_d(x,y) - \phi|}{\pi})}{|R'(\vec{m})|}. \quad (4.1.8)$$

Dabei ist anzumerken, dass die betragsmäßige Differenz zwischen zwei Winkeln maximal 180° beträgt.

4.1.3 Verfahren APFL

Eine Kombination der schon vorgestellten Gütefunktionen FBFLQ und APQ wird durch das Verfahren APFL realisiert. Es werden die Informationen der räumlichen Ableitung und der Rasterkarte genutzt. Die dabei getroffenen Annahmen sind:

- Der Winkel der räumlichen Ableitung des modellierten Straßenrandes auf der Rasterkarte ist orthogonal zum Straßenverlauf.
- Der Absolutbetrag der räumlichen Ableitung der Rasterkarte ist am Straßenrand am größten.
- Die Straße reflektiert keine Radarstrahlen.

Daraus ergibt sich mit Gl. 4.1.5 und 4.1.8 die Gütefunktion APFLQ des Verfahrens APFL:

$$\text{APFLQ}(A, P, I, \vec{m}) = \text{APQ}(A, P, \vec{m}) - \text{FL}(I, \vec{m}). \quad (4.1.9)$$

Sowohl Gl. 4.1.5 als auch Gl. 4.1.8 sind normiert und können deswegen direkt verglichen werden.

4.1.4 Randbreite

Um mehr Informationen des Bildes zu nutzen wird eine Straßenrandbreite modelliert, die in dieser Arbeit Randbreite genannt wird. Die Einführung geschieht erst jetzt, damit der Leser erst einen Eindruck der Gütefunktionen FBFLQ, APQ und APFLQ bekommen

konnte, bevor diese komplizierter werden. Es wird die Menge R von Gl. 4.1.2 um die Randbreite b erweitert

$$R_b(\vec{m}) = \bigcup_{i=0..b} R((a_1, a_2, a_3, o_l + i, o_r - i)^t), \quad (4.1.10)$$

ebenso wie die Menge R' von Gl. 4.1.7

$$R'_b(\vec{m}) = \bigcup_{i=0..b} R'((a_1, a_2, a_3, o_l + i, o_r - i)^t). \quad (4.1.11)$$

R_b bzw. R'_b enthält alle Mengen R bzw. R' , bei denen o_l und o_r so variiert werden, dass ein modellierter Straßenrand der Randbreite b entsteht. Die Schrittgröße von i entspricht dabei der Auflösung der Rasterkarte. Diese Modifikationen betreffen die Gleichungen 4.1.4 und 4.1.8. Bei ihnen wird R durch R_b bzw. R' durch R'_b ersetzt.

4.1.5 Optimierung

Die Optimierung der vorgestellten Gütefunktionen birgt verschiedene Herausforderungen. Zum einen sind die Funktionen nicht analytisch ableitbar, da sie nicht stetig sind. Wird bei der Parameteränderung das Modell derart geändert, dass eine Zelle der Rasterkarte nicht mehr genutzt wird, dafür aber eine andere, so springt der Funktionswert der Gütefunktion, wenn nicht die Ausnahme eintritt, dass beide Zellen denselben Wert haben. Eine Möglichkeit, Stetigkeit herzustellen, wäre eine Interpolation zwischen den Pixeln. Gleichzeitig müsste die Gütefunktionen so definiert werden, dass sie immer die Daten aller Pixel der Rasterkarte nutzen. Dann muss aber bei der Ableitung der Wert jeder relevanten Zelle untersucht werden. Dieses entspricht der Komplexität einer numerischen Ableitung. Also würde mit der analytischen Ableitung die Suche des Optimums durch die Interpolation noch aufwendiger. Und es ist fragwürdig, ob der resultierende Genauigkeitsgewinn den Aufwand Wert ist. Im Rahmen dieser Arbeit ist diesbezüglich keine Untersuchung möglich.

Die deutlich größere Herausforderung ist die Beschaffenheit der Gütefunktion. Sie besitzt viele lokale Optima, was dazu führt, dass ableitungsbasierte Verfahren selten das globale Optimum finden. Bei einem Test wird die Anzahl der lokalen Maxima innerhalb eines sinnvollen Wertebereichs bestimmt: $o_l \in [1, 5]$, $o_r \in [-6, -2]$, $a_1 \in [-0.1, 0.1]$, $a_2 \in [-0.002, 0.002]$ und $a_3 \in [-2 \cdot 10^{-5}, 2 \cdot 10^{-5}]$. Es gibt sehr viele lokale Maxima: 10614. Die Rasterkarte der untersuchten Szene ist in Abbildung 3.12 dargestellt. Aufgrund der vielen lokalen Maxima scheint ein gradientenbasiertes Optimierungsverfahren keine sinnvolle Lösung zu sein, denn die Gefahr ist groß, in ein lokales Maximum zu konvergieren. Die Lösung ist eine intelligente erschöpfende Suche, denn eine einfache erschöpfende Suche ist, wie unten beschrieben, nicht sinnvoll umzusetzen. Auch spart man sich hierbei die Ableitung der Gütefunktionen.

Im folgenden werden zwei Optimierungsverfahren kurz vorgestellt. Obwohl aufgrund der vielen lokalen Maxima der Gütefunktion ein Gradientenverfahren nicht sinnvoll erscheint, wird dieses trotzdem getestet, um die Theorie mit praktischen Daten zu belegen. Der Fokus liegt aber auf der erschöpfenden Suche, welche auch die besten Ergebnisse erzielt, wie im Kapitel 6.4.5 gezeigt wird.

Gradientenverfahren

Beim Gradientenverfahren wird das Optimum anhand des Gradienten der Gütefunktion bestimmt. Zwei Schritte werden dabei iterativ wiederholt: Zuerst bestimmt man bei einem Funktionswert die Steigung und läuft anschließend einen Schritt in die Richtung der Steigung und erhält so den neuen Funktionswert. Das Verfahren wird beendet, sobald sich von einem Schritt zum nächsten keine nennenswerte Veränderung ergibt. Neben der Richtung ist auch die Größe eines Schrittes relevant. Sie wird auch anhand der Steigung bestimmt.

Der Gradient wird numerisch mit dem zentralen Differenzenquotienten bestimmt. Folgende Zusatzbedingung erwies sich als sinnvoll: Ist nach einer Iteration der Funktionswert schlechter als vorher, so wird die Schrittweite reduziert und vom alten Funktionswert ausgehend erneut gesucht. Das Verfahren terminiert dann, wenn auch bei kleiner Schrittweite keine Verbesserung mehr erzielt wird. Bei allen gradientenbasierten Verfahren besteht vor allem bei einem schlecht gewählten Initialwert die Gefahr, dass ein lokales anstatt ein globales Optimum gefunden wird. Dieses Problem tritt bei der nachfolgend beschriebenen vollständigen erschöpfenden Suche nicht auf.

Vollständige erschöpfende Suche

Die erschöpfende Suche hat den großen Vorteil, dass lokale Optima ignoriert werden, und den großen Nachteil, dass sie sehr aufwendig ist. Sucht man pro Parameterdimension nur nach 20 Werten, so muss die Gütefunktion für insgesamt $20^5 = 3.200.000$ verschiedene Parametersätze ausgerechnet werden. Und dabei wäre das Ergebnis aufgrund der groben Rasterisierung schon ungenau.

Um zu zeigen, dass der im nächsten Unterkapitel beschriebene Optimierer das Optimierungsproblem gut löst, wird auch die vollständige erschöpfende Suche durchgeführt. Anschließend werden die Ergebnisse der beiden Optimierer miteinander verglichen. Dabei ist zu klären, ob das nachfolgend beschriebene Verfahren den Straßenverlauf ähnlich gut schätzt wie die vollständige Suche. Dafür müssen nicht die Polynomparameter, sondern die geschätzten Straßenverläufe mit dem Straßenverlauf verglichen werden. Dieser Vergleich wird in Kapitel 6.4.5 durchgeführt.

Bestimmt wird die erschöpfende Suche vor allem durch die Wertebereiche, welche von ihr abgesucht werden. Die maximale Reichweite beträgt 120 m. Um auch Informationen, die hinter dem Egofahrzeug liegen und sehr genau sind, da sie schon lange beobachtet wurden, zu nutzen, werden die Daten des Entfernungsbereichs $x = [-25 \text{ m}, 120 \text{ m}]$ genutzt. Eingeschränkt werden die Wertebereiche auch durch den Sichtbereich des Sensors. Verlässt eine Straße den Sichtbereich z.B. schon bei 20 m Entfernung, ist eine sinnvolle Straßenverlaufsschätzung nicht mehr möglich. Die Rasterisierung wird anhand der Zellengröße der Rasterkarte bestimmt. Sie soll so fein sein, dass in größter Entfernung keine Zelle übersprungen wird. Allerdings wird die Rasterisierung für das nachfolgend beschriebene Verfahren der intelligenten erschöpfenden Suche bestimmt. Bei diesem Verfahren werden die unterschiedlichen Parameter mit Hilfe verschiedener Bereiche der Rasterkarte gesucht. In dem Fall von einer Zellengröße $0,5 \text{ m} \times 0,5 \text{ m}$ bedeutet das, dass z.B. der Parameter a_2 so fein abgetastet wird, dass in 75 m Entfernung bei jedem Abtastschritt sich der modellierte Straßenverlauf um maximal 0,5 m verschiebt. Um eine gute Vergleichbarkeit

zu erhalten, werden bei der vollständigen erschöpfenden Suche dieselben Wertebereiche und Rasterisierungen genutzt. Bei dieser Vorgehensweise erhält man ca. 89 Millionen verschiedene Parametersätze, für welche die Gütefunktion ausgewertet werden muss. Die Berechnung eines einzelnen Zeitschritts dauert auf einem aktuellen Hexacore Rechner mehrere Stunden.

Intelligente erschöpfende Suche

Wie oben beschrieben ist die vollständige erschöpfende Suche zu aufwendig, um in Echtzeit ausgerechnet zu werden. Um die Komplexität deutlich zu reduzieren, wird intelligent vorgegangen. Zum einen werden die von einander weitestgehend unabhängigen Dimensionen getrennt evaluiert. Eine getrennte Optimierung einzelner Dimensionen wurde schon von Sparbert et al. [80] durchgeführt. Zum anderen werden die Definitionsbereiche der Funktion, also die gültigen x -Werte, intelligent angepasst. Dabei wird ausgenutzt, dass manche Parameter in unterschiedlichen Bereichen der x -Werte unterschiedlichen Einfluss haben. Eine Modifikation des linken Versatzes im Nahbereich ist genauso relevant wie im Fernbereich, aber eine kleine Variierung der Krümmungsänderung bzw. des Parameters a_3 hat im Nahbereich keinen großen Einfluss und im Fernbereich starke Auswirkungen. Für diese nachfolgend genau beschriebene Vorgehensweise sind anstatt den oben beschriebenen 89 Millionen nur 627 verschiedene Parametersätze notwendig. In der Abbildung 4.1 werden die drei unterschiedlichen und im Folgenden näher beschriebenen Entfernungsbereiche visualisiert. Dabei sind die nicht genutzten Bereiche ausgebleicht. Das zugehörige Dokumentationskamerabild ist in der Abbildung 3.6 in Kapitel 3.4 zu sehen. Zusätzlich zeigt die Abbildung die schrittweise optimierten Parameter, die nachfolgend beschrieben sind.

Zuerst wird der linke und rechte Versatz bestimmt. Dabei hilft die Annahme, dass sich das Egofahrzeug auf der Straße befindet, um die Komplexität erneut zu reduzieren. Die Werte müssen gleichzeitig bestimmt werden, da beide benötigt werden, um die Pixel zu bestimmen, die auf der Fahrbahn liegen. Da der Einfluss im Nahbereich dieser Parameter am größten ist, wird von $x = [-25 \text{ m}, 25 \text{ m}]$ optimiert. Dieser Bereich ist in Abbildung 4.1a hervorgehoben. Ein noch ungelöstes Problem entsteht bei Kurven. Durch die Krümmung scheint es so, als würde die Straße schmaler werden, denn der Krümmungsparameter a_2 wurde noch nicht bestimmt. Durch den kleinen Definitionsbereich von -25 m bis 25 m hält sich dieser Effekt aber in Grenzen. Als nächstes wird der Parameter a_1 optimiert. Der Bereich ist mit $x = [-25 \text{ m}, 25 \text{ m}]$ der gleiche wie beim linken und rechten Versatz. Wichtig ist, dass gleichweit nach hinten wie nach vorne vom Egofahrzeug aus gesehen das Optimum des Parameters bestimmt wird, denn ansonsten würde eine Kurve zu einem falschen Parameter a_1 führen. Die Krümmung der Kurve wird durch den noch nicht bestimmten Parameter a_2 widergespiegelt. Der Parameter a_2 wird anschließend über einen Bereich von $x = [-25 \text{ m}, 75 \text{ m}]$ bestimmt, visualisiert in der Abbildung 4.1b. Bei diesem ist der Einfluss im mittleren Bereich bis 75 m schon sehr stark. Auch ist die Entfernung von 75 m ungefähr die Mitte zwischen 25 m und 120 m , also zwischen der maximalen Entfernung bei der Bestimmung der Parameter a_1 und a_3 . Der Parameter a_3 , welcher die Krümmungsänderung darstellt, wird über den Bereich $x = [-25 \text{ m}, 120 \text{ m}]$ optimiert, also bis zum Ende der Schätzung. In der Abbildung 4.1c ist dieser Bereich hervorgehoben.

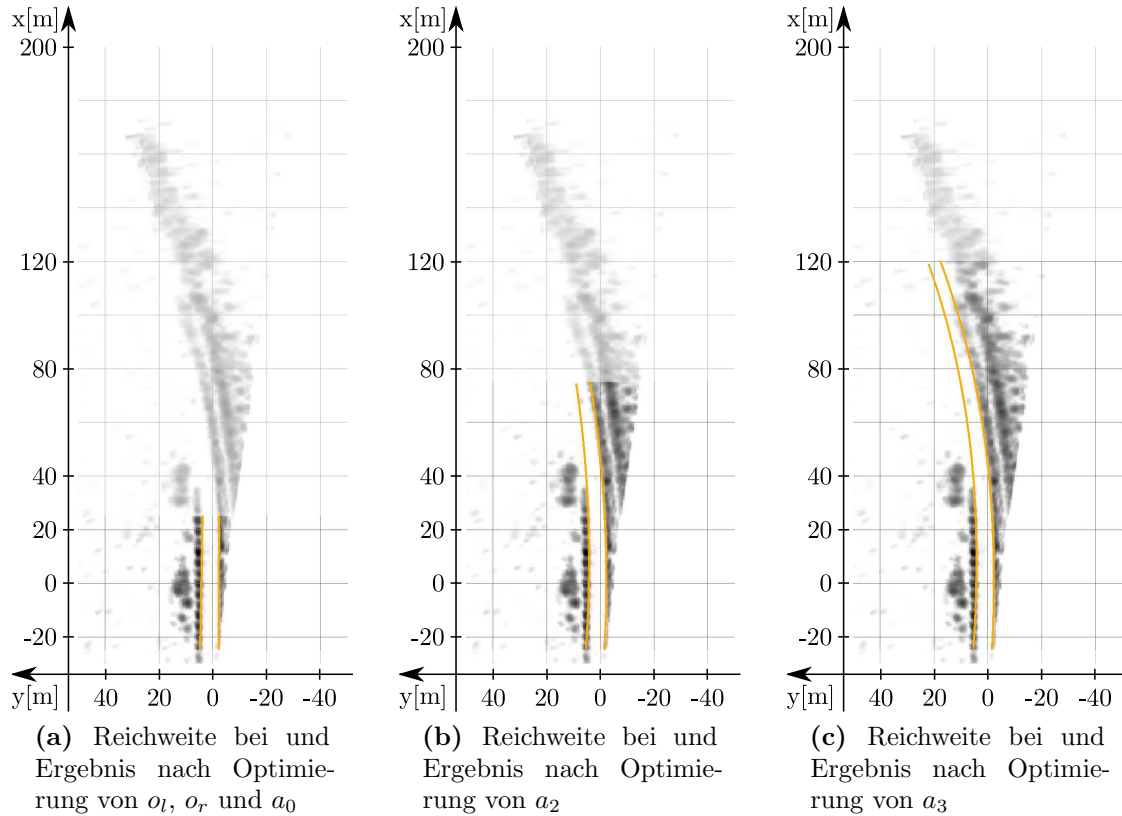


Abbildung 4.1: Darstellung der unterschiedlichen Reichweiten bei der erschöpfenden Suche; in Orange ist das optimierte Straßenmodell für den jeweiligen Bereich eingezeichnet. Der für die Optimierung nicht genutzte Bereich hat einen verringerten Kontrast.

Es werden dieselben Wertebereiche und Rasterisierungen genutzt wie bei der im vorangegangenen Unterkapitel beschriebenen vollständigen erschöpfenden Suche. Ein Vergleich mit der vollständigen erschöpfenden Suche wird zeigen, dass die intelligente erschöpfende Suche ein sehr ähnliches Ergebnis liefert. Somit ist das hier vorgestellte Verfahren eine gute Lösung des Optimierungsproblems. Der Vergleich wird in Kapitel 6.4.5 aus den im vorangegangenen Unterkapitel beschriebenen Gründen durchgeführt.

4.1.6 Reichweitenbestimmung

Die hier vorgestellte Reichweitenbestimmung ist nur für die Gütefunktionen FBFLQ und APFLQ anwendbar. Für die Gütefunktion APQ wurde keine eigene Reichweitenbestimmung entwickelt, da schon in frühen Tests ersichtlich war, dass das Verfahren APFLQ deutlich besser als AP ist. Diese Aussage wird vom Autor schon in [100] belegt.

Die Reichweitenbestimmung stützt sich auf folgende Annahme unter der Berücksichtigung, dass die Funktionen FB, FL und APQ normalisiert sind:

- Da die Gütefunktion aus einem positiven und einem negativen Teil besteht, stützen die Eingangsdaten die Schätzung solange die Gütefunktion größer als Null ist.

Der positive Teil ist FB bzw. APQ und der negative ist FL. Um die Reichweite zu bestimmen, ist es notwendig die Gütefunktion einer Schätzung über einen bestimmten Bereich zu berechnen, z.B. von 10 m - 20 m anstatt von 0 m - 120 m. Dieser Bereich wird von 0 m bis zur maximalen Reichweite geschoben. Sobald die Gütefunktion negativ wird, ist die Schätzreichweite bestimmt. Unterschiedliche Bereichslängen von 0,5 m bis 30 m wurden untersucht. Dabei wurde festgestellt, dass die beste Länge szenenabhängig ist. Der folgende Algorithmus erwies sich als praktikabel und arbeitet mit variablen Bereichslängen:

Listing 4.1: einfache Reichweitenbestimmung FBFL und APFL

```
range=0;
while (range < maxRange) {
  j=cellSize;
  while (j <= maxGap) {
    if (quality(range,range+j) > 0)
      break;
    j+=cellSize;
  }
  if (j > maxGap)
    break;
  range+=cellSize;
}
```

Dabei entspricht *maxRange* der maximalen Reichweite von 120 m. Die Größe einer Rasterkartenzelle ist in *cellSize* gespeichert. Die Funktion *quality* berechnet die Gütefunktion über einen bestimmten Bereich, vom ersten übergebenen Parameter bis zum zweiten. Dabei wird die optimierte Straßenverlaufsschätzung zugrunde gelegt. Die Variable *maxGap* ist die maximale Distanz, bei der getestet wird, ob die Gütefunktion positiv wird. Die beschreibt sozusagen die maximale Länge einer Lücke, die in Messungen der Randbebauung existieren darf, damit die Straßenverlaufsschätzung noch bis hinter die Lücke reichen kann. Der Algorithmus terminiert, sobald die Gütefunktion nur negative Werte für alle Teile mit der Länge von *cellSize* bis *maxGap* zurückliefert. Die Reichweite ist dann in der Variable *range* gespeichert.

Eine weitere Information darüber, ob die Reichweite verkürzt werden soll, kann die Information liefern, ob ein bestimmter Bereich der Karte schon einmal oder mehrmals vom Sensor beobachtet wurde. Konnte der Sensor diesen Bereich nicht beobachten, so kann auch keine Information enthalten sein. Der oben genannte Algorithmus berücksichtigt dies schon, da die Karte an den Stellen, an denen nichts durch den Sensor eingetragen wird, mit 0 initialisiert wird. Deswegen wird der Funktionsaufruf „quality(range,range+j)“ in diesem Bereich 0 zurückliefern, und die Reichweite wird nicht weiter geschätzt.

Ein Sonderfall muss beachtet werden. Dieser tritt ein, wenn man aus einer Kurve herausfährt und die Randbebauung gerade eben in den Sichtbereich des Sensors kommt. Dann wird angenommen, dass eine Seite des Straßenrandes erkannt wurde und daneben aufgrund der Initialisierung alles frei ist. Es würde zu einer Schätzung mit großer Reichweite, aber vermutlich mit falschem Verlauf führen. Es gibt zwei Wege, Abhilfe zu schaffen. Der eine ist, die Karte mit 0,5 anstatt mit 0 zu initialisieren. Beim Berechnen des Ableitungsbildes werden dann unerwünschte Kanten zwischen dem beobachteten und dem nicht beobachteten Bereich der Karte erzeugt. Als zweite Möglichkeit bietet es sich an, eine weitere Karte zu erzeugen, die speichert, wie häufig der Bereich, den ein Pixel

repräsentiert, vom Sensor abgetastet wurde. Anschließend wird anhand dieser geprüft, ob ein Pixel genügend häufig durch Messungen aktualisiert wurde.

Wird diese Prüfung in den oben genannten Algorithmus eingearbeitet, wird dieser zu:

Listing 4.2: erweiterte Reichweitenbestimmung FBFL und APFL

```
range=0;
while (range < maxRange) {
    if (countObserved(range, range+cellSize, minObservedCount) <
        observedPercentage)
        break;

    j=cellSize;
    while (j <= maxGap) {
        if (quality(range, range+j) > rangeParam)
            break;
        j+=cellSize;
    }
    if (j > maxGap)
        break;
    range+=cellSize;
}
```

Dabei werden die Variablen und Funktionen wie bei dem oben beschriebenen Pseudocodeabschnitt 4.1 genutzt. Hinzu kommt die Funktion *countObserved*, welche die Prozenzanzahl zurückgibt, wie viele Pixel, die in dem übergebenen Bereich liegen, vom Sensor häufiger als *minObservedCount* beobachtet wurden. Der Parameter *observedPercentage* ist der Schwellenwert, wie viel Prozent der Pixel beobachtet sein müssen, damit die Reichweite noch erhöht wird. Ein weiterer neuer und vor allem für die Auswertung wichtiger Parameter ist *rangeParam*. Mit diesem Parameter kann nun sinnvoll die Reichweite eingestellt werden. Würde derselbe Parameter bei dem ersten Pseudocodeabschnitt 4.1 schon eingeführt werden, so würde ein negativer Wert dazu führen, dass die Reichweite eines geschätzten Straßenverlaufs so gewählt werden kann, dass der Straßenverlauf durch nicht beobachtete Regionen der Rasterkarte führt. Dies ist unter anderem in Kurven möglich, wenn der Straßenverlauf den Sichtbereich des Sensors seitlich verlässt.

4.2 Verfahren Gradients

Bei dem Verfahren Gradients werden aus der Rasterkarte extrahierte Steigungen genutzt, um den Straßenverlauf zu schätzen. Diese Steigungen repräsentieren die Ausrichtung der Randbebauung der Straße. Es wird die Annahme getroffen, dass die Ausrichtung der Randbebauung parallel zum Straßenverlauf ist. Dabei wird die Ableitung des modellierten Straßenverlaufs geschätzt. Diese Vorgehensweise hat den Vorteil, dass der linke und rechte Versatz des Straßenmodells, o_l und o_r , für die Straßenverlaufsschätzung irrelevant werden. Das bedeutet, das Straßenmodell hat nur noch drei Parameter: a_1 , a_2 und a_3 . Das erhöht sowohl die Robustheit als auch die Genauigkeit, da die Menge der Eingangsdaten und die verfügbare Rechenzeit unverändert bleiben.

Außerdem stellen Straßenbreitenänderungen oder unterschiedlicher Versatz der Randbebauung keine Probleme mehr dar. Ein Versatz der Randbebauung kann z.B. daher rühren, dass anfangs die Grasnarbe und in größerer Entfernung nur noch Bäume vom

Radar detektiert werden. In Abbildung 3.12 auf Seite 35 ist eine solche Szene dargestellt. Bis 110 m Entfernung wird die Grasnarbe bzw. die niedrige Randbebauung vom Radar noch erkannt. Ab dieser Entfernung reflektieren nur noch die Bäume die Radarstrahlen stark genug, um vom Radersensor detektiert zu werden. Abhängig von der Beschaffenheit der Grasnarbe, z.B. von Höhe und Dichte des Grases, verschiebt sich die maximale Entfernung, in welcher die Grasnarbe noch detektiert wird.

Steigungen können auf verschiedene Arten aus der Rasterkarte extrahiert werden. Eine wurde im Kapitel 3.6 eingeführt. Dort werden lokale Steigungen bestimmt, welche einem Rauschen unterliegen. Um das Rauschen zu reduzieren, werden für dieses Verfahren Steigungen über einen großen Bereich der Rasterkarte bestimmt, z.B. 50 m. Nachdem grob beschrieben ist, wie das Verfahren wirken soll, werden die einzelnen Schritte nun detailliert beschrieben.

Folgende Herausforderung besteht: Es ist nicht möglich, in Echtzeit pro Pixel der Rasterkarte eine Steigung über einen großen Bereich dieser zu bestimmen. Also werden die Daten der Rasterkarte ausgedünnt, bevor die Steigungen bestimmt werden. Die Datenmenge soll so reduziert werden, dass hauptsächlich die Pixel beibehalten werden, die von Messungen der Randbebauung resultieren. Anschließend genügt die Bestimmung der besten Steigung pro Zeile der Rasterkarte, welche höchstwahrscheinlich auf Messungen der Randbebauung liegt und so auch ihre Ausrichtung widerspiegelt. Die Reduktion der Datenmenge wird mit lokalen Maxima realisiert, wie in Kapitel 3.7 beschrieben. Bei der Berechnung der lokalen Maxima wird das Bild zeilenweise betrachtet. Das bedeutet, die lokalen Maxima werden pro Zeile bestimmt. Die Amplitude des lokalen Maximums fließt später als Gewichtungsfaktor in die Steigungsbestimmung mit ein, d.h. ein stärkeres lokales Maximum hat einen größeren Einfluss als ein schwaches lokales Maximum. Auf diese Weise haben lokale Maxima, die von Rauschen in der Karte stammen, weniger Gewicht, da diese schwächere Amplituden haben als echte Signale.

Um aus den lokalen Maxima Steigungen über einen großen Bereich zu bestimmen, werden Polynome zweiten Grades durch sie gelegt, wobei der quadratische Abstand zwischen den lokalen Maxima und dem Polynom minimiert wird. Diese Polynome spiegeln die Ausrichtung der Randbebauung der Straße wider und werden in dieser Arbeit nachfolgend als Randpolynome bezeichnet. Ein Beispiel ist in Abbildung 4.3 zu sehen. Es ist ausreichend pro Zeile eine Steigung zu bestimmen. Ein Polynom zweiten Grades ist genau genug, da am Ende ein Polynom dritten Grades geschätzt wird und ein kleinerer Bereich wie bei diesem genutzt wird. Ein Polynom ersten Grades, also eine Gerade, ist zu ungenau, da es keine Krümmungen bzw. Kurven nachbilden kann.

Als Ausreißermaxima werden die lokalen Maxima bezeichnet, die nicht von Messungen der Straßenrandbebauung herrühren. Bei einer Minimierung des quadratischen Abstandes verfälschen Ausreißermaxima das Ergebnis besonders stark. Deswegen werden sie mithilfe des RANSAC-Verfahrens (engl. *RANdom SAmple Consensus*) entfernt. Dieses wurde von Fischler und Bolles [27] 1981 veröffentlicht. Inliermaxima bezeichnen in dieser Arbeit das Gegenteil von Ausreißermaxima. Also sind Inliermaxima die lokalen Maxima, die sinnvoll zur Straßenverlaufsschätzung beitragen. In dieser Arbeit wird noch ein zweites RANSAC-Verfahren durchgeführt. Um diese beiden Verfahren zu unterscheiden, wird das hier beschriebene als Polynom-RANSAC-Verfahren bezeichnet.

Bei dem Polynom-RANSAC-Verfahren werden aus den lokalen Maxima zufällig drei ausgewählt, durch die das Randpolynom gelegt wird. Anschließend wird ein Schlauch

mit der Größe des RANSAC-Epsilons um das Randpolynom gelegt. Alle lokalen Maxima innerhalb des Schlauches werden als Inliermaxima gezählt und alle anderen als Ausreißermaxima. Dies wird mehrfach durchgeführt. Das Randpolynom bei dem die meisten Inliermaxima gezählt werden, klassifiziert die lokalen Maxima am besten und bildet das Ergebnis des Polynom-RANSAC-Verfahrens. Das RANSAC-Epsilon des Polynom-RANSAC-Verfahrens wird nachfolgend als Polynom-RANSAC-Epsilon bezeichnet.

In der Abbildung 4.2 sind die lokalen Maxima, welche als Inliermaxima für die Zeile in 80 m Entfernung gefunden werden, grün dargestellt und die restlichen rot. Die Abbildung 4.2a bzw. 4.2b zeigt das Ergebnis der Polynom-RANSAC-Verfahren mit einem Polynom-RANSAC-Epsilon von $\pm 0,25$ m bzw. $\pm 1,5$ m, also mit einer Gesamtbreite des Schlauches von einem bzw. von sechs Pixeln der Rasterkarte.

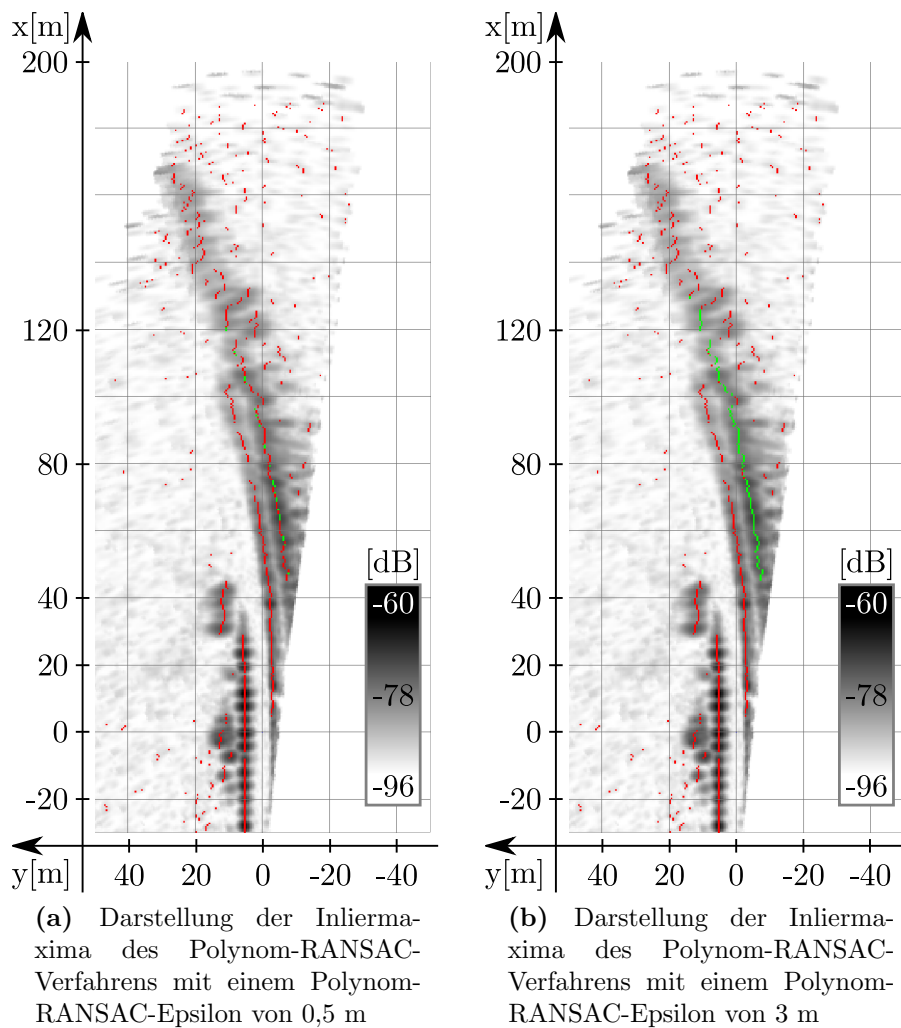


Abbildung 4.2: Darstellung der Inliermaxima (in Grün) und der restlichen lokalen Maxima (in Rot), klassifiziert durch das Polynom-RANSAC-Verfahren des Randpolynoms mit einer Länge von 100 m bei 80 m Entfernung, also für den Bereich von 30 m bis 130 m; bei kleinerem Polynom-RANSAC-Epsilon verringert sich die Anzahl der Inliermaxima deutlich.

Es muss für jede Zeile getrennt bestimmt werden, welche lokalen Maxima Inlier-maxima bzw. Ausreißermaxima sind. Würde man die Vereinigungsmenge oder Durchschnittsmenge unterschiedlicher Zeilen nutzen, würden Zeilen, in denen das Ergebnis des Polynom-RANSAC-Verfahrens hauptsächlich auf Ausreißermaxima basiert, die Polynom-RANSAC-Verfahren anderer Zeilen negativ beeinflussen. Dies kann z.B. im Fernbereich auftreten, wenn dort kaum sinnvolle Informationen gemessen werden. In Pseudocode stellt sich das Polynom-RANSAC-Verfahren wie folgt dar:

Listing 4.3: Polynom-RANSAC-Verfahren

```
list< point > maxima;
vector< list<point> > InlierPerLine;
float maxX = highestX>200?200:highestX;
for( float x=0; x<maxX; x+=cellHeight ) {
    float max=0;
    polynomial bestPoly;
    for( float i=0; i<polyRansacIterations; ++i ) {
        vector< point > points = chooseRandomPoints( maxima, h,
                                                    polyLength );

        polynomial poly = calcPoly( points );
        vector<point> inlier = getInlier( poly, maxima, h, polyLength,
                                        ransacEpsilon );

        if ( max < sumInlier( inlier ) ) {
            max = sumInlier( inlier );
            bestPoly = poly;
        }
    }
    InlierPerLine[x/cellHeight] = getInlier( bestPoly, maxima, h,
                                            polyLength );
}
```

Dabei enthält die in Kapitel 3.7 definierte Liste *maxima* die Koordinaten der lokalen Maxima. Die Funktion *chooseRandomPoints* gibt drei zufällig ausgewählte Maxima zurück, welche das Randpolynom eindeutig bestimmen. Seine Parameter werden in der Funktion *calcPoly* ausgerechnet. Die Methode *getInlier* bestimmt alle lokalen Maxima abhängig von dem Schlauch um das Randpolynom, dessen Größe durch den Parameter *ransacEpsilon* eingestellt wird. Die Funktion *sumInlier* summiert die Werte von allen übergebenen Pixeln der Rasterkarte auf. Der Parameter *polyLength* bestimmt die Länge der Randpolynome und der Parameter *polyRansacIterations* die Anzahl der Iterationen des Polynom-RANSAC-Verfahrens. Die drei Parameter *ransacEpsilon*, *polyLength* und *polyRansacIterations* werden in den Kapiteln 6.5.3, 6.5.2 und 6.5.6 ausgewertet.

Dabei hat eine kleinere Länge der Randpolynome, die des Parameters *polyLength*, in Kurven den Vorteil, dass sich die Randpolynome besser an die Kurve anpassen können. Gleichzeitig hat ein kleiner Bereich den Nachteil, dass bei weiten Kurven oder Geraden das Rauschen in den Steigungen erhöht wird. Ein größerer Bereich liefert bei weiten Kurven und Geraden die besseren Steigungen, aber dafür in engeren Kurven nicht. Die logische Konsequenz ist ein variabler Bereich, welcher sich abhängig von der Vergangenheit an die Gegebenheiten anpasst. Also wird der Bereich kleiner, falls der zuletzt geschätzte Straßenverlauf kurviger war, und größer, falls dieser weniger stark gekrümmt war.

Anschließend werden durch Minimierung des quadratischen Fehlers die Randpolynome bestimmt und somit auch die Steigungen pro Zeile. In der Abbildung 4.3 ist das

Randpolynom mit einer Länge von 100 m für die in Abbildung 4.2a bestimmten Inlier eingezeichnet. Ein Close-Up vergrößert den Ausschnitt um den Polynomfit. Ein Polynomfit bezeichnet in dieser Arbeit das Legen eines Polynoms in Punkte, indem die quadratischen Abstände zwischen dem Polynom und den Punkten minimiert werden. Die Punkte sind in diesem Fall die lokalen Maxima, in die ein Randpolynom gelegt wird.

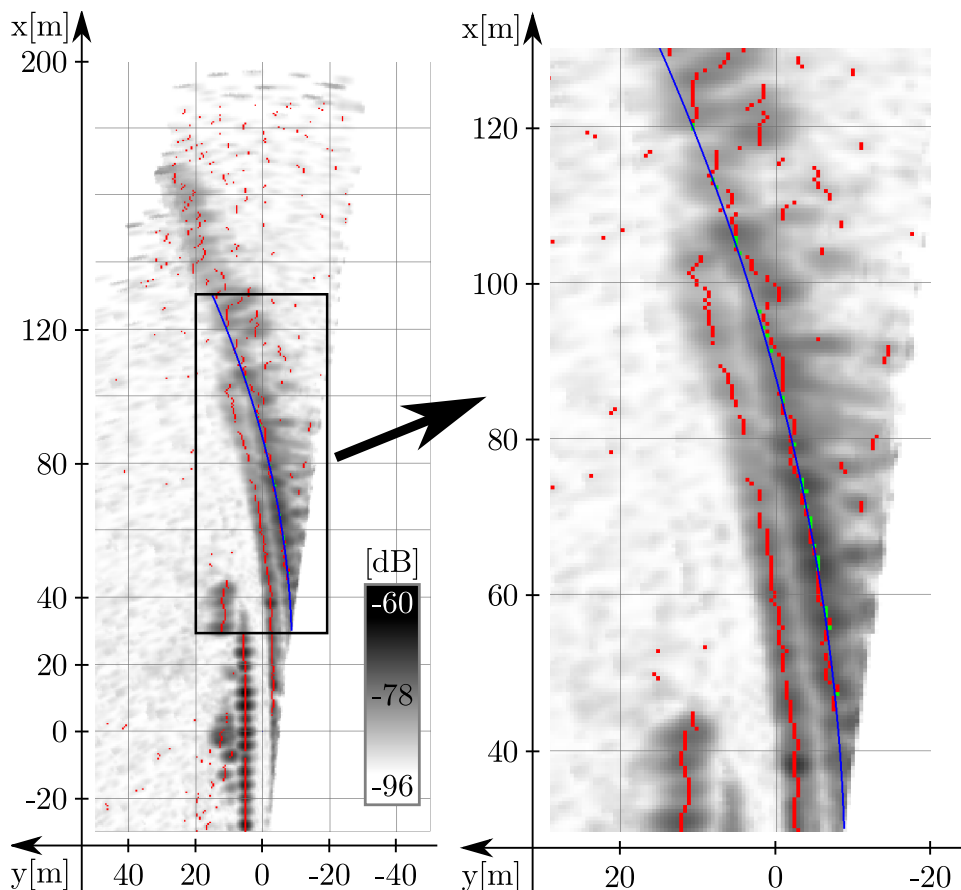


Abbildung 4.3: Darstellung der lokalen Maxima (in Rot) und der Inliermaxima (in Grün) des Polynom-RANSAC-Verfahrens mit einem Epsilon von 0,5 m des Randpolynoms (in Blau) bei 80 m Entfernung inklusive eines Close-Ups

Im nachfolgenden Pseudocodeabschnitt werden die Randpolynome und ihre Steigungen berechnet. Aus Gründen der Verständlichkeit werden in dieser Arbeit die Gewichtungen der Steigungen erneut berechnet, obwohl sie im obigen Pseudocodeabschnitt 4.3 schon berechnet werden. Auch werden die Funktionen und Variablen analog zum obigen Pseudocodeabschnitt verwendet und nicht erneut beschrieben.

Listing 4.4: Bestimmung der Gradienten

```

struct weightedGradient{
    point coords;
    float gradient;
    float weight;
}
vector< vector<point> > InlierPerLine;
vector< weightedGradient > GradientsPerLine;
float maxX = highestX>200?200:highestX;
for( float x=0; x<maxX; x+=cellHeight ) {
    polynomial poly = fitPoly( InlierPerLine[x/cellHeight] );
    weightedGradient wg;
    wg.weight = sumInlier( InlierPerLine[x/cellHeight] );
    wg.gradient = derivatePoly( poly, x );
    wg.coords = getCarCoords( x, evalPoly( poly, x ) );
    GradientsPerLine[x/cellHeight]= wg;
}

```

Die Datenstruktur *weightedGradient* speichert alle wichtigen Daten, welche zu einer Steigung benötigt werden. Dabei speichern die Datenelemente *coords*, *gradient* und *weight* den Ort, den Wert bzw. das Gewicht der Steigung. Der Vektor *GradientsPerLine* enthält nach dem Pseudocodeabschnitt alle berechneten Steigungen. Die Funktion *fitPoly* berechnet die drei Polynomparameter, indem die quadratischen Abstände aller übergebenen Inliermaxima zum Randpolynom minimiert werden. Das Gewicht, das Datenelement *weight*, wird durch die Summe der Amplitude aller für den Polynomfit genutzten lokalen Maxima mit der oben beschriebenen Funktion *sumInlier* ermittelt. Die Steigung, das Datenelement *gradient*, wird mit der Funktion *derivatePoly*, welche die Ableitung des übergebenen Randpolynoms an der übergebenen Koordinate ausrechnet, bestimmt. Der Ort der Steigung wird mithilfe der Funktion *evalPoly* ausgerechnet, welche die y-Koordinate des übergebenen Randpolynoms an der übergebenen x-Koordinate berechnet. In den folgenden Abschnitten wird erläutert, warum der Ort inklusive der y-Koordinate der Steigung benötigt wird.

Als Fehlermaß wurde zuerst der quadratische Abstand zwischen der extrahierten Steigung und der Steigung des modellierten Straßenverlaufs untersucht. Dieses Fehlermaß hat den Nachteil, dass die Differenz zwischen zwei Steigungen größer wird, je weiter man sie dreht. Berechnet man bei Winkeln $\psi_0 = 0^\circ$ und $\psi_1 = 5^\circ$ die Differenz der Steigungen

$$\tan(\psi_1 = 5^\circ) - \tan(\psi_0 = 0^\circ) = 0,087$$

und vergleicht diese mit der Differenz der Steigungen beider Winkel um 20° gedreht, $\psi_{m0} = 20^\circ$ und $\psi_{m1} = 25^\circ$, so ist ersichtlich, dass die Ergebnisse unterschiedlich sind:

$$\tan(\psi_{m1} = 25^\circ) - \tan(\psi_{m0} = 20^\circ) = 0,102.$$

Es ist aber gewünscht, dass eine Differenz zwischen einer Steigung des Randpolynoms und der zugehörigen Steigung des modellierten Straßenverlaufs bzw. der Winkel dieser, dieselbe Wirkung erzielt, unabhängig davon, wie diese gedreht sind. Aus diesem Grund ist der Vergleich von Steigungen ungeeignet. Als Fehlermaß anwendbar ist dagegen der quadratische Winkelfehler. Das bedeutet, es werden die Winkel der Steigungen mit dem Winkel des modellierten Straßenverlaufs verglichen (mit Gl. 3.8.10):

$$e(x) = (\varphi(x) - \psi(x))^2. \quad (4.2.1)$$

Dabei ist $\psi(x) = \arctan(\text{GradientsPerLine}[x].\text{gradient})$ der Winkel einer extrahierten Steigung eines Randpolynoms, wobei $\text{GradientsPerLine}[x].\text{gradient}$ im Pseudocodeabschnitt 4.4 definiert ist.

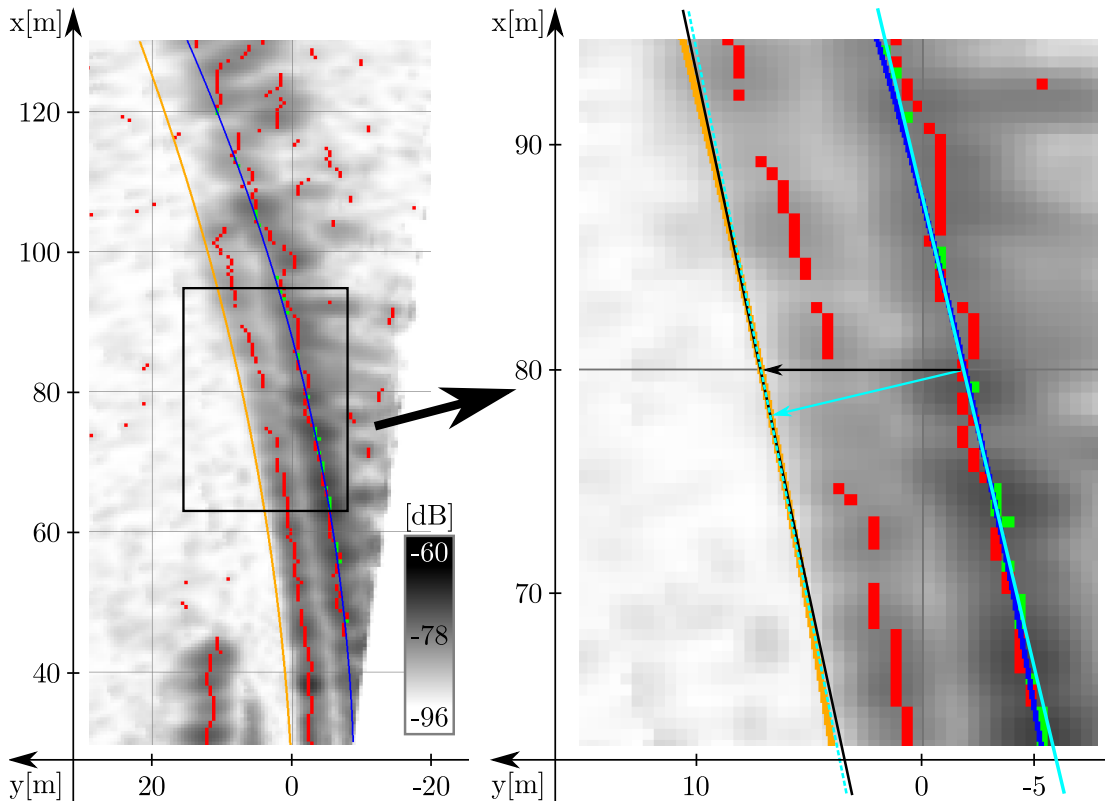


Abbildung 4.4: Darstellung der lokalen Maxima (in Rot), der Inliermaxima (in Grün) des Polynom-RANSAC-Verfahrens des Randpolynoms bei 80 m Entfernung (in Blau) und der Straßenverlaufsschätzung (in Orange). Ein Close-Up zeigt zwei Varianten, die Winkel zu integrieren, eine in Türkis und eine in Schwarz. Die türkise ist korrekt und bei der schwarzen tritt ein Fehler auf. Der Unterschied beider Varianten ist an den unterschiedlichen Tangenten des modellierten Straßenverlaufs erkennbar.

Der einfache Vergleich $\varphi(x)$ mit $\psi(x)$ ist nicht korrekt. Und zwar ändert sich die Steigung und damit auch der Winkel des modellierten Straßenverlaufs zwischen zwei unterschiedlichen x-Werten. Es sei denn, der Sonderfall $a_2 = 0$ und $a_3 = 0$ tritt ein oder zufälliger Weise ist an beiden Stellen die Steigung gleich. Diese Änderung ist in Abbildung 4.4 an den unterschiedlichen Tangenten des Straßenverlaufs zu erkennen, in Schwarz und in Türkis dargestellt. Werden die Winkel an denselben x-Werten miteinander verglichen, passen diese nicht zueinander. Zwar ist der Fehler nicht groß, da die x-Werte nah beieinander liegen, aber es ist ein systematischer Fehler, der bei jedem eingebrachten Winkel auftritt und somit die endgültige Straßenverlaufsschätzung negativ beeinflusst. Der Fehler ist umso größer, je größer der Betrag des Winkels ist und desto größer die Distanz zwischen dem Straßenverlauf und dem Winkel des Randpolynoms ist. In Abbildung 4.4 sind die Winkel türkise dargestellt, welche miteinander verglichen werden müssen. Und zwar muss $\psi(x)$ mit dem Winkel des modellierten Straßenverlaufs

verglichen werden, welcher sich am Schnittpunkt vom modellierten Straßenverlauf mit der Normalen des Randpolynoms befindet. Ist die Steigung der Normalen des Randpolynoms $m(x) = -\frac{1}{\text{GradientsPerLine}[x].\text{gradient}}$, so kann sie wie folgt definiert werden:

$$n(x) = m(x) \cdot x + c. \quad (4.2.2)$$

Dabei ist c der konstante Teil der Normalen und kann durch die gegebenen Daten bestimmt werden. Setzt man nun den modellierten Straßenverlauf aus Gl. 3.8.9 mit der Normalen gleich, erhält man:

$$a_1 \cdot x + a_2 \cdot x^2 + a_3 \cdot x^3 = m(x) \cdot x + c. \quad (4.2.3)$$

Bringt man alle Summanden auf eine Seite, erhält man ein Nullstellenproblem der Ordnung drei:

$$a_3 \cdot x^3 + a_2 \cdot x^2 + (a_1 - m) \cdot x - c = 0. \quad (4.2.4)$$

Null bis drei x -Werte bzw. Schnittpunkte innerhalb des Definitionsbereichs $x \in \{0..120\}$ erfüllen die Gleichung. Diese können mittels der Cardanischen Formeln berechnet werden, wie z.B. Bewersdorff in [9] beschreibt. Es ist der Schnittpunkt zu wählen, welcher der Position, an welcher der Winkel extrahiert wurde, am nächsten liegt. Seine x -Koordinate wird nachfolgend mit

$$x_s(x) \quad (4.2.5)$$

bezeichnet. Gibt es keinen Schnittpunkt, kann die aus der Karte extrahierte Information über den Winkel nicht eingebracht werden. In der Regel ist die Information in diesem Fall nur Rauschen und es ist besser, sie nicht zu verwenden. Mit Gl. 4.2.5 wird Gl. 4.2.1 dann zu:

$$e(x) = \left(\varphi(x_s(x)) - \psi(x) \right)^2. \quad (4.2.6)$$

Diese Integrationsmethode der Winkel birgt eine weitere Herausforderung: Die Parameter des Modells, welche durch die Winkel geschätzt werden sollen, beeinflussen die Stellen, an denen die Winkel integriert werden. Dieses Henne-Ei-Problem lässt sich durch verschiedene iterative Verfahren lösen, welche in dem Unterkapitel 4.2.1 beschrieben sind.

Eine weitere Herausforderung besteht in der Tatsache, dass, wie oben beschrieben, manche Winkel durch Randpolynome bestimmt werden, welche hauptsächlich auf Ausreißermaxima basieren. Diese Winkel werden in dieser Arbeit nachfolgend als Ausreißerwinkel bezeichnet. Alle anderen Winkel werden - analog zu Inliermaxima - als Inlierwinkel benannt. Die Ausreißerwinkel werden mit einem weiteren RANSAC-Verfahren entfernt, dem Winkel-RANSAC-Verfahren. Dabei werden aus allen gefundenen Steigungen drei ausgewählt, welche die Ableitung des modellierten Straßenverlaufs eindeutig bestimmen. Man könnte an dieser Stelle auch die Winkel anstatt der Steigungen verwenden. Das würde zu demselben Ergebnis, aber zu erhöhtem Rechenaufwand führen. Folgender Pseudocodeabschnitt beschreibt das Winkel-RANSAC-Verfahren:

Listing 4.5: Winkel-RANSAC-Verfahren

```
vector< weightedGradient > GradientsPerLine;
float maxX = highestX>200?200:highestX;
polynomial bestPoly;
for( float i=0; i<polyRansacIterations; ++i ) {
    vector< wightedGradient > gradients = chooseRandomGradients(
        GradientsPerLine );
    polynomial poly = calcPolyByGradients( gradients );
    vector<weightedGradient> inlier = getInlierAngles( poly,
        GradientsPerLine, angleRansacEpsilon, maxPolyDist );
    if ( max < sumInlier( inlier ) ) {
        max = sumInlier( inlier );
        bestPoly = poly;
    }
}
vector<weightedGradient> gradientInlier = getInlier( poly,
    GradientsPerLine, angleRansacEpsilon, maxPolyDist );
```

Die Funktion *getInlierAngles* gibt alle als Inlierwinkel klassifizierten Winkel zurück. Dabei werden, wie oben beschrieben, die Winkel der Steigungen mit den Winkeln des modellierten Straßenverlaufs miteinander verglichen. Der Parameter *angleRansacEpsilon* entspricht dem Winkel-RANSAC-Epsilon. Er bestimmt also, wie stark ein Winkel von dem modellierten Straßenverlauf abweichen darf, um noch als Inlierwinkel klassifiziert zu werden. Der optimale Wert für *angleRansacEpsilon* wird in Kapitel 6.5.3 bestimmt. Die Datenstruktur *gradientInlier* enthält am Ende alle Inlierwinkel der Randpolynome. Wenn passend dazu die Menge I_r alle x-Werte der Inlierwinkel enthält, dann erhält man den optimierten modellierten Straßenverlauf bzw. die Straßenverlaufsschätzung durch die Minimierung der folgenden Summe mit Gl. 4.2.6:

$$E = \sum_{\forall x \in I_r} e(x). \quad (4.2.7)$$

Dabei muss allerdings das oben beschriebene Henne-Ei-Problem gelöst werden, denn $e(x)$ hängt von dem geschätzten Straßenverlauf ab. Diese Minimierung wird im folgenden Unterkapitel 4.2.1 beschrieben.

4.2.1 Optimierung

Mit folgender Vorgehensweise ist es möglich, das oben beschriebene Henne-Ei-Problem zu lösen:

1. Bestimme eine Initialschätzung.
2. Ermittle alle Positionen, an denen die Winkel eingebracht werden.
3. Berechne eine neue Schätzung auf Basis der Winkel und
4. springe zu 2., falls sich in der letzten Iteration eine nennenswerte Änderung ergeben hat.

Als Initialschätzung kann man sich z.B. $a_1 = 0$, $a_2 = 0$ und $a_3 = 0$ vorstellen. Allerdings ist diese Vorgehensweise keine intelligente Suche des korrekten Straßenverlaufs und eine Konvergenz ist nicht sichergestellt.

Ein Verfahren, das dafür konzipiert wurde, eine Summe quadratischer Fehler nicht-linearer Funktionen zu minimieren, ist das Levenberg-Marquardt-Verfahren ([49], [60]). Ausgehend von einer Initialschätzung nutzt es die Ableitung der zu optimierenden Funktion, um das Minimum dieser zu bestimmen. In der Praxis hat es sich bewährt, als Initialschätzung den besten modellierten Straßenverlauf des Winkel-RANSAC-Verfahrens zu verwenden. Es muss die in Gl. 4.2.7 beschriebene Summe der quadratischen Fehlerfunktionen aus Gl. 4.2.1 minimiert werden. Dabei werden die Argumente a_1 , a_2 und a_3 bestimmt, welche den modellierten Straßenverlauf und damit auch $\varphi(x_s(x))$ angeben:

$$\arg \min_{a_1, a_2, a_3} E = \arg \min_{a_1, a_2, a_3} \sum_{\forall x \in I_r} \left(\varphi(x_s(x)) - \psi(x) \right)^2.$$

Dabei ist zu beachten, dass Gl. 3.8.10, welche $\varphi(x)$ definiert, aus Gründen der Übersicht nicht explizit berücksichtigt, dass die Parameter a_1 , a_2 und a_3 auch $\varphi(x)$ bestimmen. Für das Verständnis der nachfolgenden Gleichungen ist es hilfreich, diese Abhängigkeit explizit anzugeben. Zur Übersichtlichkeit trägt es nun bei, wenn ein Vektor definiert wird, welcher die drei Parameter zusammenfasst:

$$\vec{n} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix}. \quad (4.2.8)$$

Damit wird Gl. 4.2.1 zu:

$$\arg \min_{\vec{n}} E = \arg \min_{\vec{n}} \sum_{\forall x \in I_r} \left(\varphi(\vec{n}, x_s(x)) - \psi(x) \right)^2.$$

Beim Levenberg-Marquardt-Verfahren wird das dazu äquivalente Ersatzproblem

$$\arg \min_{\vec{n}} \sum_{\forall x \in I_r} \left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x)) - \psi(x) + J(\vec{n}_k) \cdot (\vec{n} - \vec{n}_k) \right)^2$$

gelöst, dabei ist $J(\vec{n}_k)$ die Jacobi-Matrix und es wird gefordert, dass $(\vec{n} - \vec{n}_k)^2 < r_k$ gilt. Diese Zusatzbedingung führt zu quadratischer Konvergenz. Die Jacobi-Matrix enthält die Ableitungen der Funktionen $\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x)) - \psi(x) \right)$. Ist n die Anzahl der Elemente von I_r und entspricht x_i dem i -ten Element von I_r , dann ist die Jacobi-Matrix

$$\mathbf{J}(n_k) = \begin{pmatrix} \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_1)) - \psi(x_1)\right)}{da_1} & \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_1)) - \psi(x_1)\right)}{da_2} & \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_1)) - \psi(x_1)\right)}{da_3} \\ \dots & & \\ \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_n)) - \psi(x_n)\right)}{da_1} & \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_n)) - \psi(x_n)\right)}{da_2} & \frac{d\left(\varphi(\vec{n}_k, x_s(x_n)) - \psi(x_n)\right)}{da_3} \end{pmatrix}. \quad (4.2.9)$$

Bei den Ableitungen ist $\psi(x)$ ein konstanter Term und fällt weg, also bleibt noch:

$$\frac{d\varphi(\vec{n}_k, x_s(x))}{d\vec{n}_k} = \frac{d(\arctan(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2) + \frac{\pi}{2})}{d\vec{n}_k}.$$

Der konstante Term $\frac{\pi}{2}$ fällt bei der Ableitung weg und nach a_1 lautet diese:

$$\begin{aligned} & \frac{\operatorname{darctan}(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_1} \\ &= \frac{1}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2} \cdot \frac{d(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_1} \\ &= \frac{1}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2}. \end{aligned} \quad (4.2.10)$$

Es folgt die Ableitung nach a_2 :

$$\begin{aligned} & \frac{\operatorname{darctan}(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_2} \\ &= \frac{1}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2} \cdot \frac{d(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_2} \\ &= \frac{2 \cdot x}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2}. \end{aligned} \quad (4.2.11)$$

Und die Ableitung nach a_3 lautet:

$$\begin{aligned} & \frac{\operatorname{darctan}(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_3} \\ &= \frac{1}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2} \cdot \frac{d(a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)}{da_3} \\ &= \frac{3 \cdot x^2}{1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2}. \end{aligned} \quad (4.2.12)$$

Zur Übersichtlichkeit wird der Divisor der Quotienten der Ableitungen substituiert:

$$\operatorname{div}(x) = 1 + (a_1 + 2 \cdot a_2 \cdot x + 3 \cdot a_3 \cdot x^2)^2. \quad (4.2.13)$$

Werden die Gl. 4.2.10, 4.2.11, 4.2.12 und 4.2.13 in Gl. 4.2.9 eingesetzt, so wird die Jacobi-Matrix zu

$$\mathbf{J}(n_k) = \begin{pmatrix} \frac{1}{\operatorname{div}(x_s(x_1))} & \frac{2 \cdot x_s(x_1)}{\operatorname{div}(x_s(x_1))} & \frac{3 \cdot (x_s(x_1))^2}{\operatorname{div}(x_s(x_1))} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{1}{\operatorname{div}(x_s(x_n))} & \frac{2 \cdot x_s(x_n)}{\operatorname{div}(x_s(x_n))} & \frac{3 \cdot (x_s(x_n))^2}{\operatorname{div}(x_s(x_n))} \end{pmatrix}. \quad (4.2.14)$$

Damit sind die Unbekannten von Gl. 4.2.1 bestimmt und sie kann gelöst werden. In jedem Schritt müssen für alle $x \in I_r$ die $x_s(x)$ neu berechnet werden. Nachdem der Straßenverlauf geschätzt ist, folgt nun die Reichweitenbestimmung.

4.2.2 Reichweitenbestimmung

Die Reichweite wird bei dem Verfahren Gradienten auf Basis vorhandener bzw. nicht vorhandener Winkel durchgeführt. Ähnlich wie bei FBFL und APFL wird Schritt für Schritt

vorgegangen. Dabei wird untersucht, ob nach vielen Ausreißerwinkeln noch Inlierwinkel folgen. Dafür wird für jeden Ausreißerwinkel 1 subtrahiert und für jeden Inlierwinkel 1 addiert. Diese Summe wird maximiert. Damit die Klassifizierung der Winkel in Ausreißerwinkel und Inlierwinkel zu der optimierten Schätzung passt, muss diese erneut durchgeführt werden. Dabei wird genauso wie beim Winkel-RANSAC-Verfahren bestimmt, wie weit ein Winkel vom modellierten Straßenverlauf abweicht, und ob dieser gültig ist oder nicht. Es wird nicht die schon beim Winkel-RANSAC-Verfahren durchgeführte Klassifizierung genutzt, da festgestellt werden soll, wie weit die aktuelle Straßenverlaufsschätzung von den Eingangsdaten unterstützt wird bzw. wie gut sie zu diesen passt. Der folgende Pseudocode veranschaulicht die komplette Vorgehensweise:

Listing 4.6: Reichweitenbestimmung bei Gradients

```
vector< weightedGradient > GradientsPerLine;
float maxX = highestX>200?200:highestX;
polynomial optimizedPoly;
vector<weightedGradient> inlier = getInlierAngles( optimizedPoly,
    GradientsPerLine, rangeEpsilon, maxPolyDist );
float x;
float maxRange=0;
int maxSum=0;
for( x=0; x<maxX; x+=cellHeight ) {
    int sum=0;
    sum += hasInlier( inlier, x );
    if ( maxSum < sum ) {
        maxSum=sum;
        maxRange=x;
    }
}
```

Die Funktion *hasInlier* liefert 1 bzw. -1, wenn in dem übergebenem Vektor *inlier* sich ein bzw. kein Winkel an der übergebenen x-Position befindet. Der Parameter *rangeEpsilon* gibt an, wie stark ein Winkel von der Steigung des optimierten Straßenverlaufs abweichen darf, um noch als Inlierwinkel klassifiziert zu werden.

Eine Möglichkeit, die Reichweite zu variieren, ist, den Parameter *rangeEpsilon* anzupassen. Werden weniger Winkel als Inlierwinkel klassifiziert, so verschiebt sich das Maximum der Summe über die Inlier- bzw. Ausreißerwinkel in Richtung Egofahrzeug. Erhöht man das *rangeEpsilon*, dann erhöht sich entsprechend die geschätzte Reichweite.

4.3 Verfahren auf Basis bewegter Objekte

Weitere Hinweise über den Straßenverlauf liefern bewegte Objekte. Befindet sich ein bewegtes Objekt im Sichtbereich des Radars, so ist es mit sehr großer Wahrscheinlichkeit auf derselben Straße. Hinzu kommt, dass sich das Objekt mit sehr hoher Wahrscheinlichkeit parallel zur Straße bewegt. Ausnahmen sind z.B. ein Spurwechsel oder ein Überholmanöver eines Fahrzeugs. Auch wenn das Objekt auf die bzw. von der Straße fährt, bewegt es sich nicht parallel zum Straßenverlauf. Diese Fälle können aber über einen Mehrheitsentscheid abgefangen werden.

Es müssen also mindestens zwei Fahrzeuge dieselbe bzw. eine genügend ähnliche Trajektorie haben. Die Trajektorie bezeichnet den Weg, den ein Fahrzeug zurückgelegt hat.

Ein Problem gibt es dann nur, wenn die Mehrheit der beobachteten Fahrzeuge dasselbe und zur Straße nicht parallele Fahrmanöver durchführen. Aber das ist äußerst unwahrscheinlich, denn angenommen, es werden zwei Fahrzeuge beobachtet: Beide fahren ähnlich schnell und vor ihnen befindet sich ein langsames oder statisches Hindernis auf der Fahrbahn. Die Wahrscheinlichkeit, dass beide überholen werden, ist sehr hoch. Aber die Wahrscheinlichkeit, dass beide dieselbe bzw. eine sehr ähnliche Trajektorie haben werden, ist gering. Es müssen beide Fahrzeuge am gleichen Ort den Überholvorgang beginnen und den gleichen Kurvenradius beim Spurwechseln benutzen. Da sich die Fahrer der Fahrzeuge in unterschiedlichen Situationen befinden, denn der eine Fahrer hat einen Vordermann, ist die Wahrscheinlichkeit der gleichen Trajektorie gering. Also sind die Informationen über die bewegten Objekte nutzbar.

Die Informationen, die das Radar liefert, sind die gemessene Position und die gemessene Relativgeschwindigkeit eines Objekts. Eine Position besteht dabei aus einem x- und einem y-Wert im Fahrzeugkoordinatensystem. Anhand der eigenen und der gemessenen relativen Geschwindigkeit lassen sich die bewegten Objekte von den unbewegten trennen. Querende Fahrzeuge werden anhand der Relativgeschwindigkeit herausgefiltert. Die Positionen werden über die Zeit akkumuliert und anhand der Eigenbewegung fortgeschrieben. So werden die Trajektorien der anderen Verkehrsteilnehmer nachgebildet.

Folgende Schritte werden mit den Positionen jedes bewegten Objekts durchgeführt, um Polynome zu erhalten, welche die Trajektorien approximieren. Dabei sind Polynome dritten Grades ausreichend genau und werden verwendet, analog zum modellierten Straßenverlauf. Diese Polynome werden nachfolgend als Trajektorienpolynome bezeichnet. Dabei wird die Optimierung, welche ein Polynomfit durch die gemessenen Positionen ist, mehrfach durchgeführt. Die Trajektorien sind zwar in der Regel straßenparallel, haben aber häufig einen lateralen Versatz zum Egofahrzeug. Um den Versatz zu bereinigen, wird zuerst ein Polynom dritten Grades durch die Positionen der Trajektorie gelegt. Der laterale Versatz ist dann der konstante Term a_0 des Polynoms. Anschließend werden alle Positionen um $-a_0$ senkrecht zum Polynom verschoben. Danach wird ein neuer Polynomfit mit der Nebenbedingung $a_0 = 0$ durchgeführt, dessen Ergebnis das Trajektorienpolynom ist. Alle Trajektorienpolynome haben denselben Versatz $a_0 = 0$ und können miteinander verglichen werden. Diese drei Schritte sind in der Abbildung 4.5 dargestellt. Verschiebt man die Positionen parallel zur y-Achse anstatt senkrecht zum Polynom, macht man einen Fehler.

Die Parameter eines Trajektorienpolynoms sind der lineare, der quadratische und der kubische Koeffizient a_1 , a_2 und a_3 sowie eine Reichweite $range$, die gleich dem Maximum von allen x-Koordinaten der gemessenen Positionen des bewegten Objektes ist. Ein Vektor fasst die Parameter zusammen:

$$\vec{m}_{a_1} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \\ range \end{pmatrix}. \quad (4.3.1)$$

Wie oben schon erwähnt, werden auf Basis einer Mehrheitsentscheidung die Trajektorien ausgewählt, welche den Straßenverlauf widerspiegeln. Um die Mehrheitsentscheidung durchführen zu können, muss zuerst bestimmt werden, welche Trajektorien ähnlich

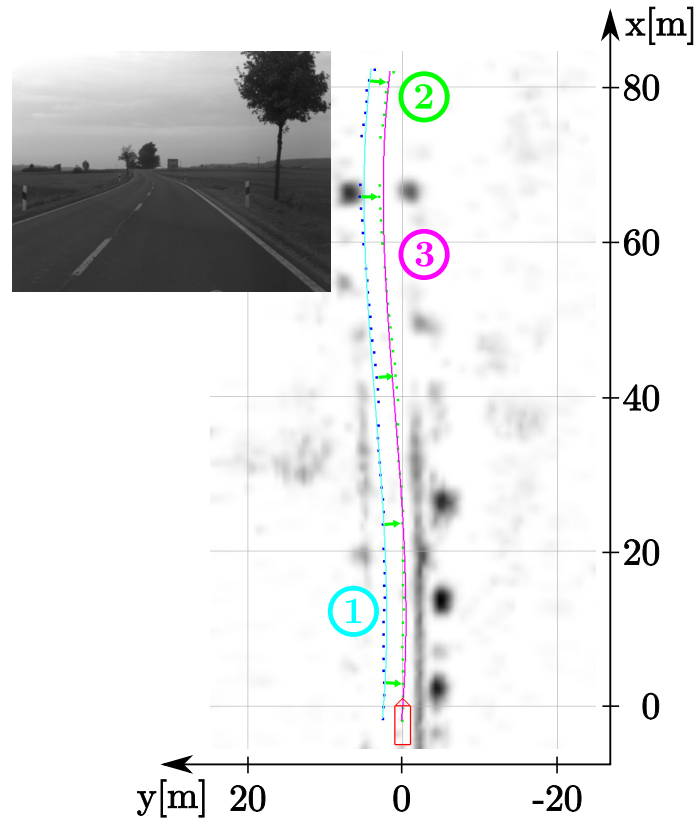


Abbildung 4.5: Vorgehensweise bei der Straßenverlaufsschätzung auf Basis bewegter Objekte; die Messungen stammen von einem entgegengekommenen Fahrzeug.

bzw. fast identisch sind. Dafür wird der Abstand von den dazugehörigen Trajektorienpolynomen bestimmt. Ist dieser überall kleiner als ein Grenzwert g , so sind sich diese Trajektorien ähnlich. Folgende Funktion bestimmt, ob zwei Trajektorien ähnlich sind:

$$\text{ähnlich}(\vec{\text{est}}A, \vec{\text{est}}B) = \begin{cases} \text{wahr,} & \text{wenn } \text{maxdist}(\vec{\text{est}}A, \vec{\text{est}}B) \leq g \\ \text{falsch,} & \text{wenn } \text{maxdist}(\vec{\text{est}}A, \vec{\text{est}}B) > g. \end{cases} \quad (4.3.2)$$

Dabei liefert die Funktion maxdist die größte Distanz zwischen zwei Trajektorienpolynomen zurück und $\vec{\text{est}}A$ bzw. $\vec{\text{est}}B$ sind Vektoren, definiert durch Gl. 4.3.1, denn der laterale Versatz a_0 wurde, wie oben beschrieben, beseitigt. Eine Funktion, welche die maximale Distanz zweier Trajektorienpolynome annähert, kann wie folgt implementiert werden:

Listing 4.7: Distanz zweier Trajektorienpolynome

```
float function maxdist( Estimate estA, Estimate estB ){
    float maximum_dist = 0;
    for ( float x=0; x < estA.range && x < estB.range; x++ ) {
        float y_estA = estA.a1 * x + estA.a2 * x*x + estA.a3 * x*x*x;
        float y_estB = estB.a1 * x + estB.a2 * x*x + estB.a3 * x*x*x;
        if ( abs(y_estA - y_estB) > maximum_dist )
            maximum_dist = abs(y_estA - y_estB);
    }
    return maximum_dist;
}
```

Dabei ist *Estimate* eine Struktur, welche die Daten des Vektors aus Gl. 4.3.1 enthält, *maximum_dist* die zu berechnende maximale Distanz, *y_estA* bzw. *y_estB* der y-Wert des Trajektorienpolynoms A bzw. B an der Stelle x und *abs* die Betragsfunktion. Die Funktion rechnet nicht den echten Abstand aus, sondern wertet die Distanz in y-Richtung aus. Außerdem wird nicht jeder x-Wert überprüft, sondern es werden die Abstände in 1 m Schritten in x-Richtung untersucht.

Der Fehler der Annäherung ist vernachlässigbar klein, wenn der Grenzwert g klein genug gewählt wird, z.B. $g = 1$ m. Denn dann sind die Trajektorien bzw. Trajektorienpolynome, welche als ähnlich klassifiziert werden, fast identisch und liegen nah bei einander, sodass die Annäherung über den y-Wert anstatt der echten Distanz kaum ins Gewicht fällt, da der Approximationsfehler mit sinkendem Abstand der Trajektorienpolynome kleiner wird. Das Testen von Werten in 1 m Schritten ist ausreichend, da sich ein Trajektorienpolynom in diesen Abständen kaum ändert.

4.3.1 Optimierung

Die Optimierung gestaltet sich relativ einfach. Es wird ein Polynom dritten Grades in die gemessenen Positionen gelegt. Dabei werden die quadrierten euklidischen Abstände des Polynoms zu den gemessenen Positionen minimiert. Die Singulärwertzerlegung (engl. *singular value decomposition*, SVD) bietet eine Lösung. Allerdings ist darauf zu achten, dass eine numerisch stabile Implementierung des SVD-Algorithmus verwendet wird, wie z.B. *modified golub reinsch*, welcher von der *gnu scientific library* genutzt wird. Manche andere Algorithmen sind numerisch instabil, wenn die Anzahl der Positionen nicht deutlich größer als die Anzahl der zu schätzenden Parameter ist. Instabil sind z.B. die Implementierungen der *newmat library* und diejenige von Matlab 2009b. Dies wurde in Tests festgestellt.

4.3.2 Reichweitenbestimmung

Die Reichweite wird bei dem Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auf Basis bewegter Objekte über eine Mehrheitsentscheidung bestimmt. Die Gleichung 4.3.2 ermittelt, ob Trajektorien zweier bewegter Objekte ähnlich sind. Für die Reichweitenbestimmung ist zusätzlich noch relevant, welche der beiden Trajektorien länger ist. Dabei „unterstützt“ eine Trajektorie die andere, wenn sie über die volle Länge ähnlich ist, d.h. die Trajektorie, welche unterstützt wird, muss kürzer sein als die andere. Mathematisch kann das mit Gl. 4.3.2 so ausgedrückt werden:

$$\text{unterstützt}(\vec{\text{estA}}, \vec{\text{estB}}) = \begin{cases} \text{wahr,} & \text{wenn } \text{estA}_4 < \text{estB}_4 \\ & \wedge \text{ähnlich}(\vec{\text{estA}}, \vec{\text{estB}}) \\ \text{falsch,} & \text{sonst.} \end{cases} \quad (4.3.3)$$

Dabei sind $\vec{\text{estA}}$ und $\vec{\text{estB}}$ durch Gl. 4.3.1 definierte Vektoren, welche jeweils einem Trajektorienpolynom entsprechen. Die vierten Einträge estA_4 und estB_4 der Vektoren sind die Reichweite des jeweiligen Trajektorienpolynoms bzw. der Trajektorie.

Die Trajektorie, welche die meisten Unterstützer hat, ist die wahrscheinlichste, aber auch die kürzeste. Um die Reichweite zu erhöhen und gleichzeitig noch eine Mehrheitsentscheidung durchzuführen, muss die Trajektorie gefunden werden, welche folgende Bedingungen erfüllt:

- Die Trajektorie, welche die meisten Unterstützer hat, wird auch von dieser unterstützt.
- Es gibt keine andere Trajektorie, abgesehen von der, die am meisten Unterstützer hat, welche mehr oder gleich viele Unterstützer als diese hat.
- Diese Trajektorie wird von mindestens einer anderen unterstützt.

Dies ist dann die nächst längere Trajektorie, da eine Trajektorie nur unterstützt wird, falls diese kürzer als die andere ist. Außerdem hat diese Trajektorie die zweitmeisten Unterstützer und ist ähnlich zu der Trajektorie mit den meisten Unterstützern.

Sind mehr als drei bewegte Objekte vorhanden, welche eine ähnliche Trajektorie haben, ist die Reichweite noch nicht optimal. Die oben beschriebene Vorgehensweise zum Finden der Trajektorie, welche die zweitmeisten Unterstützer hat, wird iterativ durchgeführt. Dafür wird die neu gefundene Trajektorie zu der mit den meisten Unterstützern, indem man die alte Trajektorie mit den meisten Unterstützern „vergisst“, und anschließend die Trajektorie sucht, welche die geforderten Bedingungen erfüllt. Das Verfahren terminiert, sobald keine Trajektorie mehr gefunden werden kann, die die Bedingungen erfüllt. Diese iterative Vorgehensweise findet die Trajektorie, die am zweitlängsten ist und den meisten Trajektorien ähnelt. Also ist die so gefundene Trajektorie die, welche die größte Reichweite hat und auf einer Mehrheitsentscheidung basiert.

Abschließend ist noch zu erwähnen, dass der Polynomfit, welcher am Schluss durchgeführt wird, um die eigentliche Straßenverlaufsschätzung zu bestimmen, die Positionen aller Trajektorien enthält, welche der Trajektorie ähnlich sind, die durch die oben beschriebene Vorgehensweise ausgewählt wurde. Dabei werden Trajektorien, welche länger als die ausgewählte sind, auf diese Länge gekürzt. So werden die Informationen aller relevanten Objekte für den abschließenden Polynomfit genutzt.

4.4 Verfahren Wavelet

Das Verfahren Wavelet ähnelt der oben beschriebenen Methode FBFL (siehe Kap. 4.1.1). Und zwar werden fast dieselben Annahmen über den Straßenverlauf getroffen:

- Die Radarreflexionen, welche vom Straßenrand reflektiert werden, sind weitestgehend parallel zum Straßenverlauf.
- Die Straße reflektiert keine Radarstrahlen.

Hinzugefügt wurde das Wort „weitestgehend“, welches einhergeht mit dem Weglassen der Annahme, dass das Straßenmodell über eine konstante Straßenbreite verfügt. Und zwar ist hier eine Änderung der Straßenbreite erlaubt, welche z.B. ein Problem darstellt, wenn die Grasnarbe ab einer Entfernung nicht mehr detektiert wird, dafür aber die Büsche

oder Bäume, welche dahinter stehen. Dies führt zu einer falschen Straßenverlaufsschätzung. Außerdem wird das Problem vermieden, welches entsteht, wenn eine Seite der Randbebauung im Nahbereich vom Radar aufgrund seines Sichtbereichs nicht detektiert wird. Es handelt sich um die Bestimmung der Straßenbreite im Bereich direkt vor dem Egofahrzeug.

Wie der Name Wavelet schon andeutet, wird der gedrehte Ausschnitt der Rasterkarte mit verschiedenen Wavelets gefaltet. Dabei sieht jedes einzelne Wavelet der Gütefunktion FBFLQ ähnlich, d.h. auf dem modellierten Straßenrand sollen sich möglichst viele Radarreflexionen befinden und auf der modellierten Straße möglichst wenige. Es werden die Wavelets in der Breite variiert, indem die modellierte Straßenbreite von 2 m bis 14 m in 0,5 m Schritten modifiziert wird. Das bedeutet, dass die Rasterkarte 25 mal mit Filtermasken der Größen 1×14 bis 1×38 gefaltet wird. Die Breite der ersten bzw. letzten Filtermaske berechnet sich aus den 4 bzw. 28 Pixeln auf der modellierten Straße und den 10 Pixeln auf dem modellierten Straßenrand. Damit Wavelets unterschiedlicher Breite miteinander vergleichbar sind, wird sowohl der Randbereich als auch der Mittelbereich mit der Anzahl seiner jeweiligen Pixel normiert. In der Abbildung 4.6a sind die Wavelets dargestellt, bei denen die Annahmen am besten zutreffen.

Die Information über den nur auf einer Seite gemessenen Straßenrand kann extrahiert werden, indem Wavelets unterschiedlicher Breite mit fixem Randpunkt auf einer Seite einen sehr ähnlichen Wert liefern. Außerdem kann eine Änderung der Straßenbreite festgestellt werden, indem man pro Zeile das Wavelet mit dem besten Wert auswählt und anschließend die Werte der modellierten Straßenbreiten aufträgt.

Allerdings ist die Auswertung aufgrund der großen Anzahl der Wavelets nicht einfach. Denn nicht immer befindet sich das Maximum einer Zeile auf der modellierten Straße. Durch verschiedene Restriktionen kann jedoch beeinflusst werden, dass eher die richtigen Wavelets genommen werden. Und zwar darf sich von einer Zeile zur nächsten die Position

- des linken oder
- des rechten Randes

nicht zu stark ändern. Um den Algorithmus einfach zu gestalten, werden Hypothesen aufgestellt, welche nur Änderungen enthalten, die klein genug sind. Anschließend wird aus diesen Hypothesen das Wavelet mit dem höchsten Wert gesucht. Von diesem ausgehend werden die Hypothesen für die nächste Zeile bestimmt. Für die initialen Hypothesen der ersten Zeile wird nur gefordert, dass sich das Egofahrzeug auf der Straße befinden muss. Auf diese Art und Weise kann man den Straßenverlauf gut bestimmen, allerdings ist er unruhig und folgt keinem Straßenmodell. In Abbildung 4.6b werden die ausgewählten Wavelets dargestellt. Bis auf einen kleinen Teil zwischen 65 m und 75 m liegen alle Wavelets auf Messungen der Straße. Das Problem ist, dass jede Änderung der modellierten Straßenbreite zugelassen ist. Schränkt man die erlaubte Änderung der modellierten Straßenbreite pro Zeile ein, so könnte das Problem in dieser Szene behoben werden. Allerdings ist es auch die große Änderung der modellierten Straßenbreite, die dazu führt, dass ab 75 m wieder die gewünschten Wavelets, die auf Messungen der Straße liegen, ausgewählt werden. Ob eine Einschränkung der Änderung der modellierten Straßenbreite zielführend ist, ist noch zu untersuchen.

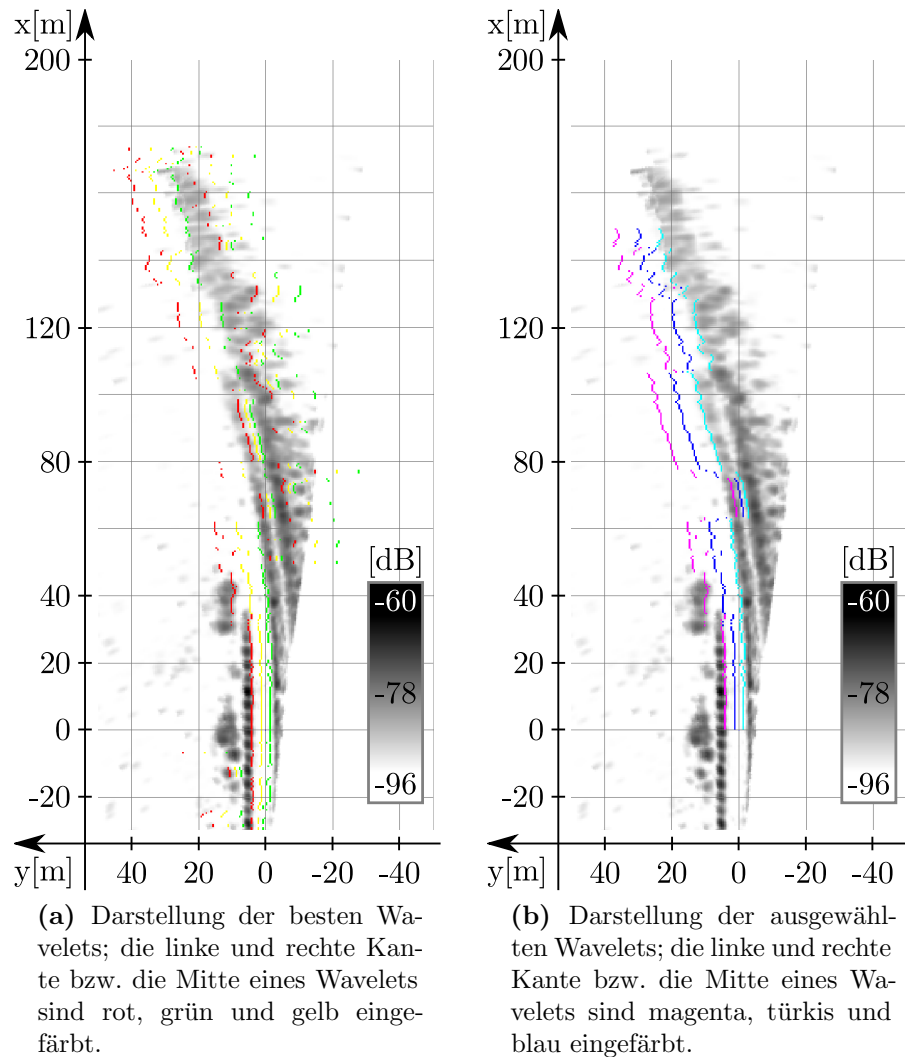


Abbildung 4.6: Darstellung der besten bzw. ausgewählten Wavelets bis 150 m. Die Auswahl der Wavelets führt dazu, dass deutlich mehr Wavelets auf der Straße liegen.

Abschließend muss auf Basis der Wavelets der Straßenverlauf geschätzt werden. Dafür muss ein Straßenmodell bestimmt werden, dem der modellierte Straßenverlauf folgen soll. Das in dieser Arbeit bisher genutzte Modell nimmt eine Straße konstanter oder keiner Breite an. Bei der Straßenverlaufsschätzung auf Basis der Wavelets muss die modellierte Straßenbreite variabel definiert werden, um den dabei getroffenen Annahmen zu genügen. Danach muss die Transformation von den Wavelets zum Straßenmodell definiert werden. An dieser Stelle wird die Entwicklung nicht weiter fortgeführt, da die Berechnung der Wavelets viel Rechenzeit benötigt, was ihren Nutzen in Frage stellt. Zudem werden die Probleme, welche durch die Änderung der Randbreite entstehen, durch die Funktion Gradients (siehe Kap. 4.2) schon gelöst.

4.5 Verfahren Strukturtensor

Der Strukturtensor erkennt in der Rasterkarte, ob es sich um längliche oder eher um runde Objekte handelt. Dafür wird die Hauptkomponentenanalyse genutzt. Außerdem wird die Ausrichtung eines länglichen Objektes bestimmt. Diese Ausrichtung kann z.B. wie die Ableitung der Rasterkarte genutzt werden. Detailliert wird der Strukturtensor beispielsweise in [35], in [36] und in [12] beschrieben.

In den durch den Strukturtensor extrahierten Daten ist ein sehr großes Rauschen in den Winkeln vorhanden. Das liegt daran, dass die Strukturen der Rasterkarte sich über mehr Zellen erstrecken, als der Strukturtensor berücksichtigt. Also werden die Ausrichtungen von Substrukturen genutzt, welche sehr viel Rauschen enthalten.

Bei einer Fusion mit anderen Informationsquellen ist die räumliche Ableitung der Rasterkarte vorzuziehen, da die räumliche Ableitung der Rasterkarte deutlich weniger Rauschen und somit bessere Informationen über den Straßenverlauf liefert als der Strukturtensor. Eine Fusion zwischen dem Strukturtensor und der räumlichen Ableitung ist schwierig, da beide die gleichen Daten, die Ausrichtung der Randbebauung, nutzen. Beide Informationsquellen stehen also in Korrelation zueinander. Wegen dem großen Rauschen und der erschwerten Fusion wird der Strukturtensor in dieser Arbeit nicht verwendet.

4.6 Fusion mittels Kalmanfilter

Das Kalmanfilter ist ein beliebter und häufig verwendeter Filter. Auch bei Straßen- bzw. Spurverlaufsschätzungen wird es häufig eingesetzt, z.B. bei [93], [76], [15] und [54]. Aufgrund der großen Anzahl an literarischen Quellen, z.B. [5], [10], [13], [11] und [6], welche das Kalmanfilter ausführlich beschreiben, ist in dieser Arbeit eine sehr kurze Einführung ausreichend. Es werden die verwendeten Gleichungen kurz beschrieben, um die Notation vorzustellen. In dieser Arbeit wird das erweiterte Kalmanfilter verwendet, da auch ein nichtlineares Prozessmodell genutzt wird.

Mithilfe des Kalmanfilters kann eine Fusion unterschiedlicher Messungen durchgeführt werden. In dieser Arbeit entspricht eine Messung einer Straßenverlaufsschätzung. Eine Voraussetzung ist, dass die Messungen unabhängig voneinander sind. Das bedeutet, dass die Messmethoden bzw. die Verfahren, welche auf der Rasterkarte basieren, nicht im Kalmanfilter miteinander fusioniert werden können, da die gleiche Datenbasis zur Abhängigkeit der Messungen führt. Allerdings können diese Messungen jeweils mit denen, die auf den bewegten Objekten basieren, fusioniert werden.

Eine Anwendung des Kalmanfilters kann in dieser Arbeit nicht durchgeführt werden, da das im Unterkapitel 4.6.4 beschriebene Problem unterschiedlicher Reichweiten im Rahmen dieser Arbeit nicht gelöst werden konnte. Es werden drei verschiedene Prozessmodelle vorgestellt und miteinander verglichen. Dafür werden alle notwendigen Bereiche des Kalmanfilters beschrieben.

4.6.1 Konfidenz der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung

Um das Kalmanfilter anwenden zu können, wird zusätzlich zu einer Messung auch die Unsicherheit dieser benötigt. Die Konfidenz eines geschätzten Straßenverlaufes wird abhängig von der zu optimierenden Güte- bzw. Kostenfunktion bestimmt. Für die Verfahren FBFL, APFL, Gradients und bewegte Objekte kann jeweils dieselbe Vorgehensweise genutzt werden. Die Kostenfunktionen der beiden letztgenannten Verfahren sind Spezialfälle. In den nächsten beiden Unterkapiteln wird die Vorgehensweise jeweils kurz erläutert.

FBFL und APFL

Nach Faugeras [25] kann mit dem Prinzip der Fehlerfortpflanzung die Konfidenz bestimmt werden, selbst wenn der Fehler sich indirekt durch eine Gütefunktion fortpflanzt. Einfluss auf die Konfidenz hat dann die erste und zweite Ableitung der Gütefunktion, zum einen nach den Parametern und zum anderen nach den Eingangsdaten.

Im Prinzip gibt die Krümmung, also die zweite Ableitung, der Gütefunktion beim Optimum an, wie gut die Schätzung ist. Ist die Krümmung klein - es gibt eher ein großes Plateau in der Gütefunktion als einen spitzen Berg - so ist die Unsicherheit sehr groß, denn ein Ändern der Werte, die den Funktionswert bestimmen, hat keinen großen Einfluss auf diesen. Ist die Krümmung groß - es gibt einen spitzen Berg und kein Plateau - so ist die Unsicherheit klein. Sobald die Werte geringfügig modifiziert werden, ändert sich der Funktionswert stark, also ist man sich sehr sicher, das Maximum richtig gefunden zu haben.

Die vorgestellten Gütefunktionen FBFLQ und APFLQ sind analytisch nicht ableitbar, da sie nicht stetig sind. Sie sind nicht stetig, da sie bei einer Änderung der Parameter andere Pixel der Rasterkarte als Eingangsdaten nutzen. Dies führt dazu, dass es bei einer minimalen Änderung der Parameter keine Änderung der Gütefunktion gibt bis zu einem Sprung des Funktionswertes, wenn eine oder mehrere andere Pixel der Rasterkarte für die Gütebestimmung genutzt werden. Trotzdem kann das Verfahren mit numerischen Ableitungen durchgeführt werden. Da eine Anwendung des Kalmanfilters und somit auch des Konfidenzmaßes nicht stattfindet, wird eine explizite Herleitung, wie sie in [25] beschrieben ist, nicht durchgeführt.

Gradients und bewegte Objekte

Die Konfidenz kann, ähnlich wie im vorigen Unterkapitel beschrieben, nach Faugeras et al. [26] bestimmt werden. Allerdings wird in diesem Fall die Summe quadratischer Fehler optimiert, welches ein Spezialfall des in [25] beschriebenen Verfahrens ist und von Faugeras et al. [26] detailliert erläutert wird. Da eine Anwendung des Kalmanfilters und somit auch des Konfidenzmaßes nicht durchgeführt wird, wird keine explizite Herleitung vorgenommen, wie sie in [26] beschrieben ist.

4.6.2 Prozessmodelle

Das Prozessmodell des Kalmanfilters beschreibt den Zustandsübergang über die Zeit. Der Zustand besteht aus den Koeffizienten des Polynoms dritten Grades, das den Straßenverlauf modelliert und durch Gl. 3.8.9 definiert ist:

$$\vec{x} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix}. \quad (4.6.1)$$

Das Prozessmodell definiert die Gleichung, welche einen Zustand vom Zeitpunkt $k - 1$ zum Zeitpunkt k überführt:

$$\vec{x}(k|k-1) = F(k-1)(\vec{x}(k-1)) + B(k-1)(\vec{u}(k-1)). \quad (4.6.2)$$

Dabei ist $\vec{x}(k-1)$ der Zustand zum Zeitpunkt $k-1$ und $\vec{x}(k|k-1)$ der zum Zeitpunkt k prädizierte Zustand. Die Funktion $F(k-1)$ definiert den Systemprozess. Da keine Steuerungsdaten verwendet werden, ist der Term $B(k-1)(\vec{u}(k-1))$ immer 0 und wird deshalb nachfolgend nicht definiert.

In der Literatur wird bei der Verwendung eines Polynoms dritten Grades für die Modellierung des Straßenverlaufs häufig die Annahme, der Straßenverlauf folge einer Klothoide, dem Kalmanfilter zugrunde gelegt. Dies führt zu einem einfachen Prozessmodell, das im folgendem Unterkapitel näher beschrieben wird. Allerdings wird die Klothoide in der Messgleichung durch ein Polynom dritten Grades approximiert. Diese Approximation führt vor allem bei großer Reichweite und engeren Kurven, welche auf Landstraßen häufiger vorkommen, zu Ungenauigkeiten. Aus diesem Grund werden zwei weitere Prozessmodelle vorgestellt. Mit beiden Prozessmodellen ist die Approximation überflüssig. Abschließend werden alle drei Prozessmodelle miteinander verglichen.

Klothoidentransformation

Die Annahme, der Straßenverlauf folgt einer Klothoide, welche sich aus den Straßenbaurichtlinien ableitet, führt zu einem einfachen Prozessmodell. Die Prozessfunktion $F(k-1)(\vec{x}(k-1))$ ist bei dieser Transformation linear, d.h. sie kann durch die folgende Matrix beschrieben werden:

$$\mathbf{F}(k-1) = \begin{pmatrix} 1 + \frac{\tan(\delta\rho)}{\vec{x}_1(k-1)} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1}{3} \cdot v_{ego}(k-1) \cdot \delta t(k-1) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.6.3)$$

Dabei ist $\delta t(k-1)$ die Zykluszeit, also die vergangene Zeit seit der letzten Aktualisierung, und $\delta\rho$ der Gierwinkel, um den sich das Egofahrzeug im letzten Zyklus gedreht hat. Bei dem Zustandsübergang, also einer Multiplikation des Zustandes mit dieser Matrix, ist die Zeit nur ein indirekter Parameter. Direkt ist der Zustandsübergang abhängig von der gefahrenen Strecke. Dies führt mit $s(k-1) = v_{ego}(k-1) \cdot \delta t(k-1)$ zu:

$$\mathbf{F}(k-1) = \begin{pmatrix} 1 + \frac{\tan(\delta\rho)}{\vec{x}_1(k-1)} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \frac{1}{3} \cdot s(k-1) \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.6.4)$$

Punkttransformation

Bei der Punkttransformation wird der alte Zustand, d.h. der zuletzt geschätzte Straßenverlauf, anhand von vier ausgewählten Punkten zum aktuellen Zeitpunkt transformiert. Jeder Punkt befindet sich auf dem modellierten Straßenverlauf, d.h. jeder Punkt besteht aus einem x - und einem y -Wert, welche die Gleichung des modellierten Straßenverlaufs lösen. Diese Transformation löst verschiedene Herausforderungen. Zum einen verändert sich der modellierte Straßenverlauf, falls sich das Egofahrzeug nicht parallel zum Straßenverlauf bewegt, z.B. bei einem Spurwechsel. In diesem Fall ist z.B. ein anderer Kurvenradius korrekt. Dies wird bei bisherigen Kalmanfilterimplementierungen nicht berücksichtigt, da das Straßenmodell bei jedem Versatz zum modellierten linken bzw. rechten Rand gleich berechnet wird. Dieser Unterschied ist schon in Kapitel 3.8 detailliert beschrieben. Außerdem kann so eine Drehung des Straßenmodells, also eine Gierwinkeländerung des Egofahrzeugs zum Straßenverlauf, korrekt mit einberechnet werden. Hier wird bisher in der Literatur auch stets eine Annäherung genutzt.

Durch die Drehung der vier Punkte um den Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems ist die Transformation des Zustandes nichtlinear und kann deshalb nicht in Matrixform beschrieben werden. Die Wahl von genau vier Punkten sorgt dafür, dass nach der Transformation das neue Polynom dritten Grades einfach bestimmt werden kann. Es muss anschließend nur ein lineares Gleichungssystem der Ordnung vier gelöst werden. Dabei ist der erste Punkt mit den Koordinaten $x = 0$ m und $y = 0$ m der Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems, denn der prädizierte geschätzte Straßenverlauf muss auch wieder durch den Ursprung gehen. Dies ist sinnvoll, da der gefilterte Zustand nur dreidimensional ist. Die vierte Dimension, das konstante Glied des Polynoms, ist immer 0. Die drei weiteren Punkte werden abhängig von der Reichweite, gleichverteilt über diese, ausgewählt. Dies führt dazu, dass der neue Straßenverlauf am meisten ausgeglichen ist. Denn nur die gewählten Punkte entsprechen exakt der Position, an welcher der modellierte Straßenverlauf sein sollte. Der restliche modellierte Straßenverlauf ist approximiert. Das führt zu folgender Menge ausgewählter Punkte mit Gl. 3.8.9 und zugrunde gelegtem Zustand $\vec{x}(k-1)$:

$$T(k-1) = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \frac{1}{3} \cdot \text{range} \\ y(\frac{1}{3} \cdot \text{range}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \frac{2}{3} \cdot \text{range} \\ y(\frac{2}{3} \cdot \text{range}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \text{range} \\ y(\text{range}) \end{pmatrix} \right\}. \quad (4.6.5)$$

Die ausgewählten Punkte müssen nun anhand der Eigenbewegung fortgeschrieben werden. Dafür werden sie per Translation in das „neue“ Fahrzeugkoordinatensystem geschoben und anschließend gedreht. Das Egofahrzeug hat sich in dem Zeitraum zwischen zwei Messungen bewegt und somit ist das „neue“ Fahrzeugkoordinatensystem gegenüber dem Weltkoordinatensystem und dem „alten“ Fahrzeugkoordinatensystem verschoben und gedreht worden. Dafür wird zuerst jeder Punkt der Menge $T(k-1)$ aus Gl. 4.6.5 wie folgt verändert:

$$\text{trans} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x + \delta x \\ y + \delta y \end{pmatrix}. \quad (4.6.6)$$

Dabei ist

$$\begin{aligned} \delta x &= s(k-1) \cdot \cos(\delta\rho) = v_{ego}(k-1) \cdot \delta t(k-1) \cdot \cos(\delta\rho) \text{ bzw.} \\ \delta y &= s(k-1) \cdot \sin(\delta\rho) = v_{ego}(k-1) \cdot \delta t(k-1) \cdot \sin(\delta\rho) \end{aligned}$$

die Strecke, die das Egofahrzeug vom „alten“ Fahrzeugkoordinatensystem aus gesehen parallel zur x-Achse bzw. y-Achse zurückgelegt hat. Anschließend müssen die Punkte noch um den Winkel gedreht werden, um den sich auch das Egofahrzeug in der Zwischenzeit gedreht hat, also um $\delta\rho$. Jeder Punkt der Menge $T(k-1)$ wird, wie nachfolgend beschrieben, gedreht:

$$\text{dreh} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \cdot \cos(\delta\rho) - y \cdot \sin(\delta\rho) \\ x \cdot \sin(\delta\rho) + y \cdot \cos(\delta\rho) \end{pmatrix}. \quad (4.6.7)$$

Die Reihenfolge, ob zuerst verschoben und anschließend gedreht wird, ist relevant und muss, wie beschrieben, durchgeführt werden. Mit den beiden in Gl. 4.6.6 und 4.6.7 definierten Funktionen kann die Menge $T(k-1)_{\text{tmp}}$, welche die Punkte im „neuen“ Fahrzeugkoordinatensystem enthält, mit der Menge $T(k-1)$ aus Gl. 4.6.5 beschrieben werden:

$$T_{\text{tmp}}(k-1) = \left\{ \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \middle| \begin{pmatrix} \xi \\ v \end{pmatrix} \in T(k-1) \wedge \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \text{dreh} \left(\text{trans} \begin{pmatrix} \xi \\ v \end{pmatrix} \right) \right\}. \quad (4.6.8)$$

Mit den verschobenen und gedrehten Punkten der Menge $T_{\text{tmp}}(k-1)$ werden nun durch die Lösung des folgenden linearen Gleichungssystems die temporären Polynomparameter b_0, b_1, b_2 und b_3 bestimmt:

$$b_0 + b_1 \cdot \xi_1 + b_2 \cdot \xi_1^2 + b_3 \cdot \xi_1^3 = v_1 \quad (4.6.9)$$

$$b_0 + b_1 \cdot \xi_2 + b_2 \cdot \xi_2^2 + b_3 \cdot \xi_2^3 = v_2 \quad (4.6.10)$$

$$b_0 + b_1 \cdot \xi_3 + b_2 \cdot \xi_3^2 + b_3 \cdot \xi_3^3 = v_3 \quad (4.6.11)$$

$$b_0 + b_1 \cdot \xi_4 + b_2 \cdot \xi_4^2 + b_3 \cdot \xi_4^3 = v_4. \quad (4.6.12)$$

Dabei entspricht ξ_i bzw. v_i dem x- bzw. y-Wert des i-ten Punktes der Menge $T_{\text{tmp}}(k-1)$ aus Gl. 4.6.8. Nachdem das temporäre Polynom bekannt ist, kann festgestellt werden, wie sich der Kurvenradius ändert. Dies ist abhängig vom y-Achsenabschnitt b_0 . Dieser gibt an, wie weit sich das Egofahrzeug senkrecht zum Straßenverlauf im letzten Zeitschritt bewegt hat. Um den Einfluss dieser senkrechten Bewegung auf den Straßenverlauf zu kompensieren, werden die vier Punkte senkrecht zu dem temporären Straßenverlauf verschoben. Diese Vorgehensweise ist ähnlich der in Kapitel 4.3 beschriebenen Bereinigung des Versatzes von Trajektorien anderer Fahrzeuge. Die Transformation bzw. Projektion eines Punktes kann mit Gl. 3.8.10 folgendermaßen definiert werden:

$$\text{proj} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x - b_0 \cdot \cos(\varphi(x)) \\ y - b_0 \cdot \sin(\varphi(x)) \end{pmatrix}. \quad (4.6.13)$$

Damit kann die Menge der Punkte bestimmt werden, die das Polynom der neuen Straßenverlaufsschätzung beschreiben:

$$T(k|k-1) = \left\{ \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \middle| \begin{pmatrix} \xi \\ v \end{pmatrix} \in T_{\text{tmp}}(k-1) \wedge \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \text{proj} \begin{pmatrix} \xi \\ v \end{pmatrix} \right\}. \quad (4.6.14)$$

Löst man anschließend ein ähnliches lineares Gleichungssystem wie durch Gl. 4.6.9- 4.6.12 beschrieben, so wird der konstante Teil der Lösung annähernd 0 sein. Da der Straßenverlauf beim Egofahrzeug, d.h. die zukünftige Trajektorie, geschätzt und gefiltert wird,

wird dieser Teil auf 0 gesetzt. Das führt dann zu folgendem linearen Gleichungssystem, bei dem der konstante Teil, welcher 0 ist, nicht berechnet werden muss:

$$\begin{aligned}\vec{x}_1(k|k-1) \cdot \xi_2 + \vec{x}_2(k|k-1) \cdot \xi_2^2 + \vec{x}_3(k|k-1) \cdot \xi_2^3 &= v_1 \\ \vec{x}_1(k|k-1) \cdot \xi_3 + \vec{x}_2(k|k-1) \cdot \xi_3^2 + \vec{x}_3(k|k-1) \cdot \xi_3^3 &= v_2 \\ \vec{x}_1(k|k-1) \cdot \xi_4 + \vec{x}_2(k|k-1) \cdot \xi_4^2 + \vec{x}_3(k|k-1) \cdot \xi_4^3 &= v_3.\end{aligned}$$

Dabei entspricht ξ_i bzw. v_i dem x- bzw. y-Wert des i-ten Punktes der Menge $T(k|k-1)$ aus Gl. 4.6.14. Man beachte, dass der erste Punkt der Menge nicht genutzt wird, da dieser hauptsächlich den konstanten Teil bestimmt, welcher 0 gesetzt ist, und nicht berechnet werden muss. Ist das oben beschriebene lineare Gleichungssystem gelöst, ist die Transformation von $\vec{x}(k-1)$ zu $\vec{x}(k|k-1)$ abgeschlossen.

Bei dem erweiterten Kalmanfilter wird nach der Bestimmung des exakten a priori Zustandes $\vec{x}(k|k-1)$ seine Kovarianz $P(k|k-1)$ durch Linearisierung der genutzten Funktion um den Zustand herum bestimmt. Dafür wird die Hessematrix erstellt und anschließend wird mit dieser die Kovarianz $P(k-1)$ aus dem letzten Zeitschritt zum aktuellen transformiert:

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{L}^t(k-1)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{L}(k-1). \quad (4.6.15)$$

Dabei ist $L(k-1)$ die Hessematrix. Um die Hessematrix zu bestimmen muss die Transformation des Zustandes abgeleitet werden. Da der Zustand indirekt über die beschriebene Punkttransformation erstellt wird, ist eine Ableitung nur schwer möglich. Aus diesem Grund wird numerisch die Ableitung bestimmt. Zwecks Übersichtlichkeit werden die zeitlichen Indizes $(k-1)$ und $(k|k-1)$ weggelassen. Sei $F(x)$ die oben beschriebene Transformation, dann ist die Ableitung nach der ersten Dimension des Zustandes \vec{x}_1 , also nach dem linearem Teil des Polynoms:

$$F'_1(\vec{x}) = \frac{F\left(\begin{array}{c} \vec{x}_1 + \tau_1 \\ \vec{x}_2 \\ \vec{x}_3 \end{array}\right) - F\left(\begin{array}{c} \vec{x}_1 - \tau_1 \\ \vec{x}_2 \\ \vec{x}_3 \end{array}\right)}{2 \cdot \tau_1}. \quad (4.6.16)$$

Dabei ist τ_i die halbe Schrittweite der i-ten Dimension bei der numerischen Bestimmung der Ableitung. Die Ableitungen nach der zweiten und dritten Dimension sind analog. Für die zweite Ableitung nach derselben Dimension ergibt sich:

$$F''_{11}(\vec{x}) = \frac{F\left(\begin{array}{c} \vec{x}_1 + 2 \cdot \tau_1 \\ \vec{x}_2 \\ \vec{x}_3 \end{array}\right) + F\left(\begin{array}{c} \vec{x}_1 - 2 \cdot \tau_1 \\ \vec{x}_2 \\ \vec{x}_3 \end{array}\right) - 2 \cdot F\left(\begin{array}{c} \vec{x}_1 \\ \vec{x}_2 \\ \vec{x}_3 \end{array}\right)}{4 \cdot \tau_1^2}. \quad (4.6.17)$$

Auch hier werden die Ableitungen nach der zweiten und dritten Dimension analog gebildet.

Für die Hessematrix wird noch die Ableitung nach einer und dann nach einer anderen Dimension benötigt. Exemplarisch wird dies für die erste und zweite Dimension gezeigt:

$$F''_{12}(\vec{x}) = \left[F \begin{pmatrix} \vec{x}_1 + \tau_1 \\ \vec{x}_2 + \tau_2 \\ \vec{x}_3 \end{pmatrix} - F \begin{pmatrix} \vec{x}_1 - \tau_1 \\ \vec{x}_2 + \tau_2 \\ \vec{x}_3 \end{pmatrix} \right. \quad (4.6.18)$$

$$\left. - F \begin{pmatrix} \vec{x}_1 + \tau_1 \\ \vec{x}_2 - \tau_2 \\ \vec{x}_3 \end{pmatrix} + F \begin{pmatrix} \vec{x}_1 - \tau_1 \\ \vec{x}_2 - \tau_2 \\ \vec{x}_3 \end{pmatrix} \right] \cdot \frac{1}{4 \cdot \tau_1 \cdot \tau_2}. \quad (4.6.19)$$

Dann errechnet sich die Hessematrix mit Gl. 4.6.17 und 4.6.19 wie folgt:

$$\mathbf{L}(k-1) = \begin{pmatrix} F''_{11} & F''_{12} & F''_{13} \\ F''_{21} & F''_{22} & F''_{23} \\ F''_{31} & F''_{32} & F''_{33} \end{pmatrix} \quad (4.6.20)$$

Minimierung des quadratischen Abstandes

Im vorangegangenen Unterkapitel wird beschrieben, dass die richtige Wahl der Punkte entscheidend für das Ergebnis ist. Es werden nur vier Punkte der Straßenverlaufsschätzung exakt transformiert, alle anderen sind angenähert. Möchte man den dabei entstehenden Fehler minimieren, müssen mehr Punkte ausgewählt und transformiert werden. Als mögliche Variante bietet sich an, bei jedem Meter einen Punkt auszuwählen. Damit wird dann $T(k-1)$ aus Gl. 4.6.5 zu:

$$\hat{T}(k-1) = \left\{ \begin{pmatrix} 0 \\ y(0) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ y(1) \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} \text{range} \\ y(\text{range}) \end{pmatrix} \right\}. \quad (4.6.21)$$

Anschließend werden dieselben Transformationen wie oben beschrieben durchgeführt. Nur werden anstatt des LöSENS linearer Gleichungssysteme Minimierungen des quadratischen Abstandes zwischen dem neuen Straßenverlauf und den jeweiligen transformierten Punkten durchgeführt. Diese Minimierung kann, wie schon in Kapitel 4.3.1 dargelegt, mittels Singulärwertzerlegung der Matrix, welche dem überbestimmten Gleichungssystem entspricht, gelöst werden. Nachfolgend wird diese Transformation mit $\hat{F}(x)$ bezeichnet.

Die Hessematrix wird analog, wie oben beschrieben, bestimmt. Nur die Transformationsfunktion $F(x)$ wird durch die hier beschriebene Funktion $\hat{F}(x)$ ersetzt. Dann sieht die Hessematrix wie folgt aus:

$$\hat{\mathbf{L}}(k-1) = \begin{pmatrix} \hat{F}''_{11} & \hat{F}''_{12} & \hat{F}''_{13} \\ \hat{F}''_{21} & \hat{F}''_{22} & \hat{F}''_{23} \\ \hat{F}''_{31} & \hat{F}''_{32} & \hat{F}''_{33} \end{pmatrix} \quad (4.6.22)$$

Vergleich

In diesem Unterkapitel wird ein kurzer Vergleich der drei oben beschriebenen Transformationen durchgeführt. Dazu werden von einem exemplarischer Straßenverlauf Punkte ausgewählt. Dann werden diese so transformiert, dass sie im „neuen“ Fahrzeugkoordinatensystem liegen. In der Abbildung 4.7 ist dargestellt, welche Ergebnisse die unterschiedlichen Transformationen bei einem Beispielstraßenverlauf liefern. Der Sichtbereich des

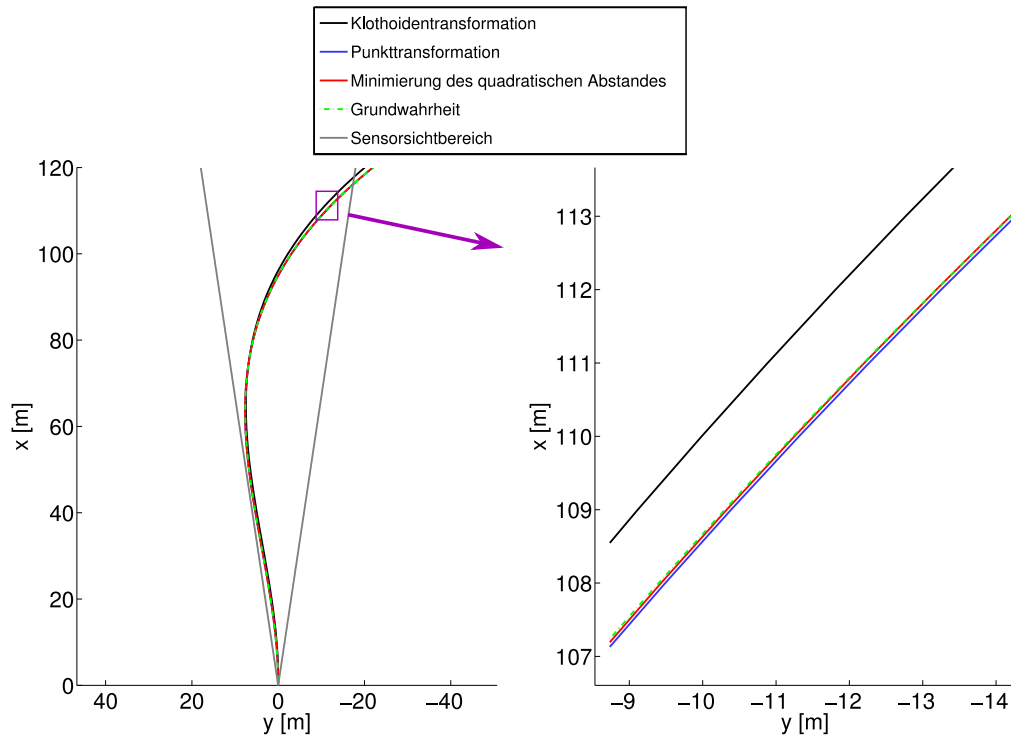


Abbildung 4.7: Ein beispielhafter Straßenverlauf, transformiert nach den vorgestellten Verfahren mit einem Close-Up, um die Unterschiede besser zu erkennen; der Fehler ist bei 110 m bei der Klothoidentransformation mit ca. 0,93 m groß, bei der Punkttransformation mit ca. 0,06 m klein und bei der Minimierung des quadratischen Abstandes mit ca. 0,01 m am kleinsten.

Sensors ist eingezeichnet, um zu zeigen, dass so ein ähnlicher Straßenverlauf realistisch vom Sensor beobachtet werden könnte. Die größten bzw. kleinsten Fehler entstehen, wie erwartet, bei der Klothoidentransformation bzw. bei der Minimierung der quadratischen Abstände. Der Unterschied zwischen der Minimierung der quadratischen Abstände und der Punkttransformation ist sehr klein und wird erst im Close-Up erkennbar.

4.6.3 Messraum

Der Messraum definiert, welche Werte einer Messung genutzt werden, um den Zustand zu schätzen. Es gibt dabei verschiedene Herangehensweisen, wie die Messung in den Kalmanfilter integriert werden kann. Häufig dient die grundlegende Messung, also z.B. ein Radarbild oder eine Rasterkarte, als Eingang in den Kalmanfilter. Dabei wird dann verglichen, wie gut der aktuelle Zustand zur Rasterkarte passt und wie er modifiziert werden muss. Dabei wird nur lokal um den aktuellen Zustand nach einer Zustandsverbesserung gesucht. Es kann das Problem der selbsterfüllenden Prophezeiung entstehen. Ist der Zustand vom globalen Optimum der Güte- bzw. Kostenfunktion zu weit entfernt, so kann dieses nicht genutzt werden um den Zustand zu schätzen. Stattdessen wird ein lokales Optimum der Güte- bzw. Kostenfunktion verwendet. Dies geschieht in der Regel mehrere Zeitschritte nacheinander. Somit ist die Abweichung zwischen dem Zustand bzw.

der Straßenverlaufsschätzung und dem Straßenverlauf über einen längeren Zeitraum sehr groß. Häufig dauert dies bis zur Reinitialisierung des Kalmanfilters an.

Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit eine andere Vorgehensweise gewählt. Zuerst wird aus der Messung der aktuelle Zustand bestimmt, unabhängig vom alten Zustand. Der gefundene Zustand wird anschließend dem Kalmanfilter übergeben. Das ist rechenaufwendiger, da nicht nur in der Umgebung des letzten Zustands nach einem Maximum gesucht wird, sondern überall. Dies löst aber das Problem der selbsterfüllenden Prophezeiung. Es führt zu dem Messraum, der die Polynom- bzw. die Klothoidenparameter a_1 , a_2 und a_3 enthält. Im Prinzip werden die Polynomparameter übergeben, aber da das Polynom eine Klothoide approximiert, kann man diese auch als Klothoidenparameter ansehen. Der Versatz des linken und rechten Randes bzw. die Straßenbreite, ist für die zukünftige Trajektorie nicht relevant und wird deshalb nicht gefiltert.

Ein Problem dieses Messraumes ist, dass die Reichweite nicht enthalten ist. Somit ist der Wert des Parameters a_3 bei einer sehr kurzen Reichweite, von z.B. 15 m, nicht aussagekräftig und sollte am besten keinen Einfluss auf den Zustand des Kalmanfilters haben. Die kurze Reichweite führt allerdings zu einer sehr großen Unsicherheit des Parameters a_3 , was dazu führt, dass der Zustand in dieser Dimension durch die Messung kaum verändert wird.

4.6.4 Reichweite

Eine ungelöste Herausforderung besteht beim Umgang mit unterschiedlichen Reichweiten. Zum einen stellt sich die Frage, wie die Information einer Schätzung mit sehr kurzer Reichweite mit einer mit sehr langer Reichweite fusioniert werden soll, und zum anderen ist zu klären, welche Reichweite anschließend gültig ist. Die einfachste Lösung, immer bis zur weitesten beobachteten Reichweite zu schätzen, kann zu Problemen führen. Hat z.B. von zwanzig aufeinanderfolgenden Straßenverlaufsschätzungen nur eine 120 m Reichweite und die restlichen nur 60 m, ist es problematisch, eine Schätzreichweite von über 60 m zu nutzen. Andersherum könnte man immer die kürzeste Reichweite nutzen, aber auch dies ist nicht praktikabel. Ist die Reichweite z.B. von zwanzig aufeinanderfolgenden Straßenverlaufsschätzungen neunzehn Mal 120 m und nur einmal 60 m, so würde die Reichweite unnötiger Weise reduziert werden.

4.6.5 Objektverwaltung

Eine spezielle Objektverwaltung wird nicht vorgestellt. Allerdings würden bei der Entwicklung dieser folgende zwei Herausforderungen beachtet werden.

Die Objektverwaltung muss immer wieder Plausibilitätstests durchführen, ob der Zustand des Kalmanfilters dem tatsächlichen Straßenverlauf ähnlich ist, z.B. mittels der abgefahrenen Trajektorie. Ist dies nicht so, muss der Zustand neu initialisiert werden.

Mithilfe mehrerer Zustände kann man das Problem von mehreren Straßenverläufen lösen. Gibt es zwei Straßenverläufe, z.B. bei einer Abzweigung, und findet die verwendete Straßenverlaufsschätzung mal den einen und mal den anderen, muss für jeden Straßenverlauf ein Zustand existieren und bei der Assoziation jeweils der richtige zugeordnet werden. Ansonsten minimiert das Kalmanfilter den quadratischen Fehler und entscheidet sich für die Mitte, welches definitiv keine gute Lösung ist.

Anwendung der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auf Lidardaten

Ein Lidar ist ein Sensor, der einen bzw. mehrere Laserstrahlen in eine bzw. mehrere Richtungen sendet und anschließend die Zeit misst, bis der Laserstrahl zurückkehrt. Der Laserstrahl wird an einem Objekt reflektiert und die vergangene Zeit spiegelt die Entfernung wieder. Die Amplitude des rückkehrenden Signals gibt Hinweise auf die Beschaffenheit des Objektes. Dieser Vorgang und seine Ergebnisse werden als Messung bezeichnet. Das Ergebnis besteht aus der Entfernung, der Amplitude und der Richtung des Laserstrahls. Die meisten im automobilen Bereich eingesetzten Lidare scannen die Umgebung mit mehreren in unterschiedliche Richtungen ausgesendeten Laserstrahlen ab. Ein Lidarscan fasst die Messungen aller möglichen Richtungen zusammen. Dabei kommt in einem Lidarscan die Messung einer Richtung nur einmal vor. Um kontinuierlich Messungen der Umgebung zu erhalten, wird ein Lidarscan nach dem anderen erstellt.

In der Literatur gibt es verschiedene Verfahren, die mithilfe eines Lidars einen Straßenverlauf bestimmen. Davon sind einige in Kapitel 2.2 beschrieben. Viele Wissenschaftler greifen dabei auf die unterschiedliche Reflexivität von Laserstrahlen gegenüber der Straße und den Fahrbahnmarkierungen zurück. Anhand der Amplitude einer Messung wird bestimmt, ob es sich um eine Fahrbahnmarkierung handelt. Anschließend wird mit den extrahierten Fahrbahnmarkierungen der Straßenverlauf bestimmt, wie z.B. bei von Reyher et al. [72] und bei Ogawa et al. [68]. Andere bestimmen, ähnlich den in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren, den Straßenverlauf über die Randbebauung der Straße, z.B. Kirchner et al. [40] und Konrad et al. [45].

Die zweite Vorgehensweise hat gegenüber der ersten den Vorteil, dass eine größere Reichweite ermöglicht wird. Denn die Randbebauung einer Straße besteht aus großen ausgedehnten Objekten, die mit großer Wahrscheinlichkeit von Laserstrahlen getroffen werden. Zusätzlich wird bei zunehmender Entfernung der Auftreffwinkel des Laserstrahls auf die Straße kleiner, was eine Totalreflexion des Laserstrahls begünstigt und das Anmessen der Fahrbahnmarkierung schwieriger macht.

Um die allgemeine Gültigkeit der vorgestellten Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung nachzuweisen, werden diese auf Daten eines Lidars angewendet. Das in dieser Arbeit verwendete Lidar hat einen Sichtbereich von 360° und 120 m Reichweite. Außerdem

hat es 64 Ebenen, in denen er die Umgebung abtastet. Eine dreidimensionale Szene ist in Abbildung 5.1a dargestellt. Es werden nur die Messungen eingezeichnet, welche vor dem Egofahrzeug liegen, also deren x -Wert größer als 0 ist. Um die Höhe der Messungen darzustellen, wurden diese farblich kodiert. Grün und Rot bedeuten mehr als 3 m bzw. weniger als 0 m über der Straße. Messungen zwischen diesen Höhen sind durch Farbabstufungen gekennzeichnet, dabei fällt bzw. steigt der Rot- und der Grünanteil mit der zunehmender Höhe. Die Messungen sind im Nahbereich sehr dicht und werden mit zunehmender Entfernung dünner. Das liegt daran, dass die gleiche Anzahl an Laserstrahlen für immer mehr Volumen zur Verfügung steht, das mit dem Abstand quadratisch wächst. In der Abbildung 5.2 ist das zugehörige Dokumentationskamerabild dargestellt.

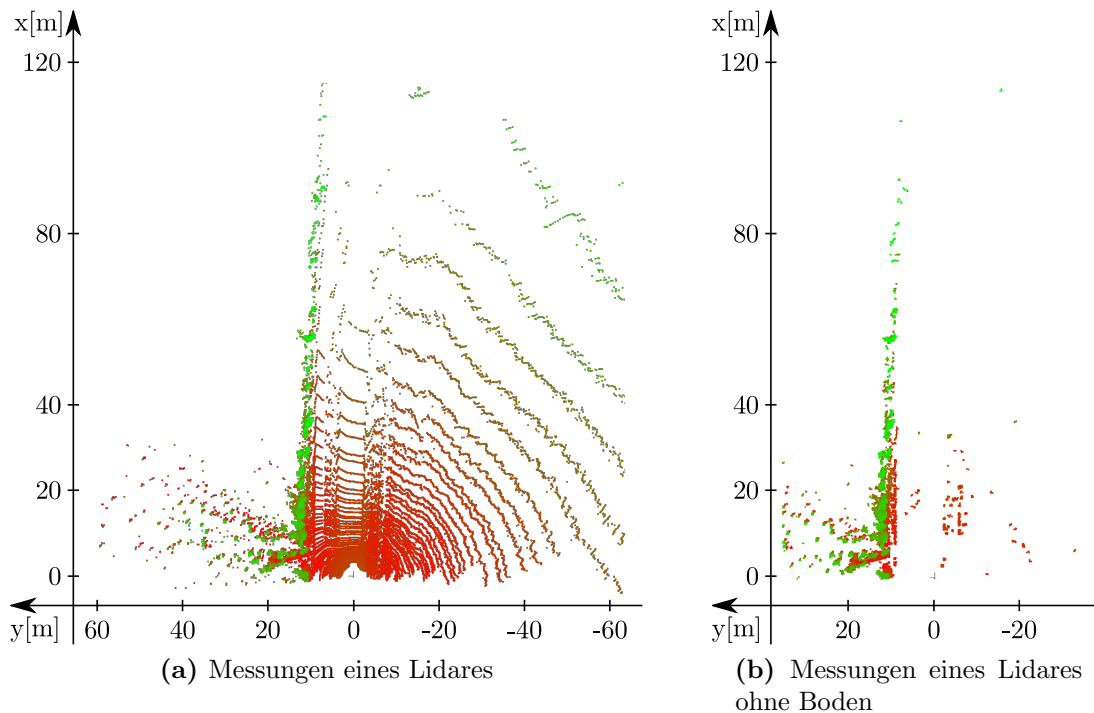


Abbildung 5.1: Messungen eines Lidarscans mit und ohne Bodenmessungen; es werden nur die Messungen vor dem Egofahrzeug gezeigt.

Um die vorgestellten Verfahren anwenden zu können, ist eine Vorverarbeitung notwendig. Zum einen müssen die Messungen entfernt werden, welche auf der Straße liegen, damit die Annahmen gelten, die von den in dieser Arbeit entwickelten Verfahren gefordert werden. Eine weitere Herausforderung ist die Entfernung der Messungen, die von bewegten Objekten resultieren.

5.1 Vorverarbeitung

Bei Lidardaten sind folgende zwei bei Radardaten notwendige Vorverarbeitungsschritte überflüssig. Zum einen sind die Messungen des genutzten Lidars kaum rauschbehaftet, d.h. es muss kein Rauschen entfernt werden. Und zum anderen ist keine Entfaltung notwendig, da ein Laserstrahl dieses Sensors deutlich stärker gebündelt ist als ein Strahl des verwendeten Radars.



Abbildung 5.2: Dokumentationskamerabild der Szene dargestellt in Abbildung 5.1 und 5.3

Das Lidar tastet das Umfeld nicht nur horizontal ab, sondern auch vertikal. Das bedeutet ein Lidarscan enthält auch Messungen, die von der Straße resultieren. Da die vorgestellten Verfahren auf der Annahme beruhen, dass die Straße frei von Reflexionen ist, müssen diese Messungen entfernt werden. Dies wird im folgenden Unterkapitel kurz beschrieben. Außerdem gestaltet sich das Löschen bewegter Objekte aus den Daten deutlich schwieriger, da die relative Geschwindigkeit im Gegensatz zum Radar nicht direkt gemessen wird.

5.1.1 Entfernen der Bodenmessungen

Die Strahlen der 64 Ebenen des Lidars treffen auch auf die Straße. Da die vorgestellten Algorithmen davon ausgehen, dass die Straße frei ist (FBFL und APFL) oder die maximalen Belegungsevidenzen sich auf der Randbebauung der Straße befinden (Gradients), müssen die Messungen, die von der Straße resultieren, aus den Lidarscans entfernt werden. Dabei werden nicht nur die eben genannten Messungen entfernt, sondern alle, die vom Boden resultieren. Diese Messungen werden nachfolgend als Bodenmessungen bezeichnet und können z.B. von der Straße, einem Bürgersteig oder einer Wiese herrühren. Es wird die Tatsache ausgenutzt, dass der Boden flach ist und der Rest inklusive der Randbebauung nicht. Die genutzten 64 Ebenen des Lidars liefern zusammen ein dreidimensionales Abbild der Umgebung. Deswegen kann das Vorhandensein unterschiedlicher Höhen als Kriterium dienen, den Boden bzw. die Straße von dem Rest bzw. der Randbebauung zu unterscheiden.

Angewandt wird ein Verfahren ähnlich dem von Himmelsbach et al. [31], d.h. es wird eine $2\frac{1}{2}$ D-Karte eines Lidarscans aufgebaut. Angepasst hat es Herr Philipp Steinemann, ein Arbeitskollege des Autors. Es wird nicht, wie bei Himmelsbach, die Belegungswahrscheinlichkeit, sondern der Höhenunterschied der Messungen in jedem Pixel abgespeichert. Dafür werden die Messungen zuerst gruppiert. Es werden die Messungen zu einer Gruppe zusammengefasst, welche unabhängig von ihrer Höhe, also in z-Achsenrichtung auf

die Ebene parallel zum Egofahrzeug projiziert, nah beieinander liegen. Dafür wird die Ebene, auf welche die Messungen projiziert werden, in mehrere Pixel untergliedert, z.B. in 10 cm×10 cm. Anschließend werden alle Messungen eines Pixels auf ihren Höhenunterschied untersucht. Ist dieser kleiner als ein Schwellenwert, werden die Messungen als Bodenmessungen klassifiziert und entfernt. Folgender Pseudocode veranschaulicht das Vorgehen:

Listing 5.1: Entfernung der Bodenmessungen eines Lidarscans

```
lidarscan ls;
int numBins = 240/binSize;
list<lmeas> bins[numBins][numBins];
for( int i=0; i<ls.size(); ++i ) {
    int indexY = (ls.points[i].y+120)/binSize;
    int indexX = (ls.points[i].x+120)/binSize;
    bins[indexX][indexY].push_back(ls.points[i]);
}
for( int x=0; x<numBins; ++x )
    for( int y=0; y<numBins; ++y ) {
        float minHeight= 100;
        float maxHeight=-100;
        for( int i=0; i<bins[x][y].size(); ++i ) {
            if ( minHeight>bins[x][y][i].z )
                minHeight = bins[x][y][i].z;
            if ( maxHeight<bins[x][y][i].z )
                maxHeight = bins[x][y][i].z;
        }
        if ( maxHeight-minHeight<minHeightDiff )
            ls.deletePoints( bins[x][y] );
    }
```

Der Parameter *binSize* gibt die Pixelgröße an. Die Klasse *lidarscan* speichert die Messungen eines Lidarscans vom Typ *lmeas* in dem Vektor *points* und bietet die Funktion *deletePoints*, welche alle Messungen einer übergebenen Liste aus dem Vektor löscht. Der Parameter *minHeightDiff* gibt an, wie groß der Höhenunterschied der Messungen eines Pixels sein muss, damit ihre Messungen nicht als Bodenmessungen klassifiziert und somit nicht gelöscht werden. In der Variablen *minHeight* bzw. *maxHeight* wird die minimale bzw. maximale Höhe von Messungen eines Pixels gespeichert. Mit dem Array *bins* von Listen von Messungen werden die Messungen nach Pixeln sortiert.

In der Abbildung 5.1b ist derselbe Lidarscan wie in Abbildung 5.1a zu sehen, nur ohne die Bodenmessungen. Gut zu erkennen ist die freie Straße. Allerdings werden die meisten Messungen des Grünstreifens auf der linken Seite bis zu den Bäumen auch entfernt. Dies ist nicht schwerwiegend, da der Straßenverlauf dadurch nicht verändert wird, sondern nur die Straßenbreite. Schwerwiegender ist, dass im Fernbereich ab ca. 90 m Messungen, die von Bäumen resultieren, vom Algorithmus als Bodenmessungen klassifiziert werden und demnach auch entfernt werden. Dies reduziert in diesem Beispiel die mögliche Reichweite von ca. 115 m auf 90 m.

Oben wird beschrieben, dass die Dichte der Messungen mit steigender Entfernung abnimmt. Aus diesem Grund müsste die Pixelgröße des Algorithmus mit steigender Entfernung zunehmen, da ansonsten immer weniger Messungen in ein Pixel fallen und deswegen ein vorhandener Höhenunterschied der Randbebauung nicht mehr erkannt wird.

Spätestens wenn in jedem Pixel nur noch eine Messung fällt, ist die Bestimmung des Höhenunterschieds unmöglich und jede Messung wird gelöscht. Eine Erweiterung des Algorithmus zum Entfernen der Bodenmessungen war im Rahmen dieser Arbeit nicht möglich. Nachdem die Bodenmessungen aus dem Lidarscan entfernt sind, verletzen noch die Daten bewegter Objekte im Lidarscan die Annahmen der Algorithmen.

5.1.2 Entfernen bewegter Objekte

Da sich bewegte Objekte, meistens Fahrzeuge, in der Regel auf der Straße befinden, stören diese die getroffene Annahme, dass die Straße frei von Reflexionen ist. Um die bewegten Objekte entfernen zu können, müssen sie zuerst erkannt werden. Das Erkennen bewegter Objekte in Lidardaten ist ein eigenes Forschungsgebiet, welches z.B. von Burlet et al. [14], Wang et al. [88] und Vu et al. [87] behandelt wird. Eine detaillierte Erörterung würde über den Rahmen dieser Arbeit hinausgehen.

Ist ein Radar verfügbar, so ist es möglich, mit diesem eine Region zu bestimmen, in welcher sich voraussichtlich ein bewegtes Objekt befindet, um anschließend die zu diesem Objekt gehörenden Messungen zusammenzufassen und zu löschen. Eine Implementierung von Algorithmen zur Entfernung bewegter Objekte ist im Rahmen dieser ebenfalls Arbeit nicht möglich. Aus diesem Grund wird nachfolgend in Kapitel 5.2 beschrieben, wie trotzdem gezeigt werden kann, dass die vorgestellten Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auf Lidardaten anwendbar sind.

5.1.3 Rasterkarte der Belegungswahrscheinlichkeiten

Für das Lidar wird keine Evidenzrasterkarte verwendet wie für das Radar, sondern eine Karte, welche die Wahrscheinlichkeit der Belegung eines Pixels widerspiegelt. Konrad et al. [45] und Weiss et al. [94] beschreiben diese Karte im Detail. Es wird beim Lidar auf eine Rasterkarte der Belegungswahrscheinlichkeiten zurückgegriffen, da die Amplitude einer Messung, im Gegensatz zum Radar, wenig Information darüber liefert, ob ein Hindernis relevant ist oder nicht. Außerdem muss die Information über den Freiraum einfließen, also ob ein Laserstrahl einen Pixel ungehindert passieren kann. Das Radar liefert die Information der empfangenen Amplitude für jede Entfernung, also nicht nur von den angemessenen Zielen.

Es wird aus dem Laserstrahl die Information entnommen, dass bis zum Auftreffen auf ein Objekt der Weg frei ist. Für diesen Bereich wird in der Karte die Wahrscheinlichkeit einer Belegung reduziert. Für die Messung wird die Belegungswahrscheinlichkeit erhöht und für den Bereich hinter einer Messung unverändert gelassen. Da für die Anwendung eine zweidimensionale Karte ausreicht, wird der dreidimensionale Lidarscan auf die x-y Ebene projiziert, bevor dieser in die Karte einfließt.

Abbildung 5.3a und 5.3c zeigen ein Bild der Rasterkarte der Belegungswahrscheinlichkeiten. Dabei bedeutet Weiß und Schwarz, dass ein Pixel frei bzw. belegt ist. Bei grauen Pixeln ist unsicher, ob sie frei oder belegt sind. Es ist an der geringen Anzahl grauer Pixel zu erkennen, dass durch die vielen Messungen des Lidars ein Pixel meistens komplett frei oder belegt ist. Im nachfolgenden Kapitel werden die Verfahren FBFL, APFL und Gradients auf die Rasterkarte der Belegungswahrscheinlichkeiten angewendet.

5.2 Auswertung mit realen Daten

Eine Auswertung mit denselben Strecken wie beim Radar ist aufgrund der nicht implementierten Entfernung bewegter Objekte nicht möglich. In Unterkapitel 6.3.3 der Auswertung der Entfernung bewegter Objekte mit Radardaten wird gezeigt, dass diese Entfernung notwendig ist. Die Ergebnisse sind auf Lidardaten übertragbar, da in der Messung vorhandene bewegte Objekte die genutzte Rasterkarte auf die gleiche Art und Weise negativ beeinflussen.

Um nachzuweisen, dass die Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auch auf Lidardaten anwendbar sind, werden sie exemplarisch auf eine Szene angewendet, in welcher es keine bewegten Objekte gibt. Es ist die gleiche Szene, wie in Abbildung 5.1 gezeigt, und das zugehörige Dokumentationskamerabild ist in der Abbildung 5.2 zu sehen. Das Ergebnis der Anwendung der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung auf Lidardaten ist in der Abbildung 5.3 dargestellt. Der Straßenverlauf ist in Grün gezeichnet und es ist zu erkennen, dass die Straßenverlaufsschätzung dem Straßenverlauf sehr nahe kommt. Der Straßenverlauf wird, wie bei der Auswertung der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung mit Radarsignalen in Kapitel 6 beschrieben, durch die abgefahrte Trajektorie des Egofahrzeugs bestimmt. Vor allem bei FBFL und Gradients liegt die Straßenverlaufsschätzung, in Orange dargestellt, über dem Straßenverlauf. Bei APFL ist die Differenz größer, aber sie bleibt über den gesamten Straßenverlauf unter 1,5 m, der halben Mindestspurbreite einer Landstraße. Das Ergebnis bei APFL stellt nicht so zufrieden, da in dieser Szene die Winkelinformation, dargestellt durch die Farbe eines Pixels, rauschbehaftet ist. Dies ist an den schwankenden Farben zu erkennen. Die Reichweite aller drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung entspricht in dieser Szene ungefähr 90 m. Der geringe Fehler kombiniert mit der hohen Reichweite zeigt somit die Anwendbarkeit der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung.

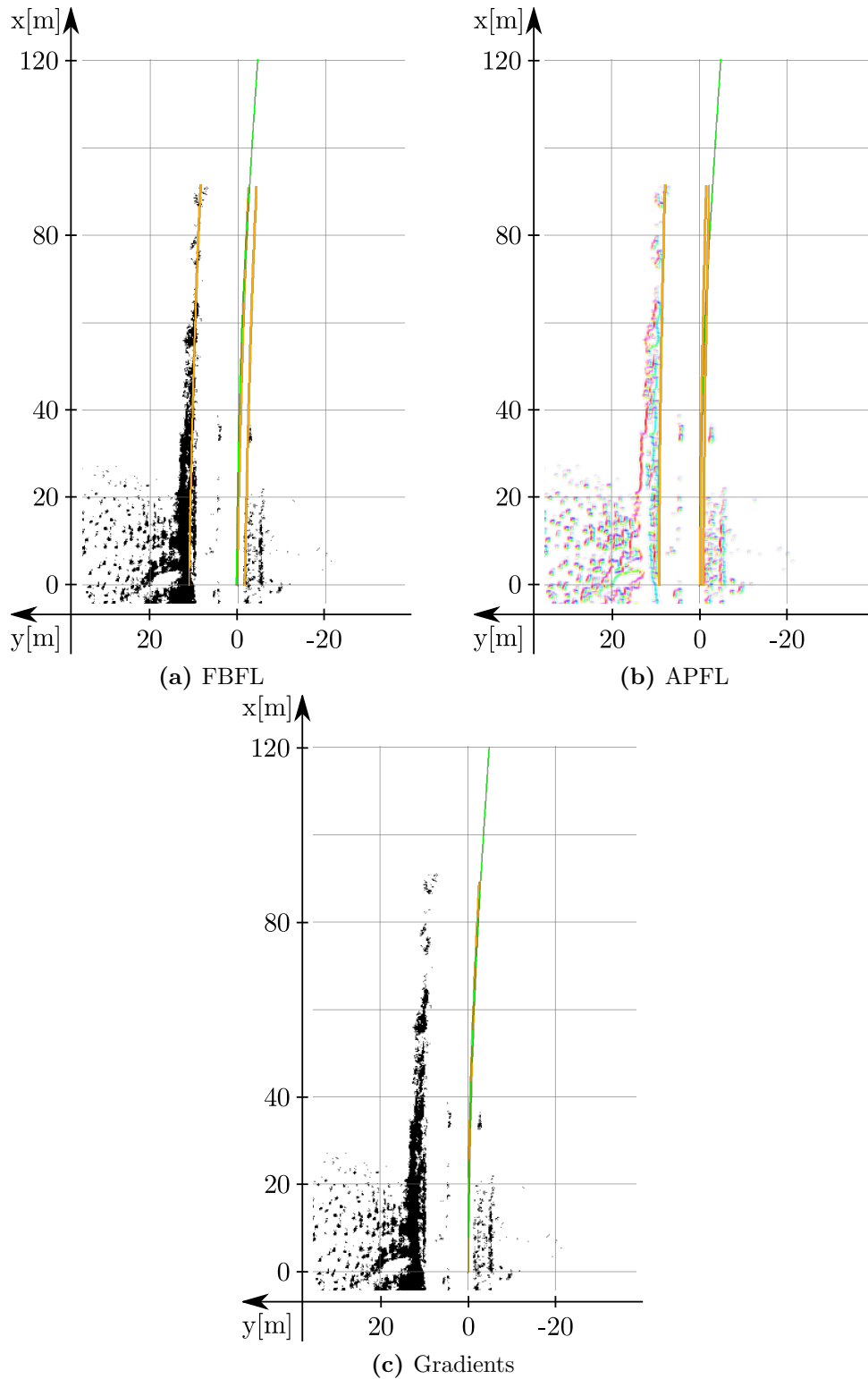


Abbildung 5.3: Anwendung von FBFL, APFL und Gradients auf Lidardaten mit dem Ergebnis, dass alle drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung anwendbar sind, da ihre Straßenverlaufsschätzung (in Orange) dem Straßenverlauf (in Grün) sehr ähnlich ist; der Fehler ist bei APFL am größten, bleibt aber unter 1,5 m, der halben Mindestspurbreite einer Landstraße.

Experimentelle Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die vorgestellten Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung, FBFL, APFL, Gradients und das auf Basis bewegter Objekte ausgewertet. Dafür wird zuerst das Fehlermaß definiert, bevor anschließend die genaue Vorgehensweise bei der Auswertung erläutert wird. Nach der Optimierung der Vorverarbeitung werden die Parameter der Verfahren ausgewertet. Dabei werden die optimalen Parameter der Verfahren FBFL und APFL gemeinsam bestimmt, da beide ähnliche Parameter aufweisen. Nach der Optimierung der Parameter des Verfahrens Gradients werden die Verfahren miteinander verglichen. Dabei wird zuerst die Schätzung auf Basis bewegter Objekte ausgewertet, da diesem eine andere Datenbasis zugrunde liegt, was keinen unmittelbaren Vergleich mit den anderen Verfahren erlaubt. Die drei Verfahren auf Basis des Radarbildes werden zuerst bei gleicher und anschließend bei variierender Durchschnittsreichweite miteinander verglichen.

6.1 Fehlermaß

Da dieser Arbeit kein bestimmtes Fahrerassistenzsystem zugrunde liegt, wird ein Fehlermaß entwickelt, das frei von Annahmen eines Fahrerassistenzsystems ist. Trotzdem sollen Entwickler eines solchen der Auswertung entnehmen können, ob die Straßenverlaufsschätzung auf Basis eines Radars ausreichend ist oder ob eine Fusion mit einem weiteren Sensor benötigt wird.

Unter anderen Werten Schön et al. [75] und von Reyher et al. [72] den Fehler der Parameter aus, also z.B. der Krümmung und der Krümmungsänderung. Sobald eine Reichweitenschätzung vorhanden ist, ist der Fehler eines Parameters, z.B. der Krümmung bzw. des quadratischen Gliedes des Straßenverlaufs, wenig aussagekräftig, wie folgende Beispielrechnung belegt. Ein Krümmungsfehler von z.B. 0,001 führt bei einer Reichweite von nur 20 m zu einem lateralen Fehler von 0,4 m, welcher deutlich kleiner ist als bei einer Reichweite von 60 m, denn da ist der laterale Fehler mit 3,6 m sehr groß. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit dieses Fehlermaß nicht genutzt.

Eine wichtige Indikation, ob eine Straßenverlaufsschätzung gut oder schlecht ist, liefert der Abstand der Straßenverlaufsschätzung zum Straßenverlauf. Der Straßenverlauf wird durch die abgefahrte Strecke des Egofahrzeugs bestimmt. Der Fahrer ist während der Aufzeichnungen parallel zum Straßenverlauf gefahren. Spurwechsel werden anhand des Blinkersignals erkannt und nicht für die Auswertung genutzt.

In der Regel fährt ein Fahrer mittig auf seiner Spur, deshalb ist die halbe Spurbreite ein wichtiger Schwellenwert bezüglich des Fehlers einer Straßenverlaufsschätzung. Ist der Fehler größer, so verläuft die geschätzte zukünftige Trajektorie nicht mehr auf der Spur des Egofahrzeugs. Also darf bei einer Landstraße die Distanz zwischen dem Straßenverlauf und der Straßenverlaufsschätzung nicht größer als 1,5 m sein, denn ihre Spuren sind bis auf wenige Ausnahmen mindestens 3 m breit. Der Abstand zwischen der Straßenverlaufsschätzung und dem Straßenverlauf wird für jeden Entfernungsmeter bestimmt, also für $x = 1$ m, $x = 2$ m usw. bis $x = 120$ m, und nachfolgend als Schätzfehler bezeichnet. Abbildung 6.1 stellt den Schätzfehler schematisch dar.

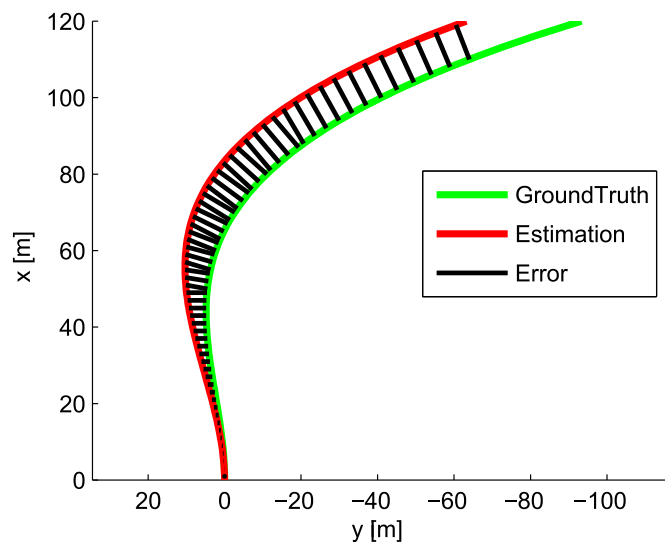


Abbildung 6.1: Schematische Darstellung des Fehlermaßes bzw. des Schätzfehlers

Da mit steigender Reichweite die Wahrscheinlichkeit eines großen Schätzfehlers ansteigt, wird in dieser Arbeit die volle Reichweite von 120 m in drei Bereiche eingeteilt, die getrennt ausgewertet werden:

- Nah- (1 m - 40 m),
- Mittel- (41 m - 80 m) und
- Fernbereich (81 m - 120 m).

Um die Reichweite der Straßenverlaufsschätzung zu bestimmen, ist es für viele Fahrerassistenzsysteme hilfreich, die Vorausschau in Sekunden anstatt in Metern anzugeben. Hat man zum Beispiel ein einfaches Fahrerassistenzsystem, welches drei Sekunden vor einem Aufprall auf ein stehendes Hindernis warnen soll, ist es ausreichend, eine Straßenverlaufsschätzung zu haben, welche mindestens drei Sekunden weit reicht. Die Reichweite in Sekunden berechnet man wie folgt:

$$\text{range in s} = \frac{\text{range in m}}{v_{ego}}. \quad (6.1.1)$$

Dies ist abhängig von der eigenen Geschwindigkeit. Da man in engen Kurven langsamer fährt und in diesen die Reichweite durch den Sichtbereich des Radars eingeschränkt ist,

wäre es von Vorteil, die Reichweite in Sekunden anzugeben, denn durch die langsamere Geschwindigkeit könnte die durch den Sichtbereich eingeschränkte Reichweite trotzdem ausreichen.

Allerdings hat die Fahrweise und der Fahrzeugtyp, z.B. Pkw oder Lkw, einen Einfluss auf die Vorausschau in Sekunden. Bei einem Fahrer, der schneller fährt, ist die Reichweitenbestimmung in Sekunden kürzer, denn sie berechnet sich aus der Reichweite in Metern geteilt durch die eigene Geschwindigkeit. Der Geschwindigkeitsunterschied zwischen einem voll beladenem Lkw und einem Pkw ist noch größer. Aus diesem Grund kann eine Vorausschau in Sekunden nur abhängig vom Fahrerassistenzsystem durchgeführt werden und wird deshalb in dieser Arbeit nicht verwendet.

6.2 Vorgehensweise

In diesem Kapitel wird die Vorgehensweise bei der Parameteroptimierung sowie bei den Vergleichen der Verfahren erläutert. Die Ergebnisse verschiedener Auswertungen bzw. die Werte unterschiedlicher Tabellen bei der Parameteroptimierung sind nicht direkt vergleichbar. Das liegt an veränderten Softwareständen, da während der langwierigen Auswertung die Softwarequalität verbessert wurde. Es wurde aber sichergestellt, dass während der Auswertung bzw. Optimierung eines Parameters der Softwarestand nicht verändert wurde. Das bedeutet, dass in jeder Tabelle die Werte eines Verfahrens direkt vergleichbar sind. Vergleiche von Werten unterschiedlicher Verfahren innerhalb einer Tabelle sind in der Regel nicht möglich, da diese stark unterschiedliche Durchschnittsreichweiten aufweisen. Auf die Problematik unterschiedlicher Durchschnittsreichweiten wird später in diesem Unterkapitel eingegangen. Außerdem ist ein Vergleich der einzelnen Verfahren erst nach der Optimierung der Parameter sinnvoll. Vergleiche zwischen verschiedenen Verfahren sind nur mit den Abbildungen des Unterkapitels 6.6 möglich.

Bei der Optimierung der Parameter tritt das Problem auf, dass die geschätzte Reichweite einen sehr großen Einfluss auf das Fehlermaß hat. In der Abbildung 6.8 auf Seite 119 ist der Schätzfehler gegenüber der Reichweite aufgetragen. Die starke Abhängigkeit ist ersichtlich.

Eine mögliche Ursache könnte sein, dass die volle Reichweite von 120 m in drei Bereiche eingeteilt wird. Denn ist die geschätzte Reichweite kürzer, z.B. 100 m anstatt 110 m, so werden die Schätzfehler für den letzten Bereich, den die Schätzung erreicht, bei diesem Beispiel 80 m - 120 m, nur bis zu einer kürzeren Reichweite ausgerechnet. Die Tatsache, dass die Straßenverlaufsschätzung in größerer Entfernung auch einen größeren Schätzfehler hat, ist ersichtlich. Also ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer ist auch höher. Eine Untersuchung mit 120 Bereichen, welche jeweils 1 m lang sind, hat gezeigt, dass dabei die Abhängigkeit ähnlich groß ist. Das bedeutet, dass die Größe der Bereiche keinen großen Einfluss hat, sondern dass es hauptsächlich daran liegt, dass bei einer kürzeren Reichweite der Straßenverlauf genauer geschätzt wird, da bessere Informationen genutzt werden.

Die Abhängigkeit zwischen Reichweite und Schätzfehler führt bei den Parametern zu Problemen, welche die Reichweite beeinflussen. Denn ist bei einem Wert eines Parameters der Schätzfehler kleiner als bei einem anderen, so kann das daran liegen, dass der eine Wert besser ist, oder daran, dass die Reichweite kürzer ist. Ob der Wert eines Parameters

besser bzw. schlechter ist, ist bei gleichzeitig kürzerer bzw. längerer Reichweite nicht ersichtlich.

Deswegen werden bei der Untersuchung der Algorithmen Reichweitenparameter genutzt, mit denen die Reichweite variiert werden kann. Bei den Verfahren FBFL und APFL bzw. Gradients ist das der Parameter *rangeParam* bzw. *rangeEpsilon*, welche in Kapitel 4.1.6 bzw. 4.2.2 definiert werden. Mit diesen Parametern wird bei einer Parameteroptimierung die Reichweite variiert, bis eine eindeutige Aussage getroffen werden kann. Der Wert eines Parameters ist eindeutig besser bzw. schlechter als der andere, wenn der Schätzfehler kleiner bzw. größer bei gleichzeitig größerer bzw. kleinerer Reichweite ist. Dabei reicht es aus, wenn eine der Kleiner- oder Größer-Relationen „kleiner gleich“ bzw. „größer gleich“ ist. Sind beide Beziehungen gleich, also sind der Schätzfehler und die Reichweite gleich, so sind beide Werte des Parameters gleich gut. Eine Aussage, wie viel die Optimierung eines Parameters gebracht hat, ist dann wie folgt möglich: Der Schätzfehler wurde um $x\%$ verbessert und die Reichweite um $y\%$ erhöht.

Dabei gibt es zwei Möglichkeiten, falls unterschiedliche Werte eines Parameters nicht vergleichbare Ergebnisse liefern. Entweder es wird für jeden Wert der Reichweitenparameter solange variiert, bis die eindeutige Aussage getroffen werden kann, dass der Wert des Parameters schlechter als der optimale ist, oder es wird der Reichweitenparameter des optimalen Wertes des Parameters angepasst. Am wenigsten Rechenzeit benötigt eine Mischung beider Varianten, da am wenigsten Parameterkombinationen ausgerechnet werden müssen. Dies wurde in den Kapiteln 6.3.1, 6.3.2, 6.3.3, 6.4.3, 6.4.6, 6.5.2 und 6.5.6 angewandt, um bei vertretbarem Umfang aussagekräftige Auswertungen gewährleisten zu können. Um mehrere Schätzfehler und Durchschnittsreichweiten für einen Wert eines Parameters in einer Tabelle darstellen zu können, werden diese nebeneinander in den Tabellen 6.1, 6.3, 6.4, 6.8 sowie 6.11 und übereinander in den Tabellen 6.13 sowie 6.17 eingetragen. Auf diese Weise gibt es für jeden Wert eines Parameters eine Zeile bzw. Spalte.

Eine bessere Vergleichbarkeit bezüglich der Signifikanz einzelner Parameter kann man erreichen, indem die Reichweite solange variiert wird, bis sie bei allen untersuchten Werten des Parameters gleich ist. Diese Vorgehensweise ist allerdings sehr aufwendig, da teilweise der Reichweitenparameter iterativ mehrfach angepasst werden muss. Deshalb wird diese Praktik nur für den Vergleich der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung in Kapitel 6.6 angewendet. Beispielhaft wird auf dieses Vorgehen auch bei der Optimierung des Rasterkarten-Updates in Kapitel 6.3.4 zurückgegriffen.

Außerdem wird für die Optimierung der Parameter nur eine zufällig ausgewählte Untermenge des gesamten Datensatzes genutzt. Anhand der Optimierung der Rauschfilterung bei dem Verfahren FBFL in Kapitel 6.3.2 wird gezeigt, dass die Untermenge repräsentativ ist. Dafür wird die Optimierung mit der Untermenge und dem gesamten Datensatz durchgeführt. Beide Auswertungen führen zu demselben Ergebnis. Die Untermenge besteht aus 122 km der ursprünglichen 1182 Kilometer ausgewerter Landstraßen.

Nach der Parameteroptimierung werden, wie oben beschrieben, die Verfahren miteinander bei gleicher Reichweite verglichen. Da für unterschiedliche Fahrerassistenzsysteme unterschiedliche Reichweitenparametrierungen interessant sein können, werden anschließend bei allen Verfahren die Reichweitenparameter variiert und die Ergebnisse bei unterschiedlichen Reichweiten gegenübergestellt.

6.3 Optimierung der Parameter der Vorverarbeitung

In diesem Kapitel werden die Parameter der Vorverarbeitungsschritte optimiert. Dazu gehört die Entfaltung, die Rauschfilterung, das Löschen bewegter Objekte und das Rasterkarten-Update. Der Beweis der Unabhängigkeit der einzelnen Parameter der Vorverarbeitungsschritte müsste erbracht werden, da die Parameter nacheinander optimiert werden. Allerdings müsste dies für jedes Parameterpaar durchgeführt werden, welches im Rahmen dieser Arbeit unmöglich ist.

Eine Herausforderung der iterativen Optimierung der Parameter ist, dass am Ende nicht zwangsläufig die optimalen Werte aller Parameter gefunden werden. Da aber die Parameter schon über eine lange Zeit immer wieder optimiert wurden, sind alle Parameter schon vor Beginn der Optimierung nah am globalen Optimum, so dass diese Herausforderung nicht explizit gelöst werden muss.

6.3.1 Entfaltung

Bei der Entfaltung werden die in Kapitel 3.4.1 erwähnten Verfahren mit unterschiedlich vielen Iterationen getestet. Dabei wird das Landweber-Verfahren intensiver mit APFL und das Lucy-Richardson-Verfahren intensiver mit FBFL untersucht. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 6.1 aufgeführt.

Bei dem Verfahren **FBFL** wird das Lucy-Richardson-Verfahren mit 10, 50, 100, 200 und 1000 Iterationen getestet. Ab einer Iterationsanzahl von 50 ergibt sich trotz einer größeren Iterationsanzahl keine weitere Verbesserung. Das Ergebnis ist bei 50, 100 und 200 Iterationen gleich: Der Schätzfehler ist bei einer Durchschnittsreichweite von 106,5 m zu 66,0 % kleiner als oder gleich 1,5 m. Das Verfahren liefert mit 200 und 1000 Iterationen dasselbe Ergebnis. Das beste Ergebnis liefert allerdings das Landweber-Verfahren mit 200 Iterationen. Die Differenz zwischen dem Optimum und keiner Entfaltung ist groß, denn der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt zu 3,4 % seltener auf und die Durchschnittsreichweite ist um 0,4 m höher.

Das Landweber-Verfahren wurde mit dem Verfahren **APFL** genauer untersucht. Es werden die Iterationszahlen 10, 50, 100, 200, 250, 300, 350, 500, 1000 und 10000 erprobt. Das Optimum dieses Verfahrens liegt wie bei FBFL bei 200 Iterationen. Sowohl eine Reduzierung als auch eine Erhöhung der Iterationen bringt keine Verbesserung. Da die Ergebnisse mit 10, 50, 250, 300, 1000 und 10000 Iterationen keine zusätzlichen Informationen gegenüber den restlichen Ergebnissen bringen, werden sie nicht in die Tabelle aufgenommen. Noch besser als das Landweber-Verfahren ist bei APFL das Lucy-Richardson-Verfahren. Bei APFL wird im Gegensatz zu FBFL erst ab 100 Iterationen keine weitere Verbesserung erzielt. Die Differenz zwischen dem Optimum und keiner Entfaltung ist sehr groß, denn der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt zu 6,7 % seltener auf bei gleichzeitig größerer Durchschnittsreichweite von 12,5 m. Rechenzeit ließe sich durch Verwendung des nur minimal schlechteren aber deutlich weniger aufwendigen Landweber-Verfahrens anstatt des Lucy-Richardson Verfahrens sparen.

Das Verfahren **Gradients** liefert ohne Entfaltung die besten Ergebnisse. Das liegt an zwei Eigenschaften dieses Verfahrens. Zum einen sorgt die Schätzung der Ableitung des modellierten Straßenverlaufs dafür, dass eine sich durch die Faltung scheinbar verändernde Straßenbreite keinen Einfluss hat. Zum anderen werden nur die lokalen Maxima

Tabelle 6.1: Auswertung der Entfaltung

Algorithmus		Verfahren			
		FBFL		APFL	Gradients
keine Entfaltung	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	62,5 %		64,6 %	75,0 %
	Reichweite	106,7 m		83,7 m	84,3 m
Landweber 100	Schätzfehler $\leq 1,5$ m			71,0 %	
	Reichweite			95,6 m	
Landweber 200	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,9 %		71,0 %	74,9 %
	Reichweite	107,1 m		96,2 m	84,0 m
Landweber 350	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,9 %		70,7 %	74,9 %
	Reichweite	107,0 m		96,2 m	83,9 m
Landweber 500	Schätzfehler $\leq 1,5$ m			70,6 %	
	Reichweite			95,9 m	
Lucy-Richardson 10	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,8 %		70,8 %	74,8 %
	Reichweite	106,6 m		96,2 m	83,7 m
Lucy-Richardson 50	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,9 %	66,0 %	71,0 %	74,7 %
	Reichweite	106,6 m	106,5 m	96,2 m	83,6 m
Lucy-Richardson 100	Schätzfehler $\leq 1,5$ m		66,0 %	71,1 %	71,2 %
	Reichweite		106,5 m	96,2 m	96,0 m
Lucy-Richardson 200	Schätzfehler $\leq 1,5$ m		66,0 %	66,1 %	71,2 %
	Reichweite		106,5 m	106,4 m	96,0 m
Lucy-Richardson 1000	Schätzfehler $\leq 1,5$ m			66,1 %	
	Reichweite			106,4 m	

der Rasterkarte genutzt, welche durch die Faltung mit dem Antennensignal nicht verändert werden. Die Nutzung der lokalen Maxima sorgt auch dafür, dass das Ergebnis mit Entfaltung schlechter wird als ohne. Denn die Entfaltung erzeugt, dort wo kein Signal sondern nur Rauschen empfangen wird, stärkere lokale Maxima, die die Schätzung negativ beeinflussen.

Auf Landstraßen ist eine Entfaltung bei FBFL und APFL unbedingt erforderlich. Bei Autobahnen wäre eine Entfaltung noch gewinnbringender, da hier die Reichweite höher ist und in größerer Entfernung die Auswirkungen der Faltung mit dem Antennendiagramm stärker sind als in geringerer Entfernung.

6.3.2 Rauschfilter

Die in Kapitel 3.4.2 beschriebene Rauschfilterung wird in diesem Unterkapitel evaluiert. Dabei werden verschiedene Werte für die Wahrscheinlichkeit, ob ein Wert Rauschen ist oder nicht, getestet. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 6.3 zu finden. Dabei bedeutet zum Beispiel „Rayleigh 0,9“, dass alle Werte, welche zu einer Wahrscheinlichkeit von mindestens 90 % kein Rauschen sind, beibehalten und nicht gelöscht werden. Im Gegenzug kann man auch sagen, dass alle Zellen, dessen Werte zu einer Wahrscheinlichkeit von über 10 % Rauschen sind, auf -96dB gesetzt werden.

Bei der Beschreibung der Vorgehensweise in Kapitel 6.2 wurde bereits erwähnt, dass die Optimierung der Parameter mit einer Untermenge aller aufgezeichneten Strecken durchgeführt wird. Anhand der Auswertung des Rauschfilters und des Verfahrens FBFL wird gezeigt, dass diese Untermenge repräsentativ für alle Strecken ist. Dafür wird zusätzlich zur Auswertung mit der Untermenge eine Auswertung mit allen Strecken durchgeführt, die in der Tabelle 6.2 dargestellt ist. Vergleicht man das Ergebnis der Optimierung über alle Strecken mit der Optimierung auf Basis der Untermenge der Strecken, die in Tabelle 6.3 veranschaulicht wird, stellt man fest, dass die Aussagen gleichwertig sind. Dies beweist, dass die Untermenge repräsentativ für alle Strecken ist.

Tabelle 6.2: Auswertung verschiedener Parameter des Rauschfilters bei allen Strecken mit dem Verfahren FBFL

Rauschfilter	keiner	Rayleigh 0,9	Rayleigh 0,99	Rayleigh 0,9999
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	69,3 %	69,5 %	69,3 %	68,8 %
Reichweite	108,2 m	108,6 m	108,3 m	107,9 m

Eine Rayleigh-Rauschfilterung, bei der alle Werte gelöscht werden, welche mit über 10 % Wahrscheinlichkeit zum Rauschen gehören, ist für das Verfahren **FBFL** am besten. Die optimale Rauschfilterung führt zu einem 0,4 % seltener auftretenden Schätzfehler größer als 1,5 m bei gleichzeitig größerer Durchschnittsreichweite von 0,4 m. Trotz der geringen Auswirkung des Rauschfilters ist seine Anwendung sehr empfehlenswert, da sie das Ergebnis verbessert und gleichzeitig kaum Rechenzeit benötigt.

Ein Schwellenwert von 0,9999 % liefert bei dem Verfahren **APFL** die besten Ergebnisse. Bei optimaler Rauschfilterung erhöht sich die Durchschnittsreichweite um 5,0 m und der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt 0,6 % seltener auf gegenüber keiner Rauschfilterung. Der Unterschied zu dem Verfahren FBFL ist darin begründet, dass die Richtung

Tabelle 6.3: Auswertung der Rauschfilterung

Rausch- filterung		Verfahren			
		FBFL	APFL		Gradients
keine	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,9 %		68,1 %	75,3 %
	Reichweite	105,9 m		89,9 m	81,9 m
Rayleigh 0,9	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,3 %		67,8 %	75,3 %
	Reichweite	106,3 m		95,5 m	82,6 m
Rayleigh 0,95	Schätzfehler $\leq 1,5$ m				75,3 %
	Reichweite				82,7 m
Rayleigh 0,99	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	65,1 %		67,6 %	75,3 %
	Reichweite	106,0 m		97,8 m	82,6 m
Rayleigh 0,999	Schätzfehler $\leq 1,5$ m		67,4 %		75,2 %
	Reichweite		98,9 m		82,4 m
Rayleigh 0,9999	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,6 %	67,4 %	67,8 %	68,7 %
	Reichweite	105,2 m	99,0 m	98,0 m	94,9 m
Rayleigh 0,999999	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,3 %	67,1 %		75,2 %
	Reichweite	104,6 m	98,9 m		81,6 m

der räumlichen Ableitung der Rasterkarte stark gegenüber störendem Rauschen anfällig ist, da dies die Richtung der Ableitung stärker beeinflusst als die Rasterkarte selbst. Deshalb muss bei APFL deutlich mehr Rauschen herausgefiltert werden als bei FBFL, auch mit der Gefahr, dass sinnvolle Informationen entfernt werden. Zusätzlich wurde noch der Schwellenwert 0,99999 % ausgewertet, aber für eine bessere Übersicht weggelassen.

Bei dem Verfahren **Gradients** ist eine Rauschfilterung die alle Zellen des Radarbildes löscht, die mit über 5 % Wahrscheinlichkeit dem Rauschen zuzuordnen sind, am besten. Die Differenz zwischen der optimalen und keiner Rauschfilterung ist noch kleiner als die bei dem Verfahren FBFL, denn die Durchschnittsreichweite wird um 0,6 m erhöht und der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt genauso häufig auf. Das Verfahren Gradients greift im Gegensatz zu APFL auf großflächige Elemente der Rasterkarte zurück und bestimmt von diesen die Steigung. Aufgrund der Größe der Elemente ist dieses Verfahren ähnlich robust gegenüber Rauschen wie FBFL.

6.3.3 Entfernen bewegter Objekte

Das Entfernen bewegter Objekte ist ein wichtiger und notwendiger Vorverarbeitungsschritt. In Kapitel 3.4.3 ist die Vorgehensweise beschrieben. Es werden alle Zellen des Radarbildes gelöscht, in welchen sich Messungen von als bewegt klassifizierten Objekten befinden. Dabei ist der Geschwindigkeitsbereich $v_{\max\text{diff}}$ ein Parameter, welcher bestimmt, wie groß die Differenz zwischen $0 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ und der absoluten Geschwindigkeit sein darf, um ein Objekt als stehendes zu klassifizieren. Die Ergebnisse der Optimierung sind in der Tabelle 6.4 eingetragen. Die Geschwindigkeitsbereiche $\pm 7,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $\pm 12,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ und $\pm 50 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ wurden

für alle drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung ausgewertet, aber zwecks Übersichtlichkeit nicht in der Tabelle dargestellt. Ihre Resultate reihen sich in die dargestellten Ergebnisse ein.

Tabelle 6.4: Auswertung des Entfernens bewegter Objekte

beibehaltene Daten		Verfahren		
		FBFL	APFL	Gradients
alle	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	44,1 %	55,8 %	74,0 %
	Reichweite	93,6 m	28,3 m	81,3 m
$\pm 3,75 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	63,8 %	67,1 %	76,0 %
	Reichweite	104,9 m	93,9 m	80,1 m
$\pm 2,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	63,9 %	67,1 %	75,9 %
	Reichweite	105,1 m	96,1 m	80,3 m
$\pm 1,25 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,4 %	67,0 %	75,3 %
	Reichweite	105,4 m	98,4 m	82,0 m
$\pm 0,75 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,3 %	67,2 %	75,2 %
	Reichweite	105,4 m	99,4 m	81,9 m
$\pm 0,5 \frac{\text{m}}{\text{s}}$	Schätzfehler $\leq 1,5$ m		66,3 %	
	Reichweite		98,7 m	

Ein Geschwindigkeitsbereich von $\pm 1,25 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ führt bei dem Verfahren **FBFL** zur besten Qualität. Der Unterschied zwischen der optimalen und keiner Entfernung bewegter Objekte ist sehr groß, denn der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt 20,3 % seltener auf und die Durchschnittsreichweite erhöht sich um 11,8 m. Dies liegt an der beim Verfahren FBFL getroffenen Annahme, dass die Straße frei ist, die durch bewegte Objekte, vorausfahrende und entgegenkommende Fahrzeuge, verletzt wird. Deswegen ist eine Entfernung bewegter Objekte notwendig.

Das Verfahren **APFL** liefert die besten Ergebnisse, wenn der Geschwindigkeitsbereich mit $\pm 0,75 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ noch etwas kleiner als bei dem Verfahren FBFL gewählt wird. Das rigorosere Löschen von Zellen passt auch zu der stärkeren Rauschfilterung, die vom Verfahren APFL gegenüber dem Verfahren FBFL benötigt wird (siehe Kap. 6.3.2). Bei dem Verfahren APFL wurden mehr Parameter getestet als in der Tabelle dargestellt sind, aber zwecks Übersichtlichkeit weggelassen. Es wurden noch getestet: $2 \frac{\text{m}}{\text{s}}$, $1,75 \frac{\text{m}}{\text{s}}$ und $0,1 \frac{\text{m}}{\text{s}}$. Die Ergebnisse der Auswertung dieser Geschwindigkeitsbereiche passen zu den eingetragenen Resultaten. Das optimale Entfernen bewegter Objekte erhöht die Durchschnittsreichweite um 71,1 m und der Schätzfehler größer als 1,5 m tritt 11,4 % seltener auf. Diese Differenz ist extrem groß und hat den gleichen Grund wie bei dem Verfahren FBFL: die Verletzung der Annahme der freien Straße. Deshalb ist die Entfernung bewegter Objekte bei dem Verfahren APFL erforderlich.

Das beste Ergebnis mit **Gradients** ergibt sich bei einem beizubehaltenem Geschwindigkeitsbereich von $\pm 1,25 \frac{\text{m}}{\text{s}}$. Die Spanne zwischen der optimalen und keiner Entfernung bewegter Objekte ist groß, aber deutlich kleiner als bei den Verfahren FBFL und APFL,

da der Schätzfehler größer als 1,5 m 1,3 % häufiger auftritt und die Durchschnittsreichweite sich um 0,7 m vergrößert.

Der Einfluss ist nicht so groß wie bei den Verfahren FBFL und APFL, da der Algorithmus nicht so anfällig gegenüber bewegten Objekten im Bild ist. Dies resultiert aus der Tatsache, dass im Gegensatz zu den Verfahren FBFL und APFL nicht angenommen wird, dass die Straße frei ist. So haben bewegte Objekte, vorausfahrende und entgegenkommende Fahrzeuge, keinen so großen Einfluss auf die Straßenverlaufsschätzung. Dennoch verbessert die Entfernung der bewegten Objekte die Qualität stark und sollte durchgeführt werden.

6.3.4 Rasterkartenaktualisierung

Die Rasterkarte ist notwendig, um die einzelnen Radarbilder zeitlich zu filtern. Außerdem kann die Historie der Daten genutzt werden, welche sich nicht mehr im Sichtbereich des Sensors befinden, z.B. links und rechts neben sowie hinter dem Egofahrzeug. Der Parameter α der Rasterkartenaktualisierung wird in Gl. 3.5.1 definiert. Dieser Wert gibt an, mit welchem Gewicht das neue Radarbild in die Karte eingebracht wird und mit welchem Gewicht der Wert der Karte beibehalten wird. Es ist sozusagen der Vergessensfaktor. Dabei bedeutet ein Wert von z.B. $\alpha = 0,2$, dass das Radarbild zu 20 % den neuen Wert der Karte bestimmt und die restlichen 80 % vom alten Wert der Karte übernommen werden. Die korrekte Wahl des Parameters ist zweischneidig. Ein großer Wert ermöglicht, dass neue stehende Objekte, welche z.B. vorher von anderen Objekten verdeckt waren und deshalb nicht vom Sensor gemessen werden konnten, schnell in die Karte eingetragen werden. Allerdings entsteht dann das Problem, dass Rauschen, welches trotz Rauschfilterung zwar deutlich weniger, aber immer noch vorhanden ist, die Karte stark beeinflusst. Ein kleiner Wert filtert zwar das Rauschen deutlich besser heraus, aber neue Objekte tauchen deutlich langsamer in der Karte auf. Die Ergebnisse der Auswertung des Parameters sind in der Tabelle 6.5 eingetragen. Zusätzlich wurde noch der Parameter $\alpha = 0,3$ ausgewertet, aber zwecks Übersichtlichkeit nicht in die Tabelle eingetragen, da dieser keine neuen Erkenntnisse liefert.

Bei den Verfahren FBFL und APFL wird der Reichweitenparameter solange variiert, bis bei allen α -Werten dieselbe Durchschnittsreichweite herauskommt. Das ermöglicht eine direkte Aussage über die Qualitätsverbesserung. Schnell wird jedoch klar, dass diese Vorgehensweise für alle Parameteroptimierungen zu aufwendig ist. Es wurden bei den Verfahren FBFL und APFL 10 bzw. 12 Iterationen benötigt. Eine Iteration dauert auf einem aktuellem Rechner zwei Tage. Wie in Kapitel 6.2 beschrieben, wird deswegen für die restliche Parameteroptimierung eine andere Vorgehensweise genutzt. Es wird solange ausgewertet, bis ein Parameter einen kleineren Schätzfehler und eine größere Reichweite als alle anderen hat. Diese Vorgehensweise wird bei dem Verfahren Gradients in diesem Unterkapitel angewendet. Deswegen sind die Durchschnittsreichweitenwerte hier unterschiedlich.

Ein α -Wert von 0,1 ist bei dem Verfahren **FBFL** optimal. Solange man die Messungen stark bis mittelmäßig filtert, $\alpha = [0,05..0,2]$, kann man den Parameter nicht falsch einstellen, da die Wahrscheinlichkeit eines Schätzfehlers größer als 1,5 m zum Optimum nur um 0,2 % ansteigt. Dagegen hat ein sehr großer α -Wert von 0,5 mit einem zu 1,8 % häufiger auftretenden Schätzfehler, der größer 1,5 m ist, starke Auswirkungen.

Tabelle 6.5: Auswertung der Rasterkartenaktualisierung

α		Verfahren		
		FBFL	APFL	Gradients
0,5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	62,7 %	67,8 %	72,9 %
	Reichweite	103,9 m	85,6 m	78,2 m
0,2	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,3 %	70,0 %	74,2 %
	Reichweite	103,9 m	85,6 m	82,1 m
0,15	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,3 %	70,1 %	74,5 %
	Reichweite	103,9 m	85,6 m	82,8 m
0,1	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,5 %	69,9 %	74,9 %
	Reichweite	103,9 m	85,6 m	83,2 m
0,075	Schätzfehler $\leq 1,5$ m			74,9 %
	Reichweite			83,4 m
0,05	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	64,4 %	68,6 %	74,9 %
	Reichweite	103,9 m	85,6 m	83,3 m

Das Verfahren **APFL** hat ihr Optimum bei $\alpha = 0,15$. Auch hier ist, wie bei dem Verfahren **FBFL**, ein größerer Bereich von $\alpha = [0,1..0,2]$ ähnlich gut. Ein suboptimal gewählter Parameter hat aber im Gegensatz zu **FBFL** größere Auswirkungen: Der Unterschied zwischen dem Optimum und $\alpha = 0,5$ ist mit einem zu 2,3 % häufiger auftretenden Schätzfehler, der größer als 1,5 m ist, deutlich größer, obwohl der Abstand zwischen den α -Werten kleiner ist.

Bei dem Verfahren **Gradients** ist das Ergebnis optimal, wenn $\alpha = 0,075$ ist. Auch bei **Gradients** liefert ein Parameterbereich von $\alpha = [0,05..0,1]$ sehr ähnliche Ergebnisse. Allerdings ist **Gradients** am empfindlichsten gegenüber einer Fehleinstellung des Parameters. Zum einen ist der Bereich, welcher ähnlich gute Ergebnisse liefert, mit $\alpha = 0,05$ am kleinsten (vgl. **FBFL** 0,15 und **APFL** 0,1). Zum anderen ist die Differenz zwischen dem Optimum und $\alpha = 0,5$ am größten: Der Schätzfehler größer als 1,5 m ist zu 2,0 % seltener bei gleichzeitig größerer Durchschnittsreichweite von 5,2 m. Zu dieser Tatsache trägt auch die große Differenz zwischen dem optimalen und suboptimalen α bei.

Nach der Evaluierung der Vorverarbeitung werden anschließend die Parameter der Verfahren **FBFL** und **APFL** optimiert.

6.4 Optimierung der Parameter von FBFL und APFL

In diesem Kapitel werden die einzelnen Parameter der Verfahren **FBFL** und **APFL** optimiert. Das sind die Glättung, die Ableitungsfiltersmaske, die Randbreite, das Straßenmodell, der Optimierer und die maximale Lücke der Reichweitenbestimmung. Die Optimierung der Parameter beider Verfahren wird gemeinsam beschrieben, da sich ihre Gütefunktionen ähneln und sie größtenteils dieselben Parameter nutzen.

6.4.1 Glättung

Bei der Glättung wird, wie in Kapitel 3.6 beschrieben, das Rasterkartenbild mit einem Box- oder Gaußfilter bearbeitet. Getestet werden der Boxfilter mit Filtermasken der Größe 3×3 bis 11×11 sowie ein Gaußfilter mit Filtermasken der Größe 3×3 und 5×5 . Die Gauß-Filtermaske der Größe 3×3 bzw. 5×5 hat eine Standardabweichung von $\sigma = 0,85$ bzw. $\sigma = 1$. Die Glättung der Rasterkarte soll zu geringerem Rauschen der Richtung der räumlichen Ableitung und dadurch zu einer besseren Ergebnissen mit der Gütefunktion APFLQ führen. Zusätzlich wird eine Glättung im Zusammenhang mit der Gütefunktion FBFLQ untersucht. Die Glättung wird bei dem Verfahren Gradients nicht angewandt, da sich die lokalen Maxima dadurch kaum verändern und somit die Auswirkungen auf das Verfahren minimal sind. Die Ergebnisse der Untersuchung werden in der Tabelle 6.6 gezeigt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden nicht alle Ergebnisse des Boxfilters dargestellt. Es fehlen die Filtermasken der Größe 5×5 , 7×7 und 11×11 .

Tabelle 6.6: Auswertung der Glättung

Glättung		Verfahren	
		FBFL	APFL
keine	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,0 %	77,0 %
	Reichweite	106,9 m	87,1 m
Box 3×3	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,2 %	77,1 %
	Reichweite	106,5 m	88,6 m
Box 9×9	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,6 %	74,3 %
	Reichweite	106,8 m	87,6 m
Gauß 3×3	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	67,0 %	77,2 %
	Reichweite	107,4 m	88,8 m
Gauß 5×5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	67,1 %	77,1 %
	Reichweite	107,4 m	88,7 m

Bei dem Verfahren **FBFL** verbessert die Glättung das Ergebnis nur leicht. Das beste Ergebnis liefert die Glättung mit der Gauß 5×5 Filtermaske. Selbst eine zu starke Glättung mit der Box 9×9 Filtermaske führt zu keinem deutlich schlechterem Ergebnis.

Anders ist das Ergebnis mit dem Verfahren **APFL**. Die Glättung verbessert das Ergebnis wesentlich. Das Optimum wird hier mit der Gauß 3×3 Filtermaske erreicht. Auch führt eine zu starke Glättung mit einem Boxfilter zu deutlich schlechteren Ergebnissen, als dies bei FBFL der Fall ist. Dieses Verhalten ist darin begründet, dass die Richtung der räumlichen Ableitung störanfällig ist. Schon kleine Änderungen der Originaldaten führen zu starken Abweichungen. Eine leichte Glättung ist allerdings von Vorteil, da die Richtung der räumlichen Ableitung der Rasterkarte ohne Glättung zu starkem Rauschen unterliegt.

6.4.2 Filtermasken für die räumliche Ableitung

Es werden vier verschiedene Filtermasken nach Scharr, Sobel und Prewitt für die räumliche Ableitung untersucht. Da die in Kapitel 3.6 vorgestellte räumliche Ableitung der Rasterkarte nur von der Gütefunktion APFLQ bzw. dem Verfahren APFL verwendet wird, können die unterschiedlichen Filtermasken auch nur mit dieser getestet werden. In der Tabelle 6.7 sind die Ergebnisse dargestellt. Das beste Ergebnis liefert die richtungsoptimierte Filtermaske von Scharr. Das führt zu der Schlussfolgerung, dass die Bestimmung der Richtung der räumlichen Ableitung wichtig ist und korrekt durchgeführt werden muss.

Tabelle 6.7: Auswertung der Filtermasken für die räumliche Ableitung bei dem Verfahren APFL

Filtermaske	Scharr 5x5	Sobel 3x3	Sobel 5x5	Prewitt 3x3
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	74,9 %	74,4 %	74,8 %	74,7 %
Reichweite	95,7 m	95,6 m	94,7 m	95,6 m

6.4.3 Randbreite

Die Randbreite der Gütefunktion FBFLQ und APFLQ, beschrieben in Kapitel 4.1.4, gibt an, wie breit der Straßenrand modelliert wird. Sie bestimmt also, wie viele Informationen als Straßenrand interpretiert werden. Die Verwendung von mehr Informationen ist in der Regel immer hilfreich. Allerdings können in diesem Fall auch zu viele Informationen negativ sein, denn die Normalisierung über alle Pixel des modellierten Straßenrandes führt dazu, dass bei einer zu großen Randbreite die einzelnen Pixel weniger Gewicht bekommen. Die optimale Randbreite für die Verfahren FBFL und APFL ist der Tabelle 6.8 zu entnehmen. Zusätzlich zu den dargestellten Randbreiten ist auch eine Randbreite von 3 m und 4 m getestet worden. Da diese Auswertungen sich aber in die restlichen Ergebnisse einreihen, wurden sie zwecks Übersichtlichkeit nicht in die Tabelle eingetragen.

Bei dem Verfahren **FBFL** ist eine Randbreite von 2,5 m optimal. Eine Randbreite von 3 m führt zu gleicher Qualität, aber benötigt mehr Rechenzeit, da mehr Pixel untersucht werden müssen. Die Nutzung von fünf anstatt nur einem Pixel pro modellierter Straßenrandseite pro 0,5 m Entfernung verringert die Wahrscheinlichkeit eines Schätzfehlers größer als 1,5 m um 0,5 % bei einer gleichzeitig erhöhten Durchschnittsreichweite um 0,4 m.

Die Auswirkungen einer schlecht gewählten Randbreite sind bei **APFL** deutlich größer als bei FBFL. Die Verwendung der optimalen Randbreite von 1,5 m anstatt 0,5 m, welches der Breite von drei anstatt einem Pixel entspricht, verringert die Wahrscheinlichkeit eines Schätzfehlers größer als 1,5 m um 1,0 % bei einer gleichzeitig erhöhten Durchschnittsreichweite um 1,0 m. Auch ist APFL sensibler als FBFL, wenn die Randbreite zu groß wird, z.B. bei 5 m. Das begründet sich in der Tatsache, dass die Richtung der Ableitung der Rasterkarte nur in einem kleineren Bereich korrekt ist. Hingegen sind die Intensitätswerte der Rasterkarte auch über einen größeren Bereich richtig.

Tabelle 6.8: Auswertung der Randbreite

Randbreite [m]		Verfahren	
		FBFL	APFL
0,5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,5 %	77,0 %
	Reichweite	108,2 m	85,7 m
1,5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,9 %	78,0 %
	Reichweite	108,4 m	86,7 m
2	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,9 %	77,7 %
	Reichweite	108,4 m	86,6 m
2,5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	67,0 %	77,4 %
	Reichweite	108,6 m	86,0 m
5	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,6 %	72,1 %
	Reichweite	108,5 m	89,6 m

6.4.4 Straßenmodell

Wie schon in Kapitel 3.8 beschrieben, wird das bisher geläufige Straßenmodell erweitert, damit dieses die Realität genauer abbildet. Dabei bleibt beim neuen Modell gegenüber dem alten die modellierte Straßenbreite konstant und die Normale des modellierten Straßenverlaufs wird korrekt berechnet. Die Größe des Benefits wird in diesem Unterkapitel untersucht. Die Ergebnisse gibt die Tabelle 6.9 wieder.

Tabelle 6.9: Auswertung des Straßenmodells

Straßenmodell		Verfahren	
		FBFL	APFL
altes Modell	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,2 %	71,7 %
	Reichweite	108,2 m	95,4 m
neues Modell Breite konstant	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,6 %	71,4 %
	Reichweite	107,4 m	95,3 m
neues Modell Breite angepasst	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	66,7 %	74,3 %
	Reichweite	108,2 m	95,5 m

Bei der Evaluation von dem Verfahren **APFL** fällt auf, dass das Ergebnis mit dem neuen Modell schlechter ist als mit dem alten. Bei gleichzeitig größerer Reichweite ist der Schätzfehler beim alten Modell kleiner als beim neuen mit konstant modellierter Straßenbreite, da sich bei dem alten Modell die modellierte Straßenbreite ändert. Bei dieser Änderung handelt es sich um eine mit steigender Entfernung wachsende Reduzierung der modellierten Straßenbreite. Diese Reduzierung kompensiert teilweise, dass trotz Entfaltung eine Keule des Radars in der Entfernung breiter wird, und zwar um 1,7cm pro Entfernungsmeter. Allerdings ist diese Reduktion abhängig vom Straßenverlauf und keineswegs optimal.

Modifiziert man das Straßenmodell und passt die modellierte Straßenbreite korrekt an, also reduziert man die modellierte Straßenbreite pro Entfernungsmeter um 1,7cm wie in Kapitel 3.8 beschrieben, so ist das neue Straßenmodell deutlich besser als das alte. Und zwar verringert sich die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m ist um 2,6 % und die Durchschnittsreichweite erhöht sich um 0,1 m.

Das Verfahren **FBFL** verhält sich ähnlich, aber deutlich schwächer ausgeprägt. Zwar ist das Ergebnis des neuen Modells mit konstanter Breite nicht direkt mit dem Ergebnis des alten vergleichbar, da die Durchschnittsreichweite kleiner und der Schätzfehler geringer ist. Trotzdem wurde es in die Tabelle mit aufgenommen, um zu zeigen, dass das neue Modell mit angepasster Breite besser ist als ohne Anpassung. Die Differenz zwischen dem neuen und alten Modell ist deutlich geringer als bei dem Verfahren APFL: Die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m ist, reduziert sich nur um 0,5 % bei gleicher Durchschnittsreichweite. Der Benefit des neuen Modells fällt bei dem Verfahren FBFL deutlich geringer aus, da keine räumliche Ableitung der Rasterkarte genutzt wird. Aus diesem Grund ist es nicht relevant, ob die Normalen des modellierten Straßenverlaufs Fehler enthalten oder nicht.

6.4.5 Optimierer

In Kapitel 4.1.5 werden drei verschiedene Optimierer vorgestellt: ein Gradientenverfahren, eine vollständige und eine intelligente erschöpfende Suche. Diese Optimierer werden nachfolgend miteinander verglichen.

Ein Vergleich der Ergebnisse des Gradientenverfahrens mit denen der intelligenten erschöpfenden Suche, dargestellt in der Tabelle 6.10 in der vierten Spalte, zeigt, dass das Gradientenverfahren aufgrund von vielen lokalen Maxima kein geeignetes Optimierungsverfahren für die Gütefunktion FBFLQ ist.

Tabelle 6.10: Auswertung des Optimierers mit dem Verfahren FBFL

Optimierer		Datenbasis	
		wenige Zeitpunkte	Standard
vollständige erschöpfende Suche	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	74,9 %	
	Reichweite	109,6 m	
intelligente erschöpfende Suche	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	74,0 %	67,1 %
	Reichweite	109,6 m	108,0 m
Gradientenverfahren	Schätzfehler $\leq 1,5$ m		35,9 %
	Reichweite		83,6 m

Für die Auswertung wird bei beiden erschöpfenden Suchen dieselbe Abtastfrequenz und derselbe Wertebereich der einzelnen Dimensionen genutzt. Dies führt zu ca. 89 Millionen abgetasteten Werten bei der vollständigen und zu 627 bei der intelligenten erschöpfenden Suche. Aufgrund des hohen Rechenaufwands ist eine Auswertung der vollständigen erschöpfenden Suche mit allen aufgenommenen Daten nicht möglich. Deshalb werden für den Vergleich beider Verfahren die Daten von wenigen (59) einzelnen Zeitpunkten ausgewertet. Auch auf diese Weise benötigt ein aktueller Hexacore-Rechner für die Auswertung

mehrere Wochen. Die einzelnen Zeitpunkte werden zufällig aus den Daten ausgewählt und ausgewertet. Es wird nur die Gütefunktion FBFLQ untersucht, da sie der Gütefunktion APFLQ ähnelt und die Ergebnisse übertragbar sind. Eine separate Auswertung ist aufgrund des hohen Rechenaufwandes nicht möglich. In der Tabelle 6.10 sind die Ergebnisse in der dritten Spalte eingetragen. Die vollständige erschöpfende Suche liefert bei gleicher Reichweite nur leicht bessere Ergebnisse. Dies belegt, dass die intelligente erschöpfende Suche ein guter Optimierer der Gütefunktion FBFLQ ist. Aufgrund der Ähnlichkeit zwischen den Gütefunktionen FBFLQ und APFLQ kann die intelligente erschöpfende Suche auch die Gütefunktion APFLQ gut optimieren.

6.4.6 Maximale Lücke der Reichweitenbestimmung

Der in Kapitel 4.1.6 vorgestellte Parameter *maxGap* bestimmt die maximal erlaubte Lücke zwischen Objekten der Randbebauung. Er wird genutzt, da kontinuierliche Daten über die Randbebauung gewünscht sind. Ist er zu groß, könnten die Daten falsch interpretiert werden. Eine zu kleine erlaubte Lücke führt dazu, dass wertvolle Informationen nicht genutzt werden. Dieser Parameter kann auch abhängig vom Fahrerassistenzsystem bzw. vom Fahrzeugtyp gewählt werden, z.B. bestimmt dadurch, ob das Egofahrzeug durch die Lücke unter Berücksichtigung der Fahrzeugdynamik fahren könnte. Da die in dieser Arbeit vorgestellte Straßenverlaufsschätzung unabhängig von einem Fahrerassistenzsystem ist, werden verschiedene Werte für die maximale Lücke der Reichweitenbestimmung ausgewertet: 5 m, 10 m, 15 m, 20 m, 30 m, 45 m, 75 m und 100 m. In der Tabelle 6.11 sind die Ergebnisse dargestellt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit und da die Ergebnisse keinen Informationsgewinn bringen, werden die Werte 15 m, 30 m und 75 m nicht gezeigt.

Tabelle 6.11: Auswertung der maximalen Lücke der Reichweitenbestimmung

maximale Lücke		Verfahren	
		FBFL	APFL
5 m	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	68,9 %	78,6 %
	Reichweite	97,1 m	80,8 m
10 m	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	69,1 %	76,6 %
	Reichweite	97,0 m	89,5 m
20 m	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	69,1 %	76,7 %
	Reichweite	97,6 m	89,9 m
45 m	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	69,0 %	76,1 %
	Reichweite	97,2 m	88,7 m
100 m	Schätzfehler $\leq 1,5$ m	68,6 %	75,5 %
	Reichweite	97,4 m	88,7 m

Die Ergebnisse sind bei den Verfahren **FBFL** und **APFL** gleich. Eine maximal erlaubte Lücke von 15 m und 20 m führt zu einem optimalen Ergebnis. Sowohl eine zu kleine sowie eine zu große maximal erlaubte Lücke führt aus den oben beschriebenen Gründen zu Qualitätseinbußen.

6.5 Optimierung der Parameter von Gradients

In diesem Kapitel werden die in Kapitel 4.2 vorgestellten Parameter des Verfahrens Gradients einzeln optimiert. Eine gleichzeitige Optimierung der Parameter ist bei sieben verschiedenen zu aufwendig. Dabei wird überprüft, welche Teilalgorithmen Vorteile bringen und welche nicht. Die Reihenfolge der Unterkapitel entspricht nicht der Reihenfolge der Parameteroptimierung. Aus diesem Grund ist ein Vergleich der Ergebnistabellen untereinander nicht sinnvoll.

Eine weitere Schwierigkeit bei der Untersuchung entsteht durch die Zufallsfaktoren der RANSAC-Verfahren. Diese führen zu Schwankungen des Schätzfehlers und der Durchschnittsreichweite. Dadurch kann der Schätzfehler minimal größer werden, obwohl die Durchschnittsreichweite minimal sinkt. Dies macht die Optimierung der Parameter schwierig, da eine eindeutige Aussage, ob der Wert eines Parameters besser als der andere ist, auf Basis nur einer Auswertung nicht möglich ist. Eine immer gleiche Initialisierung der Zufallsvariablen wird genutzt, um die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen.

Die Problematik mit der schwankenden Qualität der Straßenverlaufsschätzung bei einem festen Parameter - der Schätzfehler wird auch bei kleinerer Reichweite minimal größer - wird so gelöst, dass mehrere Werte in einem kleinen Entfernungsbereich, z.B. 82 m bis 83 m, ausgewertet und anschließend miteinander verglichen werden. Eine so detaillierte Auswertung darzustellen ist für diese Arbeit zu umfangreich. Aus diesem Grund werden nur einzelne Werte tabellarisch aufgeführt, welche die Gesamtergebnisse widerspiegeln.

6.5.1 Mindestabstand zwischen lokalen Maxima

Die Extraktion lokaler Maxima aus der Rasterkarte wird in Kapitel 3.7 beschrieben. Dabei einen Mindestabstand zwischen lokalen Maxima einer Zeile zu fordern, resultiert aus der Idee, dass man pro Zeile je ein Maximum auf dem linken und dem rechten Rand nutzen möchte. Der Mindestabstand entspricht dem Parameter *minDist* in dem Pseudocodeabschnitt 3.1. In der Tabelle 6.12 sind die Ergebnisse der Auswertung eingetragen. Das Optimum erzielt ein Mindestabstand von 5 m. Verwendet man dagegen keinen Mindestabstand, so erhöht sich die Wahrscheinlichkeit eines Schätzfehlers größer als 1,5 m um 0,5 % bei einer gleichzeitig kleineren Durchschnittsreichweite um 0,1 m. Dies belegt, dass ein Mindestabstand zwischen lokalen Maxima das Ergebnis verbessert.

Tabelle 6.12: Auswertung des Mindestabstands zwischen lokalen Maxima einer Zeile bei Gradients

Mindestabstand	kein	1 m	2 m	3,5 m	5 m	7 m
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	82,6 %	82,8 %	83,1 %	83,0 %	83,1 %	83,1 %
Reichweite	83,1 m	82,8 m	82,8 m	82,7 m	83,2 m	82,7 m

6.5.2 Länge der Randpolynome

Der Straßenverlauf wird mit den Randpolynomen abschnittsweise approximiert. Der Parameter *polyLength*, welcher in dem Pseudocodeabschnitt 4.3 genutzt wird, bestimmt

die Länge der Randpolynome. Diese Länge fest einzustellen ist theoretisch nicht optimal, da lange Randpolynome einen geraden Straßenverlauf besser nachbilden können und kurze Randpolynome bei Kurven besser funktionieren. Je stärker die Krümmung ist, desto größer ist der Fehler bei der Nachbildung des Straßenrandes mittels der Randpolynome. Dies kann durch eine Verkürzung der Randpolynome kompensiert werden. Aus diesem Grund wird die Länge der Randpolynome abhängig von der letzten Schätzung variabel eingestellt. Allerdings birgt eine variable Länge der Randpolynome die Gefahr der selbsterfüllenden Prophezeiung. Lag die Straßenverlaufsschätzung im letzten Zeitschritt sehr weit vom Straßenverlauf entfernt, so wird durch falsch gewählte Längen der Randpolynome die Wahrscheinlichkeit größer, dass auch im aktuellen Zeitschritt die Straßenverlaufsschätzung einen großen Schätzfehler haben wird.

Die Auswertung ist in der Tabelle 6.13 dargestellt. Eine Länge der Randpolynome von 30 m und 50 m wurden auch ausgewertet, aber zwecks Übersichtlichkeit weggelassen. Das Ergebnis entspricht nicht den Erwartungen, denn das beste Resultat wird mit einer festen Länge der Randpolynome von 100 m erzielt. Die Differenz der variablen gegenüber der festen Länge der Randpolynome ist vorhanden, aber nur mittelmäßig groß: Die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m ist, ist bei einer kürzeren Durchschnittsreichweite von 0,1 m nur 0,5 % höher. Eine variable Länge der Randpolynome führt zu einem besserem Ergebnis als ein suboptimal gewählter Parameter, z.B. von 15 m oder 40 m. Die Ursache dafür, dass keine variable Länge der Randpolynome benötigt wird, ist der Sichtbereich des Sensors. Dieser ist nicht breit genug, um große Strecken starker Kurven zu beobachten. Aus diesem Grund stellt eine hohe Länge der Randpolynome von 100 m bei stark sowie bei wenig gekrümmten Kurven die optimale Länge dar.

Tabelle 6.13: Auswertung der Länge der Randpolynome bei Gradients

Länge in m	variabel	15	40	75	100	125
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	80,7 %	77,5 %	80,8 %		81,2 %	
Reichweite	82,5 m	68,3 m	76,2 m		82,6 m	
Schätzfehler $\leq 1,5$ m					80,1 %	79,9 %
Reichweite					84,6 m	84,3 m
Schätzfehler $\leq 1,5$ m			77,7 %	78,9 %	78,9 %	
Reichweite			83,4 m	86,0 m	86,3 m	

6.5.3 Polynom-RANSAC-Epsilon

Bei der Bestimmung der Randpolynome, die durch die lokalen Maxima gelegt werden, werden mittels des Polynom-RANSAC-Verfahrens die lokalen Maxima bestimmt, welche sich als Ausreißermaxima erweisen. Diese müssen entfernt werden, da sie den anschließenden Polynomfit negativ beeinträchtigen. Bei der Klassifizierung, welche lokalen Maxima Ausreißermaxima sind, spielt die Größe des Polynom-RANSAC-Epsilons die entscheidende

Rolle. Sie bestimmt, wie weit ein lokales Maximum von dem zufällig ausgewählten Randpolynom entfernt sein darf, um als Inliermaxima zu gelten. Dabei macht ein Polynom-RANSAC-Epsilon geringer als eine Zellenbreite (0,5 m) keinen Sinn, da dies der Breite eines Pixels der Rasterkarte und somit auch eines lokalen Maximums entspricht.

Die Ergebnisse sind in der Tabelle 6.14 eingetragen. Außer den dargestellten Werten wurden noch Polynom-RANSAC-Epsilone mit 1,5 m, 3 m und 4 m evaluiert, aber nicht dargestellt, da sie keine weiteren Erkenntnisse gebracht haben. Ein Polynom-RANSAC-Epsilon von 0,5 m ist optimal, also das geringste sinnvolle Polynom-RANSAC-Epsilon. Je größer es wird, desto schlechter wird das Ergebnis. Dabei verschlechtert schon ein Polynom-RANSAC-Epsilon von 2 m das Ergebnis schwerwiegend. Das zeigt, dass die Entfernung der Ausreißermaxima notwendig ist und die Qualität deutlich verbessert.

Tabelle 6.14: Auswertung des Polynom-RANSAC-Epsilons bei Gradients

Polynom-RANSAC-Epsilon	0,5 m	1 m	2 m	5 m
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	78,7 %	78,6 %	77,7 %	74,7 %
Reichweite	83,3 m	83,1 m	82,4 m	80,8 m

6.5.4 Abstand der Randpolynome zum modellierten Straßenverlauf

Der Abstand eines Randpolynoms zum modellierten Straßenverlauf wird ausgerechnet und kontrolliert, um die Information der Randpolynome nicht zu nutzen, welche offensichtlich durch Rauschen entstanden sind, da sie zu weit vom modellierten Straßenverlauf entfernt sind. Dies bedeutet, sobald ein Randpolynom zu weit vom modellierten Straßenverlauf entfernt ist, fließt sein Winkel nicht in die Straßenverlaufsschätzung ein. So werden zusätzlich zum Winkel-RANSAC-Verfahren Winkel als Ausreißerwinkel klassifiziert. Das dabei vorhandene Henne-Ei-Problem wird in Kapitel 4.2.1 gelöst.

In der Tabelle 6.15 sind die Resultate dargestellt. Das Optimum, welches bei einer maximal erlaubten Entfernung von 20 m liegt, hat zu 0,2 % Wahrscheinlichkeit seltener einen Schätzfehler größer als 1,5 m bei gleichzeitig größerer Durchschnittsreichweite von 0,4 m gegenüber keiner Nutzung des Abstandes der Randpolynome zum Straßenverlauf. Diese Differenz zeigt, dass eine Auswertung des Abstandes der Randpolynome zum Straßenverlauf zielführend ist.

Tabelle 6.15: Auswertung des Abstandes der Randpolynome zum Straßenverlauf bei Gradients

maximaler Abstand	10 m	20 m	30 m	55 m	kein
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	75,6 %	77,2 %	76,7 %	76,9 %	77,0 %
Reichweite	87,1 m	87,5 m	87,5 m	87,5 m	87,1 m

6.5.5 Winkel-RANSAC-Epsilon

Das Winkel-RANSAC-Epsilon definiert, wie stark ein Winkel von dem zufällig bestimmten modellierten Straßenverlauf abweichen darf, um noch als Inlierwinkel klassifiziert zu werden. In dem Pseudocodeabschnitt 4.5 wird das Winkel-RANSAC-Epsilon durch den Parameter *angleRansacEpsilon* angegeben. In der Tabelle 6.16 sind die Ergebnisse der Auswertung dargestellt. Dabei bedeutet ein Winkel-RANSAC-Epsilon von 1° , dass alle Winkel, die eine kleinere Abweichung als $\pm 0,5^\circ$ haben, als Inlierwinkel klassifiziert werden. Das Optimum liefert ein Winkel-RANSAC-Epsilon von 1° . Die Ergebnisse mit einem leicht größeren Winkel-RANSAC-Epsilon von 2° verschlechtern sich nur minimal. Hingegen führt ein sehr großes Winkel-RANSAC-Epsilon von 10° zu deutlich schlechteren Ergebnissen. Das belegt, dass das Herausfiltern der Ausreißerwinkel mit dem Winkel-RANSAC-Verfahren notwendig ist.

Tabelle 6.16: Auswertung des Winkel-RANSAC-Epsilons bei Gradients

Winkel-RANSAC-Epsilon	1°	2°	4°	6°	10°
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	85,5 %	85,4 %	85,3 %	84,7 %	83,5 %
Reichweite	81,2 m	81,1 m	80,9 m	79,1 m	78,8 m

6.5.6 RANSAC-Iterationen

Es gibt zwei RANSAC-Verfahren in dem Verfahren Gradients. Also gibt es auch zwei unterschiedliche Iterationenzahlen. Die Iterationenzahl bestimmt, zu welcher Wahrscheinlichkeit die optimalen Inliermaxima bzw. -winkel gefunden werden. Ist sie zu gering, ist die Wahrscheinlichkeit groß, dass die Inliermaxima und -winkel bzw. Ausreißermaxima und -winkel falsch bestimmt werden. Ist sie zu groß, verschwendet man unnötig Rechenzeit. Die korrekte Anzahl an RANSAC-Iterationen hängt von den Eingangsdaten ab. Nutzt man dies aus, hat es den Nachteil, dass der Algorithmus unterschiedliche Durchlaufzeiten benötigt. Es steht aber pro Zyklus immer dieselbe Ausführungszeit zur Verfügung.

Die beiden Iterationenzahlen sind voneinander abhängig, da das Polynom-RANSAC-Verfahren entscheidet, wie viele Winkel für das Winkel-RANSAC-Verfahren zur Verfügung stehen. Also müssen sie gemeinsam ausgewertet werden. Die Auswertung ist in der Tabelle 6.17 dargestellt, dabei ist die Anzahl der jeweiligen Iterationen im Schema „Polynom-RANSAC-Iterationen - Winkel-RANSAC-Iterationen“ aufgezeigt. Die Unterschiede zwischen allen Werten sind nicht sehr groß, was zeigt, dass das RANSAC-Verfahren auch mit wenig Iterationen gute Ergebnisse liefert. Die beste Qualität ist bei 500 Polynom-RANSAC-Iterationen und bei 200 Winkel-RANSAC-Iterationen erreicht. Eine weitere Erhöhung der Iterationenzahl bringt keinen weiteren Qualitätsvorteil. Warum die Erhöhung auf jeweils 1000 Iterationen das Ergebnis verschlechtert, konnte im Rahmen dieser Arbeit nicht geklärt werden. Zusätzlich wurden noch jeweils 2000 Iterationen ausgewertet, welches dasselbe Ergebnis lieferte wie jeweils 1000 Iterationen. Da der Qualitätsunterschied zwischen den niedrigen und hohen Anzahlen der Iterationen nicht sehr groß ist, ist dies eine geeignete Stellschraube, um Rechenzeit einzusparen.

Tabelle 6.17: Auswertung der RANSAC-Iterationen bei Gradients

Polynom-Winkel Iterationen	125-125	200-200	300-300	500-200	500-500	1000-1000
Schätzfehler $\leq 1,5$ m	75,5 %	75,4 %		75,5 %		
Reichweite	83,5 m	83,9 m		84,1 m		
Schätzfehler $\leq 1,5$ m			74,5 %	74,6 %		74,4 %
Reichweite			86,0 m	86,1 m		86,0 m
Schätzfehler $\leq 1,5$ m				74,9 %	74,9 %	
Reichweite				85,3 m	85,3 m	

6.6 Vergleich der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung

In diesem Unterkapitel werden die unterschiedlichen Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung miteinander verglichen. Für den Vergleich werden alle aufgezeichneten Strecken genutzt. Das sind 1182 km an Landstraße aus Deutschland, Österreich und Italien. Zuerst wird die Schätzung auf Basis der bewegten Objekte getrennt ausgewertet. Hier ist eine variable Reichweitenbestimmung nicht möglich, da die Daten die Reichweite eindeutig vorgeben. Da die Reichweite nur szenenabhängig ist, ist ein Vergleich bei gleicher Reichweite nicht möglich, wie er anschließend bei den Verfahren, die auf stehenden Objekten beruhen, durchgeführt wird.

Die Verfahren werden danach bei einer gleichen Durchschnittsreichweite anhand des Schätzfehlers miteinander verglichen. Wie im Kapitel 6.2 beschrieben, ist bei dem Vergleich wichtig, dass die mittleren Reichweiten der Verfahren gleich sind. Ansonsten ist der Vergleich nicht aussagekräftig. Es werden die drei 40 m langen Entfernungsbereiche getrennt ausgewertet und abschließend ein Fazit gezogen.

Anschließend werden für jedes der Verfahren unterschiedliche Reichweitenparameter iteriert und ausgewertet. Durch diese Vorgehensweise wird nicht nur eine spezielle Reichweitenparametrierung miteinander verglichen, sondern das komplette mögliche Reichweitenpektrum abgedeckt. Zusätzlich wird ersichtlich, wie stark der Zusammenhang zwischen der Durchschnittsreichweite und dem Schätzfehler der Straßenverlaufsschätzungen ist.

Auf einen Vergleich der Verfahren AP und APFL wird an dieser Stelle verzichtet. Schon in [100] wird vom Autor dieser Arbeit dargelegt, dass die Annahme einer freien Straße die Qualität der Straßenverlaufsschätzung deutlich verbessert und somit die Gütefunktion APFLQ bessere Resultate als die Gütefunktion APQ liefert.

6.6.1 Bewegte Objekte

Die Straßenverlaufsschätzungen basierend auf bewegten Objekten werden nachfolgend ausgewertet. Außerdem werden verschiedene Parameter evaluiert. Vergleicht man die benötigte Rechenzeit der Schätzung auf Basis bewegter Objekte mit der auf Basis stehender

Tabelle 6.18: Auswertung der Straßenverlaufsschätzung auf Basis bewegter Objekte

	Standard	erlaubte Distanz 4 m	20 s lang Daten	lateraler Abstand	getrackte Objekte
Reichweite	51,5 m	52,2 m	60,8 m	50,8 m	50,8 m
Schätzfehler $\leq 1,5$ m im Fernbereich	96,2 %	94,8 %	95,0 %	93,2 %	92,7 %
Schätzfehler $\leq 1,5$ m im Mittelbereich	98,7 %	97,9 %	97,8 %	98,1 %	97,8 %
Schätzfehler $\leq 1,5$ m im Nahbereich	99,9 %	99,9 %	99,8 %	99,9 %	99,9 %

Objekte, so wird deutlich weniger Rechenzeit benötigt, da weniger Daten verarbeitet werden müssen. Außerdem ist eine aufwendige Suche des Optimums wie bei den Verfahren FBFL und APFL bzw. eine aufwendige Suche der Randpolynome wie bei dem Verfahren Gradients nicht erforderlich.

Es werden vier verschiedene Parameter variiert. Zuerst wird die erlaubte Distanz zwischen zwei Trajektorien von 1 m auf 4 m vergrößert. Wird ein bewegtes Objekt eine bestimmte Anzahl an Zyklen nicht beobachtet, so werden die Informationen über seine Trajektorie gelöscht. Diese Anzahl wird von 2 auf 30 Zyklen erhöht, also von 132 ms auf $30 \cdot 66 \text{ ms} \approx 20 \text{ s}$. Als nächstes wird anstelle des euklidischen Abstands der Positionen der bewegten Objekte zu den Polynomen, welche die Trajektorien approximieren, der laterale Abstand minimiert. Zum Schluss wird überprüft, ob die zeitlich gefilterten Positionen der bewegten Objekte ein besseres Ergebnis liefern als die ungefilterten. Die zeitliche Filterung der Positionen der bewegten Objekte wird intern vom Radar durchgeführt und basiert auf einem Kalmanfilter. Untersucht wird die Durchschnittsreichweite und die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} \leq 1,5 \text{ m})$, dass der Schätzfehler kleiner als die halbe Mindestspurbreite von 1,5 m ist. Dies wird für den Fern-, Mittel- und Nahbereich durchgeführt. In der Tabelle 6.18 sind die Ergebnisse eingetragen. Im Nahbereich sind keine nennenswerten Unterschiede zwischen den einzelnen Parametrierungen zu erkennen.

Erhöht man die erlaubte Distanz zwischen zwei Trajektorien von 1 m auf 4 m, so erhöht sich die Reichweite um 0,7 m. Der Schätzfehler steigt verhältnismäßig stark an: Im Fernbereich bzw. Mittelbereich tritt ein Schätzfehler größer als 1,5 m um 1,4 % bzw. 0,8 % häufiger auf. Dies belegt, dass zu stark voneinander abweichende Trajektorien nicht für die Straßenverlaufsschätzung genutzt werden dürfen. Zwei Trajektorien, bei denen ein Fahrzeug die Spur wechselt und das andere nicht, können so fusioniert werden. Dies wirkt sich negativ auf die Straßenverlaufsschätzung aus.

Das Löschen der Trajektorien bewegter Objekte nach 30 anstatt nach 2 Zyklen, erhöht die Durchschnittsreichweite um 9,3 m. Gleichzeitig steigt die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} \leq 1,5 \text{ m})$ im Fernbereich bzw. im Mittelbereich um 1,2 % bzw. 0,9 % an. Diese Steigerung des Schätzfehlers ist im Verhältnis zur Reichweitensteigerung vertretbar. Das bedeutet, die längere Speicherung der Daten ist eine gute Variante, um die

Verfügbarkeit zu erhöhen. Ob durch die längere Speicherung der Daten im Einzelfall eine Fehlauflösung einer Fahrerassistenzfunktion ermöglicht wird, muss noch untersucht werden.

Ein stärkerer Einfluss zeigt sich beim Polynomfit, wenn anstatt des euklidischen Abstandes der laterale zwischen dem Polynom und den Punkten genutzt wird. Die Durchschnittsreichweite wird um 0,7 m reduziert, während gleichzeitig die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} \leq 1,5 \text{ m})$ im Fern- bzw. Mittelbereich um 3 % bzw. um 0,6 % ansteigt. Dieses Ergebnis zeigt, dass die Minimierung des euklidischen Abstandes beim Polynomfit wichtig ist.

Anschließend wird untersucht, ob die zeitlich gefilterten Positionen der Objekte eine bessere Straßenverlaufsschätzung liefern als die ungefilterten. Dies ist nicht der Fall, denn das Verwenden der Positionen der getrackten Objekte erhöht die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} \leq 1,5 \text{ m})$ im Fern- bzw. Mittelbereich um 3,5 % bzw. um 0,9 %.

Die geringe Durchschnittsreichweite rührt von der geringen Verfügbarkeit her. Bei den Aufnahmen der Strecken wurde ganz normal gefahren, d.h. es wurde kein besonders großer Abstand zum Vordermann eingehalten, welcher die Reichweite der Straßenverlaufsschätzung deutlich vergrößern würde. Bei allen Strecken ist in 65 % der Fälle mindestens ein Fahrzeug und in nur 31 % sind mindestens zwei Fahrzeuge vor dem Egofahrzeug gefahren bzw. ihm entgegengekommen. Wie schon im Kapitel 4.3 diskutiert, sind die Daten von mindestens zwei Fahrzeugen notwendig, um eine Straßenverlaufsschätzung zu erhalten, die von vielen Fahrerassistenzfunktionen verwertbar ist. Die geringe Verfügbarkeit zeigt, dass die zusätzliche Schätzung auf Basis stehender Objekte notwendig ist.

6.6.2 Vergleich bei gleicher Reichweite

In den nachfolgenden Abschnitten Nahbereich, Mittelbereich und Fernbereich werden die Schätzfehler der drei Verfahren FBFL, APFL und Gradients in jeweils diesen Bereichen miteinander verglichen. Dabei wird anhand der Wahrscheinlichkeit, ob ein Schätzfehler größer als ein Schwellenwert ist, entschieden, welches Verfahren besser ist. Um die Vergleichbarkeit der Verfahren zu ermöglichen, werden alle drei Verfahren so parametrisiert, dass ihre Durchschnittsreichweite 80,0 m beträgt. Zum Abschluss werden die Ergebnisse der drei Bereiche miteinander verknüpft, um das beste Verfahren bei dieser Durchschnittsreichweite zu bestimmen. Die Verteilungen der Reichweiten der Straßenverlaufsschätzungen sind in der Abbildung 6.2 für jedes Verfahren dargestellt. Die unterschiedlichen Verteilungsfunktionen fließen in die Bewertung der Verfahren in den nachfolgenden Unterkapiteln mit ein.

Für den Vergleich wird die Wahrscheinlichkeit $P(e > \text{Schätzfehler})$, dass ein Schätzfehler größer als ein Wert e ist, gegenüber e aufgetragen. In der Abbildung 6.3 ist dies für den Nahbereich dargestellt. Je mehr sich eine Kurve der e -Achse nähert, desto besser, denn dann ist die Wahrscheinlichkeit kleiner, dass der Schätzfehler größer als dieser Wert ist. In einem Close-up wird außerdem die Wahrscheinlichkeit hervorgehoben, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m ist. Dieser Wert ist relevant, weil er auf der Landstraße in der Regel der halben Mindestspurbreite entspricht. Das heißt eine Landstraßenspur kann breiter sein, aber nicht schmaler. Welcher Schätzfehler im Endeffekt relevant ist, ist abhängig von dem Fahrerassistenzsystem. Ein Entwickler eines Fahrerassistenzsystems kann der Abbildung 6.3 entnehmen, wie häufig für ihn ein zu großer Schätzfehler auftritt.

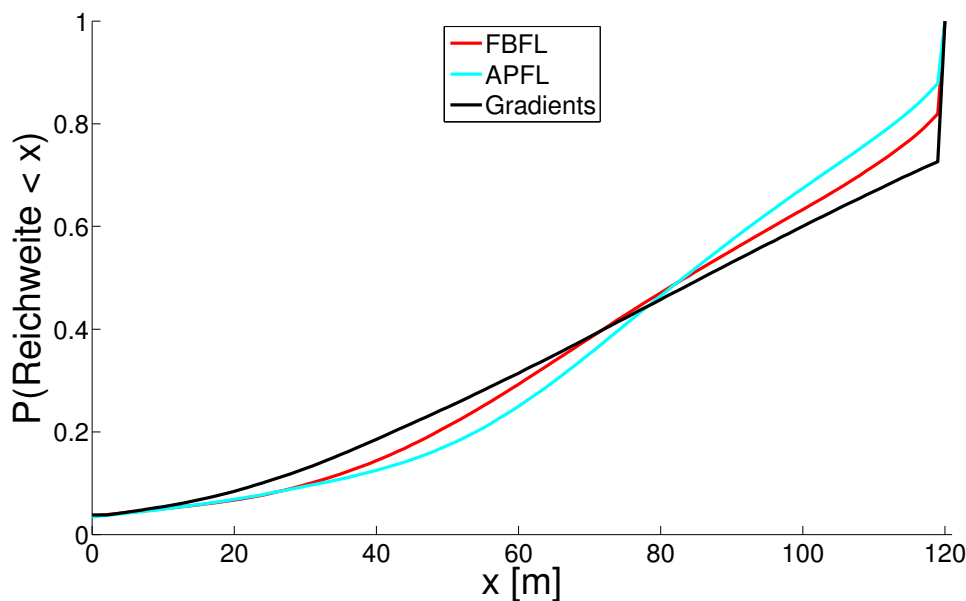


Abbildung 6.2: Verteilung der Reichweite der drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung bei gleicher Durchschnittsreichweite von 80,0 m

Nahbereich

In der Abbildung 6.3 ist die Wahrscheinlichkeit $P(e > \text{Schätzfehler})$, dass ein Schätzfehler größer als ein Wert e ist, gegenüber diesem Wert für den Nahbereich aufgetragen, d.h. für den Entfernungsbereich von 1 m bis 40 m. In der Abbildung ist zu erkennen, dass alle drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung im Nahbereich sehr gute Ergebnisse liefern. Der Schätzfehler ist bei allen drei Verfahren so gering, dass der absolute Unterschied nur marginal ist, obwohl der relative Unterschied groß ist. Und zwar ist die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m ist, bei dem Verfahren APFL um $\frac{0,4-0,3}{0,4} = 25\%$ bzw. um $\frac{0,6-0,3}{0,6} = 50\%$ kleiner als bei den Verfahren Gradients und FBFL, absolut ist jedoch der Unterschied kaum vorhanden: Es sind 0,1 % bzw. 0,3 %.

Die Verteilung der Reichweite im Nahbereich von 1 m bis 40 m - zu entnehmen aus der Abbildung 6.2 - ist bei den Verfahren APFL und FBFL nahezu identisch, wobei der Entfernungsbereich von 30 m bis 40 m bei dem Verfahren FBFL etwas häufiger vorkommt. Bei dem Verfahren Gradients liegt die Schätzung häufiger im Nahbereich als bei den anderen beiden Verfahren.

Am schlechtesten schneidet aufgrund des größten Schätzfehlers das Verfahren FBFL ab. Die unterschiedlichen Reichweitenverteilungen der Verfahren APFL und Gradients machen eine Abschätzung zwischen diesen Verfahren schwierig, denn das mit dem kleineren Schätzfehler (APFL) hat eine kürzere Reichweite. Allerdings können die Ergebnisse der drei Verfahren als gleichwertig betrachtet werden, da die absoluten Differenzen zwischen ihnen gering sind.

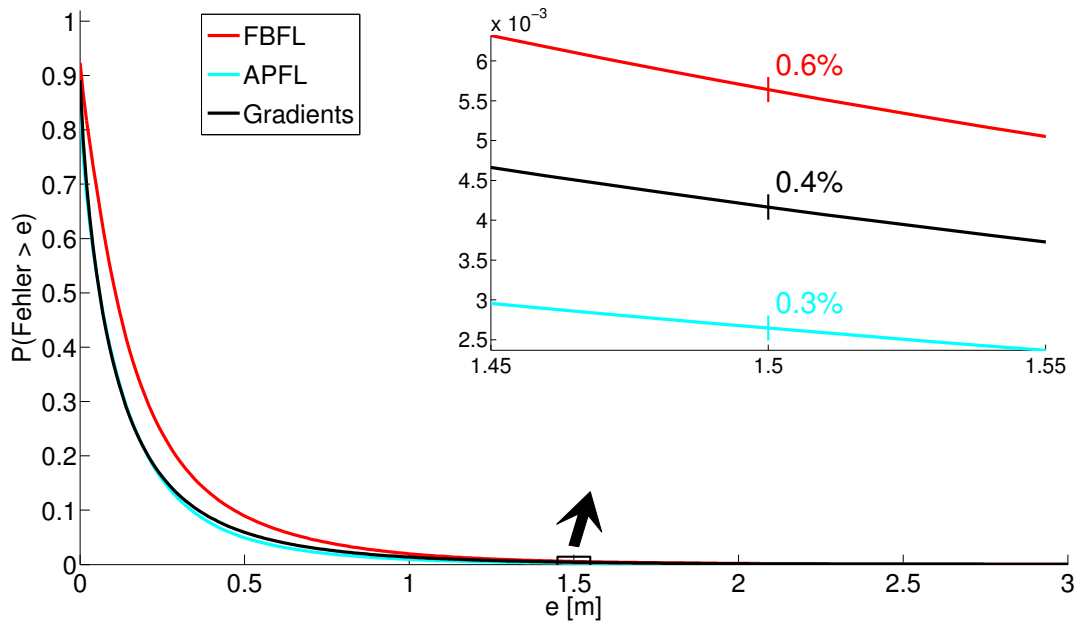


Abbildung 6.3: Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer als e ist, gegenüber diesem für drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung im Nahbereich (1 m - 40 m) aufgetragen

Mittelbereich

Die Wahrscheinlichkeit $P(e > \text{Schätzfehler})$, dass ein Schätzfehler größer als ein Wert e ist, ist gegenüber diesem Wert für den Mittelbereich, d.h. für den Entfernungsbereich von 41 m bis 80 m, in der Abbildung 6.4 dargestellt. Die Qualität aller drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung ist gut, da die Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer als 1,5 m auftritt, bei allen drei Verfahren unter 8 % ist. Trotzdem ist die Differenz zum Nahbereich sehr groß. Im mittlerem Bereich sind sowohl die relativen wie auch die absoluten Unterschiede erheblich. Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler kleiner als 0,5 m auftritt, ist bei Gradients am größten. Bei ca. 0,5 m schneiden sich die Kurven von den Verfahren APFL und Gradients, so dass ab einem erlaubten Schätzfehler von 0,5 m das Verfahren APFL die beste Qualität bietet. Vergleicht man die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Schätzfehler größer als 1,5 m auftritt, so ist relativ gesehen das Verfahren APFL zu $\frac{7,2-4,6}{7,2} = 36\%$ bzw. zu $\frac{5,9-4,6}{5,9} = 22\%$ besser als die Verfahren FBFL bzw. Gradients und absolut 2,6 % bzw. 1,3 %. Das Verfahren Gradients ist in diesem Fall relativ gesehen $\frac{7,2-5,9}{7,2} = 18\%$ und absolut betrachtet 1,3 % besser als das Verfahren FBFL.

Bei der Reichweitenverteilung, dargestellt in Abbildung 6.2, ist im Mittelbereich das Verfahren APFL am häufigsten vertreten. Das bedeutet, dass es nicht nur den kleinsten Schätzfehler in diesem Bereich aufweist, sondern auch am häufigsten eine Reichweite zwischen 41 m und 80 m geschätzt hat. Am seltensten endete die Reichweitenbestimmung des Verfahrens Gradients in diesem Bereich. Das Verfahren FBFL liegt zwischen diesen beiden.

Im mittleren Bereich ist demnach das Verfahren APFL am besten, denn es hat den kleinsten Schätzfehler, während bei ihm gleichzeitig am häufigsten in diesem Bereich eine Straßenverlaufsschätzung ausgewertet wird. Die etwas häufigere Schätzung von dem

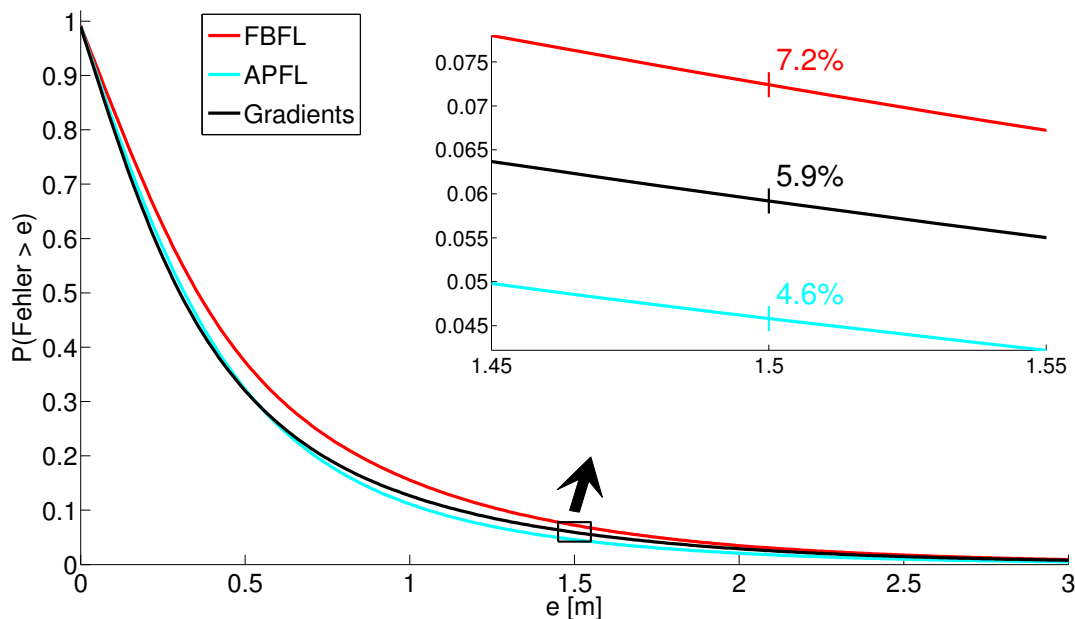


Abbildung 6.4: Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer als e ist, gegenüber diesem für drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung im Mittelbereich (41 m - 80 m) aufgetragen

Verfahren FBFL ist nicht so schwerwiegend wie die großen Schätzfehler gegenüber dem Verfahren Gradients. Deswegen ist das Verfahren Gradients in diesem Bereich besser als das Verfahren FBFL.

Fernbereich

Die Abbildung 6.5 zeigt die Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer einem Wert e ist, aufgetragen gegenüber diesem Wert e für den Fernbereich, also für den Entfernungsbereich von 81 m bis 120 m. Der Schätzfehler ist bei allen drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung akzeptabel: Die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler größer 1,5 m ist, liegt unter 21 %. Die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler kleiner als 1,3 m ist, ist bei dem Verfahren APFL am geringsten, es ist also in diesem Bereich das schlechteste. Ab einem akzeptierten Schätzfehler von 1,3 m ist das Verfahren APFL besser als FBFL und nähert sich qualitativ an das Verfahren Gradients an, welches die beste Qualität zeigt. Vergleicht man die Wahrscheinlichkeiten, dass ein Schätzfehler größer als 1,5 m eintritt, so ist das Verfahren Gradients relativ gesehen um $\frac{20,9-14,7}{20,9} = 30\%$ bzw. um $\frac{20,0-14,7}{20,0} = 27\%$ und absolut betrachtet um 6,2 % bzw. 5,3 % besser als die Verfahren FBFL bzw. APFL.

Am häufigsten schätzt das Verfahren Gradients eine Reichweite von 81 m bis 120 m, wobei der Unterschied aller drei Verfahren so gering ist, dass dieser keine Auswirkungen hat.

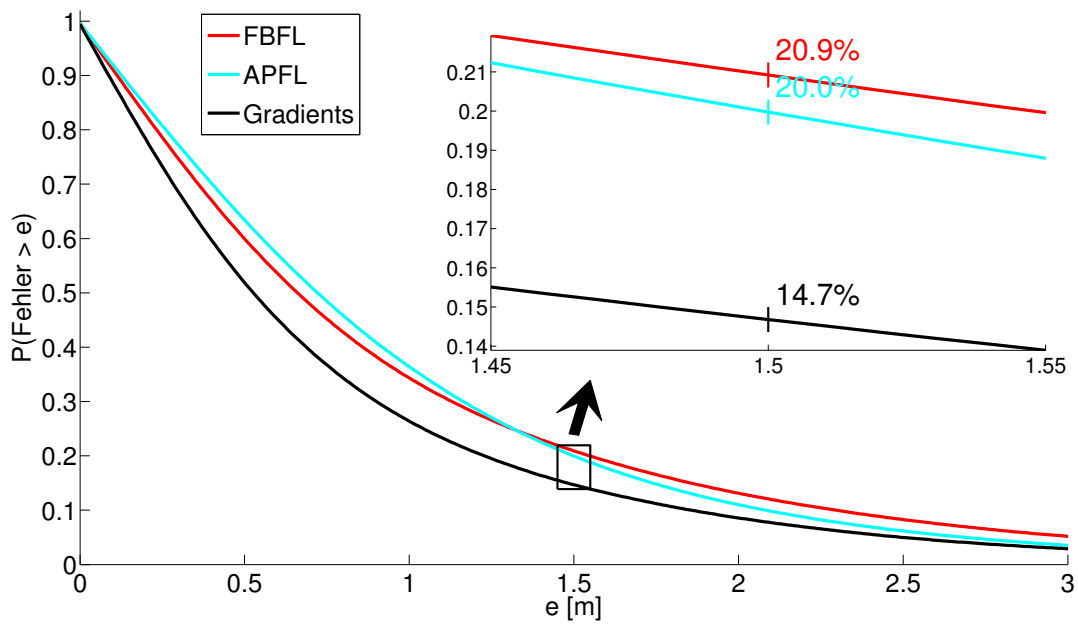


Abbildung 6.5: Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer als e ist, gegenüber diesem für drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung im Fernbereich (81 m - 120 m) aufgetragen

Das Ergebnis von den Verfahren APFL und FBFL ist im Fernbereich ähnlich gut. Das Verfahren FBFL hat im Bereich eines erlaubten Schätzfehlers bis 1,3 m einen leichten Vorteil, aber danach einen größeren Nachteil. Das Verfahren Gradients liefert im Fernbereich mit Abstand die besten Ergebnisse.

Fazit

In diesem Unterkapitel werden die Ergebnisse der drei vorangegangenen Untersuchungen über den Nah-, Mittel- und Fernbereich miteinander verknüpft, um ein abschließendes Fazit zu ziehen. Alle drei Verfahren sind für den Nahbereich sehr gut geeignet, da ihre Straßenverlaufsschätzungen einen sehr geringen Schätzfehler ($P(\text{Schätzfehler} > 1,5 \text{ m}) < 1 \%$) haben. Auch im mittlerem Bereich ist die Qualität bei allen drei Verfahren gut ($P(\text{Schätzfehler} > 1,5 \text{ m}) < 8 \%$). Selbst im Fernbereich ist der Schätzfehler aller Verfahren akzeptabel ($P(\text{Schätzfehler} > 1,5 \text{ m}) < 21 \%$).

Dabei liefert das Verfahren FBFL die schlechtesten Ergebnisse. In allen drei Bereichen gibt es ein Verfahren, das besser ist als dieses. Im Nahbereich und Mittelbereich sind die beiden anderen Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung besser, auch wenn der Unterschied im Nahbereich marginal ist. Im Fernbereich ist das Verfahren Gradients besser als das Verfahren FBFL. Dass das Verfahren APFL im Nah- und Mittelbereich besser ist als das Verfahren FBFL und im Fernbereich ähnlich gut ist, bedeutet, dass die räumliche Ableitung der Rasterkarte wichtige Informationen liefert.

Die Abwägung zwischen den Verfahren APFL und Gradients gestaltet sich schwieriger. Während im Nahbereich der Unterschied gering ist, ist im mittlerem Bereich das Verfahren APFL deutlich besser. Im Fernbereich liefert hingegen das Verfahren Gradients die besten Ergebnisse. Zieht man in Betracht, dass es im Fernbereich deutlich schwieriger

ist, fehlerfrei den Straßenverlauf zu schätzen, hat dieser mehr Gewicht als der mittlere. Berücksichtigt man noch die Tatsache, dass der Schätzfehler größer als 1,5 m absolut gesehen bei dem Verfahren Gradients im Fernbereich um ähnlich viel Prozent (5,3 %) seltener auftritt, wie er im mittleren Bereich überhaupt passiert (4,6 % bzw. 5,9 %), ist eindeutig das Verfahren Gradients besser als das Verfahren APFL.

Eine Fusion zwischen den Verfahren APFL und Gradients ist sinnvoll, um die Schätzfehler im mittleren und im fernen Bereich zu minimieren. Im Nah- und vor allem im Mittelbereich liefert die in Kapitel 3.6 beschriebene räumliche Ableitung der Rasterkarte sehr wichtige Informationen. Dort ist bei dem Verfahren APFL trotz größerer Verfügbarkeit der Schätzfehler geringer. Im sehr schwierigen Fernbereich ist die räumliche Ableitung zu verrauscht. In diesem Bereich ist die Nutzung der Steigungen extrahiert über einen großen Bereich der Rasterkarte, beschrieben in Kapitel 4.2, unbedingt erforderlich. Deswegen ist das Verfahren Gradients in diesem Bereich am besten: Es schätzt am häufigsten weiter als 80 m und trotzdem ist der Schätzfehler hier am kleinsten. Eine Fusion könnte im Nah- und Mittelbereich verstärkt auf die räumliche Ableitung sowie die Annahme der freien Straße und im Fernbereich auf die Steigungsbestimmung über einen großen Bereich zurückgreifen. Das würde sowohl die Verfügbarkeit maximieren, als auch den Schätzfehler gleichzeitig minimieren. Allerdings würde bei einem einfachen Ansatz, z.B. über Energien der einzelnen Merkmale, unter anderen genutzt von Loose et al. [52], der Benefit der Schätzung der Ableitung des modellierten Straßenverlaufs bei dem Verfahren Gradients verloren gehen: die Reduzierung des Straßenmodells um zwei Dimensionen, der Wegfall der Modellierung des Versatzes des linken und rechten Straßenrandes.

In diesem Unterkapitel wurde der Vergleich nur bei einer bestimmten Durchschnittsreichweite durchgeführt. Im nächsten Kapitel wird diese Einschränkung aufgehoben, indem die Qualität der drei Verfahren bei unterschiedlichen Reichweiten untersucht wird.

6.6.3 Vergleich bei unterschiedlichen Reichweiten

Während im vorigen Kapitel der Vergleich der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung bei einer Durchschnittsreichweite gezeigt hat, dass das Verfahren Gradients insgesamt das beste ist, ist damit nicht eindeutig bewiesen, dass dies auch bei anderen Durchschnittsreichweiten der Fall ist. Jedes Verfahren hat einen Reichweitenparameter, welcher für den Vergleich der Verfahren bei gleicher Durchschnittsreichweite so parametrisiert wird, dass die Durchschnittsreichweite 80,0 m beträgt. Der Reichweitenparameter der jeweiligen Verfahren wird in diesem Kapitel dazu genutzt, um Durchschnittsreichweiten von ca. 45 m bis ca. 110 m zu parametrisieren.

Auf diese Weise kommt für den Vergleich eine weitere Dimension hinzu, das bedeutet die im vorigen Kapitel genutzten Abbildungen müssten um die Dimension der Durchschnittsreichweite ergänzt werden und somit dreidimensional gezeichnet werden. Um die Abbildung zwecks einer besseren Verständlichkeit um eine Dimension zu reduzieren, wird für den Vergleich die Dimension des Schätzfehlers festgesetzt. Als Schwellenwert für den Schätzfehler wird die halbe Mindestspurbreite 1,5 m, aus den in Kapitel 6.6.2 beschriebenen Gründen, gewählt. Dies führt zu zweidimensionalen Abbildungen, in denen die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} < 1,5 \text{ m})$, dass der Schätzfehler kleiner als 1,5 m ist,

gegenüber der Durchschnittsreichweite auftragen ist, z.B. zu der des Nahbereichs, dargestellt in Abbildung 6.6. Dabei sind die gemessenen, also die ausgewerteten Ergebnisse mit einem + markiert. Zwischen diesen Werten wird linear interpoliert.

In den nachfolgenden Unterkapiteln Nah-, Mittel- und Fernbereich werden zuerst die einzelnen Entfernungsbereiche getrennt ausgewertet, bevor ein Fazit gezogen wird. Im Anschluss wird beschrieben, wie die Ergebnisse erkennen lassen, dass eine Reichweitenbestimmung notwendig ist.

Nahbereich

Die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} < 1,5 \text{ m})$, dass der Schätzfehler kleiner 1,5 m ist, ist in der Abbildung 6.6 gegenüber der Durchschnittsreichweite für den Nahbereich, 1 m bis 40 m, aufgetragen. In diesem Bereich sind bei allen Reichweitenparametrierungen die Ergebnisse sehr gut, denn die Wahrscheinlichkeit $P(\text{Schätzfehler} > 1,5 \text{ m})$ ist selbst bei einer Durchschnittsreichweite von über 110 m unter 1,5 %. Vergrößert man die Durchschnittsreichweite über 70 m, so steigt der Schätzfehler bei dem Verfahren Gradients stärker an als bei den Verfahren APFL und FBFL. Das Verfahren APFL schneidet im Nahbereich am besten ab. Das Verfahren Gradients ist bis zu einer Durchschnittsreichweite von 95 m besser als das Verfahren FBFL, danach schlechter. Die Unterschiede sind absolut gesehen in diesem Bereich vernachlässigbar klein: Sie sind unter 0,7 %.

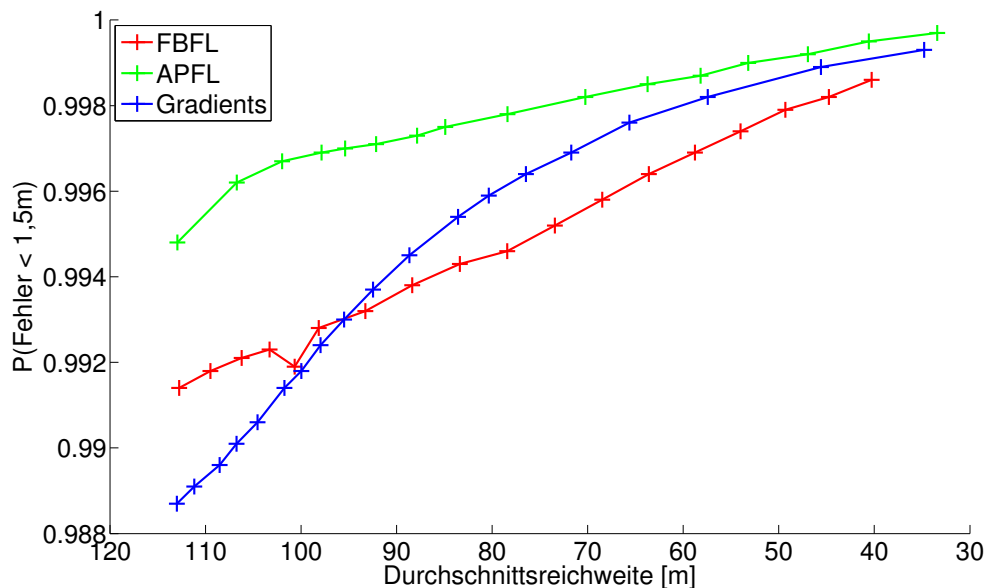


Abbildung 6.6: Wahrscheinlichkeit im Nahbereich (1 m - 40 m), dass ein Schätzfehler kleiner als 1,5 m ist, aufgetragen gegenüber der Durchschnittsreichweite; die Verfahren FBFL, APFL und Gradients in Rot, Grün und Blau

Mittelbereich

Im mittlerem Bereich, 41 m bis 80 m, sind die Unterschiede zwischen den Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung relativ gesehen zwar ähnlich wie im Nahbereich, aber absolut betrachtet deutlich größer. Die Ergebnisse aller Verfahren sind im Mittelbereich

gut, selbst bei einer Durchschnittsreichweite von über 112 m ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Schätzfehler größer als 1,5 m auftritt unter 15 %. Das Verfahren APFL liefert in diesem Bereich die besten Straßenverlaufsschätzungen. Bei dem Verfahren Gradients bricht die Qualität im Vergleich zu den Verfahren FBFL und APFL ab einer Durchschnittsreichweite von 85 m ein. So ist sie bis zu einer Durchschnittsreichweite von 102 m besser als das Verfahren FBFL und danach schlechter. Die absoluten Unterschiede zwischen dem Verfahren APFL und den Verfahren FBFL und Gradients betragen bei einer Durchschnittsreichweite von 50 m, 80 m, bzw. 110 m 1,8 %, 2,6 % bzw. 3,1 % und 0,8 %, 1,3 % bzw. 4,4 %. Die entsprechenden relativen Unterschiede sind 46 %, 36 % bzw. 28 % und 28 %, 22 % bzw. 35 %.

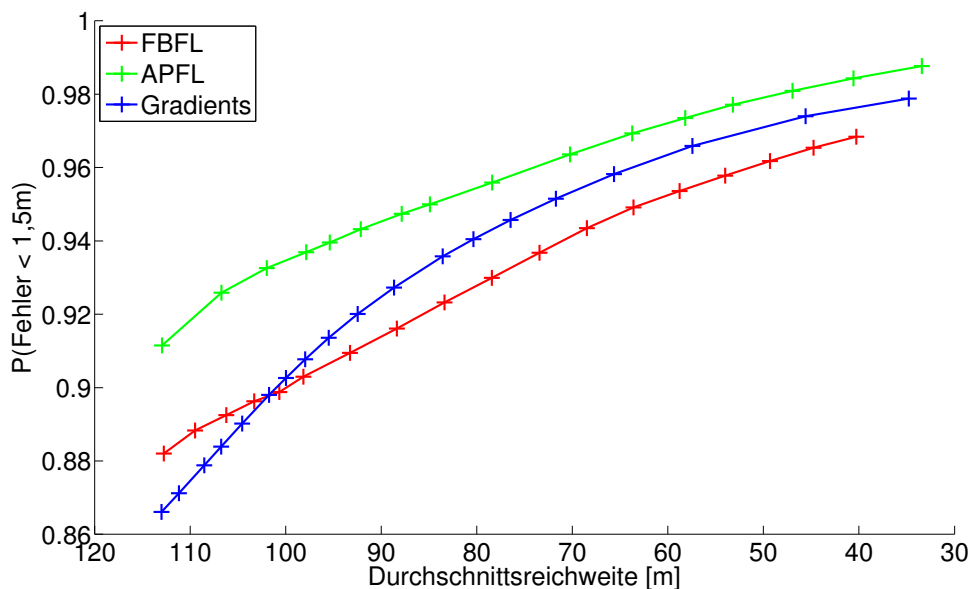


Abbildung 6.7: Wahrscheinlichkeit im Mittelbereich (41 m - 80 m), dass ein Schätzfehler kleiner als 1,5 m ist, aufgetragen gegenüber der Durchschnittsreichweite; die Verfahren FBFL, APFL und Gradients in Rot, Grün und Blau

Fernbereich

Im Fernbereich sind die Ergebnisse, dargestellt in der Abbildung 6.8, anders als im Nah- und Mittelbereich. Zum einen sind hier die Schätzfehler deutlich größer und zum anderen ist das Verfahren Gradients das beste. Die Verfahren FBFL und APFL sind im Prinzip gleich gut. Auch in diesem Bereich werden die Schätzungen des Verfahrens Gradients ab einer Durchschnittsreichweite von 100 m im Verhältnis zu den Verfahren FBFL und APFL schlechter, d.h. ab einer Durchschnittsreichweite von 100 m kommen sich die Fehlerkurven der drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung näher, auch wenn alle drei sich nicht treffen. Der absolute Unterschied zwischen dem Verfahren Gradients und FBFL bzw. APFL ist bei 50 m, 80 m und 110 m 4,7 %, 6,2 % und 3,6 % bzw. 4,9 %, 5,3 % und 3,4 %. Die dazugehörigen relativen Unterschiede sind 36 %, 30 % bzw. 11 % und 37 %, 27 % bzw. 11 %.

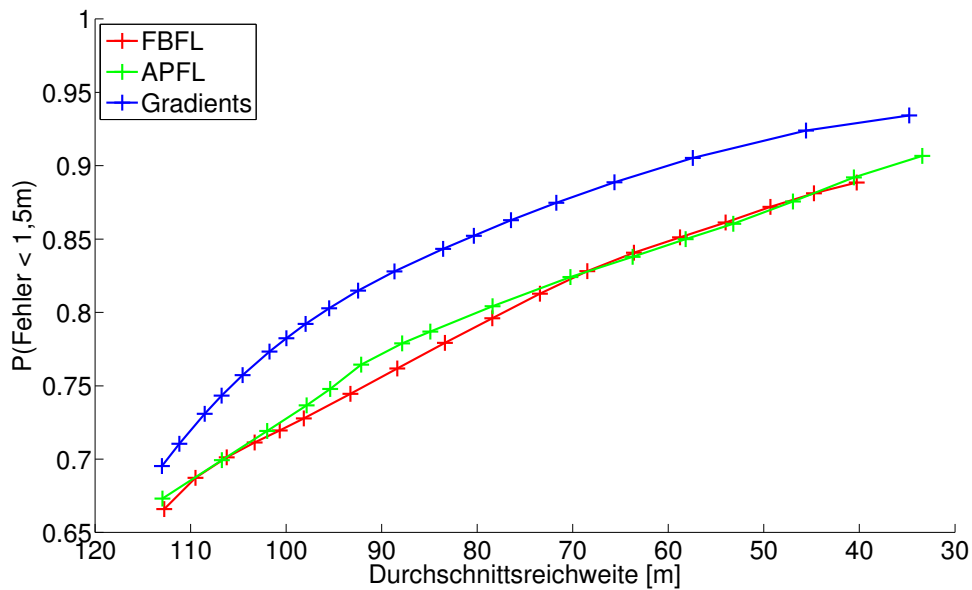


Abbildung 6.8: Wahrscheinlichkeit im Fernbereich (81 m - 120 m), dass ein Schätzfehler kleiner als 1,5 m ist, aufgetragen gegenüber der Durchschnittsreichweite; die Verfahren FBFL, APFL und Gradients in Rot, Grün und Blau

Fazit

Fasst man jeden der drei Bereiche kurz zusammen, dann sind im Nahbereich alle drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung absolut gesehen sehr ähnlich, im Mittelbereich ist das Verfahren APFL am besten und im Fernbereich das Verfahren Gradients. Dies bedeutet, die Ergebnisse decken sich ungefähr mit den Ergebnissen aus dem Vergleich bei gleicher Reichweite im vorigen Kapitel 6.6.2. Eine zusätzliche Erkenntnis ist aber, dass ab einer Durchschnittsreichweite von 100 m das Verfahren Gradients im Verhältnis zu den Verfahren FBFL und APFL schlechter wird. Andererseits ist eine Durchschnittsreichweite von über 100 m bei einer maximalen Reichweite von 120 m sehr groß, so dass es fraglich ist, ob diese Parametrierung zielführend ist.

Aufgrund der guten Qualität bis zu einer hohen Reichweite hin, ist erwiesen, dass alle Verfahren robust sind: Die Wahrscheinlichkeit, dass der Schätzfehler im Fernbereich größer als 1,5 m ist, ist bei den Verfahren FBFL und APFL bis zu einer Durchschnittsreichweite von ca. 90 m unter 25 % und bei dem Verfahren Gradients sogar bis zu einer Durchschnittsreichweite von ca. 105 m.

Wie auch bei der Auswertung bei gleicher Reichweite ist auch bei unterschiedlichen Durchschnittsreichweiten das Verfahren Gradients insgesamt das beste. Es schneidet zwar im Mittelbereich nicht ganz so gut ab, aber dort sind die Unterschiede nicht so groß wie im Fernbereich. Nimmt man den Punkt des besten Verfahrens im Mittel- bzw. Fernbereich bei einer Durchschnittsreichweite von 80 m, so kann man den Diagrammen entnehmen, um wie viel Prozent ein Schätzfehler größer als 1,5 m bei dem schlechteren Verfahren häufiger auftritt oder man kann ablesen, um wie viel man die Durchschnittsreichweite reduzieren müsste, damit das schlechtere Verfahren dieselbe Schätzfehlerwahrscheinlichkeit erreicht. Der Unterschied der Schätzfehlerwahrscheinlichkeiten im mittlerem Bereich ist mit 1,3 % deutlich kleiner als der Unterschied im Fernbereich: 5,3 %. Auch die Änderung

der Durchschnittsreichweite verhält sich ähnlich. Während man die Durchschnittsreichweite des Verfahrens Gradients im mittlerem Bereich um ca. 11 m reduzieren müsste, ist im Fernbereich die notwendige Verringerung bei dem Verfahren APFL mit 23 m mehr als doppelt so groß. Damit liefert das Verfahren Gradients unter Berücksichtigung aller Bereiche insgesamt die besten Ergebnisse. Das Verfahren FBFL ist schlechter als das Verfahren APFL, da es in keinem Bereich bessere Ergebnisse als APFL liefert und im mittlerem Bereich schlechter ist.

Durch den Vergleich über mehrere parametrisierte Reichweiten ist es dem Entwickler eines Fahrerassistenzsystems möglich zu entscheiden, welche Parametrisierung für ihn am besten ist. Die durchgeführte Auswertung ist also dazu geeignet, manche Fragen eines Entwicklers von Fahrerassistenzsystemen zu beantworten. Dazu zählen insbesondere:

- Welche Reichweite ist bei einer bestimmten maximal erlaubten Schätzfehlerwahrscheinlichkeit möglich?
- Wie groß ist die Schätzfehlerwahrscheinlichkeit der Straßenverlaufsschätzung in unterschiedlichen Entfernungen bzw. in den unterschiedlichen Entfernungsbereichen?
- Wie ist die Schätzfehlerwahrscheinlichkeit der Straßenverlaufsschätzung, wenn eine bestimmte Reichweite zu einer bestimmten Wahrscheinlichkeit benötigt wird?

Reichweitenbestimmung

Eine explizite Auswertung der Reichweitenbestimmung wird von dem Autor dieser Arbeit in [100] durchgeführt. Zusätzlich ist anhand der Abbildungen 6.6, 6.7 und 6.8 erkennbar, dass die Reichweitenbestimmung einen großen Benefit mit sich bringt, denn bei steigender Reichweite steigt auch der Schätzfehler stark an, vor allem im Fernbereich. Aus diesem Grund verbessert die Reichweitenbestimmung das Ergebnis aller drei Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung.

Die richtige Wahl des Reichweitenparameters ist abhängig vom Fahrerassistenzsystem und kann deswegen nicht unabhängig von diesem optimiert werden. Trotzdem ist die Auswertung verschiedener Reichweitenparameter interessant, um zu erfahren, welche Qualität bei welcher Durchschnittsreichweite möglich ist. Außerdem ist der Aufwand der Reichweitenbestimmung im Verhältnis zum Aufwand der Algorithmen unbedeutend, welches folgendes Vorgehen ermöglicht: Es werden mehrere Reichweitenbestimmungen durchgeführt und jedes Fahrerassistenzsystem nutzt die für sie optimal parametrisierte Reichweitenschätzung.

Zusammenfassung und Ausblick

Zum Abschluss der Arbeit wird dargelegt, auf welche Art die aufgezeigten Probleme behoben wurden und in welchem Rahmen die erarbeiteten Lösungen weiterhin Anwendung finden können. Anschließend wird im Ausblick kurz auf vorhandene Herausforderungen eingegangen und es werden denkbare Lösungsansätze zu diesen aufgezeigt.

7.1 Zusammenfassung

In dieser Arbeit wurden verschiedene Verfahren entwickelt, die erfolgreich und robust den Straßenverlauf bis zu einer Reichweite von 120 m schätzen. Drei der vorgestellten Verfahren arbeiten mit Messungen stehender und eines mit Messungen bewegter Objekte. Die Verfahren auf Basis der stehenden bzw. bewegten Objekte nutzen Radarbilder bzw. Punktziele als Datenbasis. Für jedes Verfahren wurde eine Reichweitenschätzung eingeführt, welche die Qualität der einzelnen Verfahren deutlich verbessert. Alle Verfahren wurden zuerst separat optimiert. Dabei wurde aufgezeigt, dass die Beiträge dieser Arbeit die Qualität der Straßenverlaufsschätzung verbessern.

Zunächst wurde eine intelligente Vorverarbeitung durchgeführt, welche die Entfaltung, die Rauschfilterung, das Löschen bewegter Objekte und den Aufbau einer Rasterkarte beinhaltet. Dabei wurde für jedes des auf dem Radarbild basierenden Verfahrens zur Straßenverlaufsschätzung festgestellt, welche Parametrierung der einzelnen Vorverarbeitungsschritte optimal ist. Es wurden verschiedene Varianten der räumlichen Ableitung der Rasterkarte miteinander verglichen und ihre Auswirkungen auf das Verfahren APFL untersucht. Nutzt man die Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung mit einem anderen bildgebenden Radar, so gelten die gewonnenen Erkenntnisse weiterhin, welche Vorverarbeitungsschritte vorteilhaft sind. Lediglich die Optimierung der Parameter muss erneut durchgeführt werden. Dabei können die Ergebnisse aus dieser Arbeit als initiale Parameterwerte dienen, um mit weniger Aufwand die optimalen zu bestimmen.

Das bisher in der Literatur am häufigsten verwendete Straßenmodell, bei dem der Straßenverlauf mit einem Polynom dritten Grades modelliert wird, welches eine Klothoide approximiert, wurde erweitert. Dabei wurde es den Bedürfnissen der mit dem Radar möglichen hohen Reichweite sowie den starken Krümmungen und Krümmungsänderungen von Landstraßen angepasst. Das Straßenmodell wurde so verändert, dass die modellierte Straßenbreite konstant bleibt, und dass bei dem Verfahren APFL die

richtigen Winkel der Ableitung des modellierten Straßenverlaufs mit der räumlichen Ableitung der Rasterkarte verglichen werden. Von dem veränderten Straßenmodell profitiert jedes Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung, das auf einer Rasterkarte basiert und die räumliche Ableitung als Merkmal nutzt. Aufgrund der Tatsache, dass dasselbe Objekt mit größerer Entfernung im Radarbild immer breiter wird, wurde die Modellierung der Straßenbreite daran angepasst. Dieser Effekt tritt bei jedem bildgebenden Radar auf und muss berücksichtigt werden.

Es wurde das Verfahren Gradients entwickelt, das zur Straßenverlaufsschätzung die Ableitung des modellierten Straßenverlaufs nutzt, um das Straßenmodell um zwei Dimensionen zu reduzieren. Dafür wurden lokale Maxima der Rasterkarte genutzt, um die anschließende rechenzeitaufwendige Extraktion von Steigungen über einen großen Bereich der Rasterkarte durchführen zu können. Bei dem Vergleich der extrahierten Steigungen wurden die Winkel dieser verglichen, um ein geeignetes Fehlermaß zu erhalten, welches minimiert wird. Zusätzlich wurde hergeleitet, bei welcher Entfernung der Winkel einer extrahierten Steigung mit dem modellierten Straßenverlauf verglichen werden muss, um diesen fehlerfrei zu integrieren.

Die erfolgreiche Anwendung der Verfahren FBFL, APFL und Gradients auf Lidardaten hat gezeigt, dass sie auf Daten von unterschiedlichen Sensortypen anwendbar sind. Der Sensor muss lediglich stehende Objekte detektieren und ihre Position bestimmen können.

Ein Verfahren auf Basis bewegter Objekte wurde implementiert, welches die Verfahren basierend auf stehenden Hindernissen bzw. dem Radarbild in den Fällen ergänzt, in denen viele bewegte Objekte vor dem Egofahrzeug die Sicht auf die Randbebauung verhindern. Dieses Verfahren kann von jedem Radar genutzt werden, das bewegte Objekte detektiert.

Auf Basis eines Kalmanfilters wurde ein Fusionsansatz verfolgt. Dafür wurden zwei Prozessmodelle entwickelt. Diese wurden mit dem in der Literatur am häufigsten verwendeten verglichen, das auf einer Klothoide basiert. Das Ergebnis zeigte, dass beide vom Autor eingeführten Prozessmodelle den gefilterten Zustand genauer von einem Zeitschritt zum anderen überführen. Im Rahmen dieser Arbeit war eine Lösung der Problematik bei Straßenverlaufsschätzungen unterschiedlicher Reichweiten nicht möglich.

Es wurde ein Fehlermaß entwickelt, welches unabhängig von der Anwendung der Straßenverlaufsschätzung ist. Trotzdem ermöglicht es dem Entwickler eines konkreten Fahrerassistenzsystems zu entscheiden, ob die Straßenverlaufsschätzung auf Basis nur eines Radars ausreichend gut ist. Zusätzlich ermöglicht das Fehlermaß, die optimale Parametrierung der Reichweite der Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung zu bestimmen. Das entwickelte Fehlermaß kann allgemein zur Evaluierung von Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung herangezogen werden.

Die Evaluierung wurde anhand großer Datenmengen durchgeführt: Es wurden 1182 km Landstraßen aus Deutschland, Österreich und Italien ausgewertet. Dies beweist zusammen mit den guten Ergebnissen der einzelnen Verfahren, dass sie robust den Straßenverlauf auf Landstraßen schätzen können. Damit sind die Verfahren praxistauglich und können in einem zukünftigen Radar oder auf einem Steuergerät implementiert werden. Auf diese Weise können die Einsatzgebiete vorhandener Fahrerassistenzsysteme von Autobahnen auf Landstraßen erweitert werden. Außerdem können neue Fahrerassistenzsysteme entwickelt werden, deren Einsatzgebiet erst durch die robuste Straßenverlaufsschätzung

mit großer Reichweite auf Landstraßen ermöglicht wird. Die verbesserten bzw. neuen Fahrerassistenzsysteme werden noch mehr Leben retten als ihre Vorgänger.

7.2 Ausblick

Abschließend wird aufgezeigt, welche Probleme bei der Straßenverlaufsschätzung auf Basis von Radardaten noch bestehen und wie diese gelöst werden könnten.

In dieser Arbeit sind Situationen, in denen es mehrere mögliche Straßenverläufe z.B. bei Abzweigungen gibt, nicht berücksichtigt. Dies könnte bei der Optimierung einbezogen werden, indem mehrere Optima gesucht werden, die sich nicht ähnlich sein dürfen. Jedes Optimum würde dann einem möglichen Straßenverlauf entsprechen. Bei der Verwendung eines Kalmanfilters könnte dies mithilfe mehrerer Zustände realisiert werden.

Bei den Verfahren FBFL und APFL wurden nur Daten bis 120 m vor dem Egofahrzeug genutzt, um den Straßenverlauf zu schätzen. Allerdings könnten auch Daten in größerer Entfernung nützliche Informationen enthalten. Es sollte untersucht werden, ob es sich lohnt, diese Daten zu verwenden, da dies mehr Rechenleistung erfordert.

Bei dem Vergleich der Verfahren AP und APFL wurde festgestellt, dass das Nutzen der Annahme, die Straße reflektiere keine Radarstrahlen, die Qualität der Straßenverlaufsschätzung verbessert. Diese Annahme wird bei dem Verfahren Gradienten bisher nicht berücksichtigt, wodurch dieses noch verbessert werden könnte. Allerdings besteht dabei die Herausforderung, wie diese Annahme einbezogen werden kann, ohne dass das Straßenmodell wieder um zwei Dimensionen erweitert werden muss. Bei diesen handelt es sich um den modellierten Versatz des linken und rechten Straßenrandes.

Bei dem Kalmanfilter ist nicht geklärt, wie Straßenverlaufsschätzungen mit unterschiedlichen Reichweiten fusioniert werden können. Ein Vergleich verschiedener Ansätze wäre hierfür sinnvoll. Eine Möglichkeit wäre dabei, die Reichweite als Parameter zu betrachten, der auch gefiltert wird. Eine andere Variante wäre, die Reichweite zu nutzen, bis zu der die Straßenverlaufsschätzung schon einmal ging. Bei der Aktualisierung würde diese um die abgefahrte Strecke reduziert werden. Sobald die Straßenverlaufsschätzung eine größere Reichweite als die aus dem letzten Zyklus hätte, würde die aktuelle Reichweite übernommen. Die vermutlich beste Lösung wäre, den Zustandsraum zu ändern, und pro Entfernungseinheit, z.B. 1 m, den y -Wert des Straßenverlaufs zu filtern. Jeder y -Wert hätte dann seine eigene Kovarianz, welche nur verringert würde, wenn die Straßenverlaufsschätzung bis zu diesem reicht. Anhand der Kovarianzen könnte die endgültige Reichweite bestimmt werden. Allerdings muss die Problematik gelöst werden, die Abhängigkeiten zwischen den y -Werten zu berücksichtigen, welche aus dem Straßenmodell resultieren.

Die auf den Sensor zugeschnittene konstante Verringerung der modellierten Straßenbreite ist nur bei einer geraden Straße korrekt. Bei Kurven müsste der Betrag der Verringerung nicht nur abhängig von der Entfernung, sondern auch vom modellierten Straßenverlauf bestimmt werden, genauer gesagt, von der Ableitung bzw. der Richtung dessen. Je größer die Ableitung ist, desto kleiner müsste die Verringerung der modellierten Straßenbreite sein. Es ist die Frage zu klären, wie groß die Auswirkung dieses Fehlers ist und ob sich der zusätzliche Rechenaufwand für die Behebung des Fehlers lohnt.

Des Weiteren ist zu testen, ob beim Verfahren Gradients ein komplexerer Algorithmus für die Reichweitenbestimmung die Qualität verbessern würde. Bisher wird für einen Winkel, welcher einen Fehler kleiner als ein Schwellenwert hat, 1 addiert, und für die restlichen 1 subtrahiert. Stattdessen könnte es von Vorteil sein, die Summe der Fehler zu bilden und als Schwellenwert einen mittleren erlaubten Fehler anzugeben. Außerdem ist zu prüfen, ob der RMS-Fehler noch besser dafür geeignet ist. Durch diese Vorgehensweise würde die Größe der Differenz zwischen dem Winkel der extrahierten Steigung und dem Winkel des modellierten Straßenverlaufs genauer berücksichtigt werden.

Die Anzahl der lokalen Maxima pro Zeile ist mit 2 festgesetzt worden, unter der Annahme, dass jeweils eines auf Messungen des linken bzw. rechten Straßenrandes liegen soll. Es sollte überprüft werden, wie stark eine Erhöhung oder Reduzierung dieser Anzahl die anschließende Straßenverlaufsschätzung positiv bzw. negativ beeinflusst. Denn das Variieren der Anzahl der lokalen Maxima pro Zeile hat einen sehr großen Einfluss auf den benötigten Rechenaufwand.

Neben Verbesserungen der Verfahren birgt auch die Weiterentwicklung von Radaren Potenzial, die Qualität der Straßenverlaufsschätzung zu erhöhen. Eine höhere Datendichte im Winkelbereich würde zur genaueren Vermessung der Randbebauung, vor allem im Fernbereich, führen. Dies könnte z.B. durch sogenanntes *Digital Beam Forming* oder *High Resolution* Algorithmen erzielt werden. Eine höhere Sensitivität des Radars würde den Vorteil bringen, dass die Grasnarbe in noch größerer Entfernung erkannt werden würde. Dies würde die Reichweite der Straßenverlaufsschätzung erhöhen. Um den Straßenverlauf auch bei noch engeren Kurven zu erkennen, müsste der Sichtbereich des Sensors im Winkel für den Nahbereich vergrößert werden.

Abkürzungsverzeichnis

ADAC	Allgemeiner Deutsche Automobil-Club e.V.
dB	Dezibel
DIN	Deutsches Institut für Normung
FMCW	engl. <i>frequency modulated continuous waveform</i>
GHz	Gigahertz
GM-PHD-Filter	engl. <i>gaussian mixture probability hypothesis density filter</i>
GPS	engl. <i>global positioning system</i>
IMMPDAF	engl. <i>interacting multiple model probabilistic data association filter</i>
Lidar	engl. <i>light detection and ranging</i>
Music	engl. <i>multiple signal classification</i>
PHD-Filter	engl. <i>probability hypothesis density filter</i>
RAA	Richtlinien für die Anlage von Autobahnen
Radar	engl. <i>radio detection and ranging</i>
RALPH	engl. <i>rapidly adapting lateral position handler</i>
RANSAC	engl. <i>RAndom SAmple Consensus</i>
RAS-L	Richtlinien für die Anlage von Straßen RAS Teil: Linienführung
RMS	engl. <i>root mean squared</i>
si-Funktion	Sinus cardinalis
SVD	engl. <i>singular value decomposition</i>
UTM	Universale Transverse Mercatorprojektion

Symbolverzeichnis

Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung

APFLQ	Gütefunktion des Verfahrens APFL
APQ	Gütefunktion APQ
ähnlich	Funktion, die bestimmt, ob zwei Trajektorien sich ähneln
E	Summe der Fehler extrahierter Steigungen
e	Fehler einer extrahierten Steigung
\vec{e}_A	Vektor einer Trajektorie
\vec{e}_B	Vektor einer Trajektorie
FBFLQ	Gütefunktion des Verfahrens FBFL
FB	normierte Summe aller Pixel des modellierten Straßenrandes des Rasterkartenausschnitts
FL	normierte Summe aller Pixel der modellierten Straße des Rasterkartenausschnitts
I	Einheitsmatrix
J	Jakobi-Matrix
\vec{m}_{a_1}	Vektor, welche alle Werte enthält, die denmodellierten Straßenverlauf ohne linken und rechten Versatz definieren
maxdist	Funktion, die die maximale Distanz zweier Trajektorien bestimmt
m	Steigung einer Normalen
\vec{m}	Vektor, der alle Parameter enthält, die das Straßenmodell definieren

n	Normale einer extrahierten Steigung
ψ	Winkel einer Steigung, extrahiert über einen großen Bereich der Rasterkarte
R_b	Menge, welche alle Pixel der Rasterkarte des modellierten Straßenrandes mit variabler Randbreite enthält
R'_b	Menge, welche alle Pixel der Rasterkarte und die Richtung der Ableitung des Straßenverlaufs an diesen Stellen des modellierten Straßenrandes mit variabler Randbreite enthält
R'	Menge, welche alle Pixel der Rasterkarte und die Richtung der Ableitung des Straßenverlaufs an diesen Stellen des modellierten Straßenrandes enthält
R	Menge, welche alle Pixel der Rasterkarte des modellierten Straßenrandes enthält
S	Menge, welche alle Pixel der Rasterkarte der modellierten Straße enthält
unterstützt	Funktion, die bestimmt, ob eine Trajektorien die andere unterstützt
x_s	x-Koordinate des modellierten Straßenverlaufs an der die Information einer extrahierten Steigung eingebracht wird

Straßenmodell

a_0	konstante Term eines Polynom dritten Grades
a_1	lineare Term eines Polynom dritten Grades
a_2	quadratische Term eines Polynom dritten Grades
a_3	kubische Term eines Polynom dritten Grades
c_0	Krümmung einer Klothoide
c_1	Krümmungsänderung einer Klothoide
o_l	modellierter Versatz des linken Randes der Straße zum Egofahrzeug
o_r	modellierter Versatz des rechten Randes der Straße zum Egofahrzeug
o	modellierter Versatz des Egofahrzeugs zur Straßenmitte
φ	Winkel der Ableitung des modellierten Straßenverlaufs

$\tilde{\theta}$	approximierte Klothoidenfunktion
$\tilde{\xi}$	approximierter x-Wert einer Klothoide
ξ	x-Wert einer Klothoide
x_{left}	x-Position des modellierten linken Straßenrandes
x_{right}	x-Position des modellierten rechten Straßenrandes
$\tilde{\vartheta}$	approximierter y-Wert einer Klothoide
ϑ	y-Wert einer Klothoide
y_e	die modellierte zukünftige Trajektorie
y_{left}	y-Position des modellierten linken Straßenrandes
y_l	der Verlauf des modellierten linken Straßenrandes
y_{right}	y-Position des modellierten rechten Straßenrandes
y_r	der Verlauf des modellierten rechten Straßenrandes

Grundlagen und Vorverarbeitung

A_d	Betrag der räumlichen Ableitung der Rasterkarte
A_{Grenze}	Amplitudengrenzwert, welcher die Klassifizierungsgrenze für Rauschen angibt
A	gemessene Amplitude einer Radarreflexion
α	Gewichtungsfaktor beim Rasterkartenuodate
dx	Nachkommastelle eines x-Wertes
dy	Nachkommastelle eines y-Wertes
E_{ego}	Ostkoordinate des Egofahrzeugs
E	Ostkoordinate des UTM-Koordinatensystems
G	Evidenz der Rasterkarte, ob an der Stelle eines Pixels sich ein stehendes Objekt befindet
γ	gemessener Winkel einer Radarreflexion
I	interpolierter Bildausschnitt aus der Rasterkarte
M_x	Filtermaske für die Ableitung nach x
M_y	Filtermaske für die Ableitung nach y

M	gemessener Median aller Amplituden einer Radarzelle
N_{ego}	Nordkoordinate des Egofahrzeugs
N	Nordkoordinate des UTM-Koordinatensystems
P_d	Phase, d.h. die Richtung der räumlichen Ableitung der Rasterkarte
P_{Rayleigh}	Rayleigh-Verteilungsfunktion
P_{Signal}	Wahrscheinlichkeit, ob eine Amplitude ein Signal und kein Rauschen ist
range	Reichweite eines modellierten Straßenverlaufs
ρ	modellierter Gierwinkel des Egofahrzeugs zum Straßenverlauf
r	Distanz einer Radarreflexion zum Radar
σ_{rayleigh}	Standardabweichung des Rauschens einer Zelle des Radarbildes
v_{abs}	gemessene absolute Geschwindigkeit eines Objektes
v_{ego}	Geschwindigkeit des Egofahrzeugs
v_{maxdiff}	Geschwindigkeitsgrenzwert, welcher die Klassifizierungsgrenze für stehende bzw. bewegte Radarreflexionen angibt
v_{mess}	gemessene relative Geschwindigkeit eines Objektes
x	x-Koordinate des Fahrzeugkoordinatensystems
y	y-Koordinate des Fahrzeugkoordinatensystems
ζ_{ego}	Winkel des Egofahrzeugs zur Nordachse
ζ	Winkel zur Nordachse des UTM-Koordinatensystem

Kalmanfilter

B	Steuerungsfunktion
dreh	Rotationsfunktion von Punkten
F	Systemprozessfunktion
L	Hessematrix
P	Kovarianz eines Zustands
proj	Transformations- bzw. Projektionsfunktion von Punkten

$\delta\rho$	Gierwinkel, um den sich das Egofahrzeug in einem Zyklus gedreht hat
s	Weg, den das Egofahrzeug in einem Zyklus zurücklegt
T	Menge von zu transformierenden bzw. transformierten Punkten
δt	Zykluszeit
trans	Translationsfunktion von Punkten
δx	Strecke in x-Richtung, die das Egofahrzeug in einem Zyklus zurücklegt hat
\vec{x}	Zustand
δy	Strecke in y-Richtung, die das Egofahrzeug in einem Zyklus zurücklegt hat

Einleitungsbeispiel

a_{hb}	halbe Verzögerung eines Lkws
a_{vb}	maximale Verzögerung eines Lkws
s_b	Bremsweg
t_{hb}	Zeitdauer der Bremsung mit halber Verzögerung
t_{vb}	Zeitdauer der Vollbremsung
t_{warn}	Zeitdauer der Warnung
v_{hb}	Geschwindigkeit nach der Bremsung mit halber Verzögerung beim Einsetzen der Vollbremsung
v	Anfangsgeschwindigkeit

Literaturverzeichnis

- [1] ADAM, Christian; SCHUBERT, Robin; MATTERN, Norman ; WANIELIK, Gerd: Probabilistic Road Estimation and Lane Association Using Radar Detections. In: *International Conference on Information Fusion*, IEEE, 2011
- [2] ALLGEMEINER DEUTSCHE AUTOMOBIL-CLUB E.V.: *Crash-Test - Mit dem Lkw ins Stau-Ende*. http://www.adac.de/infoteststrat/tests/crash-test/lkw_crash, Abruf: 31.08.2013
- [3] ARBEITSGRUPPE STRASSENENTWURF: *Richtlinien für die Anlage von Straßen RAS Teil: Linienführung RAS-L*. Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen e.V., 1995
- [4] ARBEITSGRUPPE STRASSENENTWURF: *Richtlinien für die Anlage von Autobahnen RAA*. Köln : Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen e.V., 2008. – ISBN 978-3-939715-51-1
- [5] BAR-SHALOM, Y.; TSE, E.: Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association. In: *Automatica* 11 (1975), Nr. 5, S. 451–460
- [6] BAR-SHALOM, Yaakov; LI, Xiao-Rong ; KIRUBARAJAN, Thiagalingam: *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software*. John Wiley & Sons, 2001
- [7] BATH, W. G.; TRUNK, G. V.: Automatic Detection, Tracking, and Sensor Integration. In: *Radar Handbook*. 3. Auflage. Mcgraw-Hill Professional, 2008
- [8] BENMANSOUR, Nabil; LABAYRADE, Raphaël; AUBERT, Didier ; GLASER, Sébastien: Stereovision-based 3D lane detection system: a model driven approach. In: *International Conference on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 2008, 182–188
- [9] BEWERSDORFF, Jörg: *Algebra für Einsteiger: Von der Gleichungsauflösung zur Galois-Theorie*. Vieweg+Teubner Verlag, 2009
- [10] BLACKMAN, Samuel S.: *Multiple-Target Tracking with Radar Applications*. Artech House Inc, 1986

- [11] BLACKMAN, Samuel S.; POPOLI, Robert: *Design and Analysis of Modern Tracking Systems*. Artech House Inc, 1999
- [12] BREDIES, Kristian; LORENZ, Dirk: *Mathematische Bildverarbeitung: Einführung in Grundlagen und moderne Theorie*. Vieweg+Teubner Verlag, 2010
- [13] BROWN, R. G.; HWANG., P. Y.: *Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering*. John Wiley & Sons, 1996
- [14] BURLET, J.; VU, T.D. ; AYCARD, O.: Grid-based Localization and Online Mapping with Moving Object Detection and Tracking / INRIA. 2007 (August). – Forschungsbericht
- [15] CARIO, Gianni; CASAVOLA, Alessandro; FRANZE, Giuseppe ; LUPIA, Marco: Data Fusion Algorithms for Lane Departure Warning Systems. In: *American Control Conference*, 2010, 5344-5349
- [16] CRAMER, Heiko; SCHEUNERT, Ullrich ; WANIELIK, Gerd: A new approach for tracking lanes by fusing image measurements with map data. In: *Intelligent Vehicles Symposium* (2004), S. 607–612
- [17] CREMEAN, L.B.; MURRAY, R.M.: Model-based estimation of Off-Highway Road Geometry using Single-Axis LADAR and Inertial Sensing. In: *International Conference on Robotics and Automation*, IEEE, 2006, 1661–1666
- [18] DANESCU, Radu; NEDEVSCHI, Sergiu: New Results in Stereovision Based Lane Tracking. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2011, 230–235
- [19] DARMS, Michael; KOMAR, Matthias ; LUEKE, Stefan: Map based Road Boundary Estimation. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2010, 609–614
- [20] DICKMANN, E.D.; A., Zapp: A curvature-based scheme for improving road vehicle guidance by computer vision. In: *Mobile Robots*, 1987
- [21] DICKMANN, E.D.; MYSLIWETZ, B.D.: Recursive 3-d road and relative ego-state recognition. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (1992), Nr. 2, S. 199–213
- [22] DIEWALD, Fabian; KLAPPSTEIN, Jens; DICKMANN, Juergen ; DIETMAYER, Klaus: Radarinterferenzbasierte Höhenschätzung von Objekten des Fahrumfeldes. In: *Tagung Sicherheit durch Fahrerassistenz*, 2010
- [23] DIEWALD, Fabian; KLAPPSTEIN, Jens; DICKMANN, Juergen ; DIETMAYER, Klaus: An Adaption of the Lucy-Richardson Deconvolution Algorithm to Noncentral Chi-Square Distributed Data. In: *Machine Vision Applications*, 2011, 389 – 392
- [24] FARDE, Basel; WEIGEL, Hendrik; WANIELIK, Gerd ; TAKAGI, K.: Road Border Recognition Using FIR Images and LIDAR Signal Processing. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2007, 1278–1283

-
- [25] FAUGERAS, Olivier: *Three-dimensional computer vision : a geometric viewpoint*. Third edit. Massachusetts Institute of Technology, 1999. – ISBN 0–262–06158–9
- [26] FAUGERAS, Olivier; LUONG, Quang-Tuan ; PAPADOPOULOU, Théo: *The Geometry of Multiple Images: The Laws That Govern the Formation of Multiple Images of a Scene and Some of Their Applications*. Massachusetts Institute of Technology, 2004. – ISBN 0–262–06220–8
- [27] FISCHLER, Martin A.; BOLLES, Robert C.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In: *Communications of the ACM* 24 (1981), Nr. 6, S. 381–395
- [28] FRANKE, Uwe; LOOSE, H ; KNÖPPEL, C: Lane Recognition on Country Roads. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, 99–104
- [29] GACKSTATTER, Christina; HEINEMANN, Patrick; THOMAS, Sven; ROSENHAHN, Bodo ; KLINKER, Gudrun: Fusion of Clothoid Segments for a More Accurate and Updated Prediction of the Road Geometry. In: *International Conference on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, September 2010, 1691–1696
- [30] GERN, A.; FRANKE, Uwe ; LEVI, P.: Advanced lane recognition-fusing vision and radar. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2000, 45–51
- [31] HIMMELSBACH, M.; MÜLLER, A.; LÜTTEL, T. ; WÜNSCHE, H.-J.: LIDAR-based 3D object perception. In: *International Workshop on Cognition for Technical Systems*, 2008
- [32] HOMM, Florian: *Fahrzeugeigenlokalisierung im Kontext hochautomatisierter Fahrfunktionen*, Technische Universität München, Dissertation, 2012
- [33] HOMM, Florian; KAEMPCHEN, Nico; OTA, Jeff ; BURSCHKA, Darius: Efficient Occupancy Grid Computation on the GPU with Lidar and Radar for Road Boundary Detection. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2010, 1006–1013
- [34] HOSSEINI, A.; DIEWALD, F.; KLAPPSTEIN, J.; DICKMANN, J. ; NEUMANN, H.: Modification of the landweber method based on the conjugate gradient method to restore automotive radar images. In: *Systems, Signals and Image Processing*, 2012, S. 544 – 547
- [35] JÄHNE, Bernd: *Practical handbook on image processing for scientific applications*. CRC Press LLC, 1997. – ISBN 0–8493–8906–2
- [36] JÄHNE, Bernd: *Digitale Bildverarbeitung*. 6. Auflage. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2005
- [37] KAMMEL, S.; PITZER, Benjamin: Lidar-based lane marker detection and mapping. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2008, 1137–1142
- [38] KANATANI, K.; WATANABE, K.: Reconstruction of 3-D road geometry from images for autonomous land vehicles. In: *Transactions on Robotics and Automation* 6 (1990), Nr. 1, S. 127–132

- [39] KIBBEL, Jörg; JUSTUS, Winfried ; FURSTENBERG, Kay: Lane estimation and departure warning using multilayer laserscanner. In: *Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 2005, 607 – 611
- [40] KIRCHNER, A.; HEINRICH, T. T.: Model based detection of road boundaries with a laser scanner. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 1998, S. 93–98
- [41] KLUGE, Karl: Extracting Road Curvature and Orientation From Image Edge Points Without Perceptual Grouping Into Features. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 1994, 109–114
- [42] KLUGE, Karl; THORPE, Charles: Representation and recovery of road geometry in YARF. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 1992, 114–119
- [43] KNOTT, E. F.: Radar Cross Section. In: *Radar Handbook*. McGraw-Hill Professional, 2008
- [44] KODAGODA, K. R. S.; GE, S. S.; WIJESOMA, W. S. ; BALASURIYA, A. P.: IMMP-DAF Approach for Road-Boundary Tracking. In: *Transactions on Vehicular Technology* 56 (2007), Nr. 2, S. 478–486
- [45] KONRAD, Marcus; SZCZOT, Magdalena ; DIETMAYER, Klaus: Road Course Estimation in Occupancy Grids. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2010, 412–417
- [46] KONRAD, Marcus; SZCZOT, Magdalena; SCHÜLE, F. ; DIETMAYER, Klaus: Generic Grid Mapping for Road Course Estimation. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2011, 851–856
- [47] LAKSHMANAN, Sridhar; KALIYAPERUMAL, Kesavarajan ; KLUGE, Karl: Lexpluther: an algorithm for detecting roads and obstacles in radar images. In: *Conference on Intelligent Transportation System*, IEEE, 1997, 415–420
- [48] LANGER, Dirk; JOCHEM, Todd: Fusing radar and vision for detecting, classifying and avoiding roadway obstacles. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 1996, 333–338
- [49] LEVENBERG, K.: A method for the solution of certain problems in least squares. In: *Quart. Applied Math.* 2 (1944), S. 164–168
- [50] LINDNER, Philipp; RICHTER, Eric; WANIELIK, Gerd; TAKAGI, Kiyokazu ; ISOGAI, Akira: Multi-Channel Lidar Processing for Lane Detection and Estimation. In: *International Conference on Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 2009, 202–207
- [51] LOOSE, Heidi; FRANKE, Uwe: B-Spline-Based Road Model for 3D Lane Recognition. In: *Intelligent Transportation Systems*, 2010, 91–98
- [52] LOOSE, Heidi; FRANKE, Uwe ; STILLER, Christoph: Kalman Particle Filter for Lane Recognition on Rural Roads. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2009, 60–65

-
- [53] LUNDQUIST, Christian; HAMMARSTRAND, Lars ; GUSTAFSSON, Fredrik: Road Intensity Based Mapping Using Radar Measurements With a Probability Hypothesis Density Filter. In: *Transactions on Signal Processing* 59 (2010), Nr. 1397–1408
- [54] LUNDQUIST, Christian; ORGUNER, Umut ; GUSTAFSSON, Fredrik: Estimating Polynomial Structures from Radar Data. In: *Information Fusion*, IEEE, 2010
- [55] LUNDQUIST, Christian; ORGUNER, Umut ; GUSTAFSSON, Fredrik: Extended Target Tracking Using Polynomials With Applications to Road-Map Estimation. In: *Transactions on Signal Processing* 59 (2010), S. 15–26
- [56] LUNDQUIST, Christian; ORGUNER, Umut ; SCHÖN, Thomas B.: Tracking Stationary Extended Objects for Road Mapping using Radar Measurements. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2009, 405–410
- [57] LUNDQUIST, Christian; SCHÖN, Thomas B.: Road geometry estimation and vehicle tracking using a single track model. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, Automated control at Linköpings universitet, 2008, 144–149
- [58] MA, B.; LAKSHMANAN, S. ; HERO, A.O.: Detection of Curved Road Edges in Radar Images Via Deformable Templates. In: *International Conference on Image Processing*, IEEE, 1997, 857–860
- [59] MARKOFF, J.: Google Cars Drive Themselves, in Traffic. In: *The New York Times*, 2010
- [60] MARQUARDT, Donald W.: An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters. In: *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics* 11 (1963), S. 431–441
- [61] MATSUSHITA, Yoshiteru; MIURA, Jun: Simultaneous Estimation of Road Region and Ego-Motion with Multiple Road Models. In: *Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, Springer, 2009, 271–288
- [62] MCCALL, J.C.; TRIVEDI, M.M.: Video-Based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation. In: *Transactions on Intelligent Transportation Systems* 7 (2006), S. 20–37
- [63] MEIS, Urban; KLEIN, Wladimir ; WIEDEMANN, Christoph: A New Method for Robust Far-distance Road Course Estimation in Advanced Driver Assistance Systems. In: *Intelligent Transportation Systems*, 2010, 1357–1362
- [64] MEIS, Urban; SCHNEIDER, Robert: Radar image acquisition and interpretation for automotive applications. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2003, 328–332
- [65] MELO, J.; NAFTEL, A.; BERNARDINO, A. ; SANTOS-VICTOR, J.: Detection and Classification of Highway Lanes Using Vehicle Motion Trajectories. In: *Transactions on Intelligent Transportation Systems* 7 (2006), Nr. 2, S. 188–200

- [66] MIYAKE, Yasuyuki; NATSUME, Kazuma ; HOSHINO, Koichi: Road-Shape Recognition Using On-Vehicle Millimeter-wave Radar. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, 75–80
- [67] NIETO, Marcos; SALGADO, Luis; JAUREGUIZAR, Fernando ; ARROSPIDE, Jon: ROBUST MULTIPLE LANE ROAD MODELING BASED ON PERSPECTIVE ANALYSIS. In: *International Conference on Image Processing*, 2008, 2396–2399
- [68] OGAWA, T.; TAKAGI, K.: Lane Recognition Using On-vehicle LIDAR. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2006, 540–545
- [69] PETERSON, Kevin; ZIGLAR, Jason ; RYBSKI, Paul E.: Fast Feature Detection and Stochastic Parameter Estimation of Road Shape using Multiple LIDAR. In: *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, IEEE, 2008, 612–619
- [70] POLYCHRONOPOULOS, Aris; SCHEUNERT, Ullrich ; TANGO, Fabio: Centralized data fusion for obstacle and road borders tracking in a collision warning system. In: *International Conference on Information Fusion* Bd. II, 2004, 760–767
- [71] POMERLEAU, Dean: RALPH: Rapidly adapting lateral position handler. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 1995, 506–511
- [72] REYHER, Alexander von; JOOS, Armin ; WINNER, Hermann: A lidar-based approach for near range lane detection. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2005, 147–152
- [73] SCHARR, H: *Optimale Operatoren in der digitalen Bildverarbeitung*, Ruprecht-Karls-Universität Heidelberg, Dissertation, 2000
- [74] SCHNEIDER, Robert; DIDASCALOU, Dirk ; WIESBECK, Werner: Impact of road surfaces on millimeter-wave propagation. In: *Transactions on Vehicular Technology* 49 (2000), Nr. 4, S. 1314–1320
- [75] SCHÖN, Thomas B.; EIDEHALL, Andreas ; GUSTAFSSON, Fredrik: Lane departure detection for improved road geometry estimation. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2006, 546–551
- [76] SCHÖN, Thomas B.; ROLL, Jacob: Ego-Motion and Indirect Road Geometry Estimation Using Night Vision. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2009, 30–35
- [77] SERFLING, Matthias; SCHWEIGER, Roland ; RITTER, Werner: Road course estimation in a night vision application using a digital map, a camera sensor and a prototypical imaging radar system. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2008, 810–815
- [78] SKOLNIK, M.: An Introduction and Overview of Radar. In: *Radar Handbook*. 3. Auflage. Mcgraw-Hill Professional, 2008
- [79] SMUDA, P.; SCHWEIGER, R.; NEUMANN, H. ; RITTER, W.: Multiple cue data fusion with particle filters for road course detection in vision systems. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2006, 400–405

-
- [80] SPARBERT, Jan; DIETMAYER, Klaus ; STRELLER, Daniel: Lane detection and street type classification using laser range images. In: *Intelligent Transportation Systems*, IEEE, 2001, 454–459
- [81] TAKAGI, K.; MORIKAWA, K. ; OGAWA, T.: Road environment recognition using on-vehicle lidar. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2006, 120–125
- [82] THORPE, C; HEBERT, MH ; KANADE, T: Vision and navigation for the Carnegie-Mellon Navlab. In: *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Machine Intelligence* 10 (1988), Nr. 3, S. 363–373
- [83] THRUN, Sebastian; BURGARD, Wolfram ; FOX, Dieter: *Probabilistic Robotics*. Massachusetts Institute of Technology, 2006. – ISBN 978–0–262–20162–9
- [84] UNGOREN, Ali Y.; PENG, Huei ; TSENG, H.E.: A Study on Lateral Speed Estimation Methods. In: *International Journal Of Vehicle Autonomous Systems* (2004), S. 126 – 144
- [85] VIKARI, Ville; VARPULA, Timo ; KANTANEN, Mikko: Automotive Radar Technology for Detecting Road Conditions. Backscattering Properties of Dry, Wet, and Icy Asphalt. In: *European Radar Conference*, IEEE, 2008, 276–279
- [86] VIKARI, Ville V.; VARPULA, Timo ; KANTANEN, Mikko: Road-Condition Recognition Using 24-GHz Automotive Radar. In: *Transactions on Intelligent Transportation Systems* 10 (2009), Nr. 4, S. 639–648
- [87] VU, Trung-Dung; BURLET, Julien ; AYCARD, Olivier: Grid-based localization and local mapping with moving object detection and tracking. In: *Information Fusion*, 2011, S. 58 – 69
- [88] WANG, C.-C.; THORPE, C.; THRUN, S.; HEBERT, M. ; DURRANT-WHYTE, H.: Simultaneous Localization, Mapping and Moving Object Tracking. In: *The International Journal of Robotics Research* 26 (2007), September, Nr. 9, S. 889–916
- [89] WANG, Chenhao; HU, Zhencheng ; UCHIMURA, Keiichi: A novel lane detection approach fusion by vehicle localization. In: *World Congress on Intelligent Control and Automation*, IEEE, 2011, 1218–1223
- [90] WANG, Yan; BAI, Li ; FAIRHURST, Michael: Robust Road Modeling and Tracking Using Condensation. In: *Intelligent Transportation Systems* 9 (2008), Dezember, Nr. 4, S. 570–579
- [91] WEDEL, Andreas; FRANKE, Uwe; BADINO, Hernan ; CREMERS, Daniel: B-spline modeling of road surfaces for freespace estimation. In: *Intelligent Vehicles Symposium* (2008), Juni, S. 828–833
- [92] WEIGEL, Hendrik; LINDNER, Philipp ; WANIELIK, Gerd: Vehicle Tracking with Lane Assignment by Camera and Lidar Sensor Fusion. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, IEEE, 2009, 513–520

- [93] WEIGEL, Hendrik; WANIELIK, Gerd: Simultaneous Estimation of Vehicle Dynamics and Lane Features for Road Safety Applications. In: *International Conference on Information Fusion*, IEEE, 2009, 1512–1519
- [94] WEISS, T.; SCHIELE, B. ; DIETMAYER, K.: Robust driving path detection in urban and highway scenarios using a laser scanner and online occupancy grids. In: *Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, S. 184 – 189
- [95] WINNER, Hermann; HAKULI, Stephan ; WOLF, Gabriele: *Handbuch Fahrerassistenzsysteme*. Vieweg+Teubner | GWV Fachverlage GmbH, 2009. – ISBN 978-3-8348-0287-3
- [96] XIANG, Zhiyu: An Environmental Perception System to Autonomous Off-Road Navigation by using Multi-sensor Data Fusion. In: *International Conference on Neural Networks and Brain*, IEEE, 2005, 1221–1226
- [97] ZOMOTOR, Z.; FRANKE, U.: Sensor fusion for improved vision based lane recognition and object tracking with range-finders. In: *Conference on Intelligent Transportation System*, IEEE, 1997, 595–600

Liste der Publikationen

Konferenzbeiträge

- [98] DIEWALD, F.; KLAPPSTEIN, J.; SARHOLZ, F.; DICKMANN, J. ; DIETMAYER, K.: Radar-interference-based bridge identification for collision avoidance systems. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 113 –118
- [99] MUNTZINGER, M.M.; AEBERHARD, M.; SCHRODER, F.; SARHOLZ, F. ; DIETMAYER, K.: Tracking in a cluttered environment with out-of-sequence measurements. In: *International Conference on Vehicular Electronics and Safety (ICVES)*, 2009, S. 56 –61
- [100] SARHOLZ, F.; KLAPPSTEIN, J.; DIEWALD, F.; DICKMANN, J. ; RADIG, B.: Evaluation of different quality functions for road course estimation using imaging radar. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 882 –887
- [101] SARHOLZ, F.; MEHNERT, J.; KLAPPSTEIN, J.; DICKMANN, J. ; RADIG, B.: Evaluation of different approaches for road course estimation using imaging radar. In: *International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, 2011, S. 4587 –4592

Patentanmeldungen

- [102] SARHOLZ, Frederik; KLAPPSTEIN, Jens ; MEHNERT, Jens: *Maßnahmen zur robusten Fahrspurschätzung mittels eines Radars*. 2011

Index

- Amplitude, 25
- Antennendiagramm, 25
- AP, 45
- APFL, 45
- Ausreißermaxima, 55
- Ausreißerwinkel, 61

- Corner*-Reflektor, 29

- digitale Karte, 7

- Egofahrzeug, 21
- Einleitung, 1
 - Beispielrechnung, 3
- Experimentelle Ergebnisse, 89

- Fahrschlauch, 2
- Fahrzeugkoordinaten
 - y-Achse, 5, 23
- FBFL, 45
- FMCW-Radar, 25

- Gütefunktion, 5
- getrackte Objekte, 25

- Inliermaxima, 55
- Inlierwinkel, 61

- Kalmanfilter, 72
- Klothoide, 8

- Lidar, 3, 81
 - Messung, 81
- Lidarscan, 81
- ‘neues’ Fahrzeugkoordinatensystem, 75

- Objektverwaltung, 12

- Polynom-RANSAC-Epsilon, 56
- Polynom-RANSAC-Verfahren, 55
- Polynomfit, 58
- Position, 66
- Punkt, 75
- Punktziel, 25

- Radar, 1
- Radarkeule, 25
- Radarrückstreuquerschnitt, 25
- RALPH, 9
- Randbreite, 48
- Randpolynom, 55
- RANSAC-Verfahren, 55
- Rasterkarte, 34
 - der Belegungswahrscheinlichkeiten, 85
 - Rasterkartenaktualisierung, 34
- RMS, 12

- Schätzfehler, 90
- Sichtbereich, 25
- Stand der Technik, 7
- Straßenmodell, 41
- Straßenverlaufsschätzung
 - robust, 3

- Trajektorie, 65
- Trajektorienpolynom, 66

- Verfahren zur Straßenverlaufsschätzung, 45

- Winkel-RANSAC-Verfahren, 61

- Zelle, 26
- zukünftige Trajektorie, 2