

Technische Universität München  
Lehrstuhl für Bildverstehen und Wissensbasierte Systeme

# **Fahrbahnerkennung und -rekonstruktion in der Ebene durch Analyse von Umfeldveränderungen in Folgen von monokularen Grauwertbildern**

Christian Mathias Schmidts

Vollständiger Abdruck der von der Fakultät für Informatik der Technischen Universität München zur Erlangung des akademischen Grads eines

DOKTORS DER NATURWISSENSCHAFTEN

genehmigten Dissertation.

Vorsitzende: Univ.-Prof. Gudrun J. Klinker, Ph.D.

Prüfer der Dissertation:

1. Univ.-Prof. Dr. Bernd Radig (i.R.)
2. Univ.-Prof. Dr. Hans-Joachim Wünsche,  
Universität der Bundeswehr München

Die Dissertation wurde am 27.10.2011 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Informatik am 06.09.2012 angenommen.

# Vorwort

Diese Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Doktorand bei der BMW AG in der Abteilung für kamerabasierte Fahrerassistenz. Mein Dank gilt Herrn Prof. Bernd Radig, der diese Arbeit begleitete und mich mit seiner Erfahrung und konstruktiver Kritik Schritt für Schritt zum Ziel geführt hat. Meinem Betreuer von Seiten BMW, Herrn Tobias Strobel, möchte ich für seine Ratschläge und seine Unterstützung danken. Auch Herrn Dr. Eric Wahl danke ich für seine fachliche Meinung, seine Erfahrungen und viele anregende Diskussionen, welche mir sehr weitergeholfen haben. Ihm, als Initiator, verdanke ich zusammen mit Prof. Radig die Möglichkeit die Arbeit überhaupt durchführen zu dürfen. Mein Dank gilt ebenfalls Herrn Frank Neubacher sowie Herrn Christof Beitz für das Lesen und Korrigieren der Arbeit.

Desweiteren möchte ich mich bei Herrn Andreas Koschar für seine Hilfe bei Versuchen und viele heitere Stunden bedanken, welche das Arbeitsklima sehr angenehm gemacht haben. Mein besonderer Dank gilt Herrn Christian Unger. Er hat mit mir die Zeit, ebenfalls als Doktorand, in derselben Abteilung geteilt und mich über viele tiefgreifende, fachliche Diskussionen hinaus mit seinem Rat unterstützt. Beide Kollegen haben die Arbeit kurzweilig gemacht und sind mir jederzeit hilfreich zur Seite gestanden.

Besonderer Dank gilt meinem Bruder Alexander Schmidts, für fruchtbare fachliche Diskussionen und die Unterstützung bei der Korrektur der Arbeit. Ihm und meinen Eltern danke ich für ihr offenes Ohr und dafür, dass sie mich auch in schwierigen Zeiten immer bestärken und an mich glauben. Von Herzen danke ich meiner Frau Agatha, welche diese Zeit der Promotion am nächsten miterlebte. Sie hat die Höhen miterlebt, mich aus Tiefen gerissen, immer zu mir gehalten und meinen Glauben an mich selbst bestärkt. Ihr und meiner Familie danke ich insbesondere, dass sie mir in der schwierigen Schlussphase, in der ich durch schwere und lange Krankheit gezeichnet war, immerwährend neue Kraft und Zuversicht gegeben haben.

# Kurzbeschreibung

In dieser Arbeit wird untersucht, wie ohne klassische Methoden zur Mustererkennung und Segmentierung eine Extraktion von Fahrbahnen in Echtzeit möglich ist. Die verarbeiteten Bilder stammen dabei aus Kameras in Serienfahrzeugen, welche Folgen von Grauwertbildern liefern. Es wird ein Verfahren gezeigt, welches geeignet ist, selbst bei Fehlen von Farbinformation, wie es beispielsweise bei Nachtfahrten der Fall ist, die Fahrbahn aus den Eingangsbildern zu extrahieren. Die Fahrbahnextraktion erfolgt außerdem ohne Zuhilfenahme weiterer Abtastsysteme oder externer Signale wie GPS, da hier Genauigkeit und Verfügbarkeit nicht ausreichend sind. Der Fokus liegt dabei auf der Bildverarbeitung, da für eine Genauigkeitssteigerung mittels Sensorfusion zunächst die Genauigkeit und Verfügbarkeit der Bildverarbeitung gegeben sein muss. Ein wesentlicher Aspekt bei der Implementierung des Verfahrens ist außerdem die Echtzeitfähigkeit bei gleichzeitig eingeschränkten Ressourcen, da das System in Serienfahrzeugen zum Einsatz kommt. Trotz der rein bildbezogenen Datenverarbeitung ist das entwickelte Verfahren generalisiert anwendbar. Existierende Methoden zur Fahrbahnerkennung erfüllen nicht die Anforderungen an Genauigkeit und Robustheit, welche bei Serienfahrzeugen benötigt werden. Das hier entwickelte Verfahren stützt sich nicht auf einen festen Mustervergleich, so dass unterschiedliche Typen von Fahrbahnen zuverlässig erkannt und in ein Modell überführt werden. Für die weitere Verwendung des so entstehenden Modells wird dessen Anpassung auf eine 3D-Repräsentation berücksichtigt. Im Wesentlichen werden drei Teilalgorithmen entwickelt, welche dann zu einem Gesamtsystem integriert werden. Der erste Teil besteht aus der Schätzung des Fahrbahnverlaufs aus den Bildfolgen. Da nachfolgende Algorithmen auf Merkmalen aufbauen, welche im Wesentlichen auf Intensitäten und Mustern basieren, muss eine Vorverarbeitung stattfinden. Der Grund dafür ist die starke Änderung der Merkmale durch die Einflüsse von Fahrbahnkrümmung und Perspektive. Hierfür wird ein neuartiger Algorithmus vorgestellt, welcher es ermöglicht, eine gesamtheitliche Entzerrung der entnommenen Bildbereiche effizient und fehlertolerant zu berechnen. Es wird gezeigt, wie durch den Einsatz dieses Verfahrens ohne Kenntnis der Fahrbahnbegrenzungen, eine Aussage über den Verlauf der Fahrbahn getroffen werden kann. Basierend auf der Schätzung des Fahrbahnverlaufs extrahiert der zweite Teil generisch Merkmale, welche auf Fahrbahn-ränder hindeuten. Dabei werden selbst fließende Übergänge des Fahrbahnrandes erfasst und zuverlässig erkannt. Neu dabei ist die Unterscheidung von Fahrbahn zur Umgebung anhand der Veränderung desselben Bildbereichs in unterschiedlichen Bildern einer Bildfolge. Im dritten Teil wird ein Algorithmus vorgestellt, welcher durch die Analyse der Merkmalsanordnung zunächst Begrenzungshypothesen erzeugt. Aus den stochastischen Größen zu den gefundenen Begrenzungshypothesen werden mehrere Fahrbahn-hypothesen erzeugt

und verfolgt. Die beste Hypothese stellt dabei das Endprodukt des Gesamtalgorithmus dar. In allen Teilen des Algorithmus werden verschiedene stochastische Zusammenhänge dazu verwendet die Berechnung der Endergebnisse robust und fehlertolerant zu gestalten. Für die Ergebnisse der Fahrbahnverlaufsschätzung und der Schätzung der Fahrbahnbegrenzungen werden jeweils umfangreiche und repräsentative Messungen gezeigt, welche die Güte der Ergebnisse darlegen und Systemgrenzen aufzeigen. Die Arbeit bildet die Grundlage für die Entwicklung und Implementierung weiterer Assistenz- und Sicherheitssysteme und widmet sich der Fahrbahnverlaufserkennung und der Erkennung des befahrbaren Bereiches vor dem Fahrzeug, um die so gewonnenen Ergebnisse anderen Algorithmen zur Verfügung zu stellen.

# Inhaltsverzeichnis

<b>1</b>	<b>Problemstellung der Dissertation</b>	<b>11</b>
1.1	Übergeordnete Zielsetzung und Abgrenzung des Untersuchungsgebietes der Arbeit . . . . .	12
1.2	Eingliederung und Applikation des Systems . . . . .	13
1.3	Herangehensweise und Gliederung des Lösungsweges . . . . .	15
1.3.1	Verwendung des vorgestellten Algorithmus . . . . .	17
1.3.2	Lichtverteilungsmessung . . . . .	19
1.3.3	Einschränkung des Messbereichs durch die Fahrbahnerkennung . . .	19
1.4	Publizierte Methoden . . . . .	20
1.4.1	Methoden zur Erkennung des befahrbaren Bereichs . . . . .	20
1.4.2	Allgemeine Methoden zur 3D-Rekonstruktion von Oberflächen . . .	21
1.4.3	Defizite der existierenden Methoden in Bezug auf die Problemstellung	23
1.5	Beitrag dieser Arbeit . . . . .	24
<b>2</b>	<b>Systembeschreibung</b>	<b>26</b>
2.1	Fahrzeugsysteme und Fahrzeugmodell . . . . .	26
2.2	Beschreibung der verwendeten Kamerasysteme . . . . .	27
<b>3</b>	<b>Entwicklung des Gesamtalgorithmus</b>	<b>29</b>
3.1	Systemanforderungen . . . . .	29
3.2	Vorgehen zur Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen . . . . .	32
<b>4</b>	<b>Aufbau des Abtastvorgangs</b>	<b>33</b>
4.1	Positionierung der Messlinien . . . . .	33
4.2	Eigenschaften der Messlinien . . . . .	35
<b>5</b>	<b>Erkennung des Fahrbahnverlaufes</b>	<b>37</b>
5.1	Signalaufbereitung . . . . .	40
5.2	Lösungsversuch durch Dynamic Time Warping . . . . .	42
5.3	Lösung durch den Block-Sorting Algorithmus . . . . .	47
5.4	Probabilistische Schätzung zur Erkennung des Fahrbahnverlaufes . . . . .	51
5.4.1	Zuordnung und Akkumulation der Proportionswerte einer Messzeile	52
5.4.2	Berechnung der Konfidenz für die Proportionen einer Messzeile . . .	55
5.4.3	Statistische Erweiterung der Messzeilenwerte durch Werteverteilungen umgebender Messzeilen . . . . .	57

5.5	Ergebnisse aus der Schätzung des Fahrbahnverlaufes . . . . .	62
5.5.1	Konfidenz und Messweite . . . . .	63
5.5.2	Angleichen der Messlinienverteilung . . . . .	65
5.5.3	Grundlagen zur Transformation der Muster für die Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen . . . . .	66
5.6	Leistungsbemessung der Erkennung des Fahrbahnverlaufs . . . . .	68
5.6.1	Vorgehen bei der Leistungsbemessung . . . . .	68
5.6.2	Ergebnisse . . . . .	69
<b>6</b>	<b>Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen</b>	<b>76</b>
6.1	Algorithmus zur Merkmalsuche für Fahrbahnbegrenzungen . . . . .	76
6.1.1	Auswahl der verwendeten Bildbereiche . . . . .	76
6.1.2	Kriterien für die Generierung von Merkmalen . . . . .	78
6.1.3	Musterabgleich für die Merkmalsgenerierung . . . . .	79
6.1.4	Entzerrung der Muster . . . . .	79
6.1.5	Pixelbasierte Differenzwertbildung und Akkumulation . . . . .	81
6.1.6	Merkmalsgenerierung aus Differenzwerten . . . . .	82
6.2	Informationsvererbung und Merkmalsgenerierung . . . . .	83
6.2.1	Informationsvererbung über die Messzeilen hinweg . . . . .	83
6.2.2	Merkmalsgenerierung aus den gewonnenen Intensitätswerten . . . .	84
6.3	Merkmalsclustering und -filterung . . . . .	86
6.4	Generieren der Objekte zur Bildung von Fahrbahnhypothesen . . . . .	87
6.4.1	Erstellung der Fußpunkte für Begrenzungshypothesen . . . . .	88
6.4.2	Extraktion von Begrenzungshypothesen . . . . .	91
6.4.3	Bilden und auswählen von Fahrbahnhypothesen . . . . .	97
6.5	Leistungsbemessung der Erkennung der Fahrbahnränder . . . . .	100
6.5.1	Vorgehen bei der Leistungsbemessung . . . . .	101
6.5.2	Ergebnisse . . . . .	101
<b>7</b>	<b>Zusammenfassung</b>	<b>108</b>
<b>8</b>	<b>Ausblick</b>	<b>111</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>112</b>

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Objekte, die am Rand der Fahrbahn positioniert sind, stellen Übergänge zwischen Fahrbahn und Umgebung dar, welche in ihrer Form stark von linienförmigen Fahrbahnrandern abweichen. Ein Beispiel hierfür sind die Sockel der Pylonen, welche sich in der dargestellten Szene befinden. . . . .	17
1.2	Die Abbildung zeigt den gemessenen Beleuchtungsverlauf entlang einer Linie, welche sich zentriert zum Fahrzeug in Fahrtrichtung erstreckt. . . . .	18
1.3	Die Abbildung zeigt eine problematische Szene, welche durch Sonneneinstrahlung verursacht wird. Nah- und Fernbereich auf der Fahrbahn unterscheiden sich hier in ihrem Aussehen deutlich voneinander. . . . .	24
2.1	Die Abbildung zeigt das verwendete Koordinatensystem. Sämtliche Bewegungen und Positionen werden relativ vom Fahrzeugursprung in der Mitte der Vorderachse gemessen. . . . .	27
2.2	Der Verbauort im Fahrzeug ist in dieser Abbildung anhand von CAD-Grafiken dargestellt. . . . .	28
3.1	Der Ablauf des Gesamtalgorithmus in Kurzform. . . . .	30
4.1	Der Graph für die Aufteilung zeigt die Position der Messzeilen, welche sich im Nahbereich annähernd linear verhält. . . . .	34
4.2	Differenzbildung zwischen zwei Messfenstern mit Fensterhöhe von 5 Pixeln. . . . .	36
5.1	Berechnung des Fahrbahnverlaufs über ein Bild. . . . .	38
5.2	Schema für den Signalabgleich zur Berechnung der Verhältnisse zwischen den Signalteilen zweier Messzeilen . . . . .	39
5.3	Die Abbildung zeigt eine synthetische Szene, welche die Musterauswahl zum Abgleich verdeutlicht. . . . .	41
5.4	Die Rohwerte der einzelnen Pixel sind rot dargestellt. Die aufbereiteten Werte, welche die für die Applikation angepasste Transformationsfunktion durchlaufen haben, sind in Grün dargestellt. Deutlich zu erkennen ist, dass die aufbereiteten Werte tiefpassgefiltert sind. . . . .	42
5.5	Schematische Darstellung des DTW-Algorithmus. In dem dazugehörigen SMI sind die Werte der Kostenmatrix umso heller dargestellt, je größer das errechnete Kostenmaß ist. . . . .	43

5.6	SMI zu einem abgeänderten DTW mit Festlegung auf einen Verzerrungspfad, welcher auf der Kombination zweier Strecken basiert. Der entsprechende Pfad ist hier rot dargestellt. . . . .	44
5.7	Die Signale sind hier übereinander aufgetragen, wobei sich oben das Referenzsignal und darunter das Vergleichssignal befindet. In a) ist die Zuordnung der jeweiligen Wertepaare durch verbindende Linien dargestellt. In b) wird aus der Häufigkeit der Abweichungen in der t-Achse das Verhältnis der jeweiligen Seite zur Signalmitte abgeleitet. Resultat ist, dass beide Seiten einer Stauchung unterzogen sind. . . . .	45
5.8	In a) zu sehen sind zwei identische Signale. Hier erzeugt das DTW eine eins-zu-eins Zuordnung wie in b). In c) wird die Amplitude an einem Signalabschnitt geändert, wodurch in d) durch das DTW zwei Singularitäten erzeugt werden, da die Amplitudenänderung hier durch eine Zeitverschiebung kompensiert wird. (Illustration in Anlehnung an [KP01]) . . . . .	46
5.9	Ein Signalpaar, das die Signalaufbereitung durchlaufen hat. a) stellt hier das Vergleichssignal und b) das Referenzsignal dar. Über dem jeweiligen Graphen befindet sich der Bildausschnitt, auf dem die zugehörige Messzeile liegt. . . . .	48
5.10	Zwei Signale, die seitenweise nach der Amplitude ihrer Werte sortiert sind.	49
5.11	Das in Abbildung 5.10 dargestellte Signalpaar ist blockweise sortiert. Dabei wird anhand der Indextabelle, in welcher die Indizes mitgeführt werden, die ursprüngliche Ordnung der Werte in der Signalseite wiederhergestellt. . . .	50
5.12	Die Abbildung zeigt schematisch das intuitive Vorgehen beim Signalabgleich.	50
5.13	Schematische Darstellung der Aufteilung der Partitionen auf die linke und rechte Seite einer Messzeile. . . . .	53
5.14	Die Darstellung zeigt die Wirkweise der verschiedenen Gewichtungen, welche die Verteilung der Proportionen beeinflussen. . . . .	59
5.15	Verteilungen der Proportionen einer Messzeile. . . . .	62
5.16	Einzelbild der Szene einer Nachtfahrt, in der eine lokale Überbelichtung auftritt. . . . .	64
5.17	Eine Verjüngung der Fahrbahn durch ein geparktes Fahrzeug. . . . .	66
5.18	Die Abbildung zeigt in idealisierter Darstellung verschiedene Formen des Fahrbahnverlaufs in unterschiedlichen Situationen wie sie auch bereits in anderen Arbeiten gezeigt wurden. a) stellt den Verlauf im normalen Fahrzustand ohne Nicken auf gerader Strecke dar. b) und c) zeigen den Fahrbahnverlauf im Falle von Kurven. d) zeigt den Verlauf im Falle eines Nickwinkels, wie er beispielsweise durch starkes Beschleunigen des Fahrzeugs entsteht. e) zeigt den Fahrbahnverlauf bei einem Nicken des Fahrzeuges, wie es beispielsweise durch starkes Bremsen entsteht. Die Fälle in d) und e) können dabei ebenfalls durch Bodenwellen auftreten. In f) ist ein Verlauf für das Bild einer Wanne, während g) den Verlauf für eine Kuppe vor dem Fahrzeug zeigt. In h) ist der Verlauf für eine Verengung der Fahrbahn zu sehen. i) zeigt den Fahrbahnverlauf für die Aufweitung einer Fahrbahn. . . . .	67



5.19	Das Diagramm zeigt die Auswertung der Proportionen für eine Szene mit hoher Lenkdynamik. . . . .	69
5.20	In Bild 224 ist die minimale Abweichung der Szene zum Test auf das Ansprechverhalten des Algorithmus zur Bestimmung des Fahrbahnverlaufes zu sehen. . . . .	70
5.21	Das Bild 350 zeigt ebenfalls für die Szene zum Test des Ansprechverhaltens die maximale Abweichung. . . . .	70
5.22	Im Diagramm ist die Auswertung für einen Stabilitätstest der Verlaufshypothese bei vorausfahrendem Fahrzeug und Gegenverkehr dargestellt. . . .	71
5.23	In Bild 270 ist ein Messfehler der rechten Verlaufsschätzung erkennbar. Verursacht wird dieser durch ein vorausfahrendes Fahrzeug. . . . .	72
5.24	Das Bild 260 zeigt einen beidseitigen Messfehler. Zum Fehler, welcher durch das vorausfahrende Fahrzeug erzeugt wird, kommt der Fehler, welcher durch ein entgegenkommendes Fahrzeug verursacht wird, hinzu. . . . .	72
5.25	Im Bild 157 der Kurve entsteht die maximale Abweichung des Verlaufes vom tatsächlichen Verlauf. . . . .	73
5.26	Im Diagramm sind die Abweichungen der Proportionen für die Szene mit der schnellen Kurvenfahrt zu sehen. . . . .	73
5.27	Das Diagramm zeigt die Abweichungen der Proportionen für eine Szene innerhalb einer Ortschaft mit mehreren, teils fahrenden, teils abgestellten Fahrzeugen. . . . .	74
5.28	Im Bild 337 ist die Situation zu sehen, welche zur maximalen Abweichung der Verlaufshypothese im Ortschaftsszenario führt. . . . .	75
6.1	In der Abbildung sind die Fensterbereiche zum Musterabgleich in einem Bild in Rot dargestellt. Die ausgewählten Bereiche fußen jeweils auf einer Messzeile und passen sich in ihrer horizontalen Ausdehnung der Verlaufshypothese an. Um den Abgleich zwischen mehreren Fensterbereichen durchzuführen, werden diese dann wieder auf die volle Bildbreite gestreckt. . . . .	77
6.2	Es werden die Schritte zur vorbereitenden Entzerrung der relevanten Teile des Eingangsbildes gezeigt. Die Entzerrung ist hier beispielhaft auf die gesamte Fahrbahn angewendet, findet aber im Algorithmus nur für die ausgewählten Muster statt. In a) ist der gewählte Bereich der Fahrbahn im Ursprungszustand zu sehen. b) zeigt den gleichen Bereich nach der perspektivischen Entzerrung (der Bereich ist zur besseren Veranschaulichung skaliert). c) zeigt zusätzlich zur Entzerrung der Perspektive die Entzerrung anhand des geschätzten Kurvenverlaufes. . . . .	80
6.3	Die Illustration zeigt die Auswahl der $N_F$ größten Intensitäten zur Generierung von Merkmalen. . . . .	85
6.4	Einteilung der gefundenen Merkmale in fünf Cluster nach Intensität. . . . .	87
6.5	Die Illustration zeigt schematisch den logischen Zusammenhang zwischen den einzelnen Objekten im gesamten Algorithmus auf. . . . .	88

6.6	Das Schema zeigt die Berechnung des Verteilungshistogramms anhand des Durchflusses von Merkmalen und deren Intensität. Diejenigen Merkmale, welche zu einer Begrenzung gehören, sind hierbei farblich hervorgehoben und besitzen eine durchschnittlich höhere Intensität. . . . .	90
6.7	In der Abbildung sind die Fußpunkte als breite Linien mit den dünn gezeichneten, zugehörigen Parabeln dargestellt. . . . .	92
6.8	Gezeigt wird die Visualisierung des angepassten RANSAC-Algorithmus und des Curve-Fittings. . . . .	94
6.9	Die Illustration zeigt eine schematische Darstellung der gefundenen Parabeln und der Fuß- und Ankerpunkte sowie Merkmale und Schnittpunkte. . . . .	96
6.10	Schematische Darstellung zur Verschiebung der Fuß- und Ankerpunkte. . . . .	98
6.11	Die Illustration zeigt einige Parameter für das Bilden von Fahrbahnhypothesen aus gefundenen Begrenzungshypothesen auf. Dabei wird auf unterschiedliche Kombinationen mehrerer Begrenzungen eingegangen, um das Optimum zu finden. Wesentlich hierfür ist neben der Kombinatorik und der Einhaltung der Breitenbedingungen die Intensität der Hypothesen. . . . .	100
6.12	Das Diagramm zeigt den Mittelwert und die Standardabweichung der Differenz, der gefundenen zu den realen Fahrbahnrandern, für eine Versuchsszene mit hoher Lenkdynamik. . . . .	102
6.13	Das Bild 327 zeigt den Sprung der rechten Begrenzungshypothese auf eine statistisch besser geeignete, aber falsche Hypothese. . . . .	103
6.14	In diesem Bild ist die minimale Abweichung der Szene, zum Test auf das Ansprechverhalten des Algorithmus, zur Bestimmung des Fahrbahnverlaufes zu sehen. . . . .	104
6.15	Im Diagramm werden Mittelwert und Standardabweichung, für die Summe der Abweichungen der Baustellenszene, dargestellt. . . . .	104
6.16	In Bild 1018 springt die rechte Hypothese auf den Fahrbahnrand hinter der Baustelle. . . . .	105
6.17	In diesem Diagramm ist die Auswirkung einer starken Abweichung der Verlaufshypothese zu sehen. . . . .	105
6.18	Das Bild 181 der Kurvenszene zeigt die Auswirkungen der Abweichung der Verlaufshypothese auf die Fahrbahnhypothese. . . . .	106
6.19	Das Diagramm zeigt die Abweichungen der Begrenzungshypothesen im Ortschaftsszenario. . . . .	107
6.20	In Bild 337 ist der Übergang auf die engere Fahrbahnhypothese zu sehen, welche durch den abgestellten LKW auf der rechten Seite verursacht wird. . . . .	107
7.1	Schematische Darstellung des gesamten Algorithmus, zerlegt in aufeinanderfolgende Teilalgorithmen. . . . .	108

# 1 Problemstellung der Dissertation

Wie die Entwicklung der letzten Jahre zeigt, ist es bereits möglich, autonome Fahrzeuge zu entwickeln, welche eigenständig lange Strecken selbst in unwegsamem Terrain erfolgreich bewältigen können. Dies beweisen Fahrzeuge wie VaMP, MuCAR-3 <sup>1</sup> oder die Teilnehmer der DARPA Grand Challenge und der DARPA Urban Challenge. Jedoch werden einige Herausforderungen, welche das autonome Fahren stellt, nur durch Verwendung einer Vielzahl von Sensoren bewältigt. Aktuelle Systeme in Fahrzeugen zur Erkennung von Fahrbahnen, welche sich auf die Verarbeitung von Bilddaten stützen, setzen zumeist auf einer Mustererkennung auf. Oftmals werden spezifische Merkmale wie Fahrbahnmarkierungen herangezogen, um die Fahrbahn aus den Eingangsbildern zu extrahieren. Andere Verfahren, welche nicht zwingend auf Markierungen angewiesen sind, nutzen Algorithmen zur Segmentierung, um den befahrbaren Bereich zu ermitteln. Die vorliegende Arbeit befasst sich mit dem Problem der Extraktion von Fahrbahnen, wobei markierte wie auch unmarkierte Straßen erfolgreich erkannt werden. Dies geschieht ausschließlich durch die Verarbeitung von Folgen von Grauwertbildern. Das liegt darin begründet, dass das System auch bei Nachtfahrten verwendet wird, wobei die Farbkanäle dabei kaum zusätzliche Informationen liefern. Die Plattform zum Einsatz des Algorithmus stellen dabei mit Kameras bestückte Serienfahrzeuge dar, wie sie bereits heute im Straßenverkehr zu finden sind. Aus der verwendeten Plattform entspringt außerdem die Anforderung nach Verarbeitung der Bildsequenzen in Echtzeit, wobei nur eingeschränkte Rechenkapazität zur Verfügung steht. Auch stehen nur wenige Sensoren zur Verfügung, welche sich auf Fahrzeuginterne Quellen stützen. So ist beispielsweise das GPS-System und auch das Kartenmaterial nicht durchgehend ausreichend genau und verfügbar, um direkt eine Ableitung für die Fahrbahn-erkennung zu treffen. Vielmehr können diese Sensoren in weiter aufbauenden Arbeiten für eine Sensorfusion genutzt werden. Der primäre Fokus dieser Arbeit hingegen liegt in der rein bildbasierten Fahrbahn-erkennung, welche als Grundlage für weitere Systeme genutzt werden kann.

Die folgenden Abschnitte geben eine kurze Einführung in die Problemstellung. Zunächst wird auf die Zielsetzung der Arbeit eingegangen und das Untersuchungsgebiet beschrieben und abgegrenzt. Anschließend daran werden die einzelnen Teilprobleme erläutert und ein Überblick über bereits existierende Lösungsmethoden für ähnliche Probleme gegeben. Schließlich wird der besondere Beitrag der Arbeit zur Lösung des Problems, des Findens

---

<sup>1</sup>Kognitive Fahrzeuge der UniBwM: Von VaMoRs zu MuCAR-3  
Univ.-Prof. Dr.-Ing. H.-J. Wünsche, M. Sc.  
Institut für Technik Autonomer Systeme der Universität der Bundeswehr München

von Fahrbahnen in Folgen von Grauwertbildern, herausgestellt.

## 1.1 Übergeordnete Zielsetzung und Abgrenzung des Untersuchungsgebietes der Arbeit

Durch diese Arbeit wird eine neue Funktion im Bereich der kamerabasierten Fahrerassistenz entwickelt, wobei neben der Implementierung und Integration eine Evaluierung und Bewertung des entwickelten Systems stattfindet. Dabei stützt sich das System rein auf die eingehenden Bilddaten und nimmt lediglich die Odometriedaten des Fahrzeuges zu Hilfe. Wesentlich hierbei ist die Anforderung an die Echtzeitfähigkeit des Gesamtalgorithmus. Dies bedeutet, dass die aktualisierte Fahrbahnhypothese mit einer so hohen Frequenz zur Verfügung gestellt werden muss, dass Eingriffe in die Fahrsituation oder Hinweise an den Fahrer rechtzeitig ausgelöst werden können. Zu diesem Zweck müssen die entwickelten Algorithmen dahingehend optimiert werden, eine möglichst geringe Laufzeit bei gleichzeitig hoher Verfügbarkeit und Genauigkeit zu besitzen. Die Verfahren werden durch gezielte Analyse der benötigten Abläufe durch Methoden der Informatik optimiert, um dieser Anforderung gerecht werden zu können.

Im Speziellen wird untersucht, wie mit Hilfe von generischer Merkmalsbildung die Begrenzungen von Fahrbahnen in Folgen von Grauwertbildern gefunden werden können. Die ausschließliche Verarbeitung von Grauwertbildern stellt dabei eine wesentliche Herausforderung dar. So müssen Verfahren entwickelt werden, die auch bei fehlender Farbinformation zuverlässig arbeiten, was eine besondere Herausforderung für alle bildbasierten Erkennungsverfahren darstellt. Diese Voraussetzungen und auch die Forderung nach einem generalisiert anwendbaren Verfahren fordern einen generischen Ansatz. Auch der letztere Aspekt ist hierfür ausschlaggebend, da bei Nachtfahrten ohnehin sehr wenige Farbinformationen und nur eine schwache Texturierung vorhanden sind, das Verfahren aber trotzdem zuverlässig funktionieren soll. Um dies zu gewährleisten werden neue Algorithmen geschaffen, welche auch ohne Segmentierung oder Musterabgleich auskommen. Für das Finden der Begrenzungen wird die gemessene Intensität der Merkmale sowie deren Anordnung mit Hilfe von stochastischen Mitteln ausgewertet. Diese Auswertung erfolgt über mehrere Eingangsbilder hinweg und führt zur Generierung mehrerer Fahrbahnrandhypothesen, welche schließlich zu einer Fahrbahnhypothese verschmolzen werden. Ein wichtiger Aspekt dabei ist, die Bemessung der Leistungsfähigkeit in Hinsicht auf die Genauigkeit und eine fortwährende Bemessung der Güte der Ergebnisse. Das bedeutet, dass bereits während der Berechnung ein Vertrauensmaß für die Resultate erzeugt werden muss, um nachfolgenden Algorithmen Aufschluss über die Zuverlässigkeit der Lösung zu geben. Somit wird sichergestellt, dass das Verhalten des Gesamtsystems in jedem Fall den Vorgaben entspricht, da ein nicht spezifiziertes Verhalten zur Irritierung oder Gefährdung des Anwenders führen kann. Aus diesem Grund wird für die Zwischenschritte des Gesamtalgorithmus eine stochastische Bewertung aus den verarbeiteten Daten gewonnen, welche das Konfidenzmaß darstellt.

Aus diesen Ansprüchen abgeleitet stellt sich speziell die Anforderung an eine hohe Generalität des Verfahrens, welche es ermöglicht es, in einem sehr heterogen gestalteten Umfeld anzuwenden. Daraus entsteht die mitunter größte Herausforderung für diese Arbeit, da keine spezialisierte Abarbeitung anhand eindeutiger Merkmale im Bild erfolgen kann. Der Algorithmus generiert demzufolge eine statistische Schätzung der Position der Fahrbahn­ränder in den Eingangsbildern. Neben dem Vertrauensmaß wird hierbei das Endergebnis immer aus einer Statistik über die Wahrscheinlichkeiten verschiedener Hypothesen generiert. Das bedeutet gleichzeitig, dass immer verschiedene Hypothesen über den Untersuchungszeitraum hinweg mitgeführt werden müssen, da sich deren Relevanz über die Zeit hinweg verändern kann.

## 1.2 Eingliederung und Applikation des Systems

Das Anwendungsgebiet des in der Dissertation entwickelten Algorithmus erstreckt sich hauptsächlich auf Straßenfahrzeuge mit integrierten Kameras. Es handelt sich hierbei um Fahrzeuge mit bildverarbeitenden Systemen, welche es ermöglichen, dem Fahrer und den integrierten Fahrzeugfunktionen spezifische Informationen über die Umgebung des Fahrzeuges zu vermitteln. Das übergeordnete Themengebiet ist hierbei die Fahrerinformation und -assistenz. Um dem Leser ein besseres Verständnis für die Anwendung und Zielsetzung der Arbeit zu geben, werden nun einige Applikationen erläutert, welche durch das Ergebnis dieser Arbeit unterstützt werden.

Das spezielle Teilgebiet, in das die Dissertation eingeordnet ist, befasst sich mit der Erkennung der Fahrbahn vor dem Fahrzeug. Es werden Funktionen entworfen und implementiert, welche es darauf aufbauenden Systemen ermöglichen, eine Regelung anhand der gewonnenen Daten über Lage und Position der Fahrbahn­ränder durchzuführen. Somit ist es beispielsweise möglich, eine Optimierung der Lichtverteilung durch die Fahrzeugscheinwerfer umzusetzen, damit dem Fahrer und weiteren Fahrzeugsystemen eine optimale Beleuchtung relevanter Teile der Umgebung zur Verfügung gestellt wird. Eine optimale Beleuchtung bedeutet hierbei, dass bestimmte Ausschnitte des Sichtfeldes der Kamera so hervorgehoben werden, dass in ihnen der Kontrast für das jeweilige verarbeitende System angepasst ist. Weitere mögliche Applikationen sind:

- erweiterte Spurhalteassistenz
- prädiktive Sicherheitssysteme
- Fahrdynamikprädiktion
- Augmented Navigation und Kartierung
- vorausschauende Lichtregulierung

Eine naheliegende Applikation des Algorithmus zur Fahrbahnsuche ohne Spurmarkierungen ist die erweiterte Spurhalteassistenz. Aktuelle Systeme stützen sich auf die Erkennung von Fahrbahnmarkierungen, um dem Fahrer einen Hinweis beim unbeabsichtigten Über-

fahren der Markierung zu geben, oder geeignete Maßnahmen wie mäßiges Gegenlenken zu ergreifen [MWKS04]. Ein Nachteil ist allerdings, dass diese Systeme nur bei vorhandenen Markierungen funktionieren und bei Straßen ohne Fahrbahnmarkierungen versagen [HMA<sup>+</sup>07],[MT06]. Da in dieser Arbeit genau das Problem des Fehlens von Markierungen behoben wird, können vorhandene Spurhaltesysteme angepasst und erweitert werden.

Weitere Anwendungen, welche durch den hier entwickelten Algorithmus verbessert werden können, sind prädiktive Sicherheitssysteme. Hierbei gilt es Gefährdungen von Verkehrsteilnehmern durch das Fahrzeug zu vermeiden und Kollisionen zwischen dem Fahrzeug und umliegenden Objekten zu verhindern. Dabei ist die Information über den Fahrbahnverlauf wertvoll, um über die Relevanz von Objekten entscheiden zu können. Ausschlaggebend ist dabei die Position und Bewegung der Objekte und des Fahrzeuges, wobei eine Differenzierung der Position anhand der Fahrzeugtrajektorie und des Fahrbahnverlaufes erfolgen muss, um Falschwarnungen auszuschließen. In aktuellen Systemen werden beispielsweise Warnhinweise ausgegeben, wenn sich Personen nahe der augenblicklich berechneten Fahrzeugtrajektorie befinden. Allerdings muss dies nicht immer zwingend eine reale Gefahr bedeuten, da sich die Personen auch neben der Fahrbahn befinden können. Nähert sich dann die berechnete Trajektorie der Position der Personen abseits der Fahrbahn, wie es beispielsweise in Kurven der Fall ist, so wird eine Fehlwarnung erzeugt. Wenn diese Sicherheitssysteme zu einem Stadium ausgebaut werden sollen, in dem das Fahrzeug ein eigenständiges Brems- oder Ausweichmanöver durchführt, so ist es zwingend notwendig, die Position der Fahrbahnränder zu kennen. Wird diese Eingangsgröße vernachlässigt, so können durch unnötiges Einleiten von Gegenmaßnahmen Insassen und andere Verkehrsteilnehmer gefährdet werden. Des weiteren muss auch bei unterschiedlich gestalteten Umgebungen stets eine Aussage über die Güte der gemachten Schätzungen zur Verfügung stehen, um die Sicherheit für Fahrer und andere Personen zu gewährleisten. Die vorliegende Arbeit zeigt auf, wie eine Schätzung des Fahrbahnverlaufes und der Fahrbahnränder selbst bei fließenden Übergängen zwischen Fahrbahn und Umgebung möglich ist. Bei der dort vorgenommenen Schätzung wird gleichzeitig die Güte der Ergebnisse anhand von statistischen Verteilungen der gemessenen Eingangsgrößen berechnet.

Die Fahrdynamikprädiktion befasst sich mit der vorausschauenden Schätzung der Fahrzeugbewegung. Hierfür sind neben den fahrzeugeigenen Parametern wie Gewicht, Abmessungen und anderen physikalischen Kennzahlen die Beschaffenheit des Fahrzeugumfeldes, allen voran die der Fahrbahn, von Bedeutung. Wichtig hierbei sind noch vor den Eigenschaften der Fahrbahnoberfläche die Position und der Verlauf der Fahrbahn selbst. Mangels eindeutiger Kenntnis der Fahrerabsicht kann nur durch das Wissen über Geschwindigkeit und Lenkwinkel, sowie der Position und des Verlaufs der Fahrbahn, eine effektive Voraussage des Fahrverhaltens getroffen werden. Sind diese Eigenschaften bekannt, so können die Fahrzeugsysteme so angepasst werden, dass das Fahrzeug auf die kommende Situation vorbereitet wird und somit ein optimales Ansprechen des Fahrzeuges gewährleistet ist. Darüber hinaus verhindert eine Fahrdynamikprädiktion in Verbindung mit prädiktiven Sicherheitssystemen, dass das Fahrzeug ungewollt die Fahrbahn verlässt.

Augmented Navigation bedeutet das Verschmelzen von zusätzlichen Informationen der Umgebung mit den Positionsdaten herkömmlicher Navigationssysteme [HWU07]. Von besonderem Interesse sind hierbei aktuelle Umgebungsinformationen, welche nicht in festen Datenbeständen gespeichert sind und wieder abgerufen werden können. Beispiele für solche dynamische Objekte sind Fahrzeuge, temporäre Änderungen der Fahrbahn wie Baustellen und Signale zur Regelung des Verkehrs, wie Ampeln und Schilder. Für das Erfassen der Umgebung eignet sich hier ein Kamerasystem besonders gut, da es möglich ist, mehrere Funktionen auf ein und demselben Sensor zu integrieren. So existieren bereits kamerabasierte Systeme zur Erkennung von Fahrzeugen [ST10], Fahrbahnmarkierungen [MMSM<sup>+</sup>09] und Verkehrszeichen [KMB<sup>+</sup>10]. Wichtig für die Navigationsaufgabe ist insbesondere die Fahrbahn. So kann beispielsweise die Spurinformatio n der aktuell erkannten Fahrbahn genutzt werden, um dem Fahrer erweiterte Spurwechselanweisungen zu geben. Der hier entwickelte Algorithmus ermöglicht eine relative Positionsschätzung des Fahrzeuges zur Fahrbahn, da die Lage und die Form der Fahrbahnbegrenzungen relativ zum Fahrzeug, ermittelt werden. Für erweiterte Navigationsanweisungen wird dann eine Überlappung des aktuellen Kamerabildes mit den Anweisungen zum Wechsel der Fahrspur und den erkannten Fahrbahnrändern verschmolzen, um dem Fahrer die richtige Fahrspur mitzuteilen. Der entwickelte Algorithmus zur Fahrbahnerkennung kann außerdem dabei unterstützen die gespeicherten Daten durch aktuelle gewonnene zu ersetzen oder diese zu erweitern. Wird beispielsweise ein bislang unbekannter Straßenabschnitt befahren, so kann dieser in den Navigationsdaten abgespeichert werden. Wird dabei ein zentrales System zur Speicherung der Daten verwendet, so ist es möglich, nach einer Plausibilitätsprüfung die Datenbestände zu aktualisieren und an angeschlossene Fahrzeuge zu verteilen.

Ein weiteres interessantes Feld der Applikation ist die Nutzung der gewonnenen Information zur Regulierung der Lichtverteilung vor dem Fahrzeug. Hierbei erfolgt durch die gemessene Straßengeometrie eine Anpassung der Fahrzeugscheinwerfer so, dass eine möglichst optimale Ausleuchtung der relevanten Teile der Umgebung gewährleistet wird. Besonders in Hinsicht auf Kurvenbereiche, sowie Kuppen und Senken ist diese Applikation interessant, da sie zur Steigerung des Komforts und der Sicherheit beiträgt. Gleichzeitig gelten hierbei besonders hohe Ansprüche an Genauigkeit und Verlässlichkeit des Systems zur Bestimmung der Straßengeometrie.

### 1.3 Herangehensweise und Gliederung des Lösungsweges

Für das Erarbeiten eines Lösungsweges wird die Auswertung mehrerer Stunden Videomaterial von unterschiedlichen Fahrten herangezogen, um eine Aussage über Herausforderungen bei der Verarbeitung der Bilddaten treffen zu können. Das Szenenset spiegelt unterschiedliche Situationen wieder, welche im Großteil speziell durch Algorithmen zum Finden von Spurmarkierung nicht abgedeckt werden. Dennoch werden einige Szenen mit Spurmarkie-

rungen untersucht, um den Algorithmus darauf anzupassen, auch bei vorhandenen Markierungen die Fahrbahn zu erkennen. Somit wird analysiert, welche Gemeinsamkeiten und Unterschiede der Problematik der Fahrbahnerkennung mit und ohne Markierungen existieren. Als Hauptgesichtspunkt stellt sich dabei heraus, dass Fahrbahnerkennungen welche auf Spurmarkierungen basieren, diese sehr einfach aus den Eingangsbildern extrahieren können. Hierbei finden oft Kantendetektoren Anwendung, welche die Linien im Bild extrahieren, um dann ein Modell auf die gefundenen Linien anzugleichen. Sind die Markierungen nicht vorhanden, so reicht der Übergang zwischen Fahrbahn und Umgebung in vielen Fällen nicht aus, um diesen durch Kantendetektoren zu identifizieren. Durch das Fehlen von starken Intensitätsübergängen am Fahrbahnrand in einigen Szenen wird ersichtlich, dass Kantendetektoren im Allgemeinen nicht ausreichen, um Merkmale für fließende Übergänge von Fahrbahn zu Umgebung zu erzeugen. Zum anderen ist festzustellen, dass ein Modell für die Fahrbahn generiert werden muss, welches auf dünn verteilten Merkmalen aufsetzt. Der Grund dafür ist, dass anders als bei Kantendetektoren, keine zusammenhängenden Linien detektiert werden können. Weil die Übergänge an den Fahrbahnändern meist fließend und nicht durchgehend gestaltet sind, verteilen sich die Merkmale in solch einem Fall stark. Ein weiteres Problem stellen Übergänge dar, welche zwar durch Kanten gekennzeichnet sind, wobei diese aber nicht in der typischen Form einer Fahrbahnmarkierung vorliegen. Beispiele hierfür sind Szenen, welche eine Begrenzung des befahrbaren Bereiches durch Pylonen an Baustellen oder seitlich geparkte Fahrzeuge darstellen wie in Abbildungen 1.1 zu sehen ist.

Weitere Elemente, welche die Identifizierung von Fahrbahnändern erschweren, stellen starke Lichtveränderungen sowie vorausfahrende Fahrzeuge und Gegenverkehr dar. Der Anspruch an den Algorithmus ist hierbei, dass er so robust gestaltet ist, dass er durch diese Einflüsse nicht tief greifend in seiner Funktionsweise beeinträchtigt wird. Ein langfristiges Fehlen der Fahrbahnhypothese muss vermieden werden. Verdecken beispielsweise Objekte dauerhaft den eigentlichen Fahrbahnrand, so wird der gefundene befahrbare Bereich gegebenenfalls so weit eingeschränkt, dass die verdeckenden Objekte außerhalb liegen.

Durch die beschriebenen Erkenntnisse werden zum einen Anforderungen an den Algorithmus abgeleitet, welche genauer in Abschnitt 3.1 beschrieben sind. Zum anderen wird erstes Wissen zum Aufbau des Algorithmus gewonnen. Abschnitt 1.3 beschreibt die hieraus abgeleiteten Anforderungen an den Algorithmus und dessen dreiteiligen Aufbau genauer. Der erste Teil bereitet die Bildinformationen so auf, dass einzelne Ausschnitte auf Höhe der Fahrbahn vergleichbar werden. Der zweite Teil besteht aus dem Auffinden von Merkmalen, welche auf eine Fahrbahnbegrenzung hindeuten. Der dritte Teil nutzt diese Information, um ein Fahrbahnmodell auf die gefundenen Merkmale anzugleichen und so zu einer Fahrbahnhypothese zu verschmelzen.





Abbildung 1.1: Objekte, die am Rand der Fahrbahn positioniert sind, stellen Übergänge zwischen Fahrbahn und Umgebung dar, welche in ihrer Form stark von linienförmigen Fahrbahnrandern abweichen. Ein Beispiel hierfür sind die Sockel der Pylonen, welche sich in der dargestellten Szene befinden.

### 1.3.1 Verwendung des vorgestellten Algorithmus

Um ein tiefergehendes Verständnis für die Aufgabenstellung dieser Arbeit zu erlangen, ist es notwendig, die nächsten Schritte bei der geplanten Erweiterung des vorgestellten Algorithmus zu verstehen. Da sich die Arbeit vornehmlich mit dem Auffinden der Fahrbahnbegrenzungen und der Detektion des horizontalen Straßenverlaufes befasst, ist ein weiterer logischer Schritt die Messung des vertikalen Fahrbahnverlaufes. Vorbereitend hierzu nutzt der vorgestellte Algorithmus bereits ein Fahrbahnmodell mit dreidimensionalen Koordinaten. Die vertikale Krümmung der Fahrbahn wird hierbei jedoch zunächst vernachlässigt, womit die Annahme gemacht wird, die Fahrbahn befinde sich auf einer Ebene. Die Höhenkoordinaten der einzelnen Messzeilen können jedoch verändert werden, sodass eine Krümmung entsteht. Das Fahrbahnmodell besteht aus aneinandergereihten Rechtecken, deren projizierte Kanten mit den Messzeilen übereinstimmen. Um eine Messung des vertikalen Fahrbahnverlaufes zu ermöglichen, können verschiedene Ansätze verfolgt und als Erweiterung zu dem hier vorgestellten Algorithmus verwendet werden. Da die vorhandenen Systeme genutzt werden sollen, ist eine Möglichkeit der Rekonstruktion des Höhenverlaufes die Messung des Beleuchtungsverlaufes aus den Bilddaten. Die größte Herausforderung bei

der Umsetzung eines solchen Systems in Straßenfahrzeugen ist erneut die Applikation für stark variierende Umfeldbedingungen, da Fahrbahnen sehr unterschiedlich gestaltet sind und somit ein generischer Algorithmus zum Einsatz kommen muss. Eine elementare Vereinfachung jedoch liegt in der bekannten Anordnung von Fahrbahn, Fahrzeug und Scheinwerfern. Die Fahrbahn im unmittelbaren Nahbereich wird hierbei als eben angenommen. Darauf aufbauend erfolgt mit immer größer werdender Entfernung eine Schätzung der Abweichung von dieser Ebene anhand des Beleuchtungsverlaufes. Die geplante Erweiterung des hier vorgestellten Verfahrens zum Auffinden der Fahrbahnränder auf eine Höhenrekonstruktion zeigen Messungen der Beleuchtungswerte in Hinsicht auf Abweichungen an Kuppen und Wannen. Abbildung 1.3.1 zeigt mehrere Momentaufnahmen einer Nachtfahrt, mit einer einfachen Messung entlang der Fahrtrichtung des Fahrzeuges auf einer Spalte von Bildpunkten in der Mitte des Bildes. Dabei sind die Helligkeitswerte der Pixel in den unterschiedlichen Situationen jeweils in Diagramme eingetragen und zum besseren Vergleich mit einer Regressionskurve versehen.

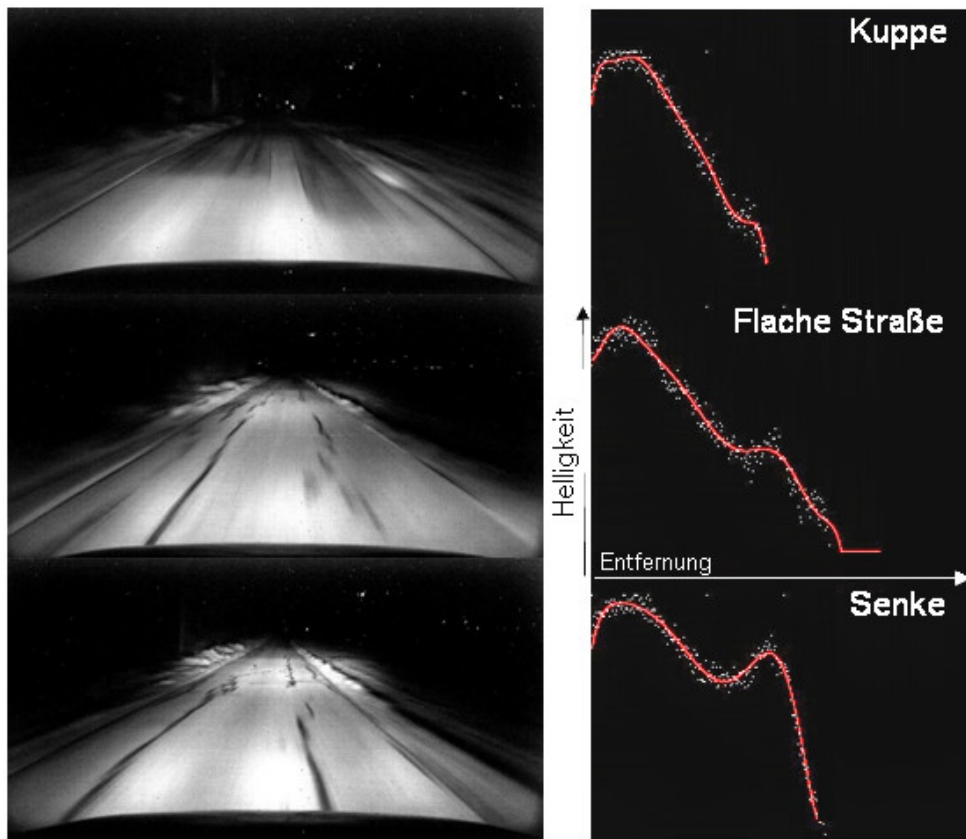


Abbildung 1.2: Die Abbildung zeigt den gemessenen Beleuchtungsverlauf entlang einer Linie, welche sich zentriert zum Fahrzeug in Fahrtrichtung erstreckt.

Es sind drei Szenen in gleicher Umgebung dargestellt, welche unterschiedliche vertikale Fahrbahnverläufe zeigen. Rechts neben jeder Szene befindet sich ein Graph zu den ge-

messenen Beleuchtungswerten, welche durch eine Regressionskurve fünften Grades approximiert werden. Die Regression ist so gewählt, da diese den Verlauf bei niedrigem Grad des Polynoms am besten approximiert. Deutlich zu erkennen ist, dass die unterschiedlichen Situationen voneinander getrennt werden können, wenngleich die typische Form mit zwei lokalen Maxima erhalten bleibt. Diese Maxima sind durch die Form der Ausleuchtung und den Fokus der Scheinwerfer geprägt, welche helle Flecken im Nahbereich und eine Lichtbündelung im Fokuspunkt verursacht.

### 1.3.2 Lichtverteilungsmessung

Das Beispiel der Lichtverteilungsmessung zeigt auf, wie wichtig es ist, die Fahrbahn möglichst exakt von ihrer Umgebung zu unterscheiden, um die Messfehler für weiterverarbeitende Systeme gering zu halten. Da die Messungen für die Lichtverteilung bereits mit Fehlern behaftet sind, werden die Auswirkungen noch verstärkt, wenn der Messbereich nicht korrekt eingeschränkt wird. So kann zwar mit CCD-Kameras die Lichtverteilung einer Szene aufgenommen und ausgewertet werden, um jedoch Rückschlüsse auf die Fahrbahn ziehen zu können, muss der zugehörige Bereich zunächst möglichst genau im Bild extrahiert werden.

Ein bereits behandeltes Problem ist die Lichtverteilungsmessung mit herkömmlichen CCD-Kamerasystemen [FU98], [GKSW02], [Sch04], [KPS05]. Diese sind nicht speziell für die Fotometrie entwickelt worden, sondern als bildgebende Systeme für Aufzeichnungen oder Echtzeitanwendungen gedacht. Durch Ermittlung der Kameradaten wie dem ortsabhängigen Dunkelsignal, Linearitätskorrektur, Shadingkorrektur etc. sowie Messung externer Fehler wie Polarisationsfehler und Abgleichfehler ist es möglich Leuchtdichteverteilungen mit CCD-Kameras zu messen [FU98].

### 1.3.3 Einschränkung des Messbereichs durch die Fahrbahnerkennung

Für die Rekonstruktion der Fahrbahn ist es notwendig, die eigentliche Fahrbahn von ihrer Umgebung zu unterscheiden. Geschieht dies nicht, so werden Leuchtwerte mit in die Messung aufgenommen, welche sich außerhalb der Fahrbahn befinden. Hierdurch kann es zu Fehlern bezüglich der errechneten Höhe und Ausleuchtung kommen. In einigen Fällen ist es zwar möglich hier bereits ein Ausschlussverfahren anhand der ermittelten Leuchtwerte umzusetzen, wenn beispielsweise ein sprunghafter Anstieg oder Abfall der Leuchtwerte vorliegt. Allerdings kann durch die vielfältige Beschaffenheit des Umfeldes ein solcher Sprung der Leuchtwerte nicht immer exakt am Übergang der Fahrbahn zur Umgebung beobachtet werden. Daraus resultiert, dass die gemessenen Werte fälschlicherweise der Fahrbahn zugeordnet werden, und diese somit die Rückrechnung negativ beeinflussen.

## 1.4 Publierte Methoden

Im Folgenden wird ein kurzer Überblick über bereits publizierte Methoden gegeben, die im Umfeld des Dissertationsthemas relevant sind. Speziell dem Erkennen der Fahrbahn und der Bestimmung des Höhenverlaufes beziehungsweise der Rekonstruktion der Fahrbahn im dreidimensionalen Raum kommt hohe Bedeutung zu. Für diese Aufgaben existieren verschiedene Lösungsansätze, um den speziellen Problemen, die sich aus der Problemstellung wie in 1 beschrieben ergeben, zu begegnen. Zur Rekonstruktion der Höhenwerte der Fahrbahn aus der Beleuchtung hingegen existieren bis dato keine speziellen Lösungsmethoden. Hier wird auf die Arbeiten verwiesen, die sich allgemeinen Untersuchungen zur 3D-Rekonstruktion von beleuchteten Oberflächen widmen.

### 1.4.1 Methoden zur Erkennung des befahrbaren Bereichs

Neben verschiedenen Verfahren, die auf der Erkennung von Spurmarkierungen basieren [CH02], [KR98] existieren weitere, welche nicht zwingend auf Spurmarkierungen angewiesen sind. Ein intuitiver Ansatz, der sich nicht ausschließlich auf Spurmarkierungen bezieht, wird bereits in (vgl. [WD99]) vorgestellt. Das Poppet-Verfahren (Position of Pivot Point Estimating Trajectory) findet die Ränder einer Fahrbahn, indem diese beginnend von den unteren Bildecken, mit je einem rotierten Vektor verglichen werden. Im Punkt und Winkel der maximalen Übereinstimmung wird der aktuelle Vektor festgelegt, welcher den Fahrbahnrand markiert. Dies wird iterativ am Ende des jeweils gefundenen Vektors fortgesetzt, bis beide Fahrbahn­ränder traversiert worden sind. Ein entschiedener Nachteil dieses Verfahrens ist aber, dass es nicht echtzeitfähig ist und auf relativ scharfe Übergänge zwischen Fahrbahn und Umgebung angewiesen ist. Bessere Verfahren zu dieser Zeit zeigen [LD98] und [RKKE98]. Wenn gleich [LD98] zwei Kameras verwenden, ist der verwendete Algorithmus zur Identifikation der Fahrbahn nicht auf ein Stereobild angewiesen. Vielmehr wird durch die Bestimmung homogener Bereiche im Bild die Fahrbahn in einzelnen Bildern extrahiert. Auch [RKKE98] nutzen die Homogenität der Fahrbahnoberfläche, um Fahrbahn­ränder zu detektieren. Hierbei werden jedoch Gradienten benötigt, um die Stellen zu finden, an denen ein Abgleich zwischen Bereichen unterschiedlicher Struktur durchgeführt wird.

Mehrere neue Ansätze zur Fahrbahndetektion werden durch [WF07] beschrieben. Hier werden verschiedene Ansätze wie Segmentierung der Fahrbahn, Hinderniserkennung durch den optischen Fluss und deren Kombination untersucht. Zu den Verfahren des optischen Flusses zeigen bereits [BFB94] einen Vergleich mehrerer Algorithmen. Daraus abzuleiten ist, dass diese Verfahren in der Theorie vielversprechend sind, in der Praxis aber aufgrund des hochdynamischen Umfeldes nur unzureichende Ergebnisse liefern. Speziell Unterschiede in der Beleuchtung wie Schatten und Helligkeitsverläufe stellen nicht ausreichend gelöste Probleme dar, wenn kein ausreichendes Wissen über die Umgebung existiert. Zur Kompensation muss hier umfangreiches Modellwissen vorliegen [HB98], [FT05], [ZCH<sup>+</sup>03], [AM02]. Den-

noch zeigen die Ergebnisse in [WCPB09], [ZBW<sup>+</sup>09] und [WTP<sup>+</sup>09] dass zumindest eine Unterscheidung von homogenen Flächen und Umgebung oftmals möglich ist. Jedoch lassen diese Arbeiten erkennen, dass aktuelle Verfahren des optischen Flusses zu aufwändig sind, um Ergebnisse in solch einer Güte und Geschwindigkeit zu liefern, dass zusätzlich eine Fahrbahnextraktion darauf aufsetzen könnte. Trotzdem sind die Ergebnisse insofern interessant, als dass erkennbar ist, dass die Veränderung der Umgebung ein Unterscheidungskriterium für die Extraktion sonstiger Objekte und Bodenfläche zulässt.

Ein interessanter Ansatz ist der durch [DDSTB05] vorgestellte, obwohl er mit einer Fülle an Messtechnik aufwartet. Das Team, dessen Fahrzeug die DARPA 2005 gewann verwendet einen generischen Algorithmus zur Anpassung des als befahrbar markierten Bereiches. Hierzu wird der Bildausschnitt des unmittelbar vor dem Fahrzeug liegenden Bereichs als Referenzmuster entnommen und durch den Algorithmus weiter vor das Fahrzeug projiziert. Dann wird ein Abgleich mit dem dort befindlichen Muster durchgeführt, um den untersuchten Bereich zu klassifizieren. Die dort gezeigte Vorgehensweise bildet eine Grundlage für die Entwicklung des hier vorgestellten Verfahrens, wenngleich nur die Idee der Projektion der Referenzmuster übernommen wurde. Ähnlich geht auch das durch [AFS06] gezeigte Verfahren vor, welches eine Segmentierung auf Basis einer Musteranalyse vornimmt. Die dort vorgestellte Methode ist allerdings hauptsächlich auf die Texturierung der Fahrbahn ausgelegt und hat Probleme bei Schatten oder sonstigen lokalen Veränderungen der Fahrbahn.

## 1.4.2 Allgemeine Methoden zur 3D-Rekonstruktion von Oberflächen

Speziell bei Nachtfahrten ist die Wahrnehmung des Menschen eingeschränkt und kann durch Fahrerassistenzsysteme unterstützt werden [Spr08]. Die Erkennung des befahrbaren Bereichs vor dem Fahrzeug ist ein wesentliches Teilproblem, welches es zu lösen gilt, wenn die Wahrnehmung unterstützt oder durch angepasste Beleuchtung der Umgebung aktiv verbessert werden soll [Kuh06]. So ergeben bekannte Parameter wie Fahrzeugabmessungen und die Ausleuchtung durch die Fahrzeugscheinwerfer ein erweitertes Modellwissen. Somit ist es möglich, dieses Wissen zum Vorteil bei der Rekonstruktion der Fahrbahn zu nutzen. Ein wichtiger Aspekt dabei ist, dass der Übergang zwischen beleuchteten und unbeleuchteten Bereichen speziell in Bezug auf die Fahrbahn erkannt wird. Begründet liegt dies darin, dass zunächst festgestellt werden muss, wo sich die Hell-Dunkel-Grenze befindet, um das Ergebnis dieser Analyse mit der Position der Fahrbahn zu vergleichen. Werden lediglich die Übergänge zwischen hellen zu dunklen Bildbereichen ermittelt, so kann diese beispielsweise ebenfalls auf Fahrzeugen oder auf Objekten an der Krümmung einer Kurve liegen. Es muss zumindest innerhalb des Verlaufs der Hell-Dunkel-Grenze ermittelt werden, an welcher Stelle sich diese auf der Fahrbahn befindet, um beispielsweise eine korrekte Aussage über die Leuchtweite auf der Fahrbahn treffen zu können. Elementar ist somit zunächst die Position der Fahrbahnbegrenzungen innerhalb des Bildes der Kamera zu bestimmen,

um Rückschlüsse über deren Ausleuchtung gewinnen zu können. Die Differenzierung von Fahrbahn und Umgebung während Nachtfahrten gestaltet sich aufgrund des schlechten Kontrastverhältnisses bei Fahrbahnen ohne Markierungen schwierig. Jedoch bietet die Beleuchtung durch die Scheinwerfer eine Möglichkeit der Fahrbahnrekonstruktion, welche eine Schätzung des Höhenverlaufs durch die Änderung des Rückstrahlverhaltens der Fahrbahn zulässt. Im Folgenden werden einige Ansätze zur 3D-Rekonstruktion vorgestellt, um einen Teil der möglichen Weiterentwicklungen für den hier vorgestellten Algorithmus aufzuzeigen.

Da bezüglich der Vermessung der Höhendaten einer Fahrbahn anhand ihrer Ausleuchtung kaum Verfahren existieren, welche sich genau dieser Anwendung widmen, werden einige allgemeine Ansätze hierzu kurz erörtert. Bekannte Verfahren zur Berechnung einer 3D-Rekonstruktion von Oberflächen sind beispielsweise „shape from shading“ oder „structure from motion“. Das letztere Verfahren basiert auf dem Ansatz, die Bewegung der Objektoberfläche in einer Bilderfolge zu verfolgen, um dabei Rückschlüsse auf die Lage der Oberflächenbestandteile im Raum zu gewinnen. Dieser Ansatz ist für die Anwendung in der Fortführung dieser Arbeit allerdings nicht tauglich, da durch die lange Belichtungszeit kaum Merkmale auf der Fahrbahnoberfläche erhalten bleiben. In der Praxis verschimmt diese bei höheren Geschwindigkeiten in Abhängigkeit von der Ausleuchtung zu einer homogenen Fläche, welche keine einzelnen Merkmale erkennen lässt.

Besser geeignet erscheinen hier Verfahren die auf dem „shape from shading“ Ansatz aufbauen, da die Gegebenheiten hierfür günstiger sind. Bei diesen Algorithmen wird versucht, mittels des Reflexionsverhaltens einer Oberfläche ihre Ausrichtung und Lage im Raum zu berechnen. Grundlegende Probleme bei diesen Verfahren sind zum einen wechselnde Oberflächen und somit wechselndes Reflexionsverhalten, da hier die meist gemachte Annahme eines homogenen lambertschen Strahlers verletzt wird. Allerdings existieren auch Verfahren, die unter festgelegten Bedingungen mit variabel strahlenden Oberflächen umgehen können, wie [TS97] und [EG97] aufzeigen. Zum anderen können Schatten von anderen Objekten und Selbstbeschattung hier zu Problemen führen. Allerdings kann beispielsweise zweites Phänomen richtig genutzt zusätzliche Strukturinformation über die Oberfläche bringen, wie in [MG98] beschrieben wird. Die grundlegende Einschränkung für die Anwendung dieses Verfahrens ist, dass es auf die Ausleuchtung der Fahrzeugscheinwerfer angewiesen ist und somit nur bei Nachtfahrten Anwendung findet.

Wenn die ursprüngliche Form eines Objektes bekannt ist, so ist es möglich die 3D Form für dieses Objekt zu rekonstruieren, selbst wenn sie einer Verformung unterzogen wurde. Die Rekonstruktion geschieht durch lokale Deformationsmodelle [SUF08], welche die aktuelle Form approximieren. Dabei wird die Oberfläche in einzelne Teilstücke zerlegt, deren Positionen und Lage dann angepasst wird, um die Oberfläche zu formen. Dieser Ansatz soll in der Weiterentwicklung der hier vorgestellten Arbeit dazu genutzt werden die Fahrbahn vollständig im dreidimensionalen Raum zu rekonstruieren. Aus diesem Grund wird das Fahrbahnmodell in einzelne Teilstücke zerlegt, welche eine Zuweisung von Höhenkoordinaten zulassen. Sehr vielversprechende Ergebnisse zeigen die Algorithmen [CAC00] und [CAC02]. Es werden selbst Fahrbahnen ohne Markierungen rekonstruiert und eine

Höhenschätzung wird erfolgreich vorgenommen, wobei der Kontrast zwischen Fahrbahn und Umfeld in den Testszenen jedoch stark ausgeprägt ist. Somit ist dort eine einfache Extraktion der Fahrbahnränder im Bild mittels Kantendetektoren möglich.

### 1.4.3 Defizite der existierenden Methoden in Bezug auf die Problemstellung

Wie in 1.4.2 beschrieben scheiden Verfahren zur Oberflächenrekonstruktion durch Verfolgen der Bewegung einzelner Bildbereiche aus, da die Oberflächenstruktur der Straße aufgrund der Belichtungszeiten der verwendeten Kameras in vielen Fällen nicht ausreicht. Es ist festzustellen, dass sich allgemein Trackingverfahren und Verfahren des optischen Flusses im konkreten Fall kaum anwenden lassen. Die Oberflächenstruktur in den verwendeten Fahrscenen ist nur in einem geringen Anteil der Szenen durchgängig ausreichend, um eine Berechnung von Bewegung der Fahrbahnstruktur zuzulassen.

Dies hat ebenfalls Einfluss auf das bereits in 1.3.3 aufgezeigte Teilproblem der Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen. Ein Lösungsansatz ist, die Merkmale des Fahrbahnrandes zu verfolgen, um festzustellen, ob die gefundenen Merkmale lokal auf einer Ebene liegen oder nicht. Durch die genannten Einschränkungen ist dies allerdings nicht möglich.

In [YWNN08] wird ein Verfahren präsentiert, welches den als befahrbar erkannten Bereich aus Grauwertbildern segmentiert. Die Ergebnisse zeigen aber, dass der Algorithmus einen sehr weit gefassten Bereich der Bodenebene segmentiert, welcher nicht zwingend eine Fahrbahn darstellt. Das Verfahren, welches in [DDSTB05] vorgestellt wird, besitzt neben seiner Generalität einige Nachteile, welche die Anwendbarkeit für die Problemstellung einschränken. Der dort erklärte Algorithmus wird zusätzlich durch einen Laserscanner unterstützt. Außerdem werden dort Farbbilder verwendet, was die Einschränkung auf gut übereinstimmende Bildbereiche mit den entnommenen Mustern gegenüber Grauwertbildern vereinfacht. Die Ausarbeitung des dort vorgestellten Verfahrens erwähnt außerdem Schwierigkeiten bei starken lokalen Veränderungen auf der Fahrbahn, wie sie zum Beispiel durch Markierungen oder Schattenwurf entstehen. Ein weiteres Szenenbild, welches für den Algorithmus in [DDSTB05] schwer zu erfassen ist, zeigt Abbildung 1.3. Hier reflektiert die Fahrbahn das Licht der Sonne in solcher Weise, dass das Muster der Fahrbahn in größerer Entfernung vom Fahrzeug deutlich anders ist als direkt vor dem Fahrzeug. Ein Mustervergleich mit vor dem Fahrzeug befindlichen Bildbereichen führt hier nicht zu dem gewünschten Ergebnis.

Zwar zeigen [CAC00] und [CAC02] eine Rekonstruktion unmarkierter Fahrbahnen, jedoch wird dargelegt, dass hierbei stets Fahrbahnen mit hohem Kontrast zur Umgebung bemessen werden. Die Verfügbarkeit auf Fahrbahnen mit geringem Kontrast und weichen Übergängen zwischen Fahrbahn und Umfeld ist unklar.

Die in dieser Arbeit vorgestellten Algorithmen bedienen sich einer Vielzahl verschiedener Daten und statistischer Erhebungen. Um eine Verarbeitung in Echtzeit zu ermöglichen



Abbildung 1.3: Die Abbildung zeigt eine problematische Szene, welche durch Sonneneinstrahlung verursacht wird. Nah- und Fernbereich auf der Fahrbahn unterscheiden sich hier in ihrem Aussehen deutlich voneinander.

ist es notwendig, diese stark zu optimieren, da ein intuitives Vorgehen eine extrem lange Laufzeit zur Folge hätte. Daher wird explizit auf die Methoden der Informatik zurückgegriffen, um die Verarbeitungsgeschwindigkeit zu erhöhen und gleichzeitig die Genauigkeit der Ergebnisse beizubehalten. So werden die Verarbeitungsschritte zunächst auf Optimierungspotentiale hin untersucht und anschließend entsprechend umgesetzt. Zu den Potentialen gehören beispielsweise die konsequente Wiederverwendung bereits berechneter Ergebnisse sowie iteratives Vorgehen bei der Berechnung des Gesamtergebnisses, wie dies in den Kapiteln 5.3, 5.4.1 und 6.1 dargestellt wird.

## 1.5 Beitrag dieser Arbeit

In dieser Arbeit wird ein Verfahren vorgestellt, welches es ermöglicht, ein mehrspuriges Fahrbahnmodell aus den eingehenden Bilddaten einer einzelnen Kamera zu erstellen. Dabei wird ein Ansatz verfolgt, welcher zunächst den Verlauf der Fahrbahn bestimmt und auf der Basis von Merkmalsströmen und -anordnungen im 3D-Raum Hypothesen zu möglichen Begrenzungen erzeugt. Eine Segmentierung im klassischen Sinne wird hierbei nicht angewendet, sondern es werden Merkmale anhand der Veränderung der Umgebung während der Fahrt generiert. Dabei wird die Veränderung der einzelnen Bildbereiche untersucht, um Übergänge zwischen diesen Bereichen zu analysieren und daraus Merkmale abzuleiten.

Desweiteren werden Algorithmen entwickelt, welche die negativen Einflüsse aus Abschnitt 1.4.3 beseitigen oder vermindern. Besonderes Augenmerk liegt hierbei auf der Minderung der negativen Einflüsse lokaler Veränderungen. Diese werden durch das Propagieren von Teilergebnissen und durch statistische Untersuchung der so gewonnenen Ergebnisse unterdrückt. Ebenso wird die Veränderung der Fahrbahn vom Nah- zum Fernbereich berück-



sichtigt. Diese Änderungen können anders als lokale Änderungen fließende Übergänge über eine große Distanz hinweg aufweisen. Um diesem Problem zu begegnen, werden stückweise lokale Abgleiche vorgenommen, um die direkte Umgebung einer Messlinie zu untersuchen. Der Algorithmus ist darauf ausgelegt, Fahrspuren zu erfassen und nicht allein den befahrbaren Bereich zu erkennen. Beides unterscheidet sich dadurch, dass der befahrbare Bereich einen ebenen Bereich vor dem Fahrzeug darstellt, aber nicht zwingend auf die Fahrbahn beschränkt ist, wohingegen eine Fahrspur immer auch auf der Fahrbahn liegt.

Ein weiterer Algorithmus, welcher zur Vorbereitung der Mustervergleiche dient, führt einen Abgleich zweier eindimensionaler Signale durch. Der Abgleich wird dazu genutzt, das Bild auf bestimmten Zeilen abzutasten und die Stauchung oder Streckung der so gemessenen Signale untereinander festzustellen. Dabei wird davon ausgegangen, dass die entsprechenden Signale grundsätzlich ähnlich gestaltet sind und durch Stauchung oder Streckung auf eine ähnliche Form mit gleicher Signallänge gebracht werden können. Aus den gemessenen Werten wird dann der Verlauf der Fahrbahn im Bild geschätzt. Anschließend wird der Verlauf dazu verwendet, die entnommenen Muster zu entzerren und somit Einflüsse von Kurven und der Perspektive aus den Mustern herauszurechnen. Das für den Signalabgleich entwickelte Verfahren verringert dabei die Probleme, welche im Abschnitt 5.2 aufgeführt sind. So verhält sich der Algorithmus robust gegen starke Änderungen des Ursprungssignals, welche einen Abgleich für andere Verfahren erschweren oder gar unmöglich machen. Er ist resistent gegen Verdeckungen, welche Signale ersetzen und den Entfall von Werten und ganzen Bereichen im Signal. Auch Beleuchtungsänderungen, welche eine Änderung der Amplitude zur Folge haben, sowie Strukturänderungen werden durch den Algorithmus implizit berücksichtigt und entsprechend behandelt.

Der Mustervergleich selbst analysiert Teilbereiche des Bildes, welche entlang der Messzeilen positioniert sind, auf ihr Änderungsverhalten in einem Zeitabschnitt. Außerdem wird das Änderungsverhalten der Bildmuster untereinander untersucht, um eine möglichst breite statistische Basis für die anschließende Auswertung zu gewinnen. Für die Auswertung selbst werden die Messwerte einer statistischen Analyse unterzogen, welche es ermöglicht, diese in unterschiedliche Bereiche zu kategorisieren. Somit werden Flächen, Objekte und Kanten sowie selbst Übergänge zwischen diesen identifiziert. Die Besonderheit dabei ist, dass selbst weiche Übergänge mit hoher Genauigkeit erkannt werden. Anhand der Klassifizierungen werden dann Merkmale unterschiedlicher Güte gezielt an den Übergängen erzeugt, um so einen Rückschluss auf die Fahrbahnbegrenzungen zu erlangen.

Durch die Kombination dieser Systeme entsteht ein neuer Algorithmus, welcher durch Extraktion dreidimensionaler Merkmalsanordnungen eine Schätzung der Fahrbahnränder vornimmt. Da neben den Merkmalen auch das Fahrbahnmodell im dreidimensionalen Raum erzeugt wird, kann eine Anpassung der Höhenkoordinaten durch nachgelagerte Algorithmen erfolgen. Die Merkmale werden dabei nicht nur auf einer Ebene erzeugt, sondern auf den einzelnen Teilsegmenten der Fahrbahn im 3D-Raum angeordnet. Dadurch ist es möglich, als Erweiterung ein vollständiges dreidimensionales Fahrbahnmodell zu erzeugen, welches für weitere Systeme des Fahrzeuges verwendet werden kann.

## 2 Systembeschreibung

Die folgenden Abschnitte widmen sich der Erläuterung der verwendeten Messsysteme und der genutzten Systeme des Fahrzeugs sowie dem Aufbau des virtuellen Fahrzeugmodells. Die Erläuterungen dienen dazu, die Kenntnis über die sich ergebenden Problematiken und die Grundlagen zum Verstehen des gewählten Lösungsweges zu schaffen. Dies ist notwendig, da einige Lösungsansätze, wie die Bestimmung der Bewegung durch den optischen Fluss, mit den hier dargelegten Restriktionen nicht umsetzbar sind, wie in Abschnitt 1.4.2 erläutert wird. Die Systembeschreibung wirkt demzufolge hinführend zum gewählten Lösungsweg.

### 2.1 Fahrzeugsysteme und Fahrzeugmodell

In den verwendeten Fahrzeugen sind mehrere Sensorsysteme verbaut, welche zum einen Informationen über das Fahrzeug selbst zur Verfügung stellen und zum anderen auch Informationen über das Fahrzeugumfeld erfassen [WR06], [Rei07]. Für diese Arbeit werden ausschließlich die Informationen aus dem Kamerasystem, sowie die vom Fahrzeug zur Verfügung gestellten Odometriedaten verwendet. Denkbar ist es, weitere Systeme hinzuzunehmen, um beispielsweise Positionsinformationen mittels GPS zu gewinnen. Jedoch dient der in dieser Arbeit entwickelte Algorithmus als Grundlagenarbeit für die Bildverarbeitung im Fahrzeug, weswegen ausschließlich die Kameradaten und die internen Zustände des Fahrzeugs Verwendung finden. Somit finden nur Signale Verwendung, welche zwingend notwendig für die Grundfunktionalität des Verfahrens sind. Eine Erweiterung zur gegenseitigen Bestätigung von Bildverarbeitung und anderen Fahrzeugsystemen ist in einem nächsten Schritt denkbar.

Um eine korrekte Erfassung der Umgebung zu gewährleisten, muss zunächst ein virtuelles Fahrzeug- und Fahrzeugumfeldmodell geschaffen werden, welches dann dynamisch an die gemessenen Sensordaten angepasst wird. Wichtig in diesem Zusammenhang sind beispielsweise die Eigenpositionierung des Fahrzeuges sowie die verwendeten Koordinatensysteme. Das gewählte Koordinatensystem entspricht hier dem in der Automobilindustrie üblicherweise verwendeten. Wie in Abbildung 2.1 gezeigt wird, handelt es sich um ein rechtshändiges Koordinatensystem, dessen Ursprung sich auf der Mitte der Vorderachse befindet. Die X-Achse verläuft dabei negativ zunehmend in Fahrtrichtung, die Y-Achse positiv zunehmend nach rechts relativ zur Fahrtrichtung und die Z-Achse nach oben hin positiv zunehmend.

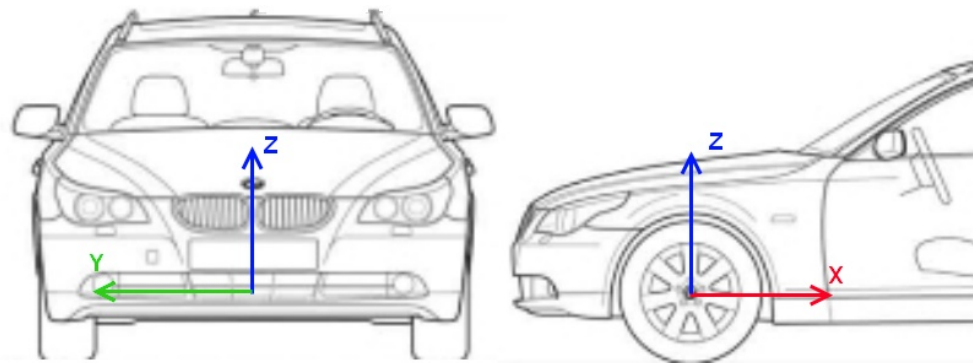


Abbildung 2.1: Die Abbildung zeigt das verwendete Koordinatensystem. Sämtliche Bewegungen und Positionen werden relativ vom Fahrzeugursprung in der Mitte der Vorderachse gemessen.

Ein wichtiger statischer Wert neben Höhe, Länge und Breite des Fahrzeuges ist der Radius der Fahrzeugbereifung, da dieser den Abstand der Vorderachse über der Bodenebene angibt. Weitere statische Größen, welche zur Plausibilisierung der gemessenen Werte herangezogen werden, sind Maximalbeschleunigung und -verzögerung sowie Maximal- und Minimalwerte für Geschwindigkeiten und Winkel. Neben den statischen Werten fließen auch dynamische Größen in die Berechnung ein. Hierzu zählen Gier- und Schwimmwinkel, Lenkeinschlag und Geschwindigkeit. Diese werden von verbauten Sensoren gewonnen und über ein Bussystem im Fahrzeug zur Verfügung gestellt. Eine weitere wichtige Größe, für welche im Fahrzeug kein eigener Sensor existiert, ist der Nickwinkel des Fahrzeuges. Der Nickwinkel wird hier über einen eigenen Algorithmus aus den Kamerabildern gewonnen, worauf in Abschnitt 5.5 genauer eingegangen wird. Auch der Rollwinkel wird in die Berechnungen aufgenommen. Allerdings sind sowohl Betrag als auch Auswirkungen des Rollwinkels im normalen Fahrbetrieb sehr gering, weswegen dieser manuell auf einen statischen Wert festgelegt wird. Alle genannten Größen werden zu einem Gesamtfahrzeugmodell zusammengefügt und in die Berechnungen zur Positionierung und Ausrichtung der Fahrbahnrandhypothesen einbezogen.

## 2.2 Beschreibung der verwendeten Kamerasysteme

Bei den verwendeten Kameras handelt es sich um speziell für den Automotivbereich entwickelte Kamerasysteme. Zum Einsatz kommen die Systeme Inka der Firma Aglaia sowie EyeQ der Firma Mobileye. Die Kamerasysteme haben folgende Spezifikationen:

Die grundlegenden Probleme, welche sich aus den hier verwendeten Kamerasystemen ergeben, sind die geringe Bildrate kombiniert mit langen Verschlusszeiten bei geringer Umgebungshelligkeit. Bei hoher Geschwindigkeit gekoppelt mit niedriger Bildrate werden große Distanzen zwischen zwei Folgebildern zurückgelegt und das Bild der Struktur der Ober-

Hersteller:	Hella Aglaia Inka	Mobileye
Typ:	CMOS	CMOS
Auflösung:	750 x 400 Pixel	640 x 480 Pixel
Brennweite:	0.01 m	0.01 m
Pixelgröße:	$1.06e^{-5}m$	$1.06e^{-5}m$
Bildrate:	15Hz	15Hz

flächen verwischt. Daraus ergeben sich Schwierigkeiten für das Verfolgen von Merkmalen zwischen zwei Bildern. Zudem ist hierbei die zurückgelegte Distanz auf der Bildebene vor allem im Nahbereich sehr groß, was die Merkmalsuche erschwert, da die Position desselben Merkmals im Folgebild weit von der ursprünglichen Position entfernt liegt. Um dem entgegenzuwirken, kann zwar der Suchbereich ausgeweitet werden, dies zieht aber eine starke Erhöhung des Rechenaufwands nach sich. Eine Lösung wäre die gezielte Verschiebung des Suchbereichs auf die geschätzte Folgeposition. Allerdings wird durch die langen Verschlusszeiten das Bild im Nahbereich zunehmend unscharf, sodass keine gute Übereinstimmung mit dem Referenzmuster gefunden werden kann. Verschiedene Trackingverfahren zur Bestimmung der Fahrzeugbewegung zeigen in Szenarien bei hohen Geschwindigkeiten und nachts nicht den gewünschten Erfolg. Verfahren zur Positionierung durch Homographie nach [ZH96],[GMcS05] und [KJ06] scheinen vielversprechend, da sie bereits erfolgreich angewendet werden [BDK06],[KSF07]. Dass diese nicht den gewünschten Erfolg auf dem verwendeten Szenenset bringen, hängt mit den Kameraparametern zusammen. Die externen Kameraparameter ergeben sich aus dem Verbauort im Fahrzeug. Der Neigungswinkel zum Fahrzeugkoordinatensystem beträgt dabei  $3.5^\circ$  und die Koordinaten des Kamerazentrums sind mit  $x = 1.039m$ ,  $y = -0.027m$  und  $z = 0.947m$  gegeben. Da die Koordinaten und Winkel in jedem Fahrzeug leicht abweichen können, ist es möglich, diese noch manuell für das entsprechende Fahrzeug anzupassen. Die Verbauung im idealen Fahrzeug zeigt Abbildung 2.2.

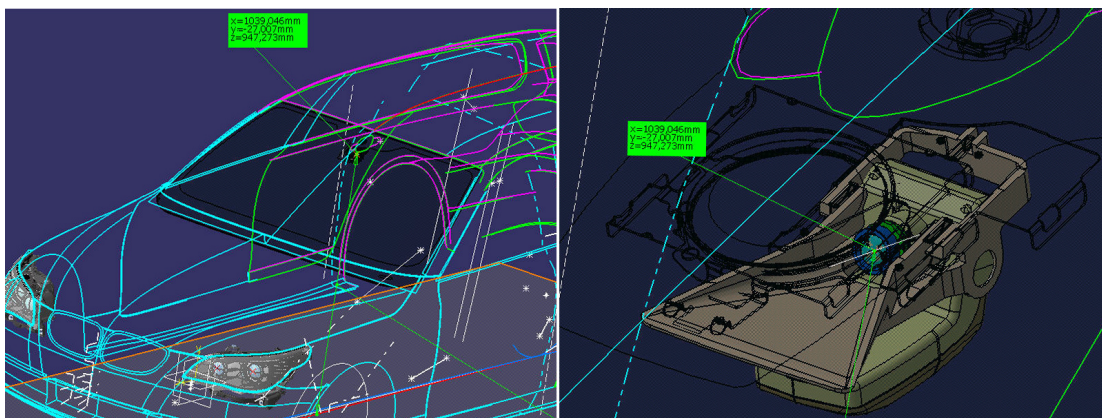


Abbildung 2.2: Der Verbauort im Fahrzeug ist in dieser Abbildung anhand von CAD-Grafiken dargestellt.

# 3 Entwicklung des Gesamtalgorithmus

Im Folgenden wird beschrieben, wie das Gesamtproblem in drei grundsätzliche Teilprobleme zerlegt wird. Wie in Kapitel 1.4.1 erläutert, müssen die Bildbereiche, welche abgeglichen werden sollen, zunächst entzerrt werden, um sie vergleichbar zu machen. Dazu ist es notwendig, den Verlauf der Fahrbahn zu bestimmen, um eine Rückrechnung der Perspektive und Krümmung zu ermöglichen. Der Ansatz, welcher in Abschnitt 5 beschrieben wird, ermöglicht dies. Ein zweiter wichtiger Teil des Gesamtalgorithmus bezieht sich, wie in Kapitel 1.4.2 dargestellt, auf die Schätzung der Fahrbahnbegrenzung durch das Erzeugen von Merkmalen und das Untersuchen ihrer Anordnung. Die gefundenen Merkmale werden schließlich auf ihre Intensität und Anordnung hin untersucht, um mehrere Fahrbahnthesen zu erzeugen. Sodann erfolgt eine statistische Betrachtung der gefundenen Hypothesen, wonach die beste Hypothese als Endergebnis ausgewählt wird. Durch die Kombination der einzelnen Algorithmen entsteht ein virtuelles Modell der Fahrbahn, welches in weiteren Applikationen genutzt und erweitert werden kann. Ein Ablaufdiagramm ist in Abbildung 3.1 dargestellt. Das Modell muss einigen Kriterien gerecht werden, sodass eine Weiterverwendung in anderen Systemen gewährleistet ist. Aus diesem Grund werden für die Ergebnisse der Algorithmen in Kombination einige Systemanforderungen festgelegt, welche in Abschnitt 3.1 erläutert werden.

## 3.1 Systemanforderungen

Der Gesamtalgorithmus beinhaltet mehrere Kriterien, welche erfüllt werden müssen, um eine Verwendung in einem Straßenfahrzeug zu ermöglichen. Diese sind:

- Echtzeitfähigkeit
- Reichweite
- Genauigkeit
- Robustheit gegen Messfehler
- Erkennen von Überschreitungen der Anforderungsspezifikation
- Generalisierte Anwendbarkeit auf eine große Bandbreite von Fahrbahnen

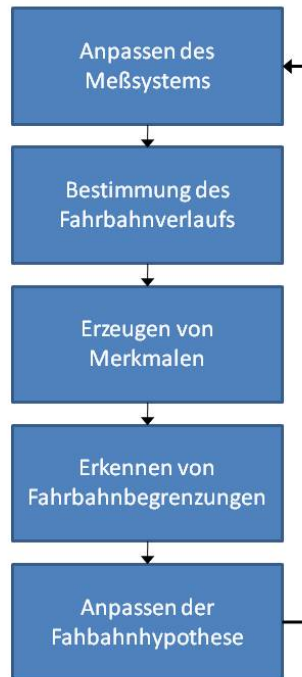


Abbildung 3.1: Der Ablauf des Gesamtalgorithmus in Kurzform.

Die Echtzeitfähigkeit beinhaltet das Verarbeiten der Bilder, sodass eine Bildrate von ca. 6 Bildern/Sekunde erreicht wird. Die Verarbeitungsdauer soll demzufolge den festgelegten Wert von  $167ms$  pro Eingangsbild nicht überschreiten. Dieser Wert ist so gewählt, dass eine ausreichende Reaktionsgeschwindigkeit des Algorithmus im normalen Fahrbetrieb gewährleistet ist. Der Richtwert orientiert sich dabei an Herstellern anderer kamerabasierter Assistenzsysteme, wie sie im Automotivbereich eingesetzt werden. Somit ist eine Distanz von  $\approx 5.55m$ , was ca. einer Fahrzeuglänge entspricht, bis zur Verarbeitung des nächsten Eingangsbildes durch den Algorithmus, bei einer Fahrzeuggeschwindigkeit von  $120\text{ km/h}$ , möglich. Auch die Spezifikation der Reichweite und Genauigkeit richtet sich nach der hier verwendeten Kamera. Bei Einteilung der Messbereiche für Reichweite und Genauigkeit werden die physikalischen Daten der Kamera und der Verbauort und -winkel von Kamera und Scheinwerfern im Fahrzeug berücksichtigt. Entscheidend für die Festlegung der Genauigkeit ist hier das Kriterium der absoluten longitudinalen und lateralen Abweichung  $\delta_x$  und  $\delta_y$ .

Die beiden Richtungsvektoren  $\vec{r}_{dir1}$  und  $\vec{r}_{dir2}$  geben die Richtung zweier Sichtstrahlen an, welche durch zwei Bildpunkte der Bildebene verlaufen. Die Distanz zwischen den Bildpunkten beträgt hier  $1.06 \cdot 10^{-5}m$ . Setzt man nun  $\vec{r}_{dir2} = \vec{r}_{dir1} + (0, 1.06 \cdot 10^{-5}, 0)^T$  oder  $\vec{r}_{dir2} = \vec{r}_{dir1} + (0, 0, 1.06 \cdot 10^{-5})^T$  so erhält man zwei Richtungsvektoren durch benachbarte Bildpunkte in X- bzw. Y-Richtung (2D). Die beiden Vektoren müssen dann gegebenenfalls noch um die Kamerawinkel gedreht werden. Die Nachbarschaftsbeziehung auf der

Bodenebene ergibt sich dann durch folgende Gleichungen:

Länge des Distanzvektors zweier Schnittpunkte von Sichtstrahlen mit der Bodenebene:  

$$\delta = |v_d| \tag{3.1}$$

Distanzvektor zweier Schnittpunkte  $\vec{v}_2$  und  $\vec{v}_1$  mit der planaren Bodenebene:

$$v_d = \vec{v}_2 - \vec{v}_1 = \vec{r}_{dir2} * \frac{p_d - \vec{p}_n \bullet \vec{r}_s}{\vec{p}_n \bullet \vec{r}_{dir2}} - (\vec{r}_{dir1} * \frac{p_d - \vec{p}_n \bullet \vec{r}_s}{\vec{p}_n \bullet \vec{r}_{dir1}}) \tag{3.2}$$

Hierbei stellt \* die Skalarmultiplikation und • das Skalarprodukt dar.  $\vec{r}_s$  ist das Kamerazentrum;  $p_d$  und  $\vec{p}_n$  entsprechen Distanz und Normale der Bodenebene.

Bei einem Fahrzeug im Ausgangszustand ohne Nickwinkel ergibt sich bei der Verbauung der Kamera und einer Messdistanz von 63.4 Metern ein  $\delta_x \approx 3.6m$  und  $\delta_y \approx 0.07m$ . Die Messdistanz orientiert sich dabei an der Fokussierung und Reichweite der Fahrzeugscheinwerfer im Abstand von 64m vor dem Fahrzeug, da hier die maximale Reichweite bei Nachtfahrten ausgeschöpft ist. Betrachtet man außerdem die Bildbereiche auf Höhe des Horizonts, so ist erkennbar, dass die Umgebungsänderung in diesen Bereichen des Bildes meist zu gering ist, um Merkmale mit hoher Güte zu erzeugen, sodass eine Messung in größerer Distanz nicht sinnvoll ist.

Um Robustheit gegen Messfehler zu gewährleisten, soll im verarbeitenden Teil des Algorithmus auf eine Vielzahl von Messungen zurückgegriffen werden. Somit werden Messungen nicht nur auf einzelnen Bildern durchgeführt, sondern über mehrere Bilder hinweg akkumuliert. Ausreißer können dann durch stochastische Betrachtungen erkannt und aus weiteren Berechnungen ausgeschlossen werden.

Trotz des Erkennens von Ausreißern kann es vorkommen, dass der Gesamtalgorithmus kollabiert. Dies geschieht, wenn durch zu enge Kurven oder zu hohe Nickwinkeldynamik der Messbereich über mehrere Bilder hinweg falsch platziert ist. Beispielsweise kann es vorkommen, dass durch häufige Messabbrüche aufgrund von Überbelichtung der Algorithmus nur noch den Bereich unmittelbar vor dem Fahrzeug vermisst. Da ein automatisches Einschwingen aus einem solchen Fall nicht mehr möglich ist, muss diese Situation erkannt und eine Neuinitialisierung durchgeführt werden.

Ein Hauptaugenmerk bei der Gestaltung der Funktion zur Merkmalsgenerierung liegt auf der Verwendbarkeit für verschiedene Typen von Fahrbahnoberflächen. Hierbei gilt es allgemeine Merkmale zu finden, welche es ermöglichen, den befahrbaren Bereich von der Umgebung zu trennen. Eine Rolle spielen hier die Beschaffenheit der Oberfläche sowie die der Fahrbahnränder und ebenso die Beschaffenheit des umgebenden Bereiches.

## 3.2 Vorgehen zur Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen

Wie in Abschnitt 1.4.1 erörtert, ist die möglichst genaue Abgrenzung von Fahrbahn und Fahrbahnumfeld elementar für die Bestimmung von Merkmalen, welche auf einen Fahrbahnrand schließen lassen. In Abschnitt 3.1 ist dargelegt, dass hier die besonderen Kriterien der Robustheit und allgemeinen Anwendbarkeit auf unterschiedliche Fahrbahnoberflächen gelten. Bei der grundlegenden Frage nach der Vorgehensweise werden zunächst verschiedene Methoden untersucht und in 1.4.1 vorgestellt. Eine Basis für die Entwicklung der Fahrbahnerkennung sind die Verfahren, welche hauptsächlich auf die Klassifizierung unmarkierten Terrains ausgelegt sind und sich bereits bewährt haben [DDSTB05], [TMA06]. Die Bildverarbeitung in der dort verwendeten Fahrbahnerkennung ist generisch und passt sich an neue Fahrbahnoberflächen an. Wesentlicher Schritt hierfür ist die kontinuierliche Adaption der Referenzmuster auf den Bereich unmittelbar vor dem Fahrzeug. Allerdings sollen für die Adaption auf die Problemstellung dieser Arbeit die in Abschnitt 1.4.3 erläuterten Einschränkungen bezüglich lokaler Änderungen der Fahrbahn minimiert werden. Speziell eine Kamera, welche Farben erfasst und die Plausibilisierung mithilfe eines Lidar-Systems oder Laserscanners, können hier nicht genutzt werden. Für die Herangehensweise wird allerdings ein ähnliches Vorgehen wie das des Mustervergleichs vor dem Fahrzeug und zum Horizont hin verwendet. [DDSTB05] zeigen eine Segmentierung des befahrbaren Bereichs anhand eines Vergleiches der Messzeilen mit Referenzmustern, welche direkt vor dem Fahrzeug aufgenommen werden. Dieser Vergleich wird dann sukzessive mit steigender Entfernung vom Fahrzeug fortgeführt. Aus dem dort beschriebenen Vorgehen wird ein System abgeleitet, welches es erlaubt, die in Abschnitt 1.4.3 genannten Einschränkungen der Erkennungsleistung aufzuheben und den Algorithmus robuster gegen lokale Veränderungen der Fahrbahn zu machen.



## 4 Aufbau des Abtastvorgangs

Das Vorgehen der Merkmalsgenerierung anhand von Veränderungen des Fahrumfeldes erfordert die Erfassung von Referenz- und Vergleichsmustern. Der Abgleich der Muster nach [DDSTB05] kann über das gesamte Bild und somit über jede einzelne Bildzeile erfolgen. Das dort vorgestellte Verfahren stellt eine Segmentierung dar, da es eine Rekonstruktion des befahrbaren Bereichs auf Pixelbasis vornimmt. Der in dieser Arbeit vorgestellte neue Algorithmus stellt dagegen keine Segmentierung im klassischen Sinne dar. Vielmehr werden auf ausgewählten Messzeilen Merkmale gesucht und deren Anordnung danach in ein Wahrscheinlichkeitsmodell zur Bildung von Fahrbahnrandhypothesen übernommen.

### 4.1 Positionierung der Messlinien

Die Auswahl von Referenz- und Vergleichsmuster erfolgt nicht über das gesamte Eingangsbild, sondern auf festgelegten Bildzeilen. Dies bringt den Vorteil mit sich, dass Rechenzeit gespart werden kann, ohne dass die Informationsdichte stark darunter leidet. Um dies zu gewährleisten, ist es nötig, dass die Abdeckung der Bildbereiche im Bereich der Fahrbahn sichergestellt wird und die jeweiligen Messzeilen entsprechend der Fahrsituation geeignet angeordnet sind. Hierbei ist es sinnvoll, die Verteilung so vorzunehmen, dass sich die Messlinien entlang einer Ebene vor dem Fahrzeug mit zunehmender Distanz in größeren Abständen auf der Fahrbahnfläche verteilen. Im Nahbereich kann sich dagegen die Verteilung linear gestalten. Eine solche Verteilung ist notwendig um eine gleichmäßige Abtastung der Bildbereiche zu gewährleisten und gleichzeitig eine anpassbare Verteilungsfunktion für die Messdistanzen zu erhalten. Die Verteilungsfunktion richtet sich dabei nach der gewünschten maximalen Messdistanz und der zuletzt erreichten Distanz und wird mit jedem Bild neu festgelegt. Abbildung 4.1 zeigt dies exemplarisch. Für Distanzen gegen 64 Meter zeigt der Graph eine leichte Aufspreizung der Abstände zwischen den Messzeilen. Durch eine so geartete Verteilung wird gewährleistet, dass die Messung annähernd gleichmäßig auf dem Bild verteilt stattfindet und die Änderungsrate der Umgebung in größerer Distanz ausreichend groß ist, um aussagekräftige Merkmale zu erzeugen. Dies bewirkt gleichzeitig, dass die Überlappung der entnommenen Muster an den jeweiligen Stellen vermieden wird.

Eine Erkenntnis ist, dass ein Überlappen der Vergleichsmuster vermieden werden muss. Da eine redundante Information bei einer Differenzbildung eine gegenseitige Auslöschung der Werte der Eingangsmuster zur Folge hat, müssen beide Muster überlappungsfrei sein. Da jedes Muster eine gewisse Höhe in Pixelkoordinaten besitzt, muss die Verteilung in

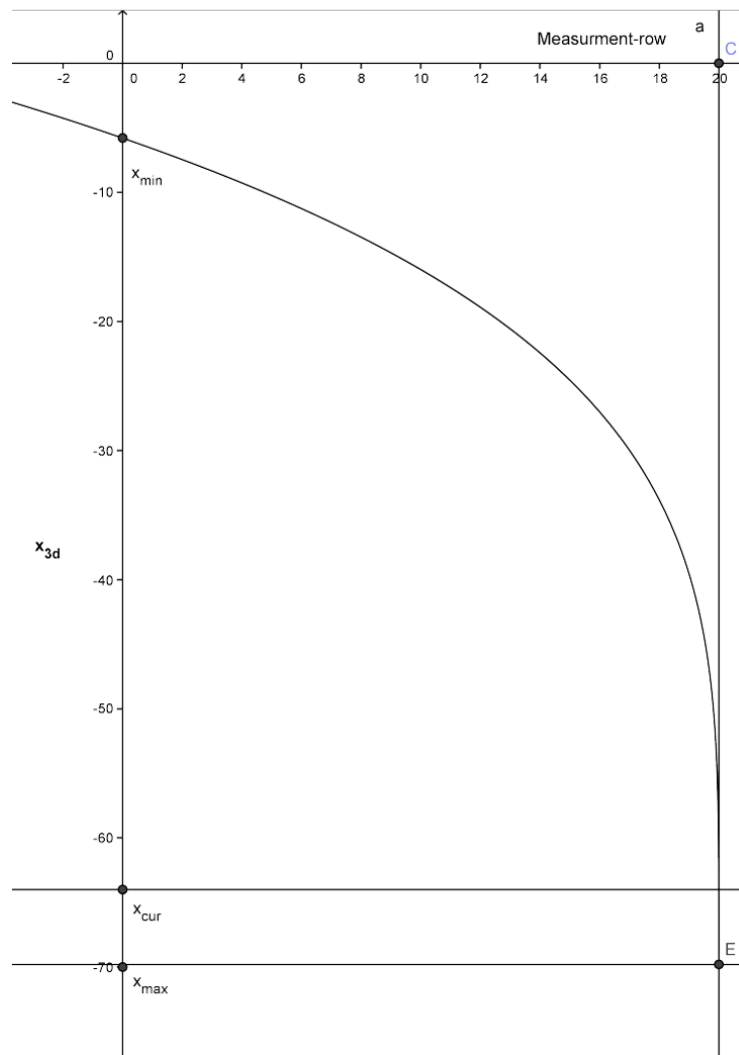


Abbildung 4.1: Der Graph für die Aufteilung zeigt die Position der Messzeilen, welche sich im Nahbereich annähernd linear verhält.

vertikale Richtung über das Bild so verlaufen, dass der Zwischenraum zwischen den Messlinien größer der Musterhöhe ist. Da in großer Entfernung bei linearer Verteilung auf der Ebene eine starke Überlappung der Muster nahe dem Horizont auftritt, ist es nötig, die Einteilung entsprechend anzupassen. Somit muss hier die Distanz auf der Ebene durch die Verteilungsfunktion vergrößert werden, um einen größeren Abstand zwischen den Messzeilen im Zweidimensionalen zu erreichen. Formel 4.1 zeigt die zugehörige Funktion zur Messzeilenaufteilung. Die Distanz  $d_{row}$  einer Messzeile mit Index  $row$  wird dabei zwischen der minimalen und maximalen Distanz  $x_{min}$  und  $x_{min}+x_{max}$  verteilt. Der Messzeilenindex  $row$  kann sich dabei zwischen 1 und der Anzahl der Messzeilen  $N_{rows}$  bewegen, wobei  $row$  mit zunehmender Distanz zum Fahrzeug steigt.

$$d_{row} = x_{max} + x_{min} + \sqrt{\sqrt{N_{rows} - row} \cdot \frac{x_{max}^2}{\sqrt{N_{rows}}}} \quad (4.1)$$

## 4.2 Eigenschaften der Messlinien

Die Messlinien besitzen neben ihrer Position in 2D und 3D weitere Eigenschaften, welche für die Verarbeitung von Bedeutung sind. Wie bereits erläutert, besitzen sie zugehörige Messfenster mit einer Ausdehnung im 2D-Raum, welche der Bildbreite und der Höhe in Pixel des vermessenen Musters entspricht. Bei der Wahl der Fensterhöhe ist zu beachten, dass diese weder zu klein noch zu groß gewählt wird. Wird die Musterhöhe zu gering gewählt, so werden bei der Merkmalsgenerierung sehr viele Fehlklassifizierungen erzeugt. Wird sie zu groß gewählt, so findet eine Differenzbildung über zu unterschiedliche Bereiche statt. Dabei sind Übergänge zwischen den Bereichen mit unterschiedlichem Änderungsverhalten schlecht erkennbar, und die Genauigkeit der Merkmalspositionierung nimmt ab. Dies ist darin begründet, dass bereits bei leichten Verzerrungen der beiden abzugleichenden Muster, welche durch die Kameraperspektive oder Fahrbahnkrümmung entstehen, ein Vergleich auf Pixelbasis zu breiteren Differenzregionen führt. Dieser Sachverhalt wird in Abbildung 4.2 widergespiegelt. In dieser Abbildung sind deutliche Unterschiede in der Form des Graphen für die Differenzwerte, welche grau dargestellt werden, erkennbar. Hier sind die Differenzwerte des Bildes einer Linkskurve dargestellt. Auf der linken Seite ist eine Streckung der Differenzwerte auf der horizontalen Achse gegenüber der Mitte zu erkennen, was durch den Kurvenverlauf bedingt ist. Mit den in Abschnitt 2.2 genannten Auflösungen erweist sich eine Höhe von 10 Pixeln als zielführend.

Die Verzerrung durch den Straßenverlauf beeinflusst die Differenzbildung stark. Selbst bei einer sehr geringen Musterhöhe von fünf Pixeln sind bereits starke Auswirkungen erkennbar. Die beiden verglichenen Muster sind jeweils am oberen Rand der beiden Graphen dargestellt. Die Differenzen, welche in Grau an der entsprechenden Stelle gezeigt werden, sind auf der linken Seite bereits stark in horizontaler Form gestreckt. Dies hat eine ungenaue Positionierung und eine Abschwächung des Informationsgehaltes der daraus generierten

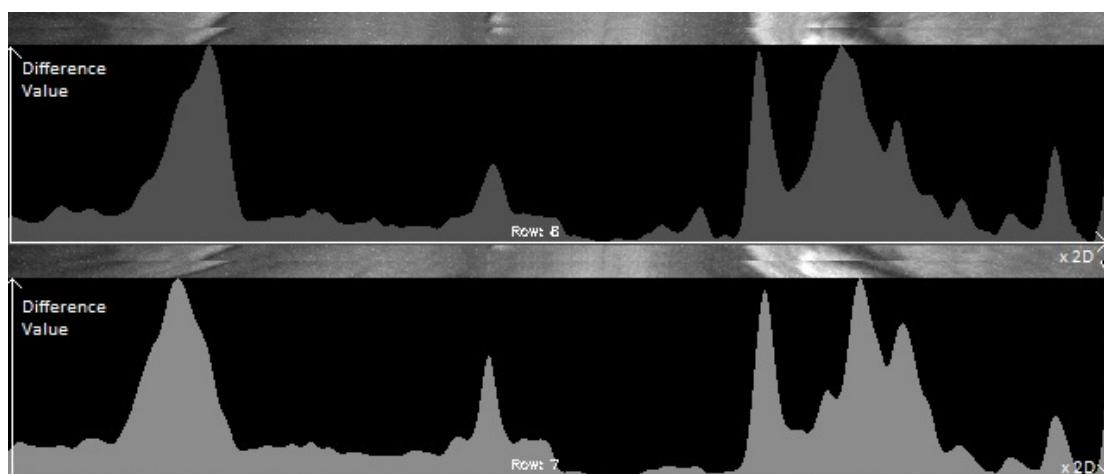


Abbildung 4.2: Differenzbildung zwischen zwei Messfenstern mit Fensterhöhe von 5 Pixeln.

Merkmale zur Folge.

Im Gegensatz zum Mustervergleich für das Finden der Fahrbahnbegrenzung wird im Algorithmus zur Bestimmung der Fahrbahnkrümmung ein einzeliges Muster verwendet. Der Grund hierfür ist, dass der Algorithmus eine Statistik erzeugt, welche selbst bei einzelligem Muster, über einen Zeitraum mit mehreren Messungen betrachtet, ausreichend genau ist. Da für den Fahrbahnverlauf keine sehr schnellen Änderungen zu erwarten sind, kann dadurch Rechenzeit gespart werden. Für jede Messzeile werden die eindimensionalen Messwerte entnommen und zur späteren Verwendung abgespeichert. Bei der Messung wird gleichzeitig die Standardabweichung der Pixelwerte der Messzeile festgestellt und abgespeichert. Dies ist notwendig, um im späteren Verlauf der einzelnen Algorithmen an der Stelle abbrechen zu können, welche nicht genug Struktur für eine Bestimmung der Streckung oder Stauchung des jeweiligen Signals beinhaltet. Ein Beispiel hierfür ist Überbelichtung oder Verdeckung der Kamera sowie stark homogene Flächen über die gesamte Breite des Eingangsbildes hinweg. Die Standardabweichung ist in einem solchen Fall gering und wird bei als Abbruchkriterium genutzt.

## 5 Erkennung des Fahrbahnverlaufes

Zur Erkennung der Fahrbahnkrümmung wird auf den Eigenschaften der Messlinien aufgebaut. Der Idee für das Erkennen der Fahrbahnkrümmung liegt zugrunde, dass sich die Signale, welche sich aus den Pixelwerten auf den Messzeilen zusammensetzen, ähnlich sind. Die Krümmung setzt sich dann aus der Signalstreckung bzw. -stauchung der 1D-Signale auf den Messlinien zusammen. Das bedeutet, dass die Stauchung oder Streckung zwischen jeweils zwei aufeinanderfolgenden Messzeilen gemessen werden muss. Die Streckung oder Stauchung bezieht sich dabei auf die Proportionen des linken und rechten Teils einer Messzeile. Die zwei Teile werden hier durch die Mitte des ähnlichen Musters der vorhergehenden Messzeile eingeteilt. Diese wird durch die Stauchung oder Streckung der vorhergehenden Zeile verschoben. Die Mitte der ersten Zeile wird durch die Hälfte der Bildbreite festgelegt. Um die Proportionen zu erhalten, werden die Längen der Hälften zweier Messzeilen ins Verhältnis gesetzt. Die Fahrbahnkrümmung wird dann durch die Verlaufshypothese beschrieben, welche sich aus den Proportionen aller Messzeilen zusammensetzt.

Die Verlaufshypothese beginnt immer an der untersten Messlinie, welche sich auf der Bodenebene gesehen, am nächsten zum Fahrzeug befindet. Sie besteht aus einer Mitte und einer linken und rechten Begrenzung je Messzeile. Die Begrenzung zeigt, an welcher Stelle der aktuellen Messzeile das Ende der jeweiligen Hälfte der vorhergehenden Messzeile, durch Streckung oder Stauchung zu liegen kommt. Für die Verlaufshypothese der ersten Messzeile gelten die Voraussetzungen, dass sich ihr Zentrum auf der Hälfte der Messzeile befindet und die linke und rechte Begrenzung jeweils am Bildrand. Wird der Verlauf fortgeführt, so werden zunächst die linke und rechte Begrenzung aus dem Wert der Proportionen, multipliziert mit der Länge der jeweiligen Hälfte der vorhergehenden Messzeile, gebildet. Dann wird die Mitte des Verlaufs der neuen Messzeile aus der Mitte der Begrenzungen der Verlaufshypothese dieser Messzeile gebildet. Dieses Verfahren wird sukzessive fortgeführt und spiegelt so den Fahrbahnverlauf gemessen an den Messlinien wieder, wie Abbildung 5.1 zeigt.

Der Verlauf ist hier als orange Linie dargestellt. Eine erste Schätzung der Fahrbahnbegrenzungen ist gelb eingezeichnet. Beides sollte nicht verwechselt werden, da der Verlauf lediglich die Krümmung der Fahrbahn angibt. Er stellt im Algorithmus einen notwendigen Zwischenschritt dar. Die Fahrbahnbegrenzung hingegen gibt die geschätzte Position der Fahrbahnränder im Bild an.

Das Verhältnis  $\lambda$  der jeweiligen Begrenzung zur Mitte der Verlaufshypothese stellt den Streckungs- beziehungsweise Stauchungswert der jeweiligen Seite dar. Der Wert  $\lambda$  ist dabei relativ zur vorhergehenden Messzeile zu sehen, welche auf der Bodenebene näher am



Abbildung 5.1: Berechnung des Fahrbahnverlaufs über ein Bild.

Fahrzeug liegt. Für das Verhältnis des jeweils linken Teils einer Messzeilen zum linken Teil der folgenden Messzeile gilt:

$$\lambda > 1 \Rightarrow \text{Streckung} \quad (5.1)$$

$$\lambda = 1 \Rightarrow \text{keine Veränderung} \quad (5.2)$$

$$\lambda < 1 \Rightarrow \text{Stauchung} \quad (5.3)$$

Für den rechten Teil gelten die Gleichungen 5.1 bis 5.3 analog. Für den Ausgangszustand im Fahrzeug, d.h. das Fahrzeug steht auf einer Bodenebene bei geradem Fahrbahnverlauf, gilt  $\lambda_{row} = \lambda_0$  für jedes  $\lambda_{row}$  einer Messzeile mit Index  $row$ . Hierbei ist  $\lambda_0$  die Proportion der Hälften der ersten zur zweiten Messzeile. Es ist zu beachten, dass ein separates  $\lambda$  für jede Seite der Messzeile, gesehen von der Mitte der Verlaufshypothese, besteht. Die Zugehörigkeit des entsprechenden  $\lambda$  wird im Folgenden durch den Zusatz *Left* bzw. *Right* verdeutlicht. Typischerweise gilt  $\lambda_0 < 1$  und  $\lambda_{row}^{Left} = \lambda_{row}^{Right}$ , so dass eine kontinuierliche und gleichmäßige Stauchung der Hälften jeder folgenden Messzeile gegeben ist.  $\lambda_{row}^{Left}$  stellt das Verhältnis des linken und  $\lambda_{row}^{Right}$  das Verhältnis des rechten Teils der Messzeile mit Index  $row$  zur Messzeile mit Index  $row + 1$  dar. Da die  $\lambda^{Left}$  unabhängig von  $\lambda^{Right}$  sind bedeutet dies, dass die eine Seite des Signals gestreckt sein kann, während die andere Seite gestaucht ist und umgekehrt. Diese Kombination ist beispielsweise in Kurven der Fall. Für eine Linkskurve gilt hierbei für jede Zeile im Bereich der Kurve, dass  $\lambda_{row}^{Left} > \lambda_0$  und  $\lambda_{row}^{Right} < \lambda_0$ . Für eine Rechtskurve analog umgekehrt. Weitere Fälle stellen durch perspektivische Verzerrungen verursachte Stauchungen und Streckungen dar, welche sich auf beide Signalteile gleich auswirken. Spezialfälle sind die Aufweitung und Verengung des

Straßenverlaufs. In solchen Fällen muss der gesamte berechnete Verlauf analysiert werden, um eine Aufweitung oder Verengung festzustellen, da die Krümmung beider Seiten hier nicht gleichmäßig verläuft. Die Fallunterscheidung setzt sich wie folgt zusammen:

$$\lambda_{row}^{Left} = \lambda_0 \quad \& \quad \lambda_{row}^{Right} = \lambda_0 \Rightarrow \text{Ausgangszustand} \quad (5.4)$$

$$\lambda_{row}^{Left} > \lambda_0 \quad \& \quad \lambda_{row}^{Right} < \lambda_0 \Rightarrow \text{Linkskurve} \quad (5.5)$$

$$\lambda_{row}^{Left} < \lambda_0 \quad \& \quad \lambda_{row}^{Right} > \lambda_0 \Rightarrow \text{Rechtskurve} \quad (5.6)$$

$$\lambda_{row}^{Left} < \lambda_0 \quad \& \quad \lambda_{row}^{Right} < \lambda_0 \Rightarrow \text{Bodenebene abfallend} \quad (5.7)$$

$$\lambda_{row}^{Left} > \lambda_0 \quad \& \quad \lambda_{row}^{Right} > \lambda_0 \Rightarrow \text{Bodenebene ansteigend} \quad (5.8)$$

Hierzu gilt eine Prämisse, welche die Streckung und Stauchung der zwei Teile zweier Messzeilen betrifft. Es ist keine Streckung oder Stauchung erlaubt, durch die eine der Begrenzungen der Folgezeile auf der jeweils gegenüberliegenden Seite der Mitte der Verlaufshypothese zu liegen kommt. Dies bedeutet, dass die Phasenverschiebung der beiden Signale nicht größer als die Signallänge des linken oder rechten Signalteils sein darf. Diese Eigenschaft ist durch Signale aus den Bildbereichen von starken Kurven nahe dem Horizont oftmals nicht erfüllt, und die Messung muss an solchen Stellen abgebrochen werden. Da sich das aber ändert, sobald sich das Fahrzeug der entsprechenden Kurve nähert, ist dies von nachrangiger Bedeutung. Das Ergebnis zur Berechnung der Verhältnisse der Hälften zweier Signale aus den jeweiligen Bildzeilen ist schematisch in Abbildung 5.2 nachvollzogen.

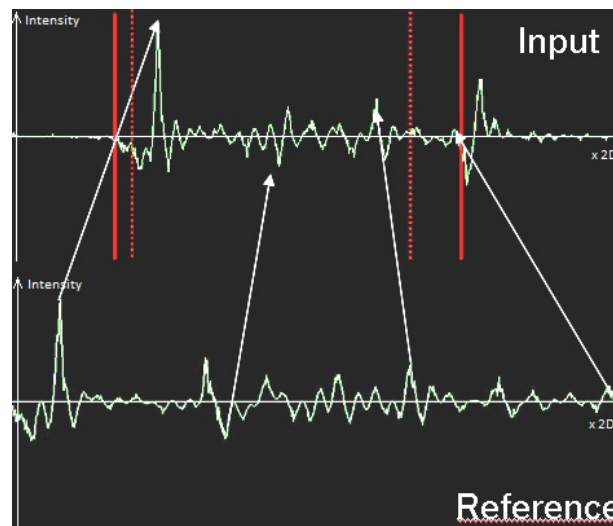


Abbildung 5.2: Schema für den Signalabgleich zur Berechnung der Verhältnisse zwischen den Signalteilen zweier Messzeilen

## 5.1 Signalaufbereitung

Um einen Signalabgleich durchführen zu können, müssen die beiden zu vergleichenden Signale zuvor in eine günstige Form gebracht werden. Hierbei gilt es diejenigen Unterschiede zu eliminieren, welche lokale Einflüsse auf das jeweilige Signal haben. Globale Einflüsse wie Unterschiede in der Amplitude über das Gesamtsignal - zum Beispiel durch unterschiedliche Beleuchtung verursacht - spielen dabei keine Rolle, wie sich in den Abschnitten 5.2 und 5.3 zeigt. Das bedeutet, dass Einflüsse wie Bildrauschen und Quantisierungsrauschen zunächst minimiert werden müssen.

Um eine erste Einschränkung der Werte zu treffen, welche miteinander verglichen werden müssen, können Ergebnisse des vorhergehenden Messzeilenabgleichs verwendet werden. Dazu werden die Begrenzungen der Verlaufshypothese der vorangegangenen Messzeile herangezogen. Auf diese Grenzen wird ein Offset addiert, um Streckungen des Signals zu berücksichtigen, durch die die entsprechenden Werte ohne den Offset abgeschnitten würden. Ein Offset von einem Viertel der Signallänge ist dabei ausreichend, da stärkere Streckungen vernachlässigt werden können. Liegen die Begrenzungen mit addiertem Offset hier außerhalb des Bildbereiches, so werden nur Werte welche innerhalb des Bildbereiches verbleiben berücksichtigt. Nur diejenigen Werte beider Signale, welche sich innerhalb der so bestimmten Begrenzungen befinden, werden in den folgenden Schritten verwendet. Die jeweils gültigen Begrenzungen hierfür zeigt Abbildung 5.3. In kurzen grünen vertikalen Linien ist dort die angenommene Bodenebene illustriert. Die oben liegende weiße Linie zeigt die aktuelle Messdistanz. Als blaue horizontale Linien sind hier die Messzeilen eingezeichnet. Der geschätzte Fahrbahnverlauf verläuft entlang der Begrenzungen als orange Linie. Deutlich zu erkennen ist im oberen linken Bereich zwischen beiden horizontalen weißen Linien die Angleichung der Messzeilen an den Verlauf. Der addierte Offset ist in dunklerem Blau gefärbt und verlängert die in hellem Blau gezeichneten Messzeilen jeweils auf der linken und rechten Seite.

Weiterhin müssen die einzelnen, diskreten Werte des Signals möglichst eindeutig sein, um falsche Zuordnungen zweier Werte zueinander beim Abgleich zu minimieren. Da in einer Bildzeile mehrere Werte mit der gleichen Intensität vorhanden sind, bietet es sich an, den Gradienten der Werte zu nutzen, statt sich auf die Werte selbst zu beziehen. Dies kann dazu beitragen, Fehler in den gefundenen Übereinstimmungen des Signals zu vermeiden, da ein Wert abhängig von seiner lokalen Nachbarschaft gemacht wird. Ein Algorithmus, welcher eine ähnliche Herangehensweise nutzt, zeigen [KP01]. Ein gleichzeitiger Nachteil, welcher jedoch durch die Verwendung des Gradienten auftritt, ist in der Nachbarschaftsbeziehung begründet. Verursacht durch die Quantisierung des Ursprungssignals oder durch Veränderung einzelner Werte durch Sensorrauschen, ändert sich der Gradient unter Umständen stark. Im konkreten Anwendungsfall tritt eine Quantisierung durch die Sensoreinheiten auf, deren Ausgabe die Werte der Bildpixel darstellt. Das bedeutet, dass ein Objekt auf einer Messzeile in größerer Entfernung zum Fahrzeug weniger Bildpunkte umfasst als dasselbe Objekt, wenn es sich näher an der Kamera befindet. Weitergeführt bedeutet das, dass auch Details in der jeweiligen Bildzeile starke Auswirkungen auf die Gradienten haben, da sie



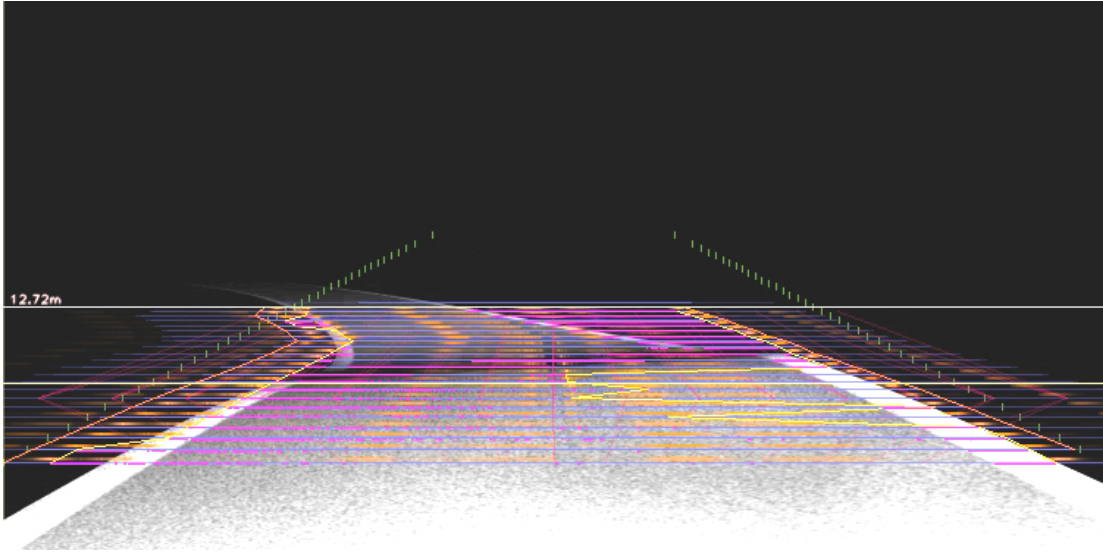


Abbildung 5.3: Die Abbildung zeigt eine synthetische Szene, welche die Musterauswahl zum Abgleich verdeutlicht.

mitunter nicht durch einen einzelnen Pixel repräsentiert werden.

Die Auswirkungen der zuvor aufgeführten Effekte lassen sich mit einem geeigneten Tiefpassfilter verringern. Dabei wird eine schnelle Fouriertransformation verwendet, um durch die erzeugte Fourierreihe und Anwendung der inversen Transformation, Einfluss auf die Frequenzen des Signals zu bekommen. Beschreibungen der Algorithmen zur Berechnung der verwendeten „Fastest Fourier Transform in the West“ finden sich beispielsweise in den Arbeiten von [FJ97], [FJ98] und [FJ05]. Die Transformation wird nun auf das jeweilige Vergleichssignal angewendet, um dann Frequenzen über einem von der Signallänge abhängigen Grenzwert zu eliminieren. Der Grenzwert  $\tau_F$  berechnet sich aus der Anzahl der Werte  $N_V$ , multipliziert mit einem Faktor, welcher den zu löschenden Anteil der Frequenzen angibt, wie Formel (5.9) zeigt.

$$\tau_F = N_V \cdot \epsilon \quad (5.9)$$

$$(x_0, \dots, x_{N_V-1}) \in \mathbb{C}_V^N \quad \hat{x}_k = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N_V-1} x_n e^{-i2\pi \frac{kn}{N_V}} & \text{für } n \leq \tau_F \\ 0 & \text{für } n > \tau_F \end{cases} \quad (5.10)$$

$$x_n = \frac{1}{N_V} \sum_{k=0}^{N_V-1} \hat{x}_k e^{i2\pi \frac{k \cdot n}{N_V}} \quad (5.11)$$

Hierbei ist  $\epsilon$  der prozentuale Anteil der Frequenzen des Signals, welcher ausgelöscht werden soll. Für  $\epsilon$  eignet sich mit den in 2.2 beschriebenen Systemparametern ein Wert von 0,75. Das Signal wird bei diesem Wert stark gefiltert, da 75 % der Frequenzen ausgelöscht werden.

Somit tritt eine Verminderung des Rauschens ein, wodurch der Signalabgleich begünstigt wird. Auf das Signal wird die Fouriertransformation angewendet und danach alle  $\hat{x}_k$  mit  $k > \tau_F$  gleich 0 gesetzt. In diesem Schritt wird der durch  $\epsilon$  prozentual angegebene Frequenzbereich ausgelöscht. Danach findet die Rücktransformation mittels inverser Fourier-Transformation statt. Ergebnis ist eine tiefpassgefilterte Variante des Ursprungssignals, welche nun zur Bestimmung der Stauchung und Streckung der beiden Signalteile verwendet wird. Eine zu starke Filterung hat hierbei allerdings den Effekt, dass Details verloren gehen, die für eine Zuordnung einzelner Teilbereiche der Signale wichtig sind, sodass jeder Abgleich mit einem  $\lambda \approx 1$  endet, was nicht den tatsächlichen Proportionen entspricht. Abbildung 5.4 zeigt eine Gegenüberstellung der Rohwerte der Pixeldaten zu den aufbereiteten Werten. Die Aufbereitung geschieht hierbei durch die Transformationsfunktion.

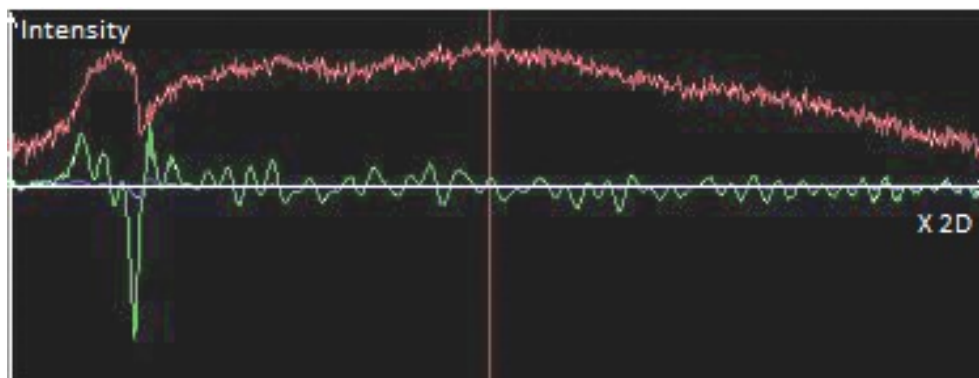


Abbildung 5.4: Die Rohwerte der einzelnen Pixel sind rot dargestellt. Die aufbereiteten Werte, welche die für die Applikation angepasste Transformationsfunktion durchlaufen haben, sind in Grün dargestellt. Deutlich zu erkennen ist, dass die aufbereiteten Werte tiefpassgefiltert sind.

## 5.2 Lösungsversuch durch Dynamic Time Warping

Als erste Lösung für das Problem des Findens der Stauchung und Streckung zur Signalmitte hin wird der Algorithmus zum Dynamic Time Warping, kurz DTW, untersucht. Beim DTW handelt es sich um einen Algorithmus, welcher vorwiegend in der Spracherkennung Anwendung findet und dazu verwendet wird, für zwei Signale ein Gleichheitsmaß zu erzeugen. Der Algorithmus wird hierbei mit einer Zeit- und Speicherkomplexität von  $O(n)$  ausgeführt [SC04] [Lem09]. Ebenso existieren mehrere Algorithmen, welche das DTW nochmals zusätzlich beschleunigen, wobei der Grad der Komplexität nicht weiter unterschritten wird, wie [XKS<sup>+</sup>06] und [CWS09] darlegen.

Da der DTW-Algorithmus nicht direkt das gewünschte Ergebnis der Proportionen erzeugt, sondern ein Gleichheitsmaß ausgibt, müssen die Zwischenschritte des Algorithmus ausgewertet werden. Gewünscht ist eine Aussage über das Verhältnis der beiden Signalteile

zum Referenzsignal. Der DTW-Algorithmus arbeitet so, dass er eine Kostenfunktion für jeden Wert des Referenzsignals auf alle Werte des Vergleichsignals anwendet. Die so entstehende Kostenmatrix wird dann derart durchquert, dass ein möglichst kostenoptimaler Gesamtpfad, wie in Abbildung 5.5 dargestellt, entsteht. Die Kostenmatrix wird in Form eines Signal Matching Image, kurz SMI, visualisiert.

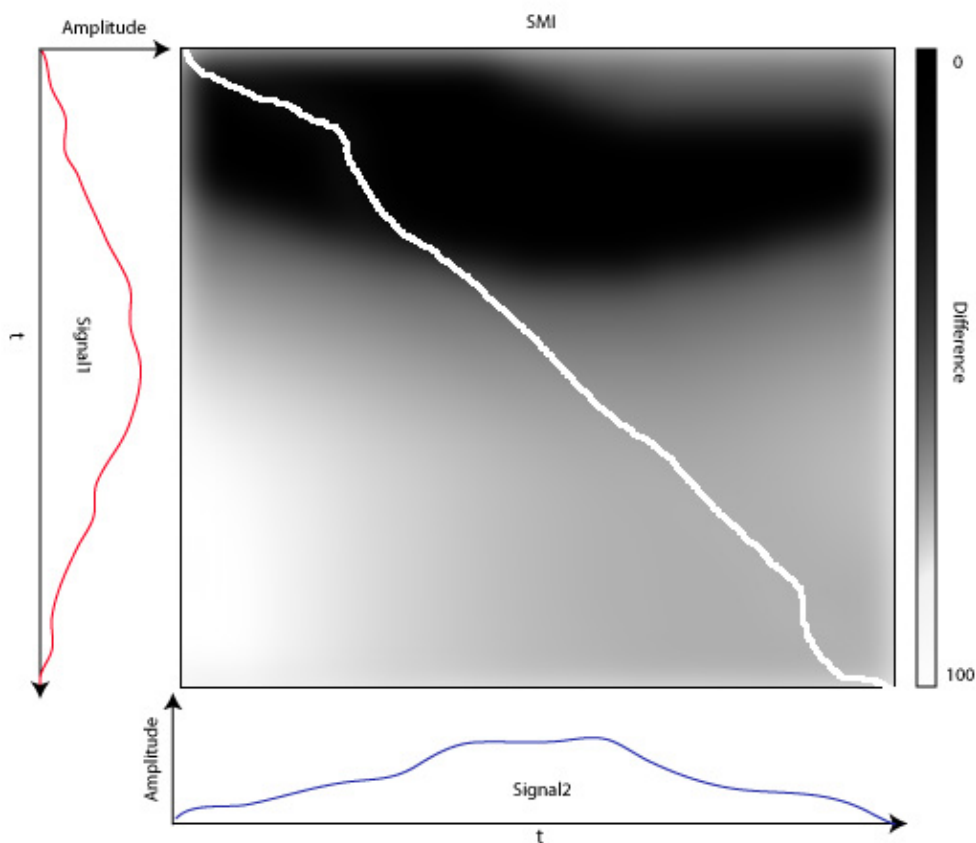


Abbildung 5.5: Schematische Darstellung des DTW-Algorithmus. In dem dazugehörigen SMI sind die Werte der Kostenmatrix umso heller dargestellt, je größer das errechnete Kostenmaß ist.

Der so erzeugte Pfad spiegelt die Zuordnungen der einzelnen Werte wieder. Er gibt somit gleichzeitig Aufschluss über Streckung und Stauchung in Abschnitten des Signals, wobei lokale Verzerrungen auftreten können. Um nun das gewünschte Ergebnis des Verhältnisses der beiden Signalhälften zu extrahieren, muss aus dem Warpingpfad, welcher in Bild 5.5 weiß dargestellt ist, ein Verhältnis der beiden Signale zum jeweilig zugehörigen Signaleil des Referenzsignals hergestellt werden. Das gewünschte Verhältnis ergibt sich aus der Abweichung des Verzerrungspfades zur Diagonalen des SMI. Da es sich hierbei stets um lokale Abweichungen handelt, muss die Stauchung oder Streckung der jeweiligen Seite erst

aus diesen lokalen Veränderungen berechnet werden.

Eine Möglichkeit des direkten Ablesens der Seitenverhältnisse besteht darin, den Verzerrungspfad als Kombination zweier Strecken mit gemeinsamem Anfangs- beziehungsweise Endpunkt in der Signalmitte des Referenzsignals zu definieren. Ein Ergebnis eines so abgeänderten DTW-Algorithmus findet sich in Abbildung 5.6.

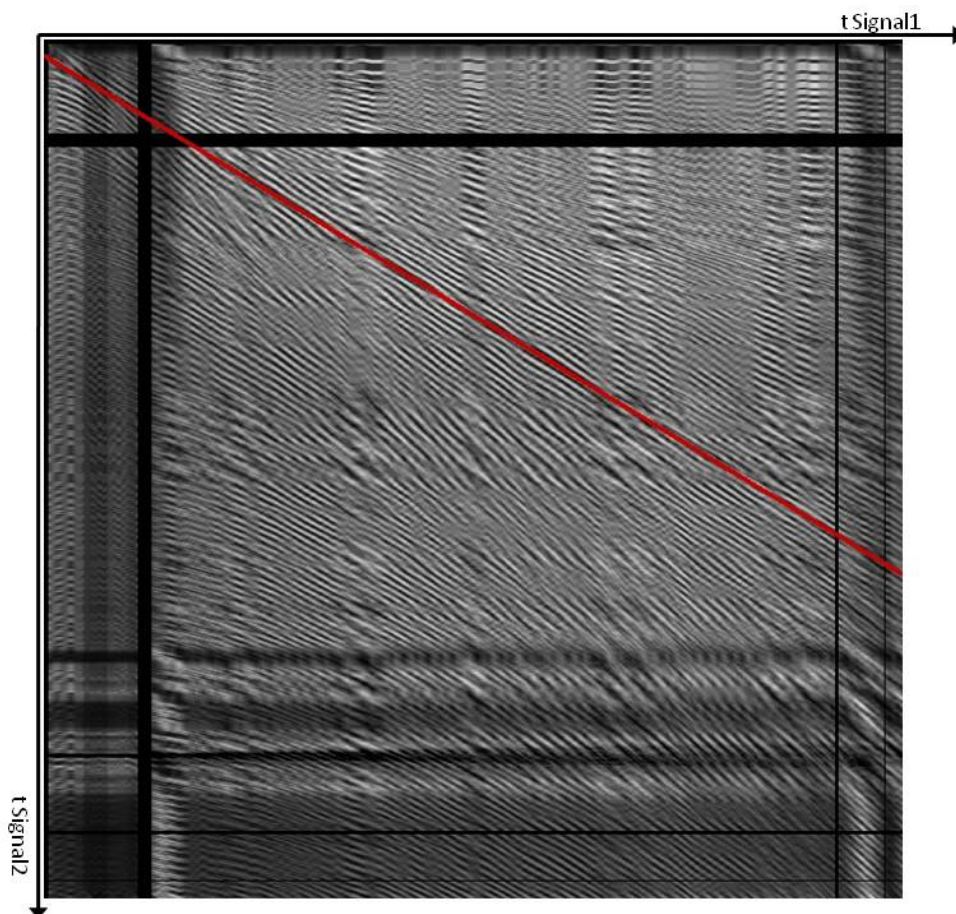


Abbildung 5.6: SMI zu einem abgeänderten DTW mit Festlegung auf einen Verzerrungspfad, welcher auf der Kombination zweier Strecken basiert. Der entsprechende Pfad ist hier rot dargestellt.

Für die Umsetzung des abgeänderten Algorithmus ist es nötig, mit einer Konvention des DTW zu brechen. Das DTW versucht, eine vollständige Relation beider Signale herzustellen. Das bedeutet, dass ein Matching immer am Anfang beider Signale beginnt und bis zum Ende beider Signale durchgeführt wird, wobei eine geordnete Zuordnung aller Werte stattfindet. Bei einem Vorgehen wie in Abbildung 5.6 versucht der Algorithmus durch Kombination verschiedener Start- und Endpunkte einen kostenoptimalen geraden Pfad zu finden. In der Praxis stellt sich heraus, dass oftmals viele dieser linearen Pfade existieren und somit nicht eine einzelne, eindeutige Lösung gefunden wird.

Ein besserer Lösungsansatz ist die Auswertung der einzelnen, lokalen Stauchungen und Streckungen, welche durch den DTW zwischen Vergleichs- und Referenzsignal gefunden werden. Hierzu wird eine Statistik über die unterschiedlichen, gefundenen Verhältnisse der Distanzen der jeweilig zugeordneten Wertepaare zur Signalmitte erstellt. Das Verhältnis  $\delta_i$  berechnet sich hierbei aus der Relation der Indizes  $i_{Ref}$  und  $i_{Vergleich}$ . Dabei stellt  $i_{Ref}$  den Index des Referenzsignals und  $i_{Vergleich}$  den Index des Wertes auf dem Vergleichssignal dar. Diese werden zum Index  $i_{Mitte}$  der Signalmitte auf dem Referenzsignal ins Verhältnis gesetzt. Somit ergibt sich für das jeweilige Verhältnis:

$$\delta_i = \frac{|i_{Vergleich} - i_{Mitte}|}{|i_{Ref} - i_{Mitte}|} \quad \text{für } i_{Ref} \neq i_{Mitte} \quad (5.12)$$

$$\text{Für } i_{Ref} = i_{Mitte} \text{ gilt } \delta_i = 1 \quad (5.13)$$

Solche Zuordnungen korrespondierender Werte sind in Abbildung 5.7 als schräge Linien zwischen den Signalen dargestellt. Deutlich zu erkennen sind hier die überwiegend zur Mitte gerichteten Linien auf beiden Seiten der Signale, was auf eine Stauchung beider Seiten hindeutet.

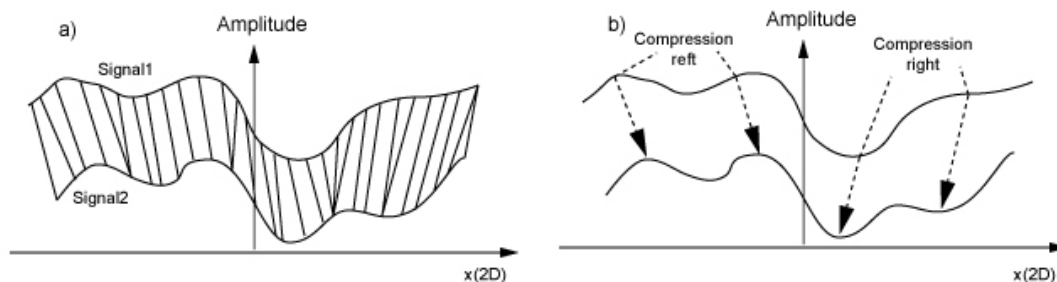


Abbildung 5.7: Die Signale sind hier übereinander aufgetragen, wobei sich oben das Referenzsignal und darunter das Vergleichssignal befindet. In a) ist die Zuordnung der jeweiligen Wertepaare durch verbindende Linien dargestellt. In b) wird aus der Häufigkeit der Abweichungen in der t-Achse das Verhältnis der jeweiligen Seite zur Signalmitte abgeleitet. Resultat ist, dass beide Seiten einer Stauchung unterzogen sind.

Nach [KP01] ist das DTW besonders anfällig gegenüber Änderungen der Amplitude zum Ursprungssignal, da der Algorithmus darauf ausgelegt ist, Veränderungen in der Zeitachse auszugleichen. Hierbei stellen weniger globale Veränderungen ein Problem dar, als vielmehr lokale Veränderungen der Amplitude. Der Algorithmus gleicht in solch einem Fall die Änderungen in der Amplitude durch Verschiebungen auf der Zeitachse aus, wie Abbildung 5.8 verdeutlicht.

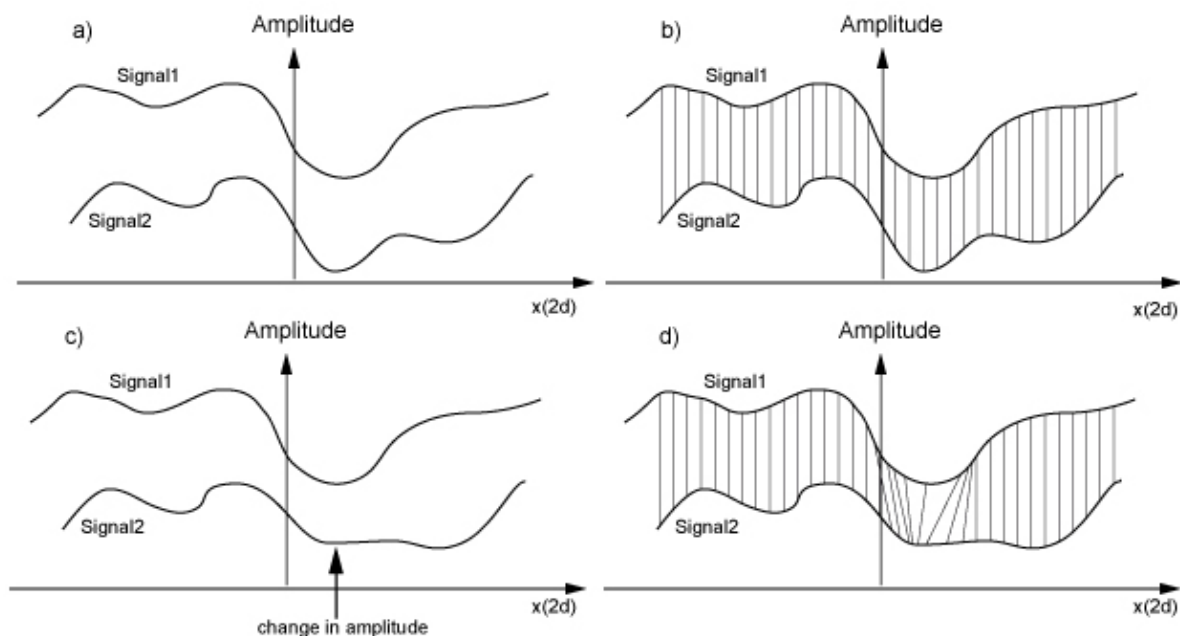


Abbildung 5.8: In a) zu sehen sind zwei identische Signale. Hier erzeugt das DTW eine eins-zu-eins Zuordnung wie in b). In c) wird die Amplitude an einem Signalabschnitt geändert, wodurch in d) durch das DTW zwei Singularitäten erzeugt werden, da die Amplitudenänderung hier durch eine Zeitverschiebung kompensiert wird. (Illustration in Anlehnung an [KP01])

Die hier genannten Effekte lassen sich vermeiden, wie in [KP01] dargelegt wird, wenn eine abgeänderte Kostenfunktion verwendet wird. Der dort beschriebene Algorithmus zum Derivative Dynamic TimeWarping kurz DDTW, benutzt die Anwendung der Kostenfunktion des DTW auf die Gradienten der jeweiligen Werte. Dies bewirkt eine Minderung der Auswirkungen der Verschiebung im Ergebnis des DTW, welche durch Amplitudenänderungen verursacht werden. Dennoch bleiben einige Phänomene, die beim Abgleich der beiden Signale auftreten können, unberücksichtigt. Es können folgende Effekte ausgemacht werden:

- Auslöschungen
- Ersetzungen
- Einfügungen

Treten diese Effekte auf, so erzeugt das DTW Resultate, welche keine eindeutigen Rückschlüsse auf die Stauchung oder Streckung des Signals zulassen. Wie in Abbildung 5.8 „d)“ gezeigt wird, erzeugt das DTW hier falsche Zuordnungen, die das Gesamtergebnis negativ beeinflussen. Da der DTW-Algorithmus für die Anwendung der Suche nach dem Verhältnis der Signalhälften zu beeinflussbar ist, wird ein neues Verfahren entwickelt, welches in Abschnitt 5.3 beschrieben wird.

## 5.3 Lösung durch den Block-Sorting Algorithmus

Der hier vorgestellte Block-Sorting Algorithmus behebt einige der Schwächen des DTW-Algorithmus zur Verwendung in der Berechnung des Straßenverlaufs. In Abschnitt 5.2 ist bereits erläutert, wie das generelle Vorgehen zur Schätzung der Stauchung und Streckung der Signale gestaltet ist, um diese Information dazu zu nutzen den Straßenverlauf innerhalb eines Bildes zu schätzen. Gleichzeitig weist der DTW-Algorithmus in Bezug auf die Problemstellung einige Schwächen auf, die für eine sichere Schätzung behoben werden müssen. Selbst die Verwendung der Erweiterung des DTW-Algorithmus zum DDTW liefert keine ausreichenden Ergebnisse, um den Fahrbahnverlauf mit ausreichender Genauigkeit zu berechnen. Deshalb wird dem DDTW die Nebenbedingung der Linearität des Verzerrungspfades gegeben. Auch die Resultate dieses neuen Algorithmus sind nicht überzeugend, da stets mehrere Lösungen gleicher Güte möglich sind, von denen die richtige nicht eindeutig gewählt werden kann. Ein weiteres Problem bei der Verwendung des letzteren Algorithmus stellt die Laufzeit dar, da eine Kombination verschiedener Start- und Endpunkte getestet werden muss. Dies verhindert einen Einsatz für Echtzeitanwendungen, womit die erläuterte Vorgehensweise verworfen werden muss. Als Resultat kann jedoch abgeleitet werden, dass aus der Statistik der lokalen Indexrelationen der korrespondierenden Werte, eine Stauchung- oder Streckung der Signalhälften berechnet werden kann. Diese Erkenntnis führt zur Notwendigkeit einen neuen Algorithmus zu kreieren, welcher eine schnelle und robuste Zuordnung korrespondierender Werte ermöglicht. Ziel hierbei ist es nicht wie beim DTW eine zeitliche Stauchung oder Streckung der Signale zu analysieren und daraus ein Korrespondenzmaß abzuleiten. Vielmehr soll der hier vorgestellte Block-Sorting Algorithmus, kurz BSA, Wertepaare erzeugen, durch deren stochastische Analyse Werte für die Streckung oder Stauchung der Signale berechnet werden können.

Grundlage für den Algorithmus bilden die Signale, welche nach dem in Abschnitt 5.1 beschriebenen Verfahren aufbereitet werden. Zum Abgleich werden Signalepaare aus den Werten gebildet, welche von zwei benachbarten Messlinien gewonnen werden. Ein solches Signalepaar findet sich in Abbildung 5.9.

Der BSA nutzt folgende Schritte, um die Werte für das Verhältnis beider Seiten des Vergleichssignals zu errechnen:

1. Als Mitte des Vergleichssignals wird zunächst die Mitte des Referenzsignals angenommen.
2. Die Werte jeder Hälfte beider Signale werden nach Amplitude sortiert. Dabei werden die Indizes der Werte in einer separaten Tabelle mitgeführt.
3. Die so sortierten Werte werden in Blöcke steigender Größe aufgeteilt. Je kleiner der Betrag der Amplitude der enthaltenen Werte, desto größer der Block.
4. Die Werte innerhalb jedes Blockes werden nun nach ihrem ursprünglichen Index sortiert. Somit sind die Werte durch ihren Index einander zugeordnet. Jedem Wert des Vergleichssignals ist der entsprechende Wert mit zugehörigem Index im Referenzsi-

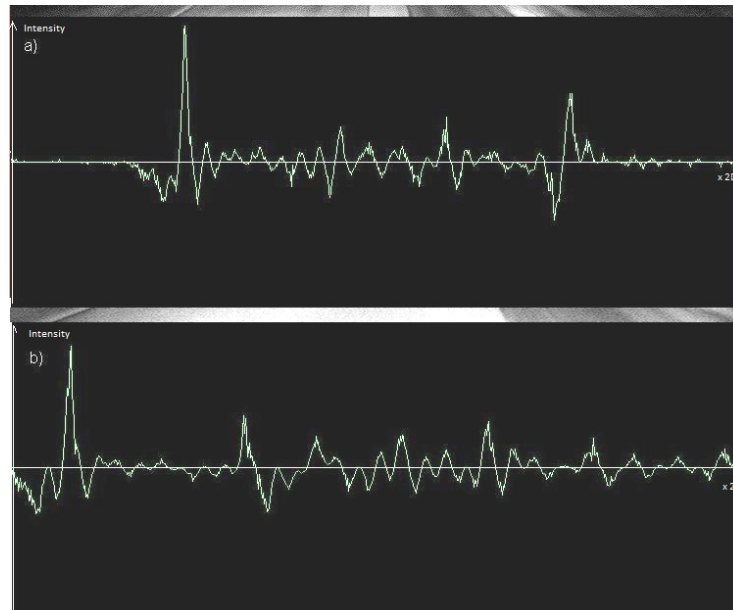


Abbildung 5.9: Ein Signalpaar, das die Signalaufbereitung durchlaufen hat. a) stellt hier das Vergleichssignal und b) das Referenzsignal dar. Über dem jeweiligen Graphen befindet sich der Bildausschnitt, auf dem die zugehörige Messzeile liegt.

gnal zugeordnet.

5. Das Verhältnis aus dem Betrag der Differenz der Indizes und dem Index der Mitte ergibt das Verhältnis der zugeordneten Werte.
6. Die Proportion mit maximaler Häufigkeit des Auftretens auf der entsprechenden Seite ergibt das Seitenverhältnis zu der untersuchten Seite.
7. Für die Bestimmung der Mitte des Vergleichssignals werden die Längen der Signalseiten des Vergleichssignals mit den berechneten Werten für die Proportionen multipliziert. Als neue Mitte wird die Mitte der so entstandenen neuen Begrenzungen angenommen.

Das Setzen der Signalmitte zu Beginn des Algorithmus bedingt, wie in Abschnitt 5 dargestellt, dass keine Stauchung mit negativem  $\lambda$  einer Hälfte auftritt. Dies würde zur Folge haben, dass die Begrenzung des Referenzsignals im Vergleichssignal auf der gegenüberliegenden Seite zu liegen kommt. Es gilt also für jedes  $\lambda$  aller Zeilen dass  $\lambda > 0$ . Da nun jeweils nur die zugehörigen Hälften beider Signale verglichen werden, ist diese Voraussetzung immer erfüllt. Werden Signalpaare mit dem BSA behandelt, bei denen diese Voraussetzung initial nicht gegeben ist, so wird ein falsches Ergebnis zurückgeliefert. Dies liegt darin begründet, dass die jeweils zugehörigen Signalanteile nicht miteinander abgeglichen werden können, da sie sich auf unterschiedlichen Seiten von Muster- und Vergleichssignal befinden.



Die Sortierung der Werte nach ihrer Amplitude erfolgt so, dass für jede Seite von Muster- und Vergleichssignal eine strikt steigende oder fallende Ordnung besteht. Welche Ordnung gewählt wird, ist für die weitere Ausführung nicht von Bedeutung. Entscheidend ist, dass die gleiche Ordnung für die gleichen Seiten gewählt wird. Abbildung 5.10 zeigt zwei Signale, die auf die beschriebene Weise sortiert sind. Vergleichs- und Referenzsignal sind auf einem Koordinatensystem angetragen. Das Vergleichssignal ist gelb gefärbt, das Referenzsignal grün. Die Werte beider Signale und ihrer beiden Teile sind von links nach rechts gehend mit fallender Amplitude sortiert. Links neben der festgelegten Signalmitte befinden sich somit die Werte der linken Seite mit größter negativer Amplitude, auf der Signalmitte die Werte der rechten Seite mit der größten Amplitude.

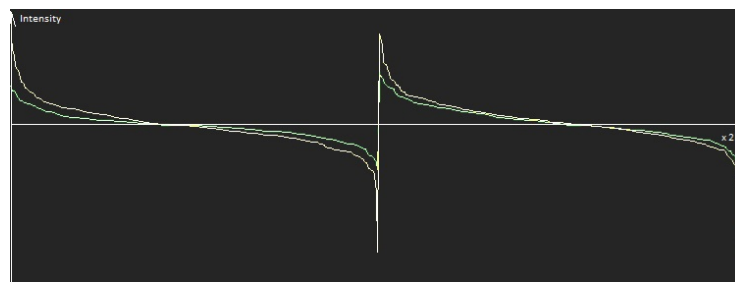


Abbildung 5.10: Zwei Signale, die seitenweise nach der Amplitude ihrer Werte sortiert sind.

Im nächsten Schritt werden die vorsortierten Werte wie beschrieben in Blöcke aufgeteilt. Welche Anzahl von Blöcken verwendet wird, ergibt sich aus der initialen Blockgröße. Als initiale Blockgröße eignet sich bei einer Signallänge  $N_V$  von 750 Werten ein Wert von  $\frac{N_V}{7} 125$ . Dies resultiert in einer Gruppierung der sechs Werte mit den größten Beträgen der Amplitude für den ersten Sortierungsblock. Die Blockgröße wird dann mit fallendem Amplitudenbetrag jeweils verdoppelt. Die Blöcke wachsen bei einer Vorsortierung wie in Abbildung 5.10, von den Signالرändern und der Mitte hin zur jeweiligen Seitenmitte in ihrer Größe an. Dies bedeutet, dass hier in der Mitte der jeweiligen Seite vermieden werden muss, dass der letzte Block kleiner ausfällt als der Vorletzte. In solch einem Fall wird der letzte Block mit dem Vorletzten zusammengefasst. Das Resultat aus dieser Sortierung wird in Abbildung 5.11 dargestellt.

Vorbild für dieses Verfahren ist die intuitive Vorgehensweise bei der Betrachtung zweier Signale auf Gleichheit und die damit verbundene Zuordnung, einzelner Signalabschnitte. Ein Verfahren, welches diese Herangehensweise ebenfalls verwendet, findet sich bei [KS97]. Dort wird ebenfalls versucht, zunächst starke Merkmale aus den Signalen zu extrahieren, um sie anschließend abzugleichen. Die Merkmale entsprechen hierbei allerdings ganzen Signalabschnitten, welche durch stückweise lineare Segmente approximiert werden. Der dort vorgestellte Algorithmus hat, im Gegensatz zu dem hier erläuterten wieder zum Ziel zunächst ein Gleichheitsmaß zu erzeugen, um dann in großen Datenmengen nach einer Referenz zu suchen. Anders als dort beschrieben wird im BSA bestimmten Werten zunächst durch die Vorbehandlung eine Signifikanz  $\sigma_i$  zugeordnet, welche durch die Amplitude ausgedrückt wird. Je größer die Amplitude, desto signifikanter der Wert. Diese Festlegung

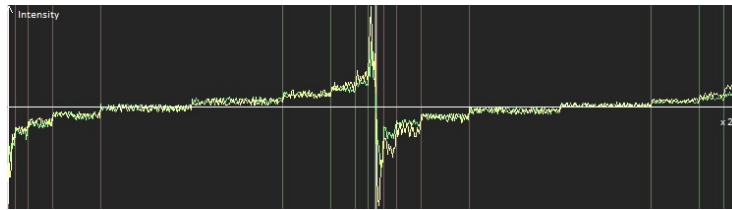


Abbildung 5.11: Das in Abbildung 5.10 dargestellte Signalpaar ist blockweise sortiert. Dabei wird anhand der Indextabelle, in welcher die Indizes mitgeführt werden, die ursprüngliche Ordnung der Werte in der Signalseite wiederhergestellt.

bezüglich Signifikanz wird ebenfalls bei intuitivem Vorgehen zum Signalabgleich beobachtet. Die Schritte, welche beim intuitiven Abgleichen durchlaufen werden, sind in Abbildung 5.12 schematisch dargestellt.

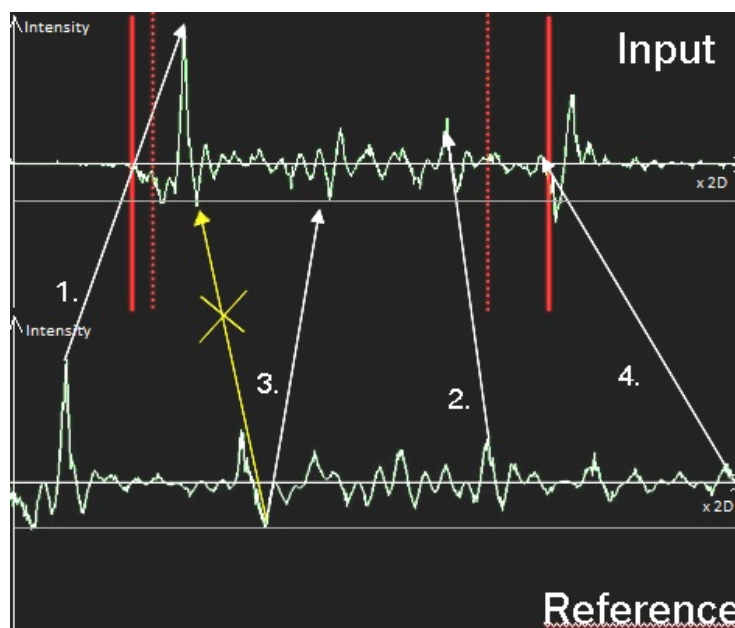


Abbildung 5.12: Die Abbildung zeigt schematisch das intuitive Vorgehen beim Signalabgleich.

In der Abbildung sind Muster- und Vergleichssignal versetzt angetragen, wobei sich das Referenzsignal unten und das Vergleichssignal oben befindet. Die rot gestrichelten Linien zeigen die erste Schätzung der Signalgrenzen des Referenzsignals im Vergleichssignal auf. Die durchgängigen roten Linien zeigen die neu geschätzten Signalgrenzen nach vollzogenem Abgleich. Die Pfeile zeigen die geschätzte Zuordnung markanter Werte im Signal, welche denen mit größter Amplitude entsprechen. Die Nummerierung stellt die Reihenfolge der Zuordnungsschritte dar, wobei die Anzahl der Schritte offen und hier nur zur Verdeut-

lichung auf vier begrenzt ist. Die grauen Linien entlang der X-Achse sind auf Höhe des Spitzenwertes bei Schritt 3 angetragen. Die Schritte 1-4 zeigen die Reihenfolge bei der Auswahl der abzugleichenden Werte auf. Hierbei wird nach fallendem Betrag der Amplitude vorgegangen. Dennoch wird die Position innerhalb des Signals berücksichtigt, was in Schritt 3 deutlich wird. Die Amplitude ist auf negativer Seite die zweitgrößte der linken Seite des Referenzsignals. Im Vergleichssignal entspricht sie aber nur noch der drittgrößten, da auf der Unterseite des Spitzenwertes von Schritt 1 eine Änderung der Amplitude stattgefunden hat. Folglich wäre eine Zuordnung rein nach Amplitude ohne Berücksichtigung der Reihenfolge fehlerhaft, was der gelbe Pfeil in Abbildung 5.12 darstellt.

Durch die vorgenommene Resortierung kommen die Werte innerhalb eines Blockes wieder in der Ordnung zu liegen, in der sie sich auch ursprünglich in der jeweiligen Signalhälfte befanden. Durch dieses Vorgehen werden falsche Wertezuordnungen, welche durch Änderungen der Amplitude entstehen, verringert. Das bedeutet, dass zwei Werte selbst nach Vertauschungen durch Änderung der Amplitude, wonach der im Referenzsignal größere Wert dann im Vergleichssignal der geringere ist, die Zuordnung nach der Blocksortierung korrekt ist. Zu berücksichtigen bleibt, dass hierbei nur die Wahrscheinlichkeit einer Fehlzusordnung sinkt, diese aber nicht ausgeschlossen werden kann. Eine korrekte Aussage im Sinne der Anwendung kann somit nur durch eine stochastische Untersuchung der Zuordnungen erfolgen. Das betrifft vor allem benachbarte Werte zwischen den Blöcken, da diese nicht wieder in die richtige Grundordnung gebracht werden können. Ursache hierfür ist, dass eine Resortierung nicht über die Blockgrenzen hinaus geführt wird, was jedoch der Konzeption des Verfahrens entspricht. Fehlzusordnungen werden durch Betrachten der Statistik in einem weiteren Schritt verworfen.

## 5.4 Probabilistische Schätzung zur Erkennung des Fahrbahnverlaufes

In den Abschnitten 5.2 und 5.3 werden zwei Verfahren erläutert, mit deren Hilfe sich die Seitenverhältnisse zweier Messzeilen gewinnen lassen. Diese Ergebnisse werden wie in Abschnitt 5 dargestellt verwendet, um den Fahrbahnverlauf, respektive die Krümmung der Fahrbahn, im Bild zu schätzen. Dazu werden Statistiken über die gesammelten Werte erstellt und ausgewertet, um eine Hypothese für den Verlauf zu generieren. Die Auswertung geschieht hierbei über eine Anzahl von Eingangsbildern  $N_B$  hinweg, sodass zu verschiedenen Zeitpunkten generierte Ergebnisse akkumuliert werden. Diese Vorgehensweise macht das Verfahren robust gegenüber Messfehlern, bringt aber einen Trägheitsfaktor mit in die Berechnung ein. Um diesen, bei gleichzeitig möglichst hoher Robustheit, gering zu halten, wird ein Wert von  $N_B = 10$  verwendet, welcher bei den gegebenen Parametern ein ausgeglichenes Verhalten des Algorithmus zur Folge hat. Maßgeblich für den Wert von  $N_B$  sind die Systemparameter aus Abschnitt 2.2. Bei kleineren Werten neigt das Verlaufsmo-  
dell zu starken Schwankungen der Richtung, bei zu höheren Werten ist die Anpassung des

Verlaufsmodells zu träge und hinkt dem tatsächlichen Straßenverlauf hinterher.

Durch Versatz in den Indizes der einzelnen Wertezuordnungen, welche durch den BSA zur Verfügung gestellt werden, wird zunächst eine Aussage bezüglich der lokalen Änderung im Signal erzeugt. Werden mehrere solcher lokalen Änderungen betrachtet, so lässt sich ein Rückschluss auf das Änderungsverhalten größerer Abschnitte ziehen. Somit ist es möglich das jeweilige  $\lambda_i$  der Seiten des Signals, wie in Abschnitt 5 beschrieben, zu ermitteln. Grundlage für die Berechnung der lokalen Verhältnisse ist hierbei Formel 5.12, welche das Verhältnis der Indizes verwendet. Die Berechnung des lokalen Wertes für  $\lambda_i$  wird dabei für jeden Wert des Referenzsignals durchgeführt und dann abgespeichert. Die Speicherung geschieht hierbei so, dass zunächst eine Signifikanz  $\sigma_i$  für das gefundene Indexverhältnis  $\delta_i$  berechnet wird. Dieser Wert  $\sigma_i$  wird auf einen Platzhalter für das entsprechende Verhältnis addiert. Prinzipiell funktioniert diese Vorgehensweise so, dass die möglichen Proportionen in gleichmäßige Partitionen  $P$  aufgeteilt werden, welche die Signifikanz aller gefundenen Verhältnisse beinhalten. Eine Partition repräsentiert hierbei einen Proportionswert  $\delta$ . Jedes gefundene lokale Verhältnis  $\delta_i$  eines Wertepaares hat eine Signifikanz  $\sigma$ , welche normiert auf den Wert der entsprechenden Partition addiert wird. Die Signifikanz  $\sigma_i$  ist abhängig vom Gradienten  $g_i$  an der Stelle  $i$  und der Abweichung der Intensität  $L_i$  dreier benachbarter Pixel von der mittleren Intensität, wie Formel 5.15 zeigt. Gradient und Intensität werden dabei über drei benachbarte Werte gebildet, um Bildrauschen auszugleichen. Die Werte am Rande des Signals werden dabei außen vor gelassen.

$$g_i = \frac{L_{i-1} - L_{i+1}}{2} \quad (5.14)$$

$$\sigma_i = g_i * \left| \frac{\sum_{n=-1}^1 L_{i+n}}{3} \right| \quad (5.15)$$

#### 5.4.1 Zuordnung und Akkumulation der Proportionswerte einer Messzeile

Bei der Implementierung werden die Partitionen durch ein Array fester Länge repräsentiert. Die Länge wird hierbei so gewählt, dass eine maximale Streckung und eine maximale Stauchung abgespeichert werden können. Durch die Wahl einer festen Länge  $N_P$  für das Array wird ein Fenster der Betrachtung der Proportionen geschaffen. Gefundene Wertepaare, welche außerhalb dieses Betrachtungsfensters liegen, werden verworfen. Somit bietet  $N_P$  ein Instrument zur Plausibilisierung der Zuordnungen, da als zu groß definierte Werte nicht mit in die Betrachtung aufgenommen werden. Ein geeigneter Wert für die Anzahl der Partitionen ist  $N_P = 400$ , wobei für das Speichern der Werte für Stauchung und Streckung jeweils 200 Partitionen zur Verfügung stehen. Weiterhin existiert für jede Messzeile mit Index  $row$  ein Wert für die Auflösung  $R_{row}$ , welcher den Wertebereich für die Proportionen

einschränkt. Durch die Auflösung lässt sich steuern, welcher Wertebereich für Verhältnisse durch die Partitionen repräsentiert wird, und es wird gleichzeitig eine Diskretisierung der Werte vorgenommen. Somit ist es möglich, bei gleichbleibender Anzahl der Partitionen, unterschiedlich große Bereiche für Werte der Indexverhältnisse abzuspeichern. Die Zuordnung zwischen einem Indexverhältnis  $\delta_i$  und dem Index  $j$  repräsentiert Formel 5.16. Die Partition einer Messzeile mit Index  $row$  wird hier durch  $P(j, row)$  beschrieben.

$$j = \frac{N_P}{2} - (1 - \delta_i) \cdot R_{row} \quad (5.16)$$

Die Partition mit Index  $j = \frac{N_P}{2}$ , welche sich in der Mitte befindet, repräsentiert hierbei ein Indexverhältnis von  $\delta_i = 1$  und zeigt, dass weder eine Stauchung noch eine Streckung vorliegt. Die Partitionen mit Index  $j < \frac{N_P}{2}$  repräsentieren eine Stauchung, diejenigen mit  $j > \frac{N_P}{2}$  eine Streckung. Berechnete Indizes  $j < 0$  und  $j > N_P$  werden verworfen. Die Darstellung in Abbildung 5.13 zeigt schematisch die Visualisierung der gesammelten Proportionen. Weiterhin ist die Aufteilung in die einzelnen Bereiche von Streckung und Stauchung sowie linker und rechter Hälfte des Signals dargestellt. Die Darstellung dient dazu, die Abbildungen 5.14 und 5.15 zu erläutern.

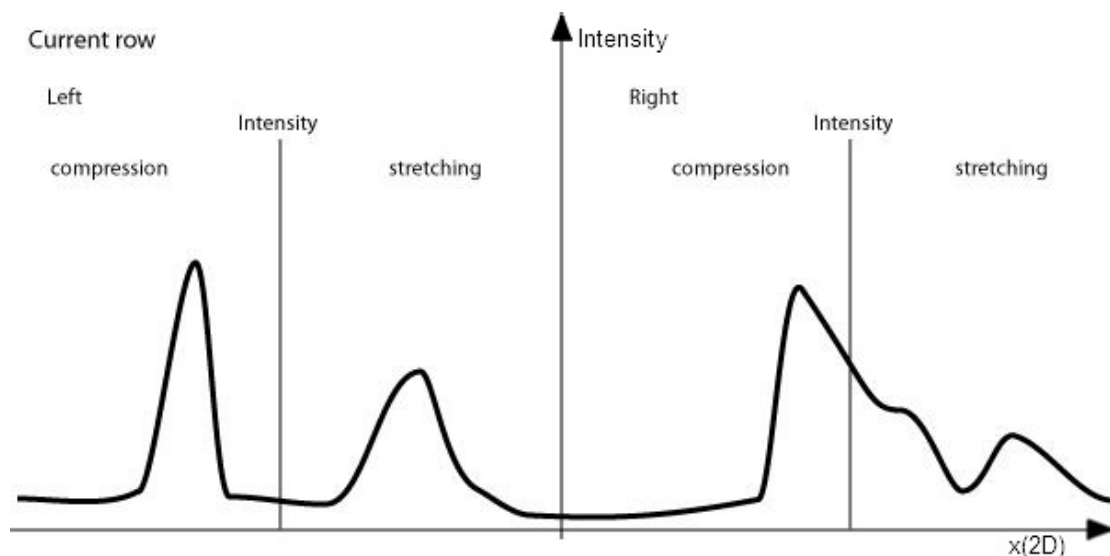


Abbildung 5.13: Schematische Darstellung der Aufteilung der Partitionen auf die linke und rechte Seite einer Messzeile.

In der Abbildung ist zu erkennen, dass jede Seite nochmals in die Bereiche der Stauchung und der Streckung untergliedert ist. Eine Häufung von Werten im Bereich Stauchung spricht für eine Stauchung. Je weiter links diese von der Mittellinie liegt, umso stärker ist die Stauchung ausgeprägt. Analog gilt für eine Streckung, dass je weiter rechts eine Häufung von Werten angetragen ist, eine stärkere Streckung vorliegt. Je mehr Zuordnun-

gen gefunden werden, die auf ein bestimmtes Verhältnis zwischen zwei Signalen hinweisen, desto höher ist der Wert, welcher auf der Intensitätsachse angetragen wird. Die Intensitätsachse selbst stellt hier den Bereich dar, in dem weder eine Streckung noch eine Stauchung vorliegt. Die Auflösung  $R_{row}$  der jeweiligen Messzeile wird für jede Zeile explizit aus einer gegebenen maximalen Auflösung  $R_{min}$  und minimalen Auflösung  $R_{max}$  errechnet. Dabei gilt, dass je höher der Wert von  $R$ , desto feiner ist die Auflösung der gefundenen Verhältnisse. Allerdings bleibt die Anzahl der gespeicherten Verhältnisse gleich, sodass Relationen außerhalb des darstellbaren Bereichs verworfen werden. Die Auflösung  $R_{row}$  einer Zeile mit Index  $row$  berechnet sich wie in Formel 5.17 dargestellt.

$$R_{row} = R_{max} - R_{min} \cdot \left(\frac{1 - row}{N_{rows}}\right)^2 + R_{min} \quad \text{für } row \geq 0, N_{rows} > 0 \quad (5.17)$$

Um die Signifikanz eines Treffers für eine Partition zu berechnen, wird der ursprüngliche Wert des Referenzsignals herangezogen, allerdings muss dieser normiert und relativiert werden. Die Normierung erfolgt hierbei aufgrund der späteren Akkumulation mit gefundenen Verhältnissen aus anderen Bildern. Wären hier die Werte signifikant stärker, würden primär diese das Endergebnis beeinflussen. Des Weiteren wird die normierte Signifikanz  $\bar{\sigma}_i$  des Wertes durch Anwendung der Wurzelfunktion abgeschwächt, um die Auswirkung einzelner starker Treffer zugunsten von wiederholten Treffern zurückzunehmen. Die Berechnung erfolgt hierbei nach Formel 5.18.

$$\bar{\sigma}_i = \sqrt{\left|\frac{\sigma_i}{\sigma_{max}}\right|} \quad \text{für } \sigma_i \neq 0, \sigma_{max} > 0 \quad (5.18)$$

Der Wert  $\sigma_i$  repräsentiert hierbei einen Wert des Referenzsignals, welcher bereits durch die Vorverarbeitung, wie sie in Abschnitt 5.1 beschrieben ist, berechnet wird. Der Wert  $\sigma_{max}$  ist der betragsmäßig größte Absolutwert aller  $\sigma_i$  der jeweiligen Zeile. Nachdem die Berechnung des Index für die gesuchte Partition sowie die Signifikanz des Treffers erfolgt ist, wird die Akkumulation der Werte vorgenommen. Dazu wird mit jedem Eingangsbild und jedem Treffer der Wert  $\bar{\sigma}_i$  auf den Wert  $P(j, row)$  der Partition aufaddiert. Technisch funktioniert hierbei jede Partition wie ein Ringspeicher. Wird ein neues Bild verarbeitet und die Anzahl der abgespeicherten Bilder ist größer als die Akkumulationstiefe  $N_B$ , so wird der erste Wert, welcher auf  $P(j, row)$  aufaddiert wurde wieder abgezogen und stattdessen der neue Wert  $\bar{\sigma}_i$  aufaddiert. Das Gesamtergebnis der Akkumulation entspricht also der Summe der letzten  $N_B$  Bilder. Zu Beginn des Algorithmus werden deswegen alle Signifikanzwerte der Partitionen  $P$  jeder Messzeile auf 1 gesetzt.

## 5.4.2 Berechnung der Konfidenz für die Proportionen einer Messzeile

Da die Proportionen für weitere Berechnungen genutzt werden und selbst geringe Änderungen direkte Auswirkungen auf nachfolgende Ergebnisse haben, ist eine Beurteilung der Güte der Ergebnisse erforderlich. Es muss also zu jeder Messzeile ein Konfidenzwert  $\chi_{row}$  berechnet werden, um nachfolgenden Schritten eine Aussage über die Verlässlichkeit der berechneten Werte aus den akkumulierten Partitionswerten zur Verfügung zu stellen. Geschieht dies nicht, sondern werden die Ergebnisse ohne entsprechende Gewichtung übernommen, so fehlt dem Gesamtalgorithmus die Stabilität gegenüber Messfehlern und lokalen Phänomenen. Springt beispielsweise ein berechnetes Streckungsverhältnis einer Messzeile nahe am Fahrzeug von einem Zeitpunkt zum anderen auf eine Stauchung, so kann dies gravierende Auswirkungen auf den Verlauf der Hypothese der darüber liegenden Zeilen haben. Eine berechnete Linkskrümmung der Fahrbahn könnte somit plötzlich eine Rechtskrümmung werden und umgekehrt. Prinzipiell kann diesem Verhalten mit einem Kalmanfilter zwar entgegengewirkt werden, allerdings wäre es hierzu nötig, für jede Seite einer Messzeile mindestens einen Kalmanfilter einzusetzen. Somit wäre diese Filterung allein schon für die Schätzung des Fahrbahnverlaufes notwendig und benötigt erhöhten Rechenaufwand im Gesamtalgorithmus. Ein weiteres Problem ist, dass mit Verwendung mehrerer Kalmanfilter das Gesamtsystem träge gegenüber starken Änderungen wird, wie dies beispielsweise im Bild nahe dem Horizont der Fall ist. Hier hilft ein Konfidenzwert wesentlich besser, da dieser eine direkte Aussage über die Güte des dort berechneten Ergebnisses liefert. Ist die Güte hoch, so wird das berechnete Ergebnis direkt übernommen, ohne zuvor gefiltert werden zu müssen. Das Berechnen und Einbeziehen eines Konfidenzwertes liefert hier eine Ausgeglichenheit zwischen Robustheit und Agilität des Gesamtalgorithmus zur Bestimmung des Fahrbahnverlaufes.

Der Konfidenzwert selbst wird anhand der Verteilung der Werte der Partitionen ermittelt. Es wird hierbei angenommen, dass es bei der Bildung von Wertepaaren zwischen den Messzeilen immer zu einigen Fehlzuordnungen kommt. Somit existiert ein Grundrauschen der Verteilungen, von dem sich einzelne Lösungen als Spitzenwerte absetzen. Das Grundrauschen würde hier einer Gleichverteilung entsprechen, sodass keine Häufung von Proportionen auftritt. Diese Spitzenwerte stellen somit potenzielle Lösungen dar, wobei immer der größte Wert als tatsächliche Lösung erachtet wird. Um diese Lösung herum existieren demzufolge meist weitere Spitzen, welche mehr oder weniger starke Abweichungen von der besten Lösung darstellen. Hierbei ist nie auszuschließen, dass die Lösung mit dem Maximalwert nicht der tatsächlichen Lösung entspricht, da zufällig durch das Zusammenwirken mehrerer Faktoren eine Häufung an dieser Stelle auftritt. Um diese Tatsache zu berücksichtigen, werden nun zunächst die Spitzenwerte ermittelt, indem alle Partitionswerte extrahiert werden, welche zu einem Spitzenwert gehören. Dazu werden zunächst der arithmetische Mittelwert sowie die Standardabweichung der Partitionswerte ermittelt, um den benötigten Schwellwert  $\tau_P$  zu bestimmen. Der Mittelwert  $\mu_P$  der Partitionswerte und die dazugehörige Standardabweichung  $S_P$  werden nach Formel 5.19 und 5.20 berechnet.

$$\mu_P = \frac{1}{N_P} \sum_{j=1}^{N_P} P(j, row) \quad (5.19)$$

$$S_P = \sqrt{\frac{1}{N_P - 1} \sum_{j=1}^{N_P} (P(j, row) - \mu_P)^2} \quad (5.20)$$

Der Schwellwert zur Differenzierung der Werte, welche zu einem Spitzenwert gehören, berechnet sich aus  $\tau_{Peaks} = \mu_P + S_P$ . Alle Werte, welche die Bedingung  $P(j, row) > \tau_P$  erfüllen, werden für die Bestimmung des Konfidenzwertes herangezogen. Maßgebend für die Konfidenz ist hierbei die Streuung der zuvor gesammelten Werte. Eine hohe Streuung lässt hierbei auf eine geringe Konfidenz schließen, wohingegen eine sehr geringe Streuung für eine sehr genaue Lösung spricht und somit eine hohe Konfidenz zurückgegeben wird. Es gilt also zu bestimmen, wie groß die Streuung der zu betrachtenden Werte ist. Dazu werden nicht die Werte selbst, sondern die Indizes der beinhaltenden Partitionen betrachtet. Je weiter sich die Indizes von einem Pivotwert entfernen, desto größer die Streuung und desto schlechter die Konfidenz. Zur Bestimmung der Streuung wird hierbei die Standardabweichung herangezogen, wenngleich nicht im klassischen Sinne in Abhängigkeit zum Mittelwert, sondern zu einem Pivotwert. Der Pivotwert wird anhand der berechneten Lösung ermittelt und entspricht dem Index  $j_{max}^P$  der Partition  $P$  mit dem Maximalwert  $P_{max}$ . Somit wird die Standardabweichung  $S_{Peaks}$  der Spitzenwerte nach Formel 5.21 berechnet.

$$S_{Peaks} = \sqrt{\frac{1}{N_{Peaks} - 1} \sum_{i=1}^{N_{Peaks}} (i - j_{max}^P)^2} \quad (5.21)$$

Um aus der Standardabweichung  $S_{Peaks}$  den Konfidenzwert  $\chi_{row}$  berechnen zu können, wird ein weiterer Schwellwert  $\tau_S$  festgelegt. Dieser Schwellwert gibt an, wie hoch die Standardabweichung vom Pivotwert mindestens sein darf, um einen Konfidenzwert von 0 zu erhalten. Das heißt übertragen auf die Berechnung der Proportionen, ab wann ein Ergebnis der Berechnung als unbrauchbar gewertet werden muss. Ein anderer Fall ist das Ergebnis  $S_{Peaks} = 0$ , welches bedeutet, dass nur ein einziger Spitzenwert existiert. Zwischen diesen beiden Extrema wird linear interpoliert, um eine granulare Aussage über die Verwertbarkeit und somit den Einfluss des berechneten Ergebnisses geben zu können. Als geeigneter Schwellwert ergibt sich bei den gegebenen Systemparametern ein Wert von  $\tau_S = \frac{N_{Peaks}}{10}$  wobei  $N_{Peaks}$  der Anzahl der Spitzenwerte entspricht. Die Gleichung zur Berechnung des Konfidenzwertes  $\chi_{row}$  zeigt Formel 5.22.



$$\chi_{row} = \min(1, \max(0, 1 - \frac{S_P}{\tau_P})) \quad (5.22)$$

### 5.4.3 Statistische Erweiterung der Messzeilenwerte durch Werteverteilungen umgebender Messzeilen

Die Zuordnung der gefundenen Proportionswerte aus Abschnitt 5.4.1 erfolgt zunächst für jede Messzeile einzeln. Ergänzend hierzu lassen sich eine Reihe von Nebenbedingungen einführen, welche die stochastische Schätzung der Stichprobe einer einzelnen Zeile verbessern. Dazu werden Ergebnisse aus der Zeile selbst sowie aus benachbarten Messzeilen herangezogen. Nachfolgende Aspekte sind hierbei statistisch zu berücksichtigen:

- Die Distanz zweier Messzeilen
- Die Konfidenz aktueller und vorgelagerter Ergebnisse
- Breitenbeschränkung der Seitenverhältnisse
- Einschränkungen bezüglich Symmetrie
- Kontinuität aus vorhergehenden Ergebnissen
- Einschränkungen hinsichtlich Richtungsänderungen

Durch die folgenden Schritte ergibt sich eine Aufwertung der entsprechenden Partition. Dies geschieht zur Stärkung genannter, wahrscheinlich auftretender Verteilungen, welche durch Vorwissen bekannt sind. In der Applikation zur Suche der Fahrbahnkrümmung wird dabei angenommen, dass die Krümmung weitestgehend symmetrisch verläuft und sich keine abrupten Änderungen ergeben. Ein konkreter Fall, bei dem die Einbeziehung dieser Faktoren von großem Nutzen ist, sind starke Kurven. Hier kann es dazu kommen, dass ein Fahrbahnrand gut im Bild erkennbar ist, während der andere Rand kaum signifikante Merkmale aufzeigt. Ohne Berücksichtigung der Wahrscheinlichkeit eines kontinuierlichen, symmetrischen Kurvenverlaufes würde die Krümmung einer Verlaufshypothese somit stark ausfallen, während die andere Hypothese geradeaus verläuft. Zwar gibt es in den meisten Fällen eine Häufung von Werten in der schwach ausgeprägten Seite, diese reicht dann aber nicht aus, um konkrete Rückschlüsse ziehen zu können. Das rührt daher, dass in einem solchen Fall meist andere Partitionen genauso stark ausgeprägt sind. Hierbei hilft die Einbeziehung von Modellwissen, um die entsprechenden Partitionen und die damit verbundenen Wahrscheinlichkeiten zu unterstützen. Diese Tatsache wird mit in die Berechnungen einbezogen, indem bereits berechnete Ergebnisse aus anderen Zeilen, der gegenüberliegenden Seite sowie von anderen Zeitpunkten der Messung berücksichtigt werden. Um die genannten Punkte mit in die Stichprobe einzubeziehen, werden auf die bereits berechneten Einträge in den Partitionen der aktuellen Zeile weitere Einträge addiert. Die Distanz zweier Messzeilen und die Konfidenz von Ergebnissen umgebender Messzeilen dienen hierbei als Gewichtungskriterien. Dabei wird von der Distanz zweier Messzeilen abgeleitet, welchen

Einfluss eine Messzeile auf die andere haben soll. Dahingegen wird die Konfidenz dazu benutzt, den Einfluss der Seiten des Signals aufeinander zu bestimmen. Die nach Distanz und Konfidenz genannten Aspekte dienen der Gewichtung der Aufrechnung von Werten auf die Partitionen der aktuell zu untersuchenden Zeile. Ein Schema der Wirkkette der so festgelegten Gewichtungen ist in Abbildung 5.14 dargestellt.

In der Abbildung ist zu sehen, dass sich die Einflüsse verschiedener Nebenbedingungen sowohl auf davor- und dahinterliegende Messzeilen als auch auf die Seiten der Messzeile selbst beziehen. Die Gewichtung erfolgt auf jede Partition, ist hier zugunsten der Übersichtlichkeit jedoch auf zwei Partitionen beschränkt, welche durch umliegende Partitionen verstärkt werden. Dabei existiert jeweils ein Gewicht  $\gamma$  für jede Nebenbedingung. Der Index der aktuellen Messzeile wird mit *row* bezeichnet. Zur besseren Übersichtlichkeit wurde auf eine Benennung der Variablen mit einzelnen Buchstaben verzichtet und diese stattdessen entsprechend in Prosa mit in die Formeln aufgenommen.

Bei der Gewichtung gilt, dass je höher die Konfidenz der Zeile und Zeilenseite ist und je stärker die Ausprägung der einbezogenen Proportionen, desto mehr wird der aktuelle Wert verstärkt. Als erster Schritt wird die Gewichtung nach der Distanz der aktuellen Messzeile berechnet. Als Distanz wird hierbei die Position innerhalb der Reihenfolge aller Messzeilen betrachtet. Diese beginnt mit der ersten Messzeile direkt vor dem Fahrzeug und steigt dann zum Horizont hin an. Der Wert für die Distanzgewichtung  $\gamma_{dist}$  bewegt sich hierbei zwischen 0 und 1, wobei der Wert 1 für die Erste und der Wert 0 für die letzte Zeile in der Ordnung gilt. Dies wird in Formel 5.23 verdeutlicht. Für das Inverse der Distanzgewichtung gilt analog der umgekehrte Fall.

$$\gamma_{dist} = 1 - \frac{row}{N_{rows}} \quad \text{für } N_{rows} > 0 \quad (5.23)$$

$$\gamma_{distinv} = 1 - \gamma_{dist} \quad (5.24)$$

Dieser Wert wird dazu benötigt, die Einflüsse benachbarter Messzeilen zu gewichten. Zweck ist, das Änderungsverhalten bezüglich Richtung und Kontinuität im Nahbereich wesentlich stabiler zu halten als im Fernbereich. Im Nahbereich sind schnelle Änderungen des Straßenverlaufes wesentlich unwahrscheinlicher als im Fernbereich. Diesem Umstand wird durch die entsprechende Gewichtung Rechnung getragen. Ähnlich verhält es sich mit den Gewichtungen, welche aus der Konfidenz der beiden Seiten der Messlinie hervorgehen. Der Konfidenzwert wird dazu herangezogen, die Ergebnisse einer Seite gewichtet auf die andere Seite zu übertragen, um Symmetrieeigenschaften abzubilden. Zusätzlich können Rückschlüsse aus den Ergebnissen umgebender Messzeilen gezogen werden. Die Gewichtungen aus den jeweiligen Einflussfaktoren berechnen sich wie in Formel 5.25 bis 5.28 gezeigt. Die Variablen  $\chi^{Left}$  und  $\chi^{Right}$  entsprechen, wie in Abschnitt 5.4.2 erläutert, dem Konfidenzwert der jeweiligen Signalseite einer Messzeile. Seitenabhängige Variablen sind entsprechend mit *Left* oder *Right* bezeichnet.

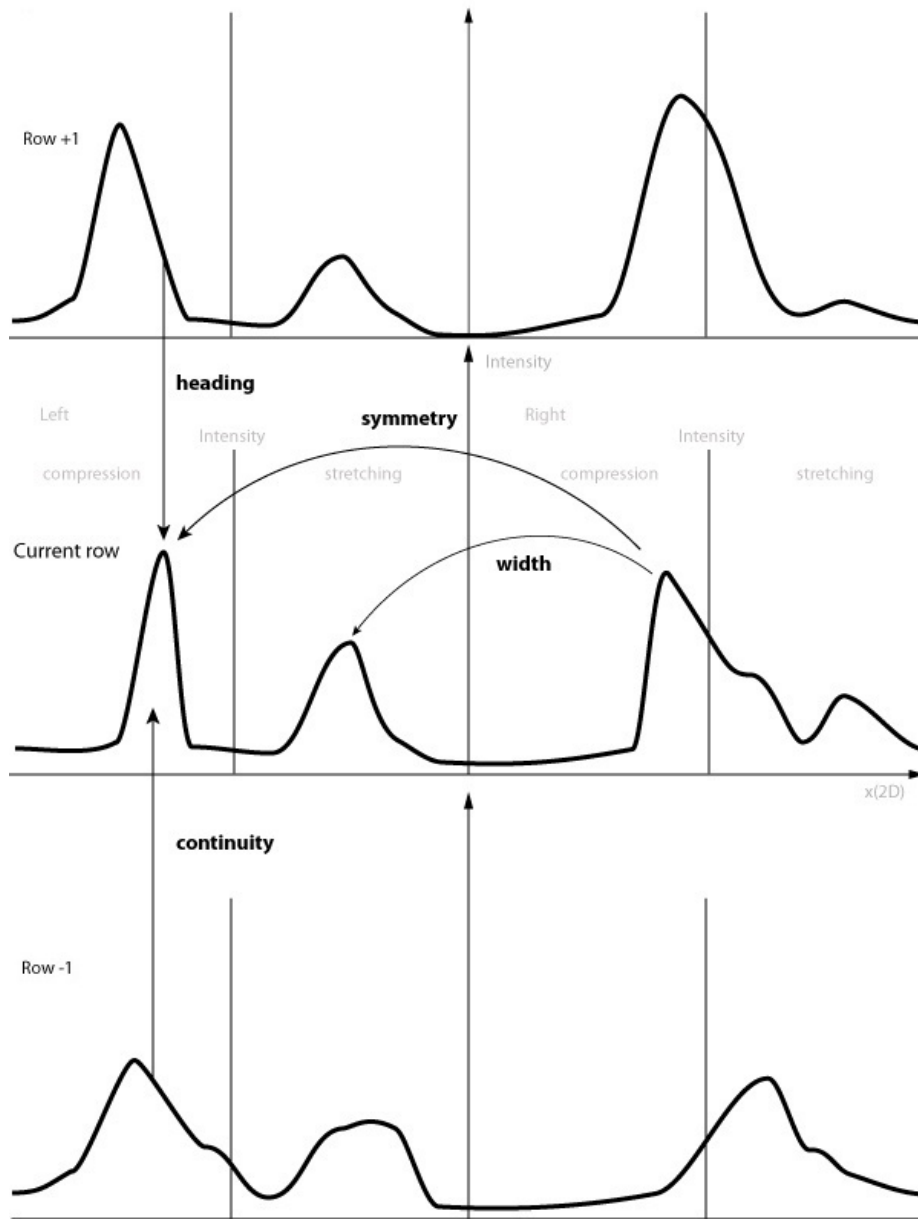


Abbildung 5.14: Die Darstellung zeigt die Wirkweise der verschiedenen Gewichtungen, welche die Verteilung der Proportionen beeinflussen.

$$\gamma_{width} = \frac{\gamma_{distinct} + |\chi_{row}^{Right} - \chi_{row}^{Left}|}{2} \quad (5.25)$$

$$\gamma_{symmetry} = 1 - (\chi_{row}^{Right} - \chi_{row}^{Left})^2 \quad (5.26)$$

$$\gamma_{continuity}^{Left} = \begin{cases} \frac{\gamma_{distinct} + |\chi_{row-1}^{Left} - \chi_{row}^{Left}|}{2} & \text{wenn } \chi_{row-1}^{Left} > \chi_{row}^{Left} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Für  $row > 0$ ; (Rechte Seite analog.) (5.27)

$$\gamma_{heading}^{Left} = \begin{cases} \frac{\gamma_{distinct} + |\chi_{row+1}^{Left} - \chi_{row}^{Left}|}{2} & \text{wenn } \chi_{row+1}^{Left} > \chi_{row}^{Left} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$$

Für  $row < N_{rows} - 1$ ; (Rechte Seite analog.) (5.28)

Wenn die Gewichtungsfaktoren berechnet sind, können die Ergebniswerte aus den Partitionen der jeweils anderen Signalseite und der umgebenden Messzeilen gewichtet addiert werden. Dazu müssen zuvor die Indizes  $k$  und  $l$  auf der jeweiligen Messzeile berechnet werden, von der die Werte entnommen werden. Diese weisen eine andere Auflösung  $R$  auf als die aktuelle Messzeile. Die Umrechnung der Indizes zwischen den Auflösungen geschieht mit Hilfe von Formeln 5.29 bis 5.35.

$$k = \frac{N_P}{2} - \left(\frac{N_P}{2} - j\right) \cdot \frac{R_{row+1}}{R_{row}} \quad (5.29)$$

$$l = \frac{N_P}{2} - \left(\frac{N_P}{2} - j\right) \cdot \frac{R_{row-1}}{R_{row}} \quad (5.30)$$

$$\kappa_{continuity}^{Left} = \begin{cases} P^{Left}(k, row + 1) \cdot \gamma_{continuity}^{Left} & \text{für } 0 < row < N_{rows} - 1; 0 < k < N_P \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.31)$$

$$\kappa_{heading}^{Left} = \begin{cases} P^{Left}(l, row - 1) \cdot \gamma_{heading}^{Left} & \text{für } 0 < row < N_{rows} - 1; 0 < l < N_P \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (5.32)$$

$$\kappa_{width}^{Left} = P^{Right}(N_P - j, row) \cdot \gamma_{width} \quad (5.33)$$

$$\kappa_{symmetry}^{Left} = P^{Right}(N_P - j, row) \cdot \gamma_{symmetry} \quad (5.34)$$

$$\tilde{P}^{Left}(j, row) = \frac{(\kappa_{continuity}^{Left} + \kappa_{heading}^{Left} + \kappa_{width}^{Left} + \kappa_{symmetry}^{Left})}{1 + \gamma_{width} + \gamma_{symmetry} + \gamma_{continuity}^{Left} + \gamma_{heading}^{Left}} \quad (5.35)$$

Die hier gezeigten Formeln gelten dabei für die linke Seite einer Messzeile. Für die rechte Seite gelten sie analog durch Ersetzen der seitenabhängigen Parameter, welche mit dem Zusatz *Left* gekennzeichnet sind. Wenn  $row - 1 = 0$  oder  $row = N_{rows}$ , so werden die entsprechenden Parameter  $\kappa = 0$  gesetzt. Durch die Anwendung der hier gezeigten Gleichungen wird eine Wahrscheinlichkeitsverteilung erzeugt, aus der der aktuell wahrscheinlichste Zustand abgeleitet wird. Die Verteilung der Proportionen einer Messzeile wird in Abbildung 5.15 gezeigt. Dort sind auf der Horizontalen die Partitionen nach Index aufgetragen. Vertikal wird die normierte Verteilung der Werte angetragen. Die graue Linie in der Mitte repräsentiert den Faktor 1.0 was bedeutet, dass weder eine Stauchung noch eine Streckung vorliegt. Die Indizes auf der linken Seite der Mittellinie repräsentieren eine Stauchung, diejenigen rechts davon eine Streckung. Der aktuell höchste Wert ist als gelbe Linie hervorgehoben. Die Gewichtung nach der Konfidenz der vorhergehenden Messzeile ist gelb gestrichelt dargestellt.

Um die Wahrscheinlichkeit einer starken Richtungsänderung weiter einzuschränken, werden die Werte der Partition nochmals gewichtet. Diesmal wird die Gewichtung anhand des Ergebnisses und der Konfidenz der vorhergehenden Messzeile vollzogen. Dazu wird der Index mit maximalem Partitionswert dieser Messzeile als Mittelwert  $\mu$  angenommen. Als Verteilungsfunktion wird eine Normalverteilung angenommen, da kein spezifisches Vorwissen über den Kurvenverlauf existiert. Selbst bei Einbeziehung von Werten entfernt liegender Messzeilen wird durch das Wippen des Fahrzeuges die Verwendung eine unspezifische Streuung der gefundenen Proportionen erzeugt, sodass die Verwendung einer anderen Verteilungsfunktion nicht sinnvoll ist. Die Werte  $\sigma_{min}$  und  $\sigma_{max}$  stellen die angenommene

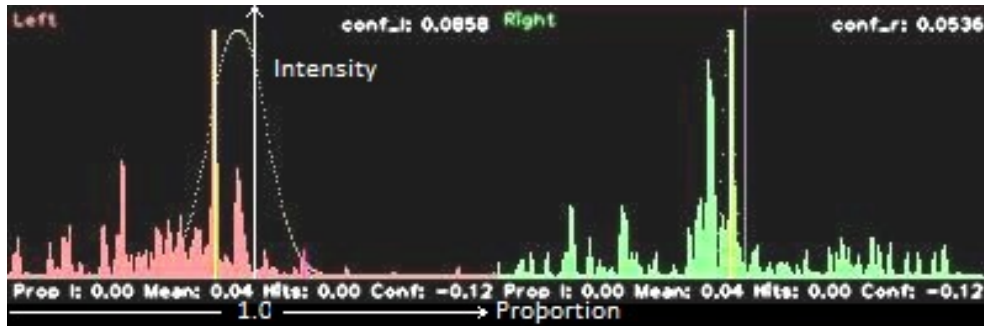


Abbildung 5.15: Verteilungen der Proportionen einer Messzeile.

maximale und minimale Varianz dar. Die Varianz wird durch die Konfidenz der vorhergehenden Messzeile wie in Formel 5.4.3 gesetzt. Durch diese Größen wird der mögliche Grad der Richtungsänderung eingeschränkt und alle  $\tilde{P}$  nochmals gewichtet, um das endgültige Resultat für die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Verhältnisse  $\hat{P}$  zu erhalten. Die Formel 5.36 stellt diese Gewichtungsfunktion  $W(j)$  sowie die Berechnung von  $\hat{P}$  dar.

$$\sigma = (\sigma_{max} - \sigma_{min}) \cdot \chi + \sigma_{min} \quad (5.36)$$

$$W(j) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2} \left(\frac{j - \mu}{\sigma}\right)^2\right) \quad (5.37)$$

$$\hat{P}(j, row) = \tilde{P}(j, row) \cdot W(i) \quad (5.38)$$

## 5.5 Ergebnisse aus der Schätzung des Fahrbahnverlaufes

Durch die Erkennung des Fahrbahnverlaufes können wichtige Erkenntnisse und Berechnungsergebnisse für nachgelagerte Schritte erzeugt werden. Aus diesem Grund ist es wichtig, dass das Ergebnis möglichst genau und robust berechnet wird. Kleine Änderungen im geschätzten Verlauf können große Änderungen in der Entzerrung der Bildmuster und der Geometrie der virtualisierten Fahrbahn zur Konsequenz haben. Welche Auswirkungen hier zum Tragen kommen und wie die Ergebnisse weiter verwendet werden, wird in diesem Abschnitt beschrieben.

### 5.5.1 Konfidenz und Messweite

Die erste Auswertung der Messzeilen bringt mehrere Erkenntnisse mit sich, welche darauf schließen lassen, wie der weitere Algorithmus ablaufen muss. Eine dieser Erkenntnisse ist, ob weitere Messungen sinnvoll sind und ein brauchbares Ergebnis liefern. Diese Entscheidung ist wichtig, da sonst eventuell Berechnungen mit in den Gesamtalgorithmus einbezogen werden, welche das Endergebnis negativ beeinflussen. Wird beispielsweise eine Messung außerhalb der Bodenebene durchgeführt, so werden Merkmale erzeugt, welche nicht zur Fahrbahn gehören, aber als solche erkannt werden. Die Ausprägung dieser Merkmale kann gering sein, beeinflusst jedoch bei wiederholtem Auftreten das Endergebnis. Beispiele hierfür sind Messungen auf anderen Fahrzeugen oder oberhalb des Horizonts im Bereich des Himmels. Wird ein solcher Fall erkannt, muss die Messung an der betreffenden Messzeile abgebrochen werden. Erste Indizien für einen Abbruch der Messung liefert die Auswertung der Helligkeitswerte jeder Messung. Dies gibt Aufschluss darüber, ob eine Verdeckung oder Überbelichtung vorliegt. Eine einfache Vorgehensweise ist, die durchschnittliche Helligkeit zu betrachten und die aktuelle Messung bei Über- oder Unterschreiten festgelegter Grenzwerte abubrechen. Allerdings bringt das die Gefahr eines verfrühten Abbruchs mit sich, da zum Beispiel bei Nachtfahrten die Grenzwerte verletzt werden können, obwohl eine Auswertung sinnvoll ist. Ein Beispiel hierfür ist das Reflexionsverhalten von Asphalt bei eingeschaltetem Fernlicht direkt vor dem Fahrzeug, wie in Abbildung 5.16 gezeigt. Vor allem beim Nicken des Fahrzeuges entsteht hier kurzfristig eine lokale Überbelichtung. Die Abbildung zeigt einen Szenenausschnitt, in dem es durch Nicken des Fahrzeuges und späte Adaption der Kamera kurzzeitig zu einer Überbelichtung kommt. Durch falsch gewählte Abbruchkriterien kann dies zu einem verfrühten Messabbruch führen, welcher über mehrere Bilder anhält. Ein solches Verhalten beeinflusst sämtliche folgenden Algorithmen negativ, da keine konstante Messung möglich ist. Bei der Detektion einer solchen Situation müssen die vererbten Informationen verworfen werden und eine Neuinitialisierung wird durchgeführt.

Als Lösung für diese Problematik bezieht sich das Abbruchkriterium nicht auf die Durchschnittshelligkeit, sondern auf die zugehörige Standardabweichung. Es handelt sich hierbei um einen Bezug auf die Inhomogenität der entnommenen Pixelwerte und somit abgeleitet auf die Aussagekraft einer Messzeile. Es wird also ein Schwellwert für die Standardabweichung der Helligkeitswerte festgelegt, bei dessen Unterschreitung die Messung nicht fortgesetzt wird.

Durch die Bemessung der Konfidenz ist es ebenfalls möglich zu bestimmen, ob eine weitere Messung sinnvoll ist. Die Messung der Standardabweichung der Helligkeitswerte und die Messung der Konfidenz zeigen vergleichbare Ergebnisse. Wird hier ein Schwellwert unterschritten, so ist die Aussagekraft der Messzeile zu gering, was einen Abbruch bedingt. Dies ist bei homogenen Bildbereichen der Fall, welche bei Verdeckung, Über- oder Unterbelichtung auftreten, aber auch in der in Bildbereichen der Umgebung existieren können. Ein solcher Fall hat mit hoher Wahrscheinlichkeit eine geringe Konfidenz zur Folge. Allerdings wird die Konfidenz über einen längeren Zeitabschnitt bemessen, sodass kurzzeitige Effekte



Abbildung 5.16: Einzelbild der Szene einer Nachtfahrt, in der eine lokale Überbelichtung auftritt.

nicht gemessen werden können. Folglich werden Messungen bezüglich des Fahrbahnverlaufs und der Fahrbahnbegrenzungen durchgeführt, deren Ergebnisse dann in die Gesamtberechnung einfließen. Ein mögliches Resultat ist, dass die Verfolgung des Straßenverlaufes nicht schnell genug angepasst wird und Merkmale für Fahrbahnbegrenzungen nicht korrekt platziert werden. Aus diesem Grund ist die Bemessung anhand der Standardabweichung der Helligkeitswerte notwendig, um homogene Bildbereiche zu behandeln. Allerdings erlaubt die Konfidenz weitere Schlüsse, welche durch das zuvor beschriebene Vorgehen nicht abgedeckt werden. So ist es möglich, dass die Helligkeitswerte der Messzeile ausreichend heterogen sind, aber zu stark gestreut sind, um eine gesicherte Aussage zuzulassen. Aus diesem Grund wird ebenfalls ein Schwellwert für die Konfidenz benötigt, welcher mangelnden Informationsgehalt aus Messzeilen erkennen lässt und einen Messabbruch ab der betroffenen Zeile auslöst.

Notwendig ist eine Kombination aus beiden Verfahren, da die Messung möglichst frühzeitig bei Auftreten der beschriebenen Situationen abgebrochen werden soll, um negative Auswirkungen bereits in der Entstehung zu vermeiden. Die resultierenden Streuwerte aus unsicheren Ergebnissen werden dadurch minimiert. Die Bedeutung dieses Vorgehens liegt in einer präventiven Filterung, da fehlerhaft erzeugte Merkmale teilweise nicht mehr identifiziert werden können. Der Grund dafür ist, dass diese in einigen Fällen sogar stärker ausgeprägt sein können als Merkmale, welche tatsächlich auf den Fahrbahnrändern liegen. Ähnliche Einflüsse gelten für die Schätzung des Straßenverlaufes, da hier fehlerhafte Zuordnungen zwischen den Messzeilen entstehen können, welche den zukünftigen Verlauf beeinflussen. Ausschlaggebend dafür ist die Vererbung der Proportionswerte zwischen den



Messzeilen, wobei auch Informationen aus falschen Messungen vererbt werden, die dann richtige Ergebnisse statistisch abschwächen. Ein Beispiel hierfür ist eine Fortsetzung der Messung oberhalb des Scheitelpunkts einer Kurve auf freiem Feld während einer Nachtfahrt. Durch die Messung findet, ohne Betrachtung der Konfidenz, eine Fortsetzung des Straßenverlaufes über den Scheitelpunkt hinaus statt. Sinnvoller ist es aber nur bis zum Scheitelpunkt zu messen, um den zuvor berechneten Verlauf nicht in eine falsche Richtung abzulenken.

## 5.5.2 Angleichen der Messlinienverteilung

Als Konsequenz aus den erzeugten Proportionen wird die Messebene, und somit die Messlinienverteilung, an die aktuelle Fahrsituation angepasst. Von vorrangigem Interesse ist dabei der Nickwinkel. Eine Abweichung zur tatsächlichen Bodenebene erzeugt eine Streuung der Merkmalspositionen bei der Generierung der Merkmale für den Fahrbahnrand. Da sich der Nickwinkel in kurz aufeinanderfolgenden Bildern stark verändern kann, wird ebenfalls die Messung des Fahrbahnverlaufes gestört. Das geschieht durch große, sprunghafte Abweichungen von zuvor berechneten Proportionen, welche vor allem im Fernbereich auftreten. Um diese negativen Einflüsse weitestgehend aufzuheben, wird der Nickwinkel in jedem Bild neu berechnet. Da das Bezugssystem immer das Koordinatensystem des Fahrzeuges ist, wird hierunter der Winkel des Fahrzeuges zur Messebene verstanden.

Die Anpassung des Nickwinkels der Messebene geschieht durch Betrachtung der Grundausrichtung der Messebene und Abgleich mit dem aktuell gemessenen Fahrbahnverlauf. In der Ausgangssituation, in der das Fahrzeug auf einer ebenen Fläche steht, verläuft die Hypothese des Fahrbahnverlaufes perspektivisch flüchtend zum Horizont. Das bedeutet, dass hier initiale Proportionen gelten, welche die Beziehung der Messzeilen bezüglich ihrer Streckungsverhältnisse widerspiegeln. Wird ausgehend von diesen initialen Verhältnissen ein Abgleich mit den aktuell gemessenen Proportionen durchgeführt, so lässt sich daraus eine Änderung der Perspektive bzw. Neigung der Bodenebene ableiten. Neigt sich das Fahrzeug nach oben, respektive die Bodenebene nach unten, so ist eine stärkere Verjüngung im Verlauf im Verhältnis zur Ausgangslage feststellbar. Im umgekehrten Fall lässt sich eine Aufweitung des Verlaufes feststellen. Kurven sind in diesem Zusammenhang irrelevant, da sich bei ihnen die Proportionen der Signalseiten zwar zur Ausgangslage unterscheiden, das Gesamtverhältnis in der Breite des Fahrbahnverlaufes aber erhalten bleibt. Eine größere Rolle spielen hierbei Änderungen im Verlauf, welche durch Aufweitung oder Verjüngung der Fahrbahn verursacht werden. Ein Beispiel hierfür ist in Abbildung 5.17 dargestellt, bei der sich die tatsächliche Breite des Verlaufes ändert. Dies muss durch eine Plausibilisierung über mehrere Messzeilen hinweg abgefangen werden.

Der vertikale Fahrbahnverlauf nimmt ebenfalls Einfluss auf die Breite des Verlaufs. Durch Wannens oder Kuppen wird die Verlaufshypothese jeweils zuerst verjüngt und dann geweitet oder umgekehrt. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, wird die Messung des Nickwinkels aus der Breite der Verlaufshypothese auf eine gewisse Distanz vor dem Fahrzeug

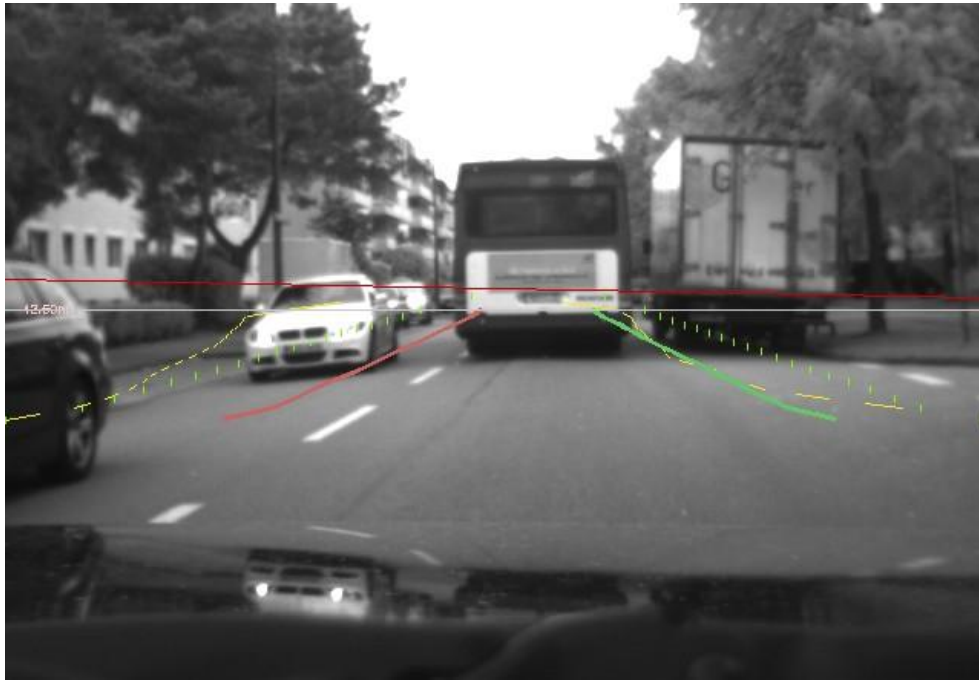


Abbildung 5.17: Eine Verjüngung der Fahrbahn durch ein geparktes Fahrzeug.

beschränkt, in der die Bodenfläche noch als eben angenommen wird. Somit werden beispielsweise nur die ersten zehn Messzeilen in die Berechnung mit einbezogen. Die verschiedenen Formen des gemessenen Verlaufes in den erläuterten Fällen stellt Abbildung 5.18 dar.

### 5.5.3 Grundlagen zur Transformation der Muster für die Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen

Ein weiteres wichtiges Ergebnis aus der Schätzung des Fahrbahnverlaufes bezieht sich auf die Muster, welche herangezogen werden, um in den nachfolgenden Schritten die Fahrbahnbegrenzungen zu erkennen. Zum Abgleich zweier Messzeilen müssen diese zunächst in eine geeignete Form gebracht werden, welche eine Differenzbildung auf Pixelbasis erlaubt. Diese Form muss die Einflüsse des Straßenverlaufes und der Perspektive kompensieren. Als geeignet erweist sich dabei die Form des Abgleichs, welche in Abschnitt 6.1.3 vorgestellt wird. Hierfür ist es notwendig, die Muster so auszurichten, dass die Bereiche der Fahrbahn auf zwei Mustern möglichst die gleichen Indizes aufweisen. Entnommen werden die Muster dabei jeweils an der Position der Messzeilen. Für das Ausrichten der Indizes ist es notwendig, die perspektivische Transformation sowie die Transformation durch die Fahrbahnkrümmung zu entfernen. Die zuletzt genannte Transformation setzt sich aus einer Verschiebung und einer Scherung zusammen. Die Informationen zur Rücktransformation aller Effekte können infolge dessen aus dem berechneten Fahrbahnverlauf entnommen werden.

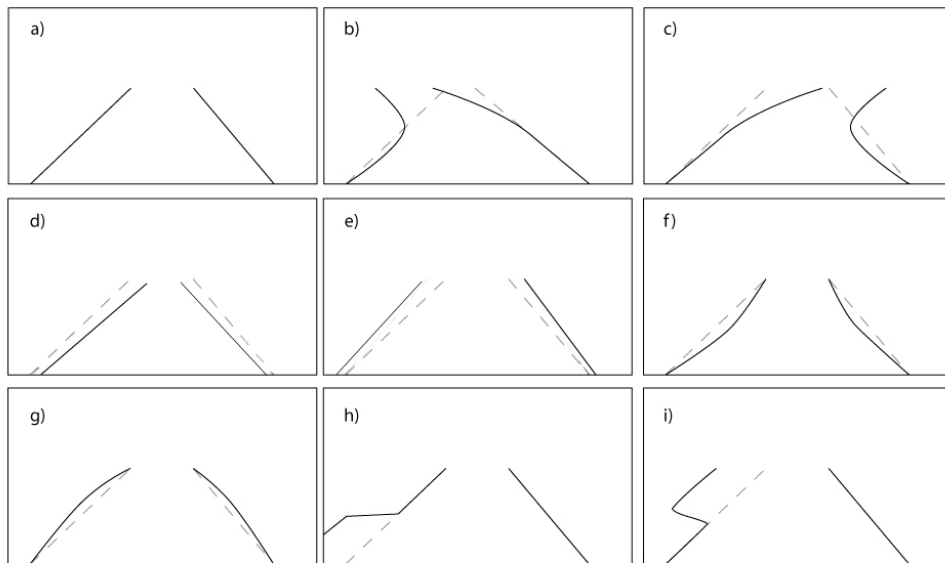


Abbildung 5.18: Die Abbildung zeigt in idealisierter Darstellung verschiedene Formen des Fahrbahnverlaufs in unterschiedlichen Situationen wie sie auch bereits in anderen Arbeiten gezeigt wurden. a) stellt den Verlauf im normalen Fahrzustand ohne Nicken auf gerader Strecke dar. b) und c) zeigen den Fahrbahnverlauf im Falle von Kurven. d) zeigt den Verlauf im Falle eines Nickwinkels, wie er beispielsweise durch starkes Beschleunigen des Fahrzeugs entsteht. e) zeigt den Fahrbahnverlauf bei einem Nicken des Fahrzeuges, wie es beispielsweise durch starkes Bremsen entsteht. Die Fälle in d) und e) können dabei ebenfalls durch Bodenwellen auftreten. In f) ist ein Verlauf für das Bild einer Wanne, während g) den Verlauf für eine Kuppe vor dem Fahrzeug zeigt. In h) ist der Verlauf für eine Verengung der Fahrbahn zu sehen. i) zeigt den Fahrbahnverlauf für die Aufweitung einer Fahrbahn.

Aufschluss über die perspektivische Verzerrung gibt hierbei implizit die in Abschnitt 5.5.2 beschriebene Vorgehensweise zur Bestimmung des Nickwinkels. Die Beziehung der Indizes hinsichtlich Verschiebung und Scherung wird aus den Proportionen der Messzeilen berechnet. Die Verschiebung wird direkt aus den Proportionen zweier Messzeilen entnommen, wohingegen die Scherung durch Interpolation berechnet werden muss. Die Interpolation ist notwendig, da die Proportionen selbst immer nur für zwei benachbarte Messzeilen gelten. Die Muster auf den Messzeilen besitzen aber eine Höhe und haben ihre unterste Pixelzeile auf der Messzeile selbst, wodurch die Verhältniswerte für darüber liegende Pixelzeilen erst berechnet werden müssen. Alle Messungen sind auf einem Intel<sup>®</sup> Core<sup>™</sup> 2Duo P8700 mit 2.53 GHz CPU und 2 GB Ram unter Windows XP<sup>™</sup> durchgeführt. Zum Zeitpunkt der Messungen ist jeweils der gesamte Algorithmus mit Fahrbahnverlaufs- und Begrenzungs-schätzung aktiv. Die Framerate lag im Mittel bei 6 Bildern/Sekunde.

## 5.6 Leistungsbemessung der Erkennung des Fahrbahnverlaufs

Die folgenden Abschnitte stellen das Vorgehen und die Ergebnisse für die Erkennung des Fahrbahnverlaufes dar. Zunächst wird beschrieben, wie die Leistungsbemessung durchgeführt wird. Als Leistungsbemessung wird hierbei ein Abgleich zwischen dem zurückgegebenen Ergebnis des Algorithmus zur Erkennung des Fahrbahnverlaufs und dem gewünschten Ergebnis betrachtet. Eine Bemessung hinsichtlich der Verarbeitungsleistung findet dabei nicht statt.

### 5.6.1 Vorgehen bei der Leistungsbemessung

Für die Leistungsbemessung der Fahrbahnverlaufserkennung wird zusätzliche eine Software entwickelt, welche es ermöglicht, die Fahrbahnränder und Fahrbahnmarkierungen in Videoszenen manuell zu labeln. Die Label werden dabei durch Parabeln approximiert, um Konformität mit dem Algorithmus zur Erkennung der Fahrbahnränder zu gewährleisten. Aus diesem Label lässt sich gleichzeitig der Verlauf der Fahrbahn entnehmen. Dazu werden die Proportionen zwischen den Messzeilen, wie in Abschnitt 5 erklärt, berechnet. Durch das Labeln der Fahrbahnränder können die Proportionen anhand des Verhältnisses von Label zur Mitte für die jeweilige Messzeile berechnet werden. Dieses Ergebnis wird mit dem berechneten Wert aus dem Algorithmus verglichen. Da in der Videosequenz lediglich Label eingefügt werden, ohne dass die Position der Messzeilen bekannt ist, werden die Positionen aus gespeicherten Videosequenzen entnommen. Der Abgleich der Proportionen findet daher immer auf der gleichen Bildzeile im Bild statt, um die Vergleichbarkeit zu gewährleisten. Als Kennzahlen für die Leistungsbemessung wird der Mittelwert der Summe der absoluten Differenz zwischen den berechneten Verhältnissen und den Verhältnissen aus dem Label herangezogen. Die Ergebnisse hierzu finden sich in nachfolgendem Abschnitt

5.6.2. Ziel der Leistungsbemessung für den Verlauf ist das Aufzeigen von Einflussfaktoren und der Qualität der Ergebnisse.

## 5.6.2 Ergebnisse

Zur Leistungsbemessung dient ein ausgewähltes Paket von Szenen, welche verschiedene Eigenschaften des Algorithmus in Bezug auf Genauigkeit und Robustheit prüfen. Dieses schließt unterschiedliche Konstellationen an Umfeldeigenschaften und Fahrmanövern ein. Im Folgenden finden sich die Diagramme zu den Abweichungen zwischen den vom Algorithmus berechneten, zu den realen Proportionen der Messzeilen. Zusätzlich zu den Diagrammen sind jeweils einige Bilder der Szene dargestellt, um die Szene zu veranschaulichen und auf beeinflussende Faktoren einzugehen.

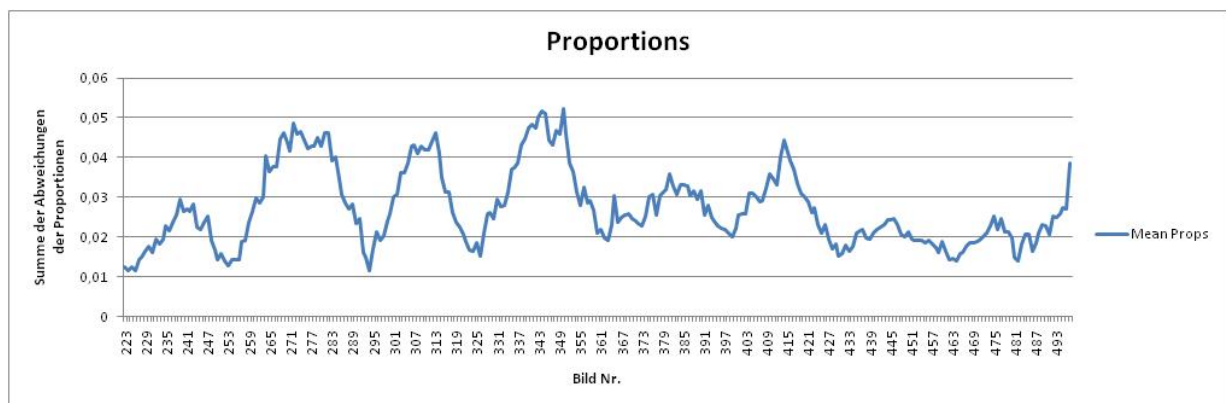


Abbildung 5.19: Das Diagramm zeigt die Auswertung der Proportionen für eine Szene mit hoher Lenkdynamik.

Das Diagramm 5.19 gehört zu einer Szene, in der eine hohe Lenkdynamik vorliegt. Dabei ist zu bemerken, dass die Abweichung der berechneten zu den realen Werten wellenförmig verläuft. Dies deutet auf die Trägheit des Algorithmus hin, wodurch bei jedem Lenkeinschlag zunächst eine Verzögerung in der Anpassung der Proportionen entsteht. Die Verzögerung ist durch die hohe Anzahl von 10 Folgebildern, welche zur Auswertung herangezogen werden müssen, bedingt. In den Abbildungen 5.20 und 5.21 ist erkennbar, dass die Abweichung gering ist.

In Bild Nummer 223 beträgt die mittlere Abweichung 0,01144 und stellt das Minimum für die gezeigte Szene dar. In Bild Nummer 350 ist die Abweichung mit 0,05219 maximal für die Szene. Verglichen mit einem Wert von 0,5, welcher eine Halbierung der Länge der Vorgängerzeile in Bezug zur Mitte darstellt, ist dieser Wert mit rund 10% jedoch gering. Somit ist eine Entzerrung möglich, um korrekte Merkmale aus dem zugehörigen Bild zu generieren. In Abbildung 5.20 ist der geschätzte Fahrbahnverlauf als gelb gestrichelte Linie illustriert. Es handelt sich um eine Szene mit fließendem Übergang zwischen Fahrbahn und Umgebung, bei der keine umgebenden Objekte vorhanden sind. Bei dem Versuch wird die



Abbildung 5.20: In Bild 224 ist die minimale Abweichung der Szene zum Test auf das Ansprechverhalten des Algorithmus zur Bestimmung des Fahrbahnverlaufes zu sehen.

4m breite Fahrbahn mit einer Lenkdynamik von ca. einem Seitenwechsel pro Sekunde mit einer Geschwindigkeit von im Mittel 60 km/h befahren.



Abbildung 5.21: Das Bild 350 zeigt ebenfalls für die Szene zum Test des Ansprechverhaltens die maximale Abweichung.

Durch das Durchführen der Dynamiktests wird sichergestellt, dass das Ansprechverhalten des Algorithmus zur Schätzung des Fahrbahnverlaufes den Anforderungen im normalen Fahrbetrieb entspricht.

Das Diagramm 5.22 zeigt einen Test zur Stabilität, wenn sich andere Fahrzeuge im Bild

befinden. Speziell der Gegenverkehr stellt hierbei eine Herausforderung dar, da dieser die Schätzung des Verlaufs kurzzeitig über alle Messzeilen hinweg negativ beeinflusst. Durch die Vererbung der Information von weiter entfernt liegenden zu den näher befindlichen Messzeilen wird dieser Effekt weiter verstärkt. Um dem entgegen zu wirken, kommt die Akkumulation über mehrere Eingangsbilder sowie die Plausibilisierung der gewonnenen Statistik durch die Bedingungen in den Formeln 5.25, zur Anwendung. Durch gegenseitige Stabilisierung des linken und rechten Verlaufes ist es möglich, den korrekten Verlauf selbst bei starken Störungen bis auf kurze Ausreißer aufrechtzuerhalten. Der Ausreißer, welcher durch ein entgegenkommendes Fahrzeug verursacht wird, befindet sich im Abschnitt zwischen den Bildern 253 und 265.

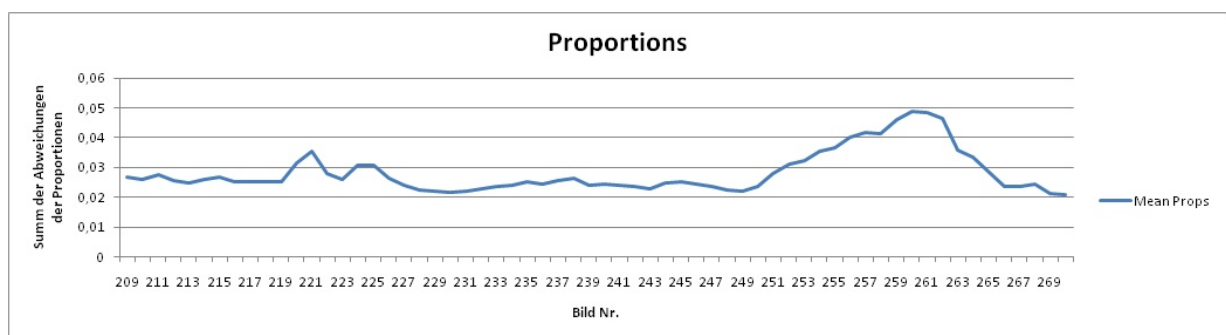


Abbildung 5.22: Im Diagramm ist die Auswertung für einen Stabilitätstest der Verlaufshypothese bei vorausfahrendem Fahrzeug und Gegenverkehr dargestellt.

Auch hier zeigt sich, dass die Abweichung zur mittleren Abweichung der vorausgegangenen Bilder gering ist. Die geringste Abweichung findet sich in Bild Nr. 270, welches in Abbildung 5.23 zu sehen ist. Im Gegensatz zu den ersten Bildern der Sequenz ist hier ebenfalls eine lokale Abweichung auf Höhe des vorausfahrenden Fahrzeuges erkennbar. Da diese sich nur zwischen drei Messzeilen aufspannt, fällt die Abweichung global betrachtet nur wenig ins Gewicht. Für die Entzerrung ist diese Abweichung von nachrangiger Bedeutung, da der so entstehende Fehler durch davor und dahinter liegende Messungen aufgefangen wird.

Geringfügig größer wird der Fehler jedoch durch das entgegenkommende Fahrzeug in dem genannten Abschnitt der Sequenz. Da die rechte Seite bereits durch das vorausfahrende Fahrzeug beeinflusst wird, kommt es zu einer Verstärkung der Fehlmessungen in der Statistik beider Seiten. Dadurch bedingt ergibt sich der Spitzenwert des Messfehlers in Bild 260, welches in Abbildung 5.23 gezeigt wird.

An der Fortführung des Verlaufes ist ebenfalls erkennbar, dass sich die Abweichungen lokal auf zwei bis drei Messzeilen beschränken. Eine starke Beeinflussung ist für das Erzeugen der Fahrbahnhypothesen nicht zu erwarten.

Eine weitere Leistungsbemessung befasst sich mit dem Verhalten bei starken Kurven und kurzzeitigem Wegfall einer Fahrbahnbegrenzung. In diesem Fall ist das System relativ anfällig, da sich die Statistik für die gefundenen Proportionen stark ändert. Durch die



Abbildung 5.23: In Bild 270 ist ein Messfehler der rechten Verlaufsschätzung erkennbar. Verursacht wird dieser durch ein vorausfahrendes Fahrzeug.



Abbildung 5.24: Das Bild 260 zeigt einen beidseitigen Messfehler. Zum Fehler, welcher durch das vorausfahrende Fahrzeug erzeugt wird, kommt der Fehler, welcher durch ein entgegenkommendes Fahrzeug verursacht wird, hinzu.

Unterbrechung wird zunächst die Verlaufshypothese der entsprechenden Seite geschwächt und dann durch die schnell veränderte Lage der Begrenzung rapide verändert. Ein Beispiel für eine solche Situation findet sich in Abbildung 5.25. In der dargestellten Szene fällt die linke Fahrbahnbegrenzung aufgrund der Einmündung einer anderen Straße kurzzeitig weg. Die Straße ist an dieser Stelle wie ein gebogenes „Y“ geformt und der Kurvenradius sehr eng gehalten. Das Fahrzeug hatte zu diesem Zeitpunkt eine Geschwindigkeit von ca. 70 km/h, was den Wechsel im gemessenen Fahrbahnverlauf noch verschärft. In Bild 157 ist



gleichzeitig die maximale Abweichung der Verlaufshypothese zu sehen. Bedingt ist diese Abweichung hauptsächlich durch die Verzerrung der Statistik durch die Strukturen des Busches, welcher rechts in der Mitte des Bildes zu sehen ist.

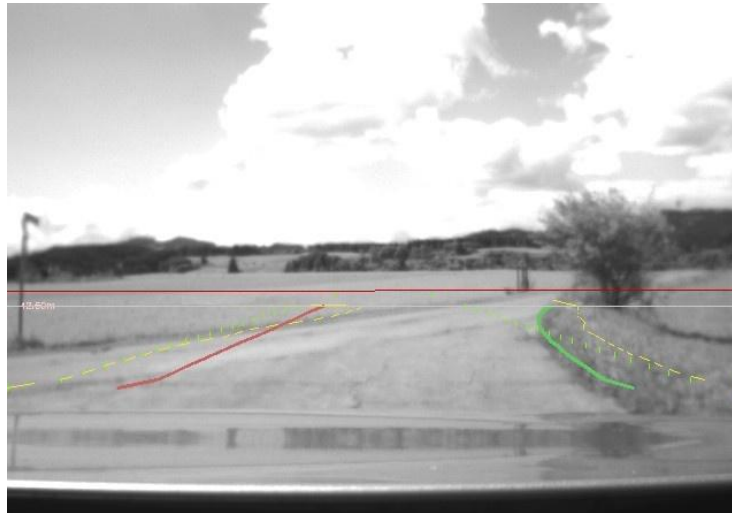


Abbildung 5.25: Im Bild 157 der Kurve entsteht die maximale Abweichung des Verlaufes vom tatsächlichen Verlauf.

Trotz des kurzzeitigen Anstieges verhält sich der Algorithmus zur Verlaufsschätzung stabil. Zu sehen ist dies in der Abbildung 5.26 welche das zugehörige Diagramm für die Abweichungen der Verlaufsschätzung zeigt. Die Abweichung wird sofort wieder kompensiert, wie im Diagramm an der Stelle der darauffolgenden Bilder zu sehen ist. Das bedeutet, dass die Statistik der Proportionen zwar kurzzeitig geschwächt wird, aber durch die gegenseitige Stabilisierung der Maßnahmen in Abschnitt 5.4.3 soweit aufrechterhalten wird, dass eine nahtlose Fortführung des Verlaufes ohne Reinitialisierung möglich ist.

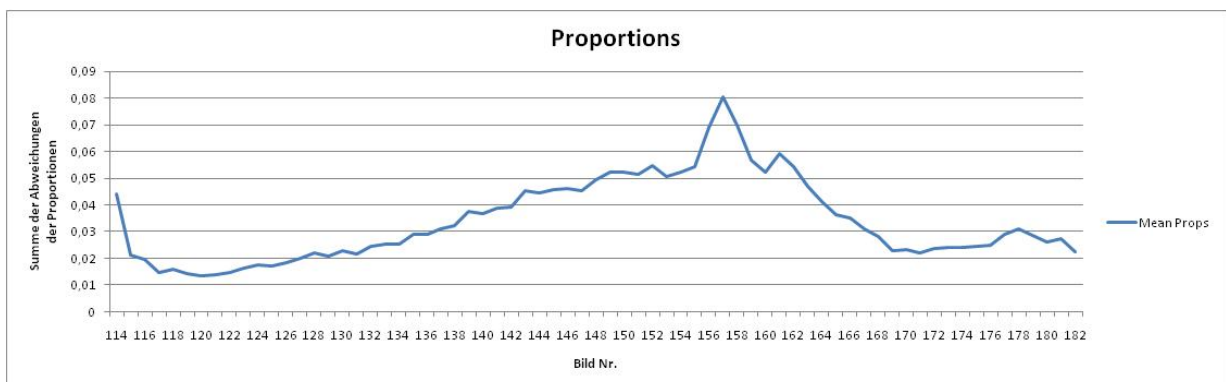


Abbildung 5.26: Im Diagramm sind die Abweichungen der Proportionen für die Szene mit der schnellen Kurvenfahrt zu sehen.

Besonders interessant für die Leistungsfähigkeit der Verlaufsschätzung sind Szenen in Ortschaften mit viel Verkehr und Randbebauung sowie abgestellten Fahrzeugen am Fahrbahnrand. In diesem Szenario kommen viele Kanten und Übergänge zwischen einzelnen Objekten vor. Es ist zu erwarten, dass die Verlaufsschätzung speziell bei häufigen Verdeckungen durch andere Fahrzeuge, an ihre Grenzen stößt. Eine solche Szene ist hier herausgegriffen, um das Verhalten der Verlaufsschätzung zu demonstrieren. Es handelt sich um eine Szene mit einem vorausfahrenden Bus und mehreren entgegenkommenden PKW. Des Weiteren sind auf den Fahrbahnseiten mehrere PKW abgestellt, welche den eigentlichen Fahrbahnrand häufig verdecken. Die Fahrspur ist durch eine unterbrochene Markierung des Mittelstreifens definiert. Eine Besonderheit in dieser Szene ist außerdem ein LKW, welcher auf der rechten Fahrbahn in Fahrtrichtung abgestellt ist. Das Diagramm für die Abweichung in diesem Szenario zeigt Abbildung 5.27.

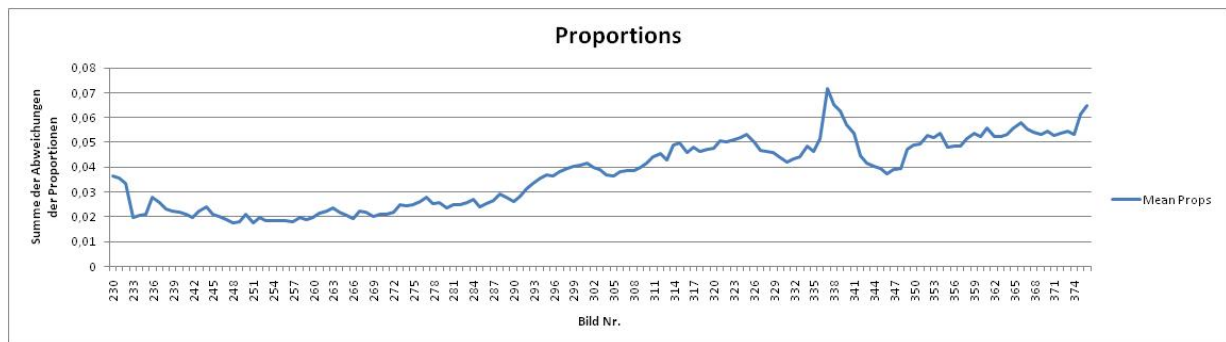


Abbildung 5.27: Das Diagramm zeigt die Abweichungen der Proportionen für eine Szene innerhalb einer Ortschaft mit mehreren, teils fahrenden, teils abgestellten Fahrzeugen.

Im Diagramm ist erkennbar, dass gegen Ende der Szene ein kontinuierlicher Anstieg der Abweichung erfolgt. Das Bild 337, zu sehen in Abbildung 5.28, zeigt neben dem Maximalwert der Abweichung von 0,072 auch, welche Umstände diesen Anstieg verursachen. Zu erkennen sind zwei entgegenkommende PKW, der vorausfahrende Bus sowie der rechts abgestellte LKW. Durch die Kombination dieser Umstände wird die Statistik der Proportionen dauerhaft beeinflusst. Speziell die durchfahrenden PKW auf der linken Seite stören die Messung auf allen Messlinien. Der zweite PKW drängt die Verlaufshypothese durch seine Konturen stark nach oben, sodass die maximale Abweichung verursacht wird. Aufgrund der Komplexität der Szene sind hier die Grenzen des Algorithmus erreicht, da selbst die stabilisierenden Maßnahmen keine ausreichende Sicherheit in die Statistik mit einbringen. Es ist anzumerken, dass in dem Szenenabschnitt zuvor gute Werte erreicht werden, welche eine ausreichende Genauigkeit für eine Entzerrung der Muster bieten.



Abbildung 5.28: Im Bild 337 ist die Situation zu sehen, welche zur maximalen Abweichung der Verlaufshypothese im Ortschaftsszenario führt.

# 6 Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen

In Kapitel 5 wird bereits der Algorithmus zur Erkennung des Fahrbahnverlaufes vorgestellt. In diesem Abschnitt wird aufbauend auf den dort gewonnenen Ergebnissen das Vorgehen zur Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen erläutert. Zunächst wird auf die unterschiedlichen Problematiken in Bezug auf die Generalität und Leistungsfähigkeit einer allgemeinen Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen eingegangen. In der Beschreibung des Lösungsverfahrens werden einzelne Aspekte der Problemstellung wieder aufgegriffen und jeweilig erläutert, wie diese gelöst werden. Analog zur Erkennung des Fahrbahnverlaufes steht hier gleichermaßen wieder die Performanz in Bezug auf die Geschwindigkeit des Algorithmus im Vordergrund. Dabei stellt sich das typische Problem, dass ein Kompromiss zwischen der Laufzeit des Algorithmus, und dessen Genauigkeit, gemacht werden muss. Diese Problematik ist bereits beim Entwurf des Algorithmus berücksichtigt und eine Einschränkung hinsichtlich der Genauigkeit wird akzeptiert. So findet die Messung nicht auf dem gesamten Eingangsbild statt, sondern auf ausgewählten Bildzeilen, was zwar die Genauigkeit einschränkt aber einen Laufzeitgewinn mit sich bringt.

## 6.1 Algorithmus zur Merkmalsuche für Fahrbahnbegrenzungen

In den folgenden Abschnitten wird dargelegt, auf welche Art und Weise der Musterabgleich auf den Messzeilen vollzogen wird und wie die Merkmale aus dieser Filterung entstehen. Auf die weitere Verwendung der hieraus generierten Merkmale wird ebenfalls kurz eingegangen, wobei der konkrete Ablauf zur Extraktion der Begrenzungen aus den Merkmalen in Abschnitt 6.4 behandelt wird. Der Fokus dieser Abschnitte liegt auf der Verarbeitung der Bildmuster auf Pixelbasis sowie der Behandlung der Merkmale selbst. Die weitere Verwendung wird in den darauffolgenden Abschnitten dargelegt.

### 6.1.1 Auswahl der verwendeten Bildbereiche

Um die Merkmale zu generieren, müssen bestimmte Bildbereiche auf Kriterien hin untersucht werden, welche einer Fahrbahnbegrenzung entsprechen könnten. Diese Kriterien sind

je nach gewünschter Generalität der Erkennung sehr allgemein zu halten. Dies bedeutet, dass keine binäre Aussage aus der Anwendung des Filters entsteht, sondern eine Aussage mit bestimmter Wahrscheinlichkeit gemacht werden kann. Ein konkreter Anwendungsfall einer binären Aussage für das Erkennen von Fahrbahnbegrenzungen ist die Extraktion von Fahrspurmarkierungen von [KR98], [BBFT02] und [LCS<sup>+</sup>05]. In den dort vorgestellten Algorithmen findet immer eine Segmentierung statt, welche die Bildpixel in zwei Wertebereiche aufteilt. Der Ansatz in [BBFT02] ist hierbei relativ innovativ, da er sich auch gut für dünne Verteilungen von Merkmalen eignet. In der vorliegenden Arbeit kommt hingegen eine auf Wahrscheinlichkeiten basierende Erkennung zum Einsatz, welche die Veränderungen der Bildbereiche zur Grundlage hat. Da eine auf einzelnen Bildzeilen basierende Erkennung für sich genommen oftmals nicht genügend Information beinhaltet, werden ganze Bildbereiche zur Auswertung herangezogen. Demzufolge sind die aufgenommenen Werte der Messzeilen für eine weitere Verarbeitung nicht ausreichend, weswegen die Pixel in einem Fensterbereich  $W$  oberhalb der jeweiligen Messzeile mitbetrachtet werden. Die Verteilung dieser Fensterbereiche wird beispielhaft in Abbildung 6.1 dargestellt.

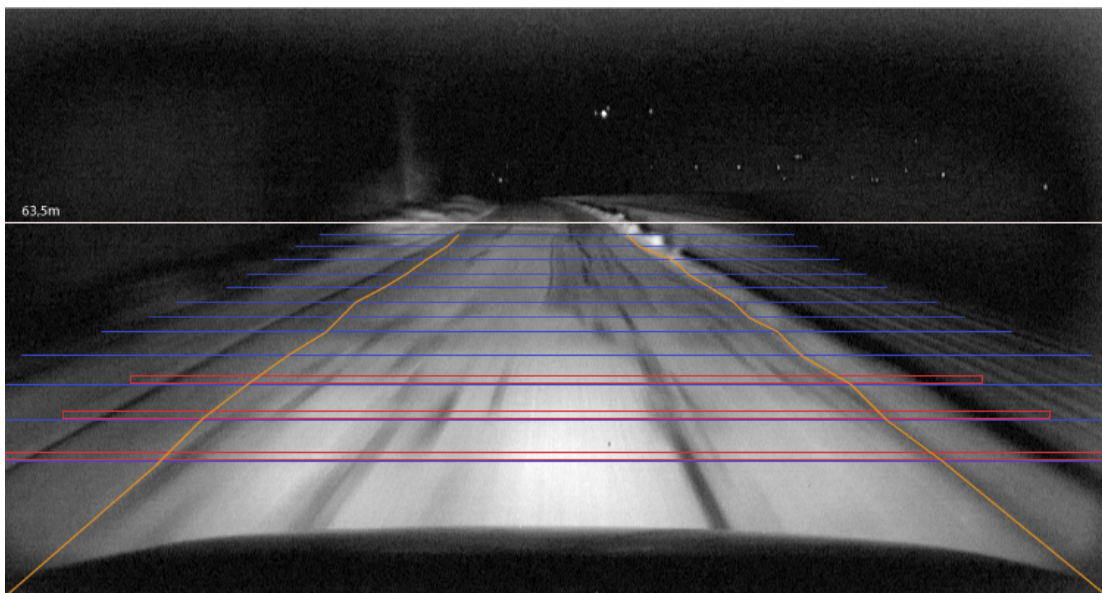


Abbildung 6.1: In der Abbildung sind die Fensterbereiche zum Musterabgleich in einem Bild in Rot dargestellt. Die ausgewählten Bereiche fußen jeweils auf einer Messzeile und passen sich in ihrer horizontalen Ausdehnung der Verlaufshypothese an. Um den Abgleich zwischen mehreren Fensterbereichen durchzuführen, werden diese dann wieder auf die volle Bildbreite gestreckt.

Bei einer ungünstigen Messzeilenverteilung kann es zu Überlappungen der Fensterbereiche kommen. Eine teilweise Überdeckung ist im weiteren Verlauf des Algorithmus von nachrangiger Relevanz. Eine hundertprozentige Überlappung führt jedoch zu Problemen bei der Merkmalsgenerierung, da ein Abgleich dann eine vollständige Auslöschung zur Folge hat, weil keine Differenzen zwischen den Fensterbereichen entstehen. Bei einer vollständi-

gen Auslöschung muss die Messung an der betreffenden Zeile abgebrochen werden, da sie keinen Mehrwert mehr liefert.

### 6.1.2 Kriterien für die Generierung von Merkmalen

Da eindeutige Kriterien für Fahrbahnrand bei der Vielzahl von unterschiedlichen, real existierenden Ausprägungen nicht direkt definierbar sind, müssen zunächst Eigenschaften zur Eingrenzung abgeleitet werden. Diese helfen dabei, eine statistische Einschätzung einzelner Bereiche des vorliegenden Bildmaterials, in Form von genormten Werten hinsichtlich der Zugehörigkeit zu einem Fahrbahnrand, vorzunehmen. Dabei stellt sich heraus, dass ein Verfahren mit fixen Referenzmustern nicht ausreichend wäre, da dieses in nicht durch die verwendeten Muster abgedeckten Fällen versagt. Der Grund hierfür liegt in der beschränkten Menge der Referenzdaten, wodurch die Anwendung eines Abgleichs auf nicht erfasste Muster fehlschlägt. Festzuhalten ist, dass der Abgleich wesentlich generischer geschehen muss, als dies mit fixen Referenzdaten möglich ist. Die Referenzdaten müssen demnach während der Fahrt neu generiert werden, ähnlich wie es bei [DDSTB05] der Fall ist. Das dort erläuterte Verfahren wird bereits in Abschnitt 1.4.3 erläutert. Es gilt ein ähnliches Verfahren zu entwickeln, das ohne weitere Hilfsmittel wie Laserscanner oder dergleichen ein adäquates Ergebnis auf Grauwertbildern liefert. Außerdem sollen die bekannten Defizite weitestgehend beseitigt werden. Eine Verbesserung der Erkennungsleistung muss speziell hinsichtlich der Veränderung der Fahrbahn, durch starke lokale Einflüsse wie Schatten oder Markierungen, erzielt werden.

Um all diesen Kriterien gerecht zu werden, wird der Ansatz des gleichzeitigen Aufnehmens von Referenzmustern mit anschließendem Abgleich verfolgt. Der Abgleich hat keine direkte Segmentierung zur Folge, wie es bei [DDSTB05] oder [LLT05] der Fall ist. Aus dem Abgleich werden Merkmale abgeleitet, welche zur späteren, gemeinsamen Auswertung gespeichert werden. Es stellt sich heraus, dass in Grauwertbildern im Unterschied zu Farbbildern kein direkter pixelbasierter Vergleich möglich ist, welcher meist eine gute Segmentierung liefert. Der Grund dafür ist zum einen die fehlende Farbinformation, wodurch bei fehlender Oberflächenstruktur zu homogene Bildbereiche entstehen. Zum anderen ist die Belichtungszeit bei den verwendeten Kamerasystemen zu lang, sodass bei höheren Geschwindigkeiten Strukturen durch Bewegungsunschärfe verwischt werden. Eine erhöhte Homogenität der Bildbereiche im Nahfeld ist die Folge.

Bei der Untersuchung dieser Probleme ist festzuhalten, dass ein Ungleichgewicht der Änderungen der Struktur zwischen Fahrbahnbereich und Umgebung vorliegt. Das bedeutet, dass bei einer Differenzbildung von Vergleichs- und Referenzmuster über einen Zeitraum betrachtet stärkere Änderungen der Umgebung auftreten als dies direkt auf der Fahrbahnoberfläche der Fall ist. Der umgekehrte Fall kann ebenfalls beobachtet werden. Ein Beispiel ist eine von einer Grasfläche umgebene Straße mit vielen Bitumenstreifen. Hier ist die Strukturänderung der Straße stärker als die der Umgebung. Basierend auf diesen Kriterien wird ein Algorithmus zum Musterabgleich entwickelt, welcher Merkmale für die Differenz

der Strukturänderungen generiert. Eine Einschränkung dieses Verfahrens sind Situationen, in denen die Strukturänderung von Straße und Umgebung gleich oder annähernd gleich ausfällt. In solchen Szenarien sind die Merkmale oftmals zu sehr über das Bild verstreut. Somit kann keine Aussage bezüglich der wahrscheinlichsten Position der Fahrbahnränder getroffen werden. Der Algorithmus zum Musterabgleich wird im Abschnitt 6.1.3 beschrieben.

### 6.1.3 Musterabgleich für die Merkmalsgenerierung

Sind Referenz- und Vergleichsmuster ausgewählt, müssen diese transformiert werden, um die gewünschte Differenzbildung effizient zu ermöglichen. Dazu werden die in Abschnitt 5.5.3 beschriebenen Transformationen durchgeführt, um die perspektivische Transformation sowie die Fahrbahnkrümmung, herauszurechnen. Die Rücktransformation aus der Perspektive wird durch eine Ebene angenähert, welche im berechneten Nickwinkel zum Fahrzeug steht. Dann wird für alle ausgewählten Muster eine Perspektiventransformation so durchgeführt, dass diese Bodenebene parallel zur Bildebene verläuft. Diese Darstellung entspricht einer Ansicht von oben, sodass die Bodenebene orthogonal zur Sichtrichtung ist. Als nächster Schritt folgt eine Entzerrung des Fahrbahnverlaufes. Die Entzerrung muss jeweils zwischen zwei aufeinanderfolgenden Messzeilen durchgeführt werden, um die fehlenden Proportionen am oberen Rand der Muster zu interpolieren und gleichzeitig die Auflösung der zu behandelnden Messzeile beizubehalten.

### 6.1.4 Entzerrung der Muster

Die beschriebene Form der Entzerrung ist notwendig, um Fehler durch Interpolation der Bildpixel gering zu halten. So wäre eine Transformation auf die Form einer nahe am Fahrzeug liegenden Messzeile für eine weit entfernte Messzeile von Nachteil, da hierbei eine starke Streckung stattfinden muss. Des weiteren gilt es beim pixelbasierten Abgleich der Muster nicht nur den Fahrbahnbereich abzugleichen, sondern ebenfalls die umliegenden Bereiche. Für nahe Messzeilen existieren diese umliegenden Bereiche oftmals nicht, da sie sich außerhalb des Bildes befinden. Wird also eine vollständige Transformation auf die am weitesten entfernte Messzeile durchgeführt, so müssen diese Bereiche aus der Betrachtung ausgeschlossen werden, da dort keine Daten vorliegen. Wird im Gegensatz dazu eine Entzerrung auf Basis der am nächsten liegenden Messzeile gemacht, so müssen weit entfernte Messzeilen gestreckt werden. Der Abgleich der Außenbereiche neben der Fahrbahn muss in einem solchen Fall entfallen, da auf der nahen Messzeile an der entsprechenden Position keine Daten enthalten sind. Festzuhalten bleibt, dass die Transformation bei der Entzerrung immer so groß wie für den Abgleich nötig, aber so gering wie möglich gehalten werden sollte. Ein Beispiel für ein Muster, welches auf die beschriebene Art und Weise behandelt ist, findet sich in Abbildung 6.2.

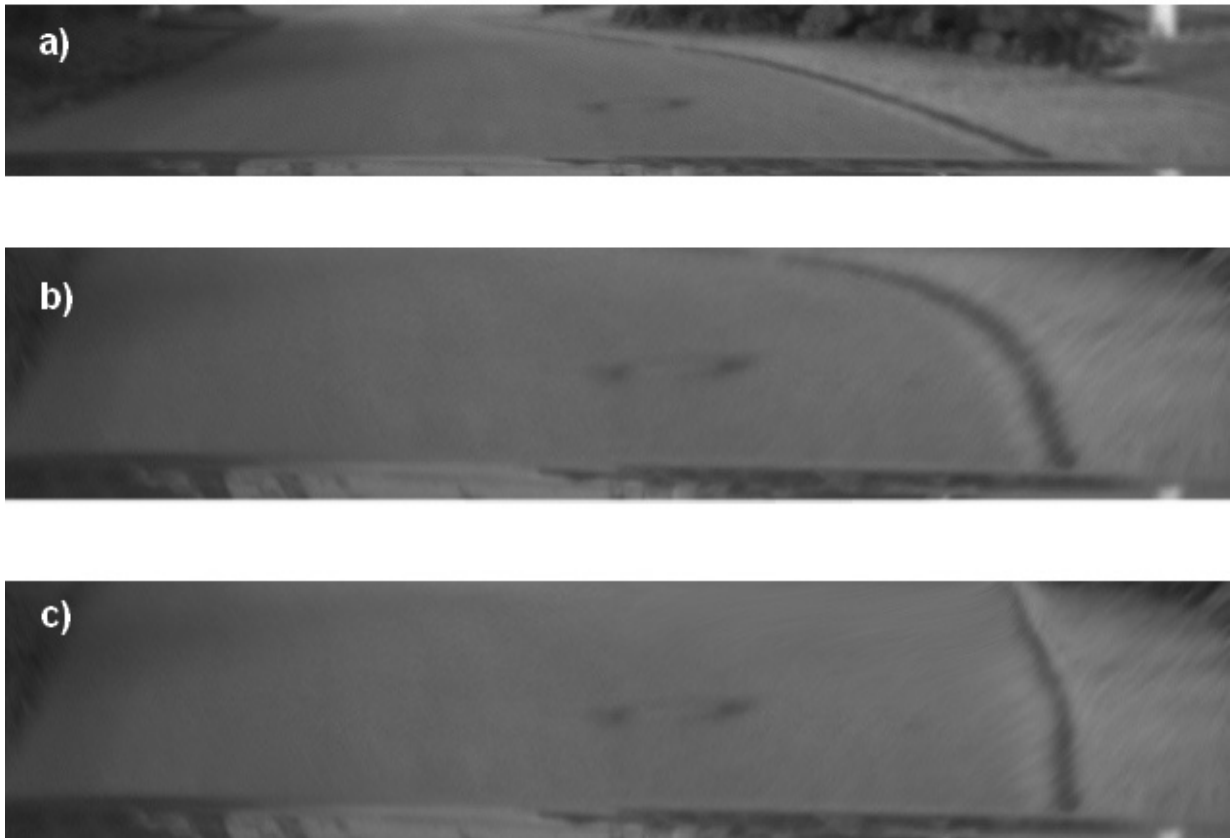


Abbildung 6.2: Es werden die Schritte zur vorbereitenden Entzerrung der relevanten Teile des Eingangsbildes gezeigt. Die Entzerrung ist hier beispielhaft auf die gesamte Fahrbahn angewendet, findet aber im Algorithmus nur für die ausgewählten Muster statt. In a) ist der gewählte Bereich der Fahrbahn im Ursprungszustand zu sehen. b) zeigt den gleichen Bereich nach der perspektivischen Entzerrung (der Bereich ist zur besseren Veranschaulichung skaliert). c) zeigt zusätzlich zur Entzerrung der Perspektive die Entzerrung anhand des geschätzten Kurvenverlaufes.



### 6.1.5 Pixelbasierte Differenzwertbildung und Akkumulation

Sobald die vollständige Entzerrung auf Vergleichs- und Referenzmuster durchgeführt ist, beginnt der pixelbasierte Abgleich der beiden Muster. Der Abgleich geschieht hierbei so, dass für zwei Fensterbereiche mit Dimension  $h_W \cdot w_W$  die Summe der quadratischen Abweichungen der einzelnen Pixelwerte  $p(x, y_{row1})$  und  $q(x', y_{row2})$  innerhalb der Fenster  $W$  und  $W'$  gebildet wird.  $W$  ist dabei das Fenster auf der aktuellen,  $W'$  das Fenster auf der Vergleichszeile. Dabei werden die Fenster auf beiden Mustern so verschoben, dass für jeden Pixel einer Messzeile ein Differenzwert  $d_{I_n}(x, y_{row})$  für ein Eingangsbild  $I_n$  berechnet wird. Die Berechnung wird hierbei beschleunigt, indem bereits berechnete Werte abgespeichert und nach dem Verschieben der Fenster wiederverwendet werden. Für die Indizierung des Pixels  $q$  wird dabei das Längenverhältnis  $\delta_i$  der beiden Zeilen für die jeweilige Seite genutzt. Dabei wird  $\delta_i$  zwischen den Messzeilen, in denen sich das zugehörige Muster ausdehnt, für jede Bildzeile zu  $\delta_{i'}$  interpoliert. Somit wird die Entzerrung der Muster auf Zeilenbasis durchgeführt, um Effekte, welche durch Perspektive und Kurven verursacht werden, weitestgehend aufzuheben. Die so entstandenen Differenzwerte werden nun abgespeichert und über eine Anzahl von Eingangsbildern  $N_I$  akkumuliert. Für die Merkmalsgenerierung wird dann für einen Pixel der Messzeile ein Akkumulationswert  $d(x)$  erzeugt, welcher sich aus dem Mittelwert der über die Zeit gemessenen Differenzwerte des entsprechenden Pixels zusammensetzt. Die Formeln für den Fensterabgleich, die Akkumulation und die Differenzwertberechnung eines Pixels zeigt Formel 6.1.

$$W, W' \subset I_n \quad (6.1)$$

$$p(x, y_{row1}) \in W \quad (6.2)$$

$$q(x', y_{row2}) \in W' \quad (6.3)$$

$$x' = x \cdot \delta_{i'} \quad (6.4)$$

$$\Psi(p(x, y_{row1}), q(x', y_{row2})) = (p(x, y_{row1}) - q(x', y_{row2}))^2 \quad (6.5)$$

$$d_{I_n}(x, y_{row1}) = \sum_{i=0}^{w_W} \sum_{j=0}^{h_W} \Psi(p(x+i, y_{row1}+j), q(x'+i, y_{row2}+j)) \quad (6.6)$$

$$d(x) = \frac{\sum_{n=1}^{N_I} d_{I_n}(x, y_{row1})}{N_I} \quad (6.7)$$

Die Berechnung des endgültigen Differenzwertes mithilfe des Mittelwerts und der Standardabweichung ist hier deswegen notwendig, um kurzzeitige Änderungen im Bild zu un-

terdrücken. Treten derartige Änderungen auf, wie sie zum Beispiel durch Leitpfosten verursacht werden, so können sie ungefiltert zur Generierung falscher Merkmale führen. Betrachtet werden soll jedoch nur das langfristige Änderungsverhalten der Struktur im Zeitverlauf, um daraus die Unterschiede einzelner Bildbereiche ableiten zu können. Aus diesem Grund wird als Differenzwert der durch Gleichung 6.7 berechnete Wert verwendet. Die so berechneten Werte werden im Anschluss durch ein Gaußfilter geglättet, um lokale Spitzen zu vermindern, welche das Bilden der Gradienten im nachfolgenden Schritt beeinflussen würden. Ziel hierbei ist es, nur große Änderungen zwischen den Bereichen zu erfassen und kleine lokale Phänomene außen vor zu lassen. Um die finalen Differenzwerte für die Weiterverarbeitung zu erhalten, werden die Werte einer Messzeile jeweils normiert, wobei die linke und die rechte Seite der Messzeile getrennt behandelt werden. Die Trennung liegt darin begründet, dass die beiden Seiten oft ein stark unterschiedliches Änderungsverhalten aufweisen, wodurch große Unterschiede in den Differenzwerten erzeugt werden können. Um den Übergang zur Fahrbahn festzustellen, wird diese als trennende Achse zwischen den Seiten betrachtet und eine Gewichtung anhand der größten und kleinsten Differenzwerte der jeweiligen Seite vorgenommen. Somit wird vermieden, dass alle erzeugten Merkmale auf lediglich einer Seite der Fahrbahn liegen, da als Voraussetzung angenommen wird, dass sich jeweils ein Fahrbahnrand links und rechts der Fahrbahn befindet.

### 6.1.6 Merkmalsgenerierung aus Differenzwerten

Durch die gesammelten Differenzwerte ist es möglich, eine Unterscheidung hinsichtlich der Übergänge zwischen Regionen mit starken Änderungen und Regionen mit schwachen Änderungen zu machen. Ein erster Ansatz ist hierbei eine Segmentierung anhand der Differenzwerte. Dies stellt sich allerdings als nicht erfolgreich heraus, da neben der Fahrbahn auch andere Bildbereiche ein geringes Änderungsverhalten aufweisen können. Das gilt insbesondere für Objekte in großer Entfernung, da diese im Betrachtungszeitraum statisch erscheinen, wohingegen nahe Objekte durch die Fahrzeugeigenbewegung Strukturänderungen hervorrufen. Als zielführend stellt sich eine Untersuchung der Übergänge dar. Dabei werden Bereiche mit hohem Änderungsverhalten zu denjenigen mit niedrigem Änderungsverhalten untersucht. Diese Übergänge können durch die Berechnung und Auswertung der Gradienten  $g_i$  erfasst werden. Die Gradienten werden dabei seitenweise auf das Intervall  $[-1, 1]$  normiert um eine seitenbezogene Aussage zu generieren und eine relative Berechnung der Merkmalswerte zu ermöglichen.

Der rohe Intensitätswert eines Merkmales  $l_i$  wird aus mehreren Messgrößen des Änderungsverhaltens der Pixelwerte generiert. Es fließen die Größen des Differenzwertes  $d_i$  selbst, der Standardabweichung aller akkumulierten Differenzwerte über die Zeit  $\sigma_i$  sowie des Gradienten  $d_i$  an der entsprechenden Stelle, in den Term ein. Der endgültige Wert kommt durch Multiplikation der einzelnen Werte zustande, wie in Formel 6.8 zu sehen ist. Um eine stärkere Abstufung und Priorisierung von Gradienten und Differenzwert zu schaffen, werden diese zusätzlich quadriert.

$$\iota_i = (1 - d_i)^2 \cdot \sigma_i \cdot g_i^2 \quad (6.8)$$

Die Merkmale werden dabei an denjenigen Stellen mit hoher Intensität generiert, an denen ein geringer Differenzwert bei gleichzeitig hoher Standardabweichung und starkem Differenzwertanstieg vorliegt. Bei der Generierung wird davon ausgegangen, dass die Fahrbahn im Gegensatz zum Umfeld generell ein geringeres Änderungsverhalten aufweist. Der umgekehrte Fall funktioniert dabei genauso, allerdings mit dem Unterschied, dass das Merkmal nicht innenliegend, sondern versetzt auf der Außenseite der Fahrbahn generiert wird. Entscheidend ist, dass an der entsprechenden Stelle ein starker Differenzwertanstieg oder -abfall vorliegt. Das deutet auf einen Übergang zwischen zwei Bereichen mit hohem und geringem Änderungsverhalten hin, wenn auch eine hohe Standardabweichung vorliegt. Hohe Standardabweichungen können zwar auch durch Randbebauung verursacht werden, allerdings finden sich dort gleichzeitig auch hohe Differenzwerte. Nur an den genannten lokalen Übergängen liegt folglich ein Hinweis auf den Übergang zwischen Fahrbahn und Umfeld.

## 6.2 Informationsvererbung und Merkmalsgenerierung

Anhand der unterschiedlich stark ausgeprägten und lose verteilten Intensitätsübergänge werden Zusammenhänge zwischen den Messzeilen analysiert. Hierzu ist es notwendig, die Intensitätswerte auf den Messzeilen in Beziehung zu setzen. Naheliegender ist hierbei, eine entsprechende Transformationsfunktion anzuwenden und die Merkmalsintensitäten zeilenweise zu addieren. Allerdings muss dies für jeden Bildpunkt jeder Messzeile geschehen. Wird hierbei statisch vorgegangen und die Distanz zwischen den Messzeilen nicht berücksichtigt, so kommt es zu Sprüngen der berechneten Fahrbahnbegrenzungen. Dies geschieht dadurch, dass sich die Maxima von Bild zu Bild und Messzeile zu Messzeile ruckartig verschieben. Es ist also notwendig, die Zwischenschritte für die Bewegung der Merkmale von den entfernten zu den naheliegenden Messzeilen zu modellieren. Ein Weg hierzu ist neben Anwendung der Transformationsfunktion zwischen Messzeilen die Interpolation für die zwischenliegenden Bildzeilen. Allerdings stellt sich ein solches Vorgehen als sehr rechenintensiv dar, da hierbei für sämtliche Bildpunkte zwischen der ersten und der am weitesten entfernten Messzeile die entsprechenden Werte berechnet werden müssen.

### 6.2.1 Informationsvererbung über die Messzeilen hinweg

Als zielführend stellt sich heraus, zunächst Häufungen von Übergängen entlang des Fahrbahnverlaufes zu suchen. Hierzu werden die gefundenen Merkmalsintensitäten  $\iota_i$  auf benachbarte Messzeilen übertragen. Diese Übertragung geschieht von jeder auf jede Messzeile, wobei immer schrittweise jeweils eine aktuelle Messzeile mit einer davor oder dahinterliegenden Vergleichsmesszeile abgeglichen wird. Um zu vermeiden, dass das Gesamtergebnis

dieser Operation durch lokale Phänomene und Fehlklassifizierungen zu stark negativ beeinflusst wird, muss die Übertragung der Intensitäten gewichtet geschehen. Als Gewichtung wird hierbei ein Faktor  $\gamma_{eq}$  berechnet, welcher im Intervall  $[0, 1]$  liegt und die Gleichheit der aktuellen Werte auf den beiden Messzeilen widerspiegelt. Der Faktor  $\gamma_{eq}$  setzt sich dabei wie in Formel 6.9 gezeigt zusammen.

$$\gamma_{eq} = \frac{\min(\iota_i, \iota_j)}{\max(\iota_i, \iota_j)} \quad (6.9)$$

$$\kappa_i = (\iota_i + \iota_j) \cdot \gamma_{eq} \quad (6.10)$$

Hierbei stellt  $\iota_i$  den jeweiligen Wert auf der aktuellen Messzeile dar, wohingegen  $\iota_j$  dem aktuellen Wert auf der Vergleichsmesszeile entspricht. Der so berechnete Wert  $\kappa_i$  stellt den finalen Intensitätswert auf der Messzeile dar. Er wird benutzt, um Merkmale zu erzeugen, und legt die Merkmalsintensität fest.

## 6.2.2 Merkmalsgenerierung aus den gewonnenen Intensitätswerten

Die berechneten Intensitätswerte auf den Messzeilen lassen zunächst lediglich auf Wahrscheinlichkeiten von Fahrbahnrändern schließen. Je größer der gemessene Intensitätswert ist, desto wahrscheinlicher ist es, dass sich an dieser Stelle ein Fahrbahnrand oder eine Fahrbahnmarkierung befindet. Die Spitzenwerte von  $\kappa_i$  stellen demzufolge Merkmalskandidaten dar. Im nächsten Schritt müssen aus diesen Merkmalskandidaten virtuelle Merkmale generiert werden, die dazu genutzt werden können, Fahrbahnränder und Markierungen mit hoher Wahrscheinlichkeit zu identifizieren. Dabei ist es sinnvoll, Einschränkungen bei der Auswahl der Kandidaten zu treffen, da sonst negative Beeinflussungen durch Streuwerte auftreten können. Zum einen kann durch eine zu hohe Anzahl an verstreuten Merkmalen eine eindeutige Identifizierung von Rändern erschwert werden. Zum anderen wird die Zeit, welche für die Berechnung der Wahrscheinlichkeiten verschiedener Hypothesen benötigt wird, steigen. Aus diesem Grund werden nur die Spitzenwerte der berechneten  $\kappa_i$  berücksichtigt. Als Einschränkung wird hierbei angenommen, dass nur die stärksten  $N_F$  Ausprägungen relevant sind. Somit ist sichergestellt, dass für jede Messzeile nur maximal  $N_F$  Merkmale pro Eingangsbild erzeugt werden. Um die Spitzenwerte zu markieren und dann entsprechend zu berücksichtigen wird die Ableitung der Intensitäten  $\kappa_i$  gebildet. Anschließend werden die  $\kappa_i$  welche sich an einem Vorzeichenwechsel der Ableitung befinden in einen Ringpuffer mit Größe  $N_F$  geschrieben. Dabei werden nur die gespeicherten  $\kappa_i$  überschrieben, welche kleiner sind als der aktuelle Intensitätswert. Nach Ende des Durchlaufs der Messzeile befinden sich somit die  $N_F$  größten  $\kappa_i$  im Ringpuffer. Die Auswahl der entsprechenden Werte ist in Abbildung 6.3 dargestellt.

Zur besseren Veranschaulichung ist die zur Generierung relevante Kurve der  $\kappa_i$  unter dem

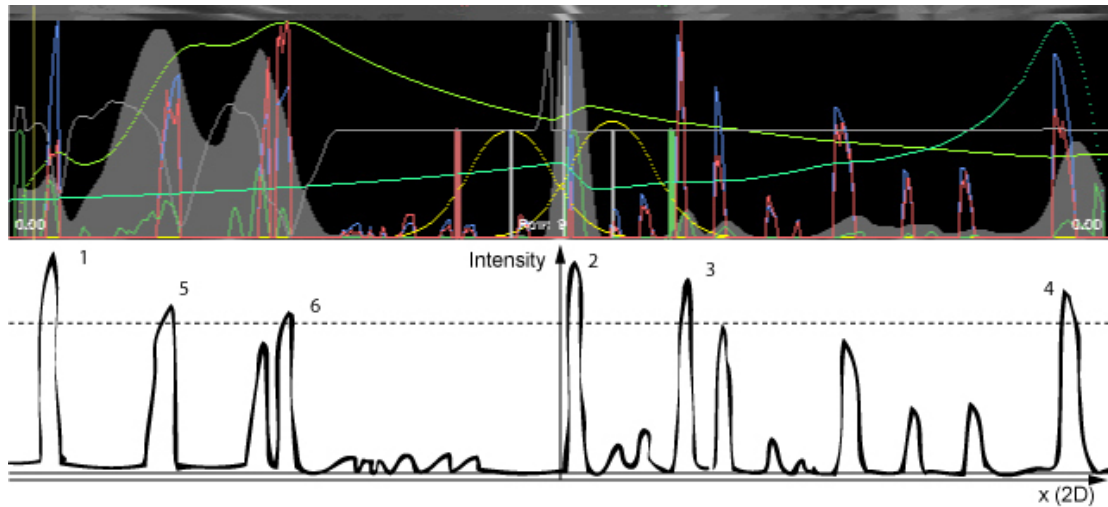


Abbildung 6.3: Die Illustration zeigt die Auswahl der  $N_F$  größten Intensitäten zur Generierung von Merkmalen.

Diagramm nochmals dargestellt. Die entnommenen Muster aus dem Bild befinden sich erneut am oberen Ende der Darstellung. In der Darstellung ist  $N_F = 6$  gewählt. Die gestrichelte Linie verdeutlicht die Grenze, bei der die gewünschte Anzahl an Spitzenwerten erreicht wird. Die Nummerierung zeigt die Reihenfolge nach Merkmalsintensität auf. In diesem Fall ist erkennbar, dass der hohe Spitzenwert in der Mitte zwischen Nr. 3 und 4 nicht mit aufgenommen wird. Allerdings ist in den Mustern zu erkennen, dass sich an dieser Stelle eine Fahrbahnbegrenzung befinden könnte.  $N_F$  müsste folglich erhöht werden, hängt aber in erster Linie von der Leistungsfähigkeit des verwendeten Systems ab. Mit einem  $N_F \geq 6$  werden jedoch in den analysierten Szenen die meisten Merkmalskandidaten korrekt erkannt.

Eine effiziente Methode, die Gesamtanzahl der Merkmale einzuschränken, besteht darin, die Merkmale nach ihrer Intensität anzuordnen und schwache Ausprägungen durch stärkere zu ersetzen. Dabei muss berücksichtigt werden, dass die Sortierung nach der Intensität zu jedem Eingangsbild erfolgen muss. Folglich ist es notwendig die Gesamtanzahl  $N_{FeaturesMAX}$  an das jeweilige verarbeitende System anzupassen, um einen flüssigen Verarbeitungsablauf zu gewährleisten. Wird  $N_{FeaturesMAX}$  zu klein gewählt, so ist der Lebenszyklus der Merkmale und somit der Zeitraum für deren Verfolgung zu kurz. Als guter Wert für das verwendete Rechensystem auf PC-Basis hat sich  $N_{FeaturesMAX} = 2000$  erwiesen, da hier eine ausgewogene Verarbeitungszeit und Lebensdauer der Merkmale gegeben ist. Sind die 2D-Position und die Intensität des Merkmals bekannt, so wird ein entsprechendes 3D-Merkmal erzeugt. Der Schritt in den dreidimensionalen Raum ermöglicht das effiziente Weiterreichen von Informationen, sodass die in 6.2.1 beschriebenen negativen Auswirkungen einer rein zweidimensionalen Informationsvererbung via Interpolation umgangen werden können. Die Positionsbestimmung kann dabei bei dem verwendeten Modell nicht über einen einfachen

Schnittpunkt zwischen Bodenebene und Sichtstrahl erfolgen, da die Bodenebene zwischen den Messzeilen untergliedert ist. Da es möglich sein soll, den Messzeilen unterschiedliche Höhenkoordinaten zu geben, muss hier ein Kollisionstest für Dreiecke verwendet werden. Dies ist effektiv umgesetzt und genügt für die gewünschte Laufzeit. Der Schritt kann aber durch schnelle Verfahren wie [SSKN07] wesentlich optimiert werden. Der Vorteil des Übergangs zum 3D-Raum besteht außerdem darin, dass die einzelnen Merkmale selbst zur Informationsspeicherung herangezogen werden. Dadurch entfallen Zwischenschritte bei der Berechnung der Informationsvererbung. Die Position der Merkmale wird hierbei auf der virtuellen Bodenebene einmalig für das aktuelle Bild festgelegt und dann über die Zeit entgegengesetzt der Fahrzeugbewegung angepasst. Die Anpassung der Position erfolgt dabei via Odometriedaten des Fahrzeugs. Somit können Strömungen, Gruppen und geometrische Anordnungen von Merkmalen identifiziert und ausgewertet werden.

### 6.3 Merkmalsclustering und -filterung

Eine weitere Einschränkung, welche vorgenommen werden muss, um zu gewährleisten, dass das Endergebnis schneller und genauer berechnet werden kann, ist das Zusammenfassen der Merkmale zu Merkmalsclustern. Das Ziel hierbei ist es, diejenigen Merkmale außen vor zu lassen, welche in ihrer Intensität im Verhältnis zur Gesamtmasse der Merkmale zu gering sind. Erreicht wird dies, indem alle Merkmale in  $k$  verschiedene Cluster eingeteilt werden. Ziel hierbei ist es ein Cluster zu schaffen, welches möglichst viele Merkmale mit unterdurchschnittlicher Intensität enthält, um dieses dann aus weiteren Berechnungen auszuschließen. Die Annahme hierbei ist, dass in einer Straßenszene, welche nicht synthetisch generiert ist, immer Streuungen der Intensitäten durch Umgebungsfaktoren erzeugt werden. Diese Streuungen können zwar durchaus von hoher Intensität sein, sodass einige nicht herausgefiltert werden, fallen dann aber durch ihre geringe Anzahl nicht ins Gewicht. Schwerwiegender sind hierbei Streuungen großer Anzahl mit geringer Intensität, da diese weitaus häufiger auftreten. Durch die Anordnung und große Anzahl können hier nachfolgende Algorithmen zu einem falschen Ergebnis kommen, wenn etwa die Anordnung der einer Fahrbahnbegrenzung entspricht. Um diesen Effekten entgegenzuwirken, ist es sinnvoll eine Einteilung der erzeugten Merkmale in Cluster nach deren Intensität vorzunehmen. Hierbei wird der K-Means Algorithmus verwendet, welcher es erlaubt, die gewünschte Anzahl an Clustern festzulegen und die Merkmale jeweils einem Cluster zuzuordnen [BBD00],[WCRS01], [Jol02]. Eine Visualisierung zu einem so gewonnenen Clustering findet sich in Abbildung 6.4. Die Intensität ist hierbei von hoch (magenta) bis niedrig (blau) in kühler werdenden Farbtönen visualisiert. Das hier dargestellte blaue Cluster wird bei den weiteren Berechnungen außen vor gelassen, da es sich bei den zugehörigen Merkmalen um Streuwerte handelt, die sich negativ auf das Gesamtergebnis auswirken können. Deutlich zu erkennen ist hier, dass sich die Cluster der Merkmale welche zum Fahrbahnrand und den Fahrbahnmarkierungen gehören von dem Cluster mit Streuungen abheben. Die Bezeichnung „Front“ markiert hierbei die Fahrzeugfront. Der weiß dargestellte Strahl verläuft entlang der der X-Achse des

Fahrzeugs.

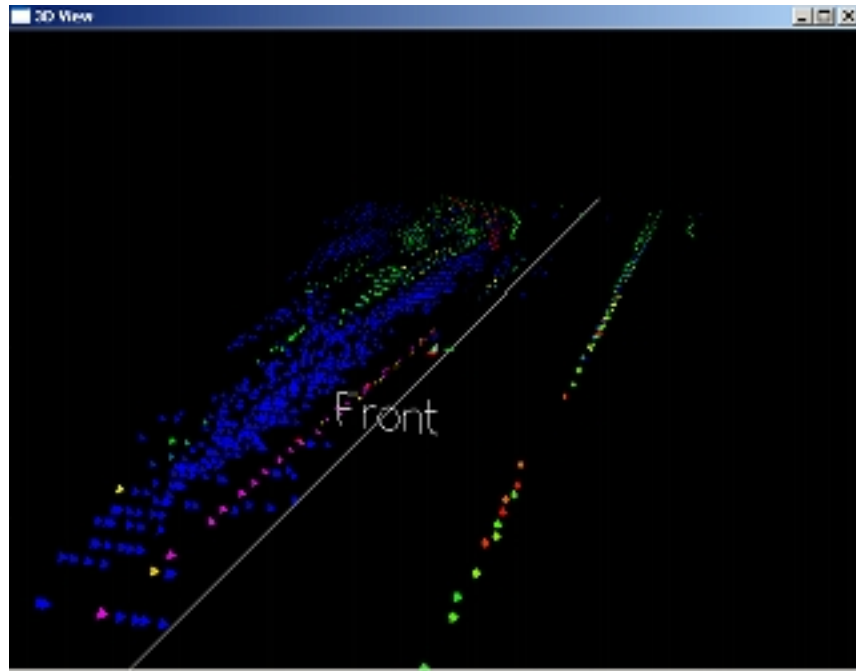


Abbildung 6.4: Einteilung der gefundenen Merkmale in fünf Cluster nach Intensität.

## 6.4 Generieren der Objekte zur Bildung von Fahrbahnhypothesen

Um aus den erzeugten Merkmalen die Fahrbahnbegrenzungen zu extrahieren, bedarf es mehrerer Zwischenschritte. Als Grundlage dienen dabei die generierten 3D-Merkmale mit ihren Gruppierungen und Intensitätswerten, welche entgegen der Fahrzeugbewegung bewegt werden. Daraus werden mehrere Objekte generiert, welche Aufschluss über die Wahrscheinlichkeiten, die Güte und die Position von gefundenen Fahrbahnbegrenzungen auf der 3D-Fahrbahnebene geben. Dabei ist zu berücksichtigen, dass gleichzeitig mehrere Hypothesen verfolgt werden müssen, um eine gesicherte Aussage über die genannten Eigenschaften treffen zu können. Die Kombinatorik aus verschiedenen gefundenen Hypothesen zu Begrenzungen und Markierungen spielt dabei eine wichtige Rolle. Sie stellt hierbei eine nicht unwesentliche Fehlerquelle dar, da sie richtig kombiniert werden müssen und eine schnelle Berechnung gegeben sein muss, ohne eventuell wichtige Kombinationen außer Acht zu lassen. In diesem Zusammenhang spielt die Eigenpositionierung des Fahrzeugs eine große Rolle, um die Objekte richtig zuzuordnen zu können und die Positionsänderungen über die Zeit richtig zu berechnen, wie [Yan02] zeigt. Aus den so gewonnenen Hypothesen wird die wahrscheinlichste als aktuelles Endergebnis angenommen. Wichtig ist es außerdem, ein

schnelles Hin- und Herspringen zwischen verschiedenen Hypothesen zu vermeiden. Welche Objekte erzeugt werden und der Zusammenhang zwischen den einzelnen generierten Objekten kann dem Schema in Abbildung 6.5 entnommen werden.

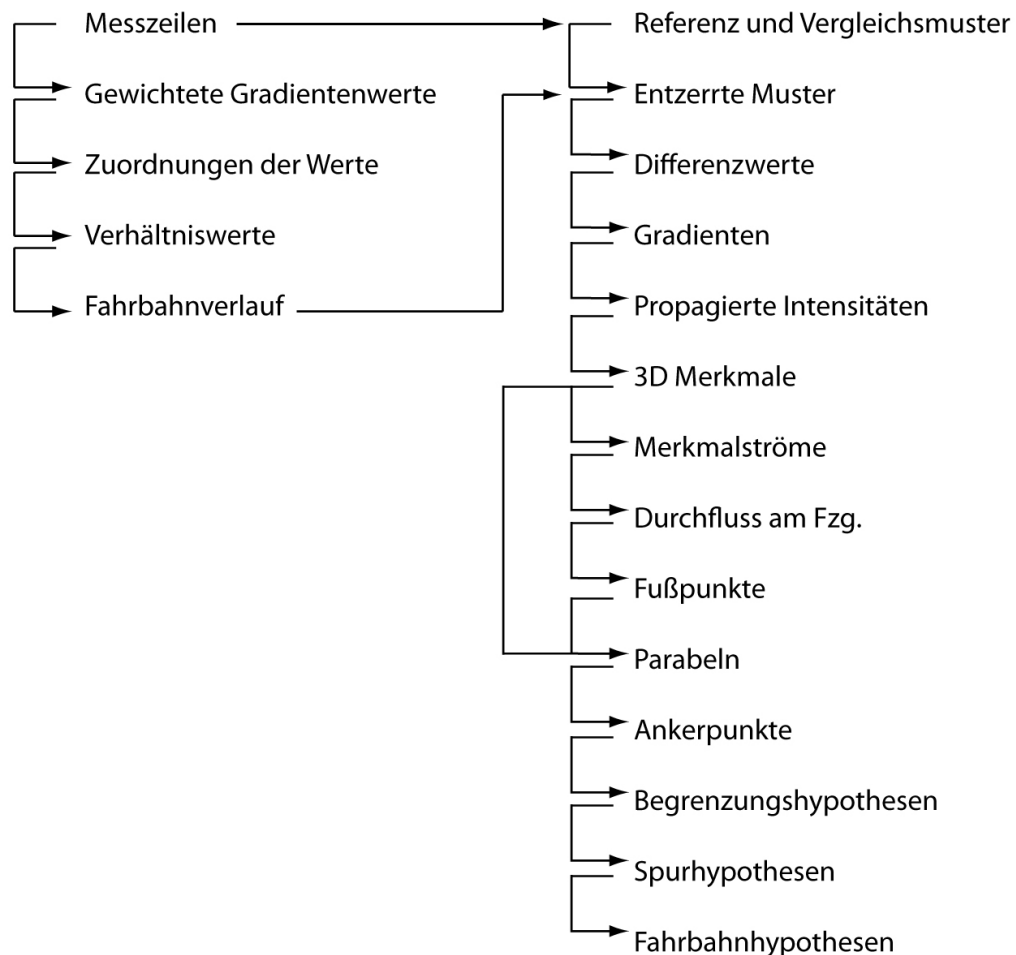


Abbildung 6.5: Die Illustration zeigt schematisch den logischen Zusammenhang zwischen den einzelnen Objekten im gesamten Algorithmus auf.

### 6.4.1 Erstellung der Fußpunkte für Begrenzungshypothesen

Um aus den 3D-Merkmalen Begrenzungshypothesen extrahieren zu können, muss ein geeigneter Algorithmus genutzt werden, welcher fähig ist, die Anzahl an möglichen validen Kombinationen von Parametern der Hypothesen in kurzer Zeit zu verarbeiten. Dabei spielt die Form der Darstellung der Begrenzungshypothesen eine entscheidende Rolle. Etwa könnte für geradenförmige Begrenzungen und entsprechender Eingrenzung der Parameter die



Hough-Transformation angewendet werden, um die Begrenzungen durch Geraden zu approximieren. Allerdings wäre die dadurch erzeugte Abweichung vor allem in weiter entfernten Bereichen in Kurven zu groß. Eine übliche Darstellungsform für Kurven sind Klothoide. Diese lassen sich jedoch nicht eindeutig in einer Funktion darstellen, weswegen die Krümmungen der Fahrbahnbegrenzungen hier mit Ersatzkurven, in Form von Parabeln, approximiert werden vgl. [Sch02] und [Fen06]. Hierbei wird ein Kompromiss zwischen Genauigkeit und einfacher Handhabbarkeit der Darstellungsform gewählt. Richtungswechsel innerhalb des Kurvenverlaufes werden demzufolge nicht gesondert behandelt.

Die Bestimmung der Hypothesen muss auf Basis von Wahrscheinlichkeiten erfolgen, um eine gesicherte Aussage über die aktuell beste Hypothese treffen zu können. Dabei werden die Wahrscheinlichkeiten über einen Zeitraum hinweg akkumuliert, um Stabilität bei der Wahl der besten Hypothese zu erreichen. Um die Berechnungsgeschwindigkeit zu steigern, bedarf es ähnlich der Hough-Transformation zunächst einer Einschränkung der Parameter, um nicht alle möglichen Lösungen abschreiten zu müssen. Um bestimmte Fixpunkte der möglichen Lösungen auszumachen, wird dabei die Annahme getroffen, dass sich das Fahrzeug zu jedem Zeitpunkt auf der Fahrbahn befindet. Diese Einschränkung muss dabei ohnehin angenommen werden, da auch der in 6.1 beschriebene Algorithmus zur Merkmalsuche für Fahrbahnbegrenzungen auf dieser Annahme aufbaut. Eine gute Basis für die Festlegung von initialen Koeffizienten der Begrenzungsparabeln ist die Y-Achse des Fahrzeugs. Da sich das Fahrzeug stets entlang der Fahrbahnbegrenzungen bewegt, durchschreiten die gefundenen Merkmale die zur Bodenebene orthogonal ausgerichtete Ebene entlang der Y-Achse durch den Ursprung. Bei einer tatsächlichen Fahrbahnbegrenzung oder -markierung treten dabei gehäuft Durchschreitungen an den Punkten der Y-Achse auf, welche auf einer Begrenzungshypothese liegen. Außerdem zeigt sich, dass die Intensität dieser Merkmale höher ist als die der Merkmale welche nicht auf einer tatsächlichen Begrenzung liegen. Wird nun die Intensität des Durchflusses dieser Merkmale über einen Zeitraum  $t_{Flow}$  gemessen, so kann daraus eine Wahrscheinlichkeit für den Schnitt einer Begrenzungsparabel mit der Y-Achse abgeleitet werden. Für den Parameter der Integration der Intensitätswerte des Merkmalsdurchflusses zeigt sich bei den vorliegenden Systemparametern eine Zeitspanne von  $t_{Flow} = 1.0s$  als sinnvoll. Der Parameter  $t_{Flow}$  wird hierbei in Sekunden angegeben und hängt sowohl von der Bildfrequenz als auch der Fahrzeugbewegung ab. Bei höheren Geschwindigkeiten ist es möglich  $t_{Flow}$  zu reduzieren, da mehr Merkmale in kürzerer Zeit am Fahrzeug vorbeiströmen. Bei geringen Geschwindigkeiten muss  $t_{Flow}$  erhöht werden, da entsprechend weniger Merkmale vorbeiströmen. Eine Verkürzung der Messdauer bringt hier jedoch keinen entscheidenden Vorteil mit sich. Es muss lediglich darauf geachtet werden, dass auch bei niedrigen Geschwindigkeiten eine ausreichende Messdauer vorliegt, um Fußpunkte zuverlässig erkennen zu können. Für das System wird eine Mindestgeschwindigkeit von 10 km/h festgelegt wodurch der gewählte Wert von  $t_{Flow} = 1.0s$  ausreichend ist. Da das Fahrzeug in dieser Zeit 2.78 Meter zurücklegt, werden bei der Grundverteilung der Messlinien die Merkmale von mindestens den ersten drei Messzeilen ausgewertet. Neben der Messdauer für den Durchfluss muss festgelegt werden, unter welchen Konditionen ein Fußpunkt wieder gelöscht wird. Hierbei kommen zwei Kriterien zum Tragen. So ist

es zunächst, sinnvoll die zu verfolgenden Hypothesen und damit auch Fußpunkte auf eine maximale Anzahl  $N_{Bases}$  festzulegen, um den Berechnungsaufwand gering zu halten, aber trotzdem mehrere Hypothesen gleichzeitig zu untersuchen. Die gefundenen Fußpunkte können nun nach ihrer Intensität geordnet werden, um eine Priorisierung vorzunehmen. Zum einen ist es möglich, dass der Fußpunkt in seiner Intensität so weit sinkt, dass er nicht unter die  $N_{Bases}$  fällt, welche die stärksten Intensitäten haben. Zum anderen muss berücksichtigt werden, dass über längere Zeit kein Durchfluss mehr gemessen werden kann, sobald keine Merkmale mehr generiert werden. In diesem Fall werden Fußpunkte nach einer Lebensdauer  $t_{Base}$  automatisch entfernt, um neue Hypothesen zuzulassen. Als Lebensdauer für Fußpunkte ohne aktuellen Durchflusswert stellt sich ein Wert von  $t_{Base} = 1.0s$  als sinnvoll heraus. Dadurch wird sichergestellt, dass Fußpunkte nicht frühzeitig gelöscht werden, sobald der Durchfluss unterbrochen ist, wie es zum Beispiel bei unterbrochenen Markierungen der Fall ist. Gleichzeitig wird verhindert, dass keine neuen Fußpunkte aufgenommen werden können, falls der Durchfluss tatsächlich aufgrund der Änderung der Fahrbahn unterbrochen wird.

Das Vorgehen zum Finden der Fußpunkte der Begrenzungsparabeln ist in Abbildung 6.6 schematisch dargestellt. Der Einfluss der unterschiedlichen Intensitäten der Merkmale ist hier nur in hohe und geringe Intensität unterteilt. Auf eine Abstufung in Intensitätsstufen wie sie in der Realität vorliegen wird zugunsten der Übersichtlichkeit verzichtet.

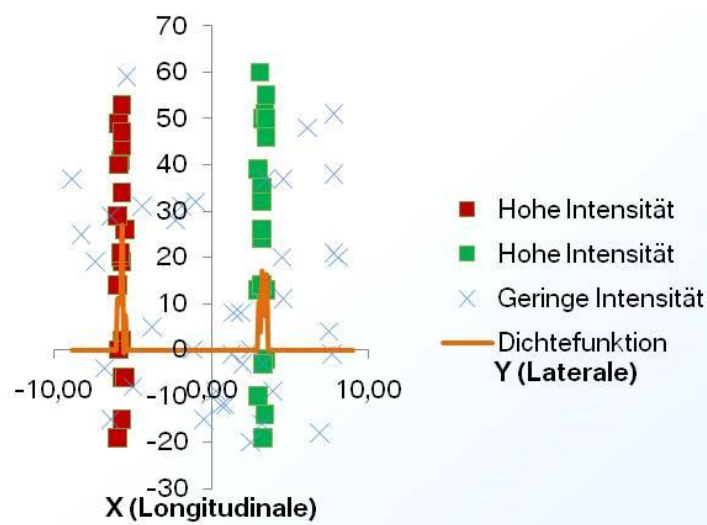


Abbildung 6.6: Das Schema zeigt die Berechnung des Verteilungshistogramms anhand des Durchflusses von Merkmalen und deren Intensität. Diejenigen Merkmale, welche zu einer Begrenzung gehören, sind hierbei farblich hervorgehoben und besitzen eine durchschnittlich höhere Intensität.

Um das Verteilungshistogramm zu bilden, müssen die Achse, an der der Durchfluss gemessen wird, sowie deren Unterteilung festgelegt werden. Die Achse kann dabei jeweils parallel vor und hinter die tatsächliche Y-Achse des Fahrzeugs verschoben werden. Geeignet ist

dabei eine Distanz von ca. fünf Metern vor dem Fahrzeug, da hier das Durchschreiten der Messachse durch die Merkmale selbst bei höheren Geschwindigkeiten und in Kurven noch auf Höhe des Fahrzeuges gemessen werden kann. An diesem Punkt ist die Streuung der Merkmale, welche zu einer Begrenzung gehören, am geringsten, da hier im Normalfall der Strömungsverlauf noch als parallel zur Fahrtrichtung angenommen werden kann.

Um der Fahrzeugbewegung Rechnung zu tragen, müssen die so gewonnenen Fußpunkte in ihrer Position angepasst werden. Würde eine Angleichung der Position nicht geschehen, so würden Hypothesen aufgrund des veränderten Histogramms verworfen werden und neue Hypothesen entstehen. Eine effektive Verfolgung einzelner richtiger Hypothesen ist somit nicht möglich. Die Anpassung der Position erfolgt über die Berechnung der Abweichung der neuen Fahrzeugposition aus den Odometriedaten mit den berechneten Begrenzungspareln. Durch die Messdauer der Fußpunkte und der Erzeugung der Begrenzungshypothesen steht bei der initialen Erzeugung der Fußpunkte nicht sofort eine gültige zugehörige Begrenzungshypothese zur Verfügung. Daraus resultiert, dass die entsprechende Begrenzungshypothese eines neuen Fußpunktes zunächst in Form einer Geraden angenommen wird. Dadurch erfolgt zunächst keine Verschiebung des Fußpunktes anhand der gefundenen Parabel, sondern lediglich aufgrund der Fahrzeugodometrie. Diese Annahme ist zur Initialisierung notwendig, da sonst Hypothesen durch eine falsche Parabel sofort wieder verworfen werden würden. Die falsche Parabel kommt hierbei durch einen ersten Iterationsschritt zustande, welcher nur eine Auswahl der erkannten Merkmale berücksichtigt und somit nicht sofort die richtige Lösung liefert. Der Vorgang des Verschiebens von Fußpunkten ist in Abbildung 6.7 schematisch dargestellt. Neben den hier vorgestellten Fußpunkten existieren noch weitere Ankerpunkte vor und hinter dem Fahrzeug, welche erzeugt und bewegt werden und zur Extraktion von Begrenzungshypothesen dienen. Die Fußpunkte sind im Bild als verbreiterte Linien dargestellt, wobei bestätigte Hypothesen grün gefärbt sind. Merkmale sind wie in Abbildung 6.4 nach ihrer Intensität gefärbt und als Kreuze und Kreise dargestellt. Merkmale, welche bereits in die Messung des Durchflusses aufgenommen wurden, sind als Kreise zu erkennen. Die Achse zur Messung des Merkmalsdurchflusses ist in Gelb eingezeichnet. Die geplante Fahrzeugtrajektorie ist in Lila dargestellt. Begrenzungshypothesen sind als dünn gezeichnete Linien eingezeichnet, wobei dunkle Linien eine geringe und helle eine hohe Intensität visualisieren.

## 6.4.2 Extraktion von Begrenzungshypothesen

Um aus der Vielzahl von möglichen Begrenzungshypothesen die wahrscheinlichsten auszuwählen, wird ein Monte-Carlo-Algorithmus verwendet. Dabei erfolgt die Messung der Güte der Hypothese über einen Zeitraum  $t_{Bounds}$ , um Stabilität zu gewährleisten. Hierbei muss erneut berücksichtigt werden, dass bei der Wahl von  $t_{Bounds}$  eine Abwägung zwischen Stabilität und Trägheit der Hypothesen getroffen werden muss. Bei den gegebenen Umgebungsparametern stellt sich ein Wert von  $t_{Bounds} = 0.66s$  als zielführend heraus. Um aus den gefundenen Merkmalen nun mögliche Begrenzungspareln zu extrahieren, kommt ein angepasstes RANSAC Verfahren, ähnlich [CM05] und [CWS09], zum Einsatz. Wichtig

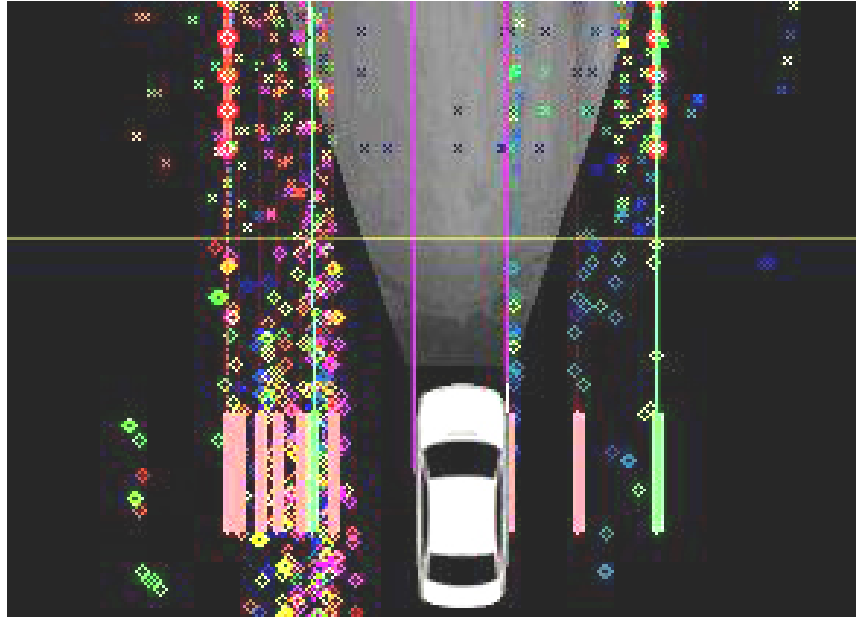


Abbildung 6.7: In der Abbildung sind die Fußpunkte als breite Linien mit den dünn gezeichneten, zugehörigen Parabeln dargestellt.

ist hierbei die Einschränkung der Menge, aus der die Merkmale gewählt werden, wie dies auch in [CM05] geschieht. Dies ermöglicht es, durch iteratives Vorgehen, einen Ausgleich zwischen Genauigkeit und Berechnungsaufwand herzustellen. Sind erst einmal gute Hypothesen aus den Merkmalen extrahiert, können diese durch eine fokussierte Merkmalsauswahl noch besser angepasst werden. Somit ist eine schnelle Reaktion auf sich verändernde Fahrbahnbegrenzungen möglich.

Um eine Begrenzungshypothese zu erzeugen, wird zunächst eine Parabel als Gerade initialisiert, welche entlang der X-Achse des Fahrzeugs verläuft und jeweils einen der gefundenen Fußpunkte enthält. Im darauffolgenden Schritt werden zufällig zwei Merkmale aus den verbleibenden Merkmalsclustern entnommen und die Parabel durch diese Merkmale und den Fußpunkt gelegt. Dann werden die Intensitäten der Merkmale in einem Bereich entlang der so erzeugten Parabel summiert. Für diesen Bereich, in dem die Merkmale liegen dürfen, ist eine Maximaldistanz  $d_{FeatureMax}$  festgelegt. Die Distanzmessung erfolgt hierbei über die Minimierung der Distanzfunktion. Die Gleichung 6.11 zeigt die Distanzfunktion eines Merkmals an der Stelle  $P_x, P_y$  auf der Bodenebene. Hierbei stellt  $x_0$  den gesuchten X-Wert auf der Parabel und  $f_x$  die entsprechende Parabelfunktion dar.

$$d_{Feature} = \text{sqrt}((x_0 - P_x)^2 + (f_x(x_0) - P_y)^2) \quad (6.11)$$

Es wird nur die Intensität der Merkmale gezählt, deren Distanz  $d_{Feature}$  die Anforderung

$d_{Feature} \leq d_{FeatureMax}$  erfüllt. Die summierten Intensitäten werden im Anschluss mit der auf das Intervall  $[0, 1]$  genormten Standardabweichung der ermittelten Distanzen gewichtet, wobei die Normung sich auf die Maximaldistanz  $d_{FeatureMax}$  bezieht. Dies ermöglicht es, starke Ausprägungen, die besser auf einer Parabel aufgeschnürt, aber unter Umständen schwächer in der Intensität sind, denjenigen Ausprägungen vorzuziehen, welche zwar einzelne hohe Intensitäten besitzen, aber diffus verteilt sind. Auf diese Weise wird einer Parabel ein Intensitätswert zugeordnet. Durch iteratives Wiederholen dieses Vorgangs wird durch Vergleichen der Intensität der Parabeln diejenige Parabel ausfindig gemacht, deren Intensität am größten ist. Wichtig ist dabei, beim Vergleich zur Parabel im vorhergehenden Bild nicht deren gespeicherte Intensität zu benutzen, sondern die Intensität neu zu berechnen, da neue Merkmale hinzugekommen sind. Um die so gewonnene Parabel der tatsächlichen Anordnung der Merkmale besser anzupassen, wird in einem nachgelagerten Schritt ein Curvefitting durchgeführt. Abbildung 6.8 zeigt das Schema zur Findung der besten Parabeln. Merkmale unterschiedlicher Intensität sind als Kreuze dargestellt, wobei blau geringe und grün höhere Intensität zeigt. Für jeden Iterationsschritt des angepassten Ransac-Verfahrens wird zufällig ein Merkmal ausgewählt, welches sich in dem schraffierten Bereich befindet. Der schraffierte Bereich ist dabei die erlaubte Abweichung in positiver und negativer Richtung von der Position des am weitesten entfernten Merkmals im Vorgängerbild. In der Abbildung ist dieser an den Merkmalen der mittleren Parabel ausgerichtet. Er wird durch das vorderste bzw. hinterste Merkmal festgelegt, welches sich innerhalb des Abstandes  $d_{FeatureMax}$  (als blaue Fläche entlang der Parabeln eingezeichnet) zur Prädiktionsparabel befindet. Ein solcher Bereich befindet sich demzufolge auch hinter dem Fahrzeug. Die zum Iterationsschritt gewählten Merkmale sind mit einem roten Kreis hervorgehoben. Eine Regressionsparabel geht somit zunächst durch ein vorderes Merkmal, den Ankerpunkt, und ein hinteres Merkmal. Dann wird die Intensität der im Abstand liegenden Merkmale aufsummiert und akkumuliert. Ist das Maximum - hier die mittlere Parabel - gefunden, so wird eine Regression über alle getroffenen Merkmale durchgeführt und die Parabel entsprechend angepasst.

Um mehrere Parabeln gleichzeitig zu verfolgen, welche den gleichen Fußpunkt besitzen, müssen die gefundenen Parabeln jeweils abgespeichert werden. Da für einen Fußpunkt unendlich viele solcher Parabeln existieren, muss die Ergebnismenge eingeschränkt werden. Um das zu erreichen, wird ähnlich vorgegangen wie bei der Bildung der Fußpunkte. Anstatt einer einzelnen Messachse befindet sich zusätzlich jeweils eine Messachse vor und hinter dem Fahrzeug. Zur Messung vor dem Fahrzeug erwies sich eine Distanz von 40 Metern auf der Bodenebene und hinter dem Fahrzeug eine Distanz von 15 Metern als sinnvoll. Die große Distanz vor dem Fahrzeug ermöglicht eine gute Vorausschau für Kurven, wohingegen hinter dem Fahrzeug größere Stabilität der Hypothesen bevorzugt wird. Diese Achsen werden wie die Achse für Fußpunkte in Parzellen der Breite  $b_{Anchor}$  aufgeteilt, um die Ergebnismenge zu quantisieren. Diese Parzellen können als Ankerpunkte gefundener Parabeln betrachtet werden. Ein geeigneter Wert für  $b_{Anchor}$  ist hier 0.5 Meter. Bei der Wahl der Beschaffenheit der Messachsen ist darauf zu achten, wieder einen Ausgleich zwischen Ansprechverhalten und Ergebnisgüte herzustellen. Werden die Achsen zu nahe am Fahrzeug positioniert

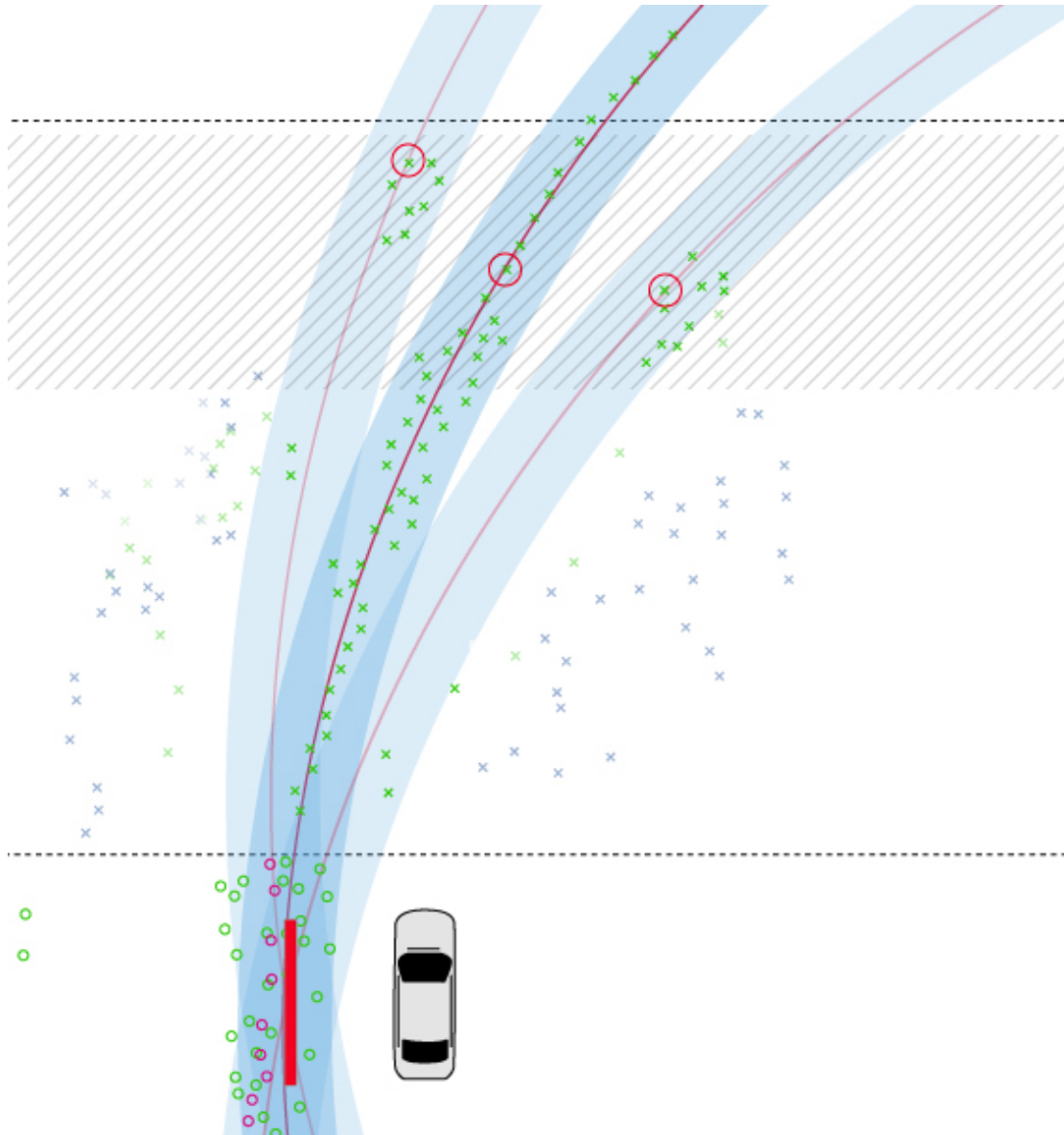


Abbildung 6.8: Gezeigt wird die Visualisierung des angepassten RANSAC-Algorithmus und des Curve-Fittings.

und die Parzellenbreiten zu groß gewählt, ist zwar das Ergebnis sehr stabil, allerdings leidet hierbei das Ansprechverhalten darunter. Der umgekehrte Fall gilt analog. Statt des Durchflusses der Merkmale wird hierbei die Intensität der gefundenen Parabeln gemessen und gespeichert. Eine naheliegende Idee ist ebenfalls die Messung des Durchflusses an den zusätzlichen Messachsen. Allerdings bereitet dies bei Kurvenfahrten mit gestreuten Merkmalen Probleme, da die Durchflussdichte an benachbarten Parzellen stark springen kann, was zu inkonsistenten Hypothesen führt. Es ist also besser, die Intensitäten der Parabeln für eine Parzelle in einem Ringpuffer zu speichern, um die Wahrscheinlichkeit einer Lösungsparabel ableiten zu können. Zusätzlich zum Einfügen der Intensität an einer, durch eine Parabel geschnittenen Parzelle, ist es notwendig, den Ringpuffern sämtlicher nicht geschnittener Parzellen den Wert 0 für das aktuelle Bild zuzuweisen. Diese Schritte erfolgen zu jedem Eingangsbild. Ein guter Richtwert für die Größe der Ringpuffer ist ein Wert von 15 Treffern, da hierbei eine ausreichende Differenzierung zwischen den summierten, gespeicherten Intensitätswerten, als auch ein hohes Ansprechverhalten erreicht wird. Um das Ansprechverhalten weiter zu verbessern, bedarf es ähnlich zu den Fußpunkten einer Neuberechnung der Position der Ankerpunkte. Dazu wird zunächst aus den Odometriedaten berechnete Fahrzeugbewegung benutzt, um die durch Verbinden der Ankerpunkte mit den stärksten Intensitäten gewonnenen Begrenzungshypothesen zu aktualisieren. Dann wird die neue Position anhand des neuen Schnittpunktes der aktualisierten Parabel mit der jeweiligen Messachse gebildet. Ein Vorteil dieser Vorgehensweise ist, dass offensichtlich falsche Hypothesen schnell verworfen werden können, weil deren Schnittpunkte mit den Achsen schnell extrem weit entfernt liegen und somit verworfen werden können. Nachdem die neue Position der Ankerpunkte berechnet ist, können erneut die Intensitäten gefundener Parabeln in den Ringpuffer geschrieben werden. Eine schematische Darstellung des Bildens von Begrenzungshypothesen durch Parabeln und Ankerpunkte findet sich in Abbildung 6.9.

Im unteren Bildbereich ist mittig das Fahrzeug dargestellt. Davor befinden sich gestrichelt gezeichnet zwei Messachsen. Die nahe am Fahrzeug gelegene Linie zeigt die Messachse für den Merkmalsstrom auf, die entfernt liegende die Achse für das Finden von Ankerpunkten durch Schnittpunktbildung mit den Parabeln. Nicht eingezeichnet sind die Achsen für das Durchströmen der Merkmale und die Ankerpunkte, welche sich hinter dem Fahrzeug befinden. Verschiedene Merkmalsgruppen sind als rote (hohe Intensität), grüne (mittlere Intensität) und blaue (niedrige Intensität) Kreuze und Kreise eingezeichnet. Kreise veranschaulichen bereits für den Merkmalsstrom registrierte Merkmale. Breite Balken in Rot (unbestätigt) und grün (bestätigt) parallel zur Fahrtrichtung neben dem Fahrzeug illustrieren Fußpunkte, welche durch die Merkmalsströme identifiziert werden. Des Weiteren sind verschiedene Parabeln erkennbar. Dabei sind rot die aktuell besten Ergebnisse des erweiterten RANSAC-Verfahrens als Regressionsparabeln durch die Merkmale dargestellt. In Grün sind die jeweils stärksten Verbindungen zwischen Fuß- und Ankerpunkten eingezeichnet. Die graue Prädiktionsparabel zeigt, als graue Kreuze visualisiert, die Regression durch die letzten gefundenen Schnittpunkte zwischen der Messachse der Ankerpunkte und der roten Regressionsparabel.

Um eine Aussage über die Güte der jeweiligen Parabel, welche durch den Fuß- und die bei-

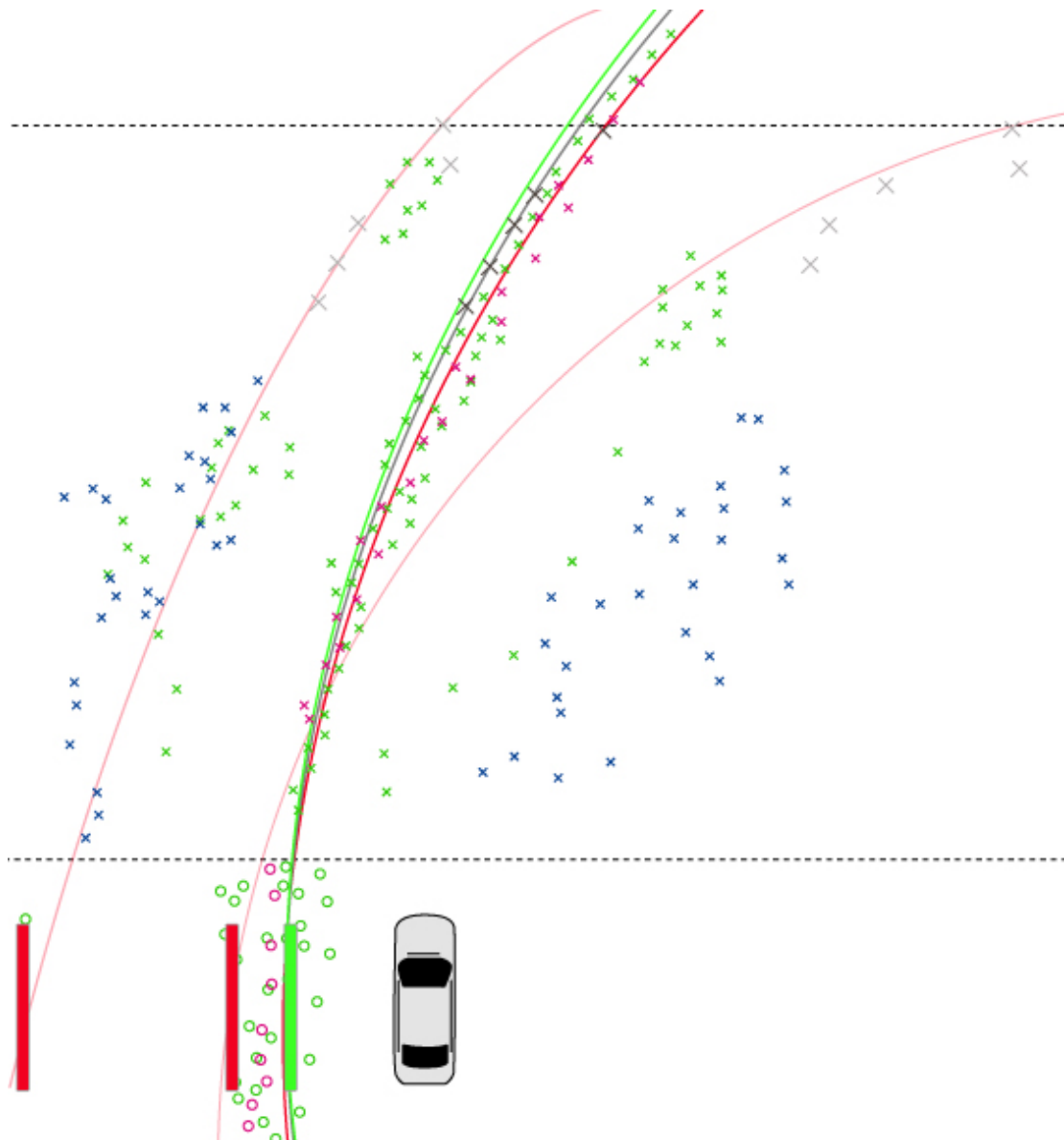


Abbildung 6.9: Die Illustration zeigt eine schematische Darstellung der gefundenen Parabeln und der Fuß- und Ankerpunkte sowie Merkmale und Schnittpunkte.



den Ankerpunkte definiert wird, zu gewinnen, erfolgt eine Zählung der Treffer auf den zugehörigen Parzellen durch Schnittbildung zwischen Parabel und Ankerlinie. Die Erhöhung der Trefferanzahl  $N_H^{Front}$  für die vordere Messachse und  $N_H^{Back}$  für die hintere Messachse erfolgt mit jedem Bild, in dem eine Parabel in der Parzelle auf der jeweiligen Messachse zu liegen kommt. Erfolgt kein Treffer auf einer Parzelle, so wird ihr ein Treffer abgezogen, bis der Wert 0 erreicht ist. Die maximale Anzahl der Treffer ist mit  $N_{HitsMax}$  begrenzt, um keine Parabeln überzubewerten und diese folglich trotz einer starken Änderung der Fahrbahn weiterzuverfolgen, solange sie noch mehr Treffer hat als andere. In dem gegebenen System ist ein Wert von  $N_{HitsMax} = 15$  sinnvoll, da hierbei ein schneller Wechsel auf neue Hypothesen erfolgen kann und eine gute Aussage über die Konfidenz der Parabeln möglich ist. Die Konfidenz  $\chi_{Parable}$  berechnet sich dabei aus dem Quotienten der Maximalanzahl der Treffer und der bereits erfolgten Anzahl von Treffern nach Gleichung 6.12.

$$\chi_{Parable} = \frac{N_H^{Front} * N_H^{Back}}{N_{HitsMax}^2} \quad \text{für } N_{HitsMax} > 0 \quad (6.12)$$

Der Quotient wird für den vorderen und hinteren Ankerpunkt gebildet, deren Werte dann multipliziert werden, um den Konfidenzwert zu erzeugen. Der Konfidenzwert liegt dabei im Intervall  $[0, 1]$ , wobei ein Wert 0 als unzuverlässig und ein Wert von 1 als sehr zuverlässige Aussage gewertet wird. In der Abbildung ist die Verschiebung eines Fußpunktes anhand einer Begrenzungshypothese dargestellt. Für Ankerpunkte erfolgt dies analog. Die Verschiebung wird durch die Fahrzeugbewegung veranlasst und berechnet sich durch den Schnittpunkt der X-Achse des Fahrzeuges mit der zuletzt berechneten, zugehörigen Parabel zum aktuellen Zeitpunkt. Die tatsächliche Verschiebung hängt dabei von der Zuverlässigkeit der Hypothese ab und kann wahlweise auf der Prädiktionsparabel als auch auf der letzten stabilen Begrenzungshypothese aufbauen. Zur Wahl zwischen Parabel und Hypothese für die Berechnung des Verschiebungsvektors wird ein Schwellwert  $\tau_T$  festgelegt. Ein Wert von  $\tau_T = 0.25$  für die Konfidenz der Parabel ist bei den gegebenen Systemparametern sinnvoll, um bei guter Stabilität gleichzeitig eine hohe Reaktionsfähigkeit zu erhalten. Die Prädiktionsparabel gibt hier den zum aktuellen Bild geschätzten Verlauf an, wohingegen die bestätigte Hypothese träger ist und aus dem Ergebnis der Langzeitschätzung besteht. Die Zweitgenannte wird nur dann benutzt, wenn die Prädiktion der letzten Bilder so sehr schwankt, dass kein eindeutiges Ergebnis festgelegt werden kann. Wird der Schwellwert für die Konfidenz unterschritten, orientiert sich die Verschiebung an der Begrenzungshypothese. Im umgekehrten Fall wird die Verschiebung anhand der Prädiktionsparabel vorgenommen.

### 6.4.3 Bilden und auswählen von Fahrbahnhypothesen

Im vorhergehenden Schritt werden Parabeln erzeugt, welche nach Bestätigung in Hypothesen von Fahrbahnbegrenzungen oder -markierungen übergehen. Diese Hypothesen müssen

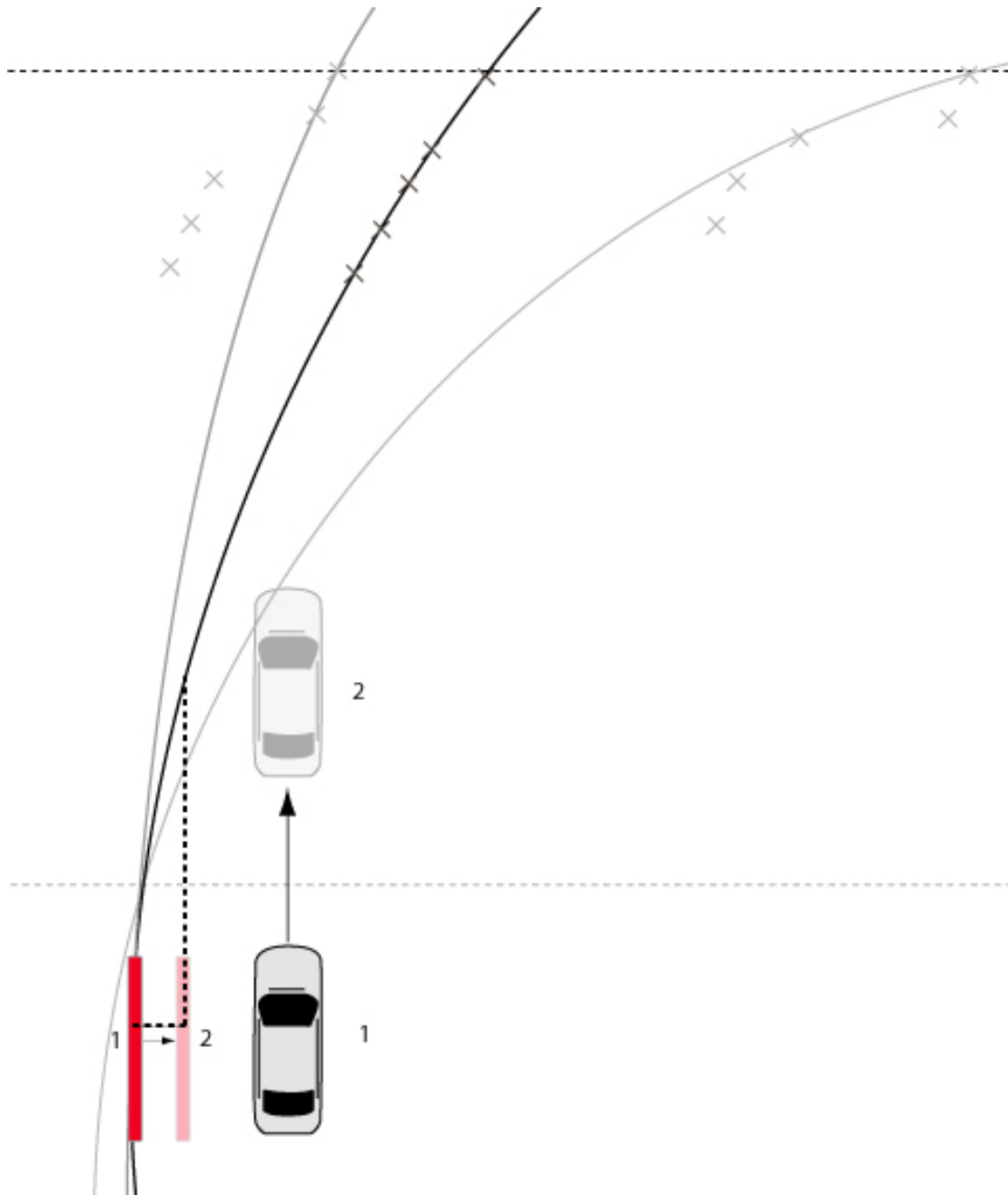


Abbildung 6.10: Schematische Darstellung zur Verschiebung der Fuß- und Ankerpunkte.

nun in ein Fahrbahnmodell überführt werden, um eine gültige Fahrbahnhypothese zu liefern. Durch die Auswahl einer gültigen Kombination, welche mehrere Fahrspuren abdeckt, wird der Raum der möglichen Lösungen eingrenzt. Das verwendete Fahrbahnmodell ist mehrspurig. Zwar kann dieses zu einem einspurigen Modell degradieren, es erlaubt aber den Ausschluss von Kombinationen, welche die Kriterien eines mehrspurigen Modells verletzen. Durch Sichtung von Videoaufnahmen mit unterschiedlich gestalteten Fahrbahnen können mehrere Kriterien für die Beschaffenheit von Fahrbahnen abgeleitet werden. Für die Anordnung der aus den Parabeln erzeugten Fahrspuren müssen demnach folgende Kriterien gelten:

- Jede Spur muss eine Mindest- und Maximalbreite erfüllen.
- Die Fahrspuren müssen nebeneinander zu liegen kommen.
- Die rechte Begrenzung einer Fahrspur ist zugleich die linke einer rechts daneben liegenden und umgekehrt.
- Die Spuren dürfen sich nicht überlappen.
- Alle Fahrspuren müssen den selben Verlauf besitzen.
- Sie müssen eine ähnliche Breite besitzen.

Die Kriterien des gleichmäßigen Verlaufs und der ähnlichen Breite müssen hierbei so genutzt werden, dass eine Abweichung möglich ist. Dies erfolgt, um zu berücksichtigen, dass unter natürlichen Bedingungen nicht alle Fahrbahnen exakt geformt sind. Dadurch werden außerdem Messfehler berücksichtigt und ein Modell wird nicht sofort verworfen, sobald es die Kriterien nicht exakt erfüllt. Für die maximale Abweichung in der Breite zeigt sich ein Wert von 0.5 Meter als sinnvoll. Falsche Messungen werden hier weitestgehend unterdrückt und Fahrbahnen mit einer Abweichung in der Spurbreite berücksichtigt. Die minimale Fahrspurbreite ist hierbei auf 2.1 Meter festgelegt und die maximale Breite auf 12.0 Meter. Diese Werte orientieren sich an der Fahrzeugbreite und der daraus abgeleiteten Breite einer vierspurigen Straße. Für die Abweichung in der Breite und im Verlauf wird die Distanz zwischen den beteiligten Parabeln ausgehend von den Schnittpunkten einer Parabel mit den Messlinien gemessen. Die Breite der Fahrspur wird dabei auf den Median der so gemessenen Distanzen festgelegt, um Einflüsse aus Messfehlern zu berücksichtigen. Die Abweichung im Verlauf wird dann an den einzelnen Schnittpunkten gemessen und mit der maximal möglichen Abweichung verglichen.

Wenn all die genannten Anforderungen erfüllt sind, wird die gemessene Fahrspur in eine Fahrbahnhypothese aufgenommen. Für die Aufnahme einzelner Parabeln in eine Fahrspur und die darauffolgende Aufnahme in eine Fahrbahnhypothese ist außerdem der Konfidenzwert der beteiligten Parabel  $\chi_{Parable}$  entscheidend. Als Schwellwert  $\tau_M$  für die Konfidenz wird dabei der Wert 0.25 herangezogen. Bei größeren Werten werden Hypothesen zu schnell wieder verworfen, bei kleineren Werten werden viele falsche Hypothesen gebildet. Die Auswahl der Fußpunkte erfolgt nun der Reihe nach in der Ordnung der Intensität der zugehörigen Begrenzungshypothesen. Zu jeder Begrenzungshypothese wird dann die nächste, schwächer ausgeprägte Begrenzungshypothese hinzugezogen und die so entstehende Fahr-

bahnhypothese auf die gegebenen Kriterien hin geprüft. Sind alle Kriterien erfüllt, so wird die Begrenzung hinzugefügt und die Fahrbahnhypothese aufgenommen und weiter verfolgt. Ihre Intensität berechnet sich dabei aus der Summe der Intensitäten der Begrenzungen. Ist die Hypothese bereits vorhanden, so wird die neue Intensität auf die aktuelle Intensität addiert. Die Akkumulation erfolgt auch hier wieder in einem Ringpuffer, welcher die Intensitäten der Fahrbahnypothesen enthält. Der Integrationszeitraum für die Intensitäten ist dabei zu 1.0 Sekunden gewählt. Hierbei gelten die gleichen Voraussetzungen wie schon bei den Begrenzungshypothesen, allerdings ist eine längere Bestätigungsphase notwendig, um Falscherkennungen nach Möglichkeit zu vermeiden. Die Wahrscheinlichkeit einer falschen Fahrbahnhypothese wird zusätzlich durch die Anforderungen an darunterliegende Objekte gering gehalten. Das Bilden von Fahrbahnypothesen wird in Abbildung 6.11 schematisch verdeutlicht.

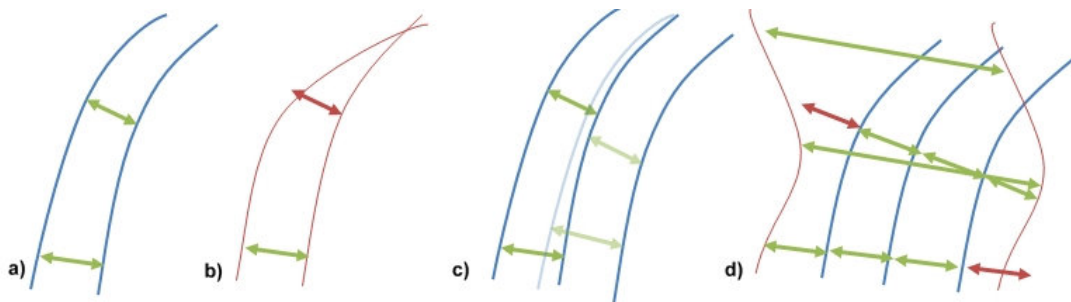


Abbildung 6.11: Die Illustration zeigt einige Parameter für das Bilden von Fahrbahnypothesen aus gefundenen Begrenzungshypothesen auf. Dabei wird auf unterschiedliche Kombinationen mehrerer Begrenzungen eingegangen, um das Optimum zu finden. Wesentlich hierfür ist neben der Kombinatorik und der Einhaltung der Breitenbedingungen die Intensität der Hypothesen.

## 6.5 Leistungsbemessung der Erkennung der Fahrbahnrränder

Die beiden folgenden Abschnitte zeigen analog zum Abschnitt 5.6 das Vorgehen und die Ergebnisse der Leistungsbemessung in Bezug auf die Erkennung der Fahrbahnrränder. Die Umsetzung erfolgte auch hier mit der gleichen Software zur Markierung, wie sie auch für die Bemessung für den Fahrbahnverlauf verwendet wird. Der Unterschied bezieht sich dabei auf die Ausgabe der Positionen der Markierungen anstatt der daraus errechneten Verhältnisse.

### 6.5.1 Vorgehen bei der Leistungsbemessung

Die Leistungsbemessung für das Finden der Fahrbahnränder ist analog zur Bemessung der Proportionen zu betrachten. Auch hier werden die markierten Positionen an den Stellen der Messzeilen, welche aus einer gespeicherten Sequenz entnommen sind, als Referenz verwendet. Diese werden dann mit den durch den Algorithmus berechneten Positionen derselben Sequenz verglichen. Als Kennzahlen werden dabei Mittelwert und Standardabweichung der Summe der Differenzen in Pixel der jeweiligen Positionen auf den Messzeilen betrachtet. Die Ergebnisse hierzu sind in Abschnitt 6.5.2 zusammengefasst. Wichtig ist dabei, dass die Standardabweichung, kombiniert mit der mittleren Abweichung, mehr Aufschluss über die Güte des Ergebnisses gibt. Im Gegensatz zu den Ergebnissen der Verlaufshypothese ist eine Bewertung der Standardabweichung hier sinnvoll, da die Abweichungen nicht direkt abhängig von Ergebnissen der vorangestellten Messzeilen sind. Es gibt beispielsweise Sequenzen, in denen die erkannten Fahrbahnränder nahe an und parallel zu den tatsächlichen Rändern verlaufen. In diesem Fall ist das Ergebnis oftmals noch gut und ausreichend für viele Applikationen. Gibt es allerdings eine Erhöhung in der Abweichung der Fahrbahnränder und gleichzeitig einen Anstieg der Standardabweichung, so ist das Ergebnis und damit die Hypothese unsicher. In einem solchen Fall wird erkannt, dass das Ergebnis unbrauchbar für eine weitere Verarbeitung ist und entsprechende Maßnahmen, wie zum Beispiel eine Reinitialisierung, müssen ergriffen werden. Für den Abgleich werden nur die in der Sequenz erkannten Begrenzungen genutzt. Werden beispielsweise Fahrbahnmarkierungen nicht erkannt, so fließt dies nicht in die Berechnung mit ein, wird aber bei dem jeweiligen Messergebnis vermerkt. Ziel dabei ist es, Einflussfaktoren auf die Erkennungsleistung aufzudecken und Potenziale zu erkennen. Alle Messungen sind auf einem Intel<sup>©</sup> Core<sup>™</sup> 2Duo P8700 mit 2.53 GHz CPU und 2 GB Ram unter Windows XP<sup>™</sup> durchgeführt. Zum Zeitpunkt der Messungen ist jeweils der gesamte Algorithmus mit Fahrbahnverlauf- und Begrenzungsschätzung aktiv. Für die Adaption der Begrenzungshypothesen werden 50 Iterationen pro Hypothese festgelegt. Die Bildrate liegt dabei bei 6 Bildern/Sekunde im Mittel. Da die realen Begrenzungen der Fahrspur teilweise durch Objekte verdeckt werden, wird stets die Position der Begrenzung in den darauffolgenden Bildern als Referenz genutzt. Die Positionen in den dazwischenliegenden Bildern werden automatisch interpoliert und zum Teil nochmals manuell angepasst. Ebenso wird das Nicken des Fahrzeuges berücksichtigt, indem die Positionen der markierten Begrenzungen in den entsprechenden Bildern manuell angepasst werden.

### 6.5.2 Ergebnisse

Eine wichtige Eigenschaft ist, wie bereits für die Schätzung des Fahrbahnverlaufes in Abschnitt 5.6.2 dargelegt, die Dynamikeigenschaften der Schätzung. Dies gilt ebenfalls für die Dynamik der gefundenen Fahrbahnränder und die der Fahrbahnhypothese allgemein. Verglichen mit der Verlaufshypothese kommen allerdings bei der Fahrbahnhypothese einige erschwerende Umstände bezüglich der Dynamik hinzu. So kann bereits bei der Messung

des Fahrbahnverlaufes ein Einfluss der Filterung sowie der Generierung der Statistik über mehrere Eingangsbilder hinweg, beobachtet werden. Da die Merkmalsgenerierung und damit auch die Schätzung der Fahrbahnhypothese auf der Entzerrung durch den berechneten Fahrbahnverlauf fußt, muss hier von einer erhöhten Trägheit der Fahrbahnhypothese ausgegangen werden. Sichtbar wird dieser Zusammenhang im Diagramm in Abbildung 6.12.

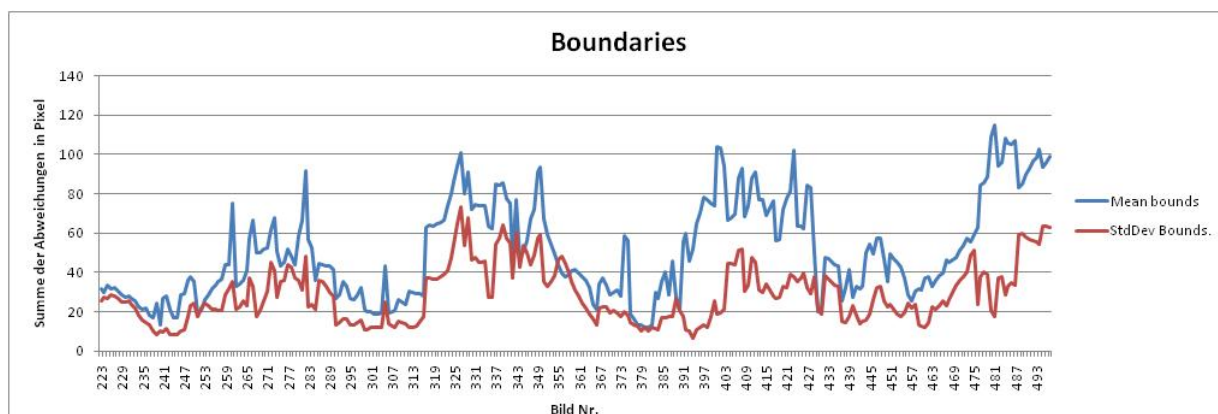


Abbildung 6.12: Das Diagramm zeigt den Mittelwert und die Standardabweichung der Differenz, der gefundenen zu den realen Fahrbahnrändern, für eine Versuchsszene mit hoher Lenkdyamik.

Die durch die Lenkbewegungen verursachte Wellenform im Diagramm für die Abweichungen im Fahrbahnverlauf findet sich auch hier wieder. Zu sehen ist, dass sich neben einer Phasenverschiebung auch eine geringere Frequenz im Diagramm der Abweichungen für die Begrenzungen ergibt. Dies deutet auf eine höhere Trägheit der Fahrbahnhypothese hin, da diese nicht unmittelbar an den Fahrbahnverlauf gekoppelt ist. Die Hypothese entsteht erst durch die Interpretation der Anordnung der Merkmale, welche aus der Analyse der entzerrten Muster entstehen. Die Spitzenwerte der Abweichungen entstehen durch Hypothesensprünge, welche durch hohe Standardabweichungen identifiziert werden können. Ein Beispiel für einen solchen Sprung zwischen zwei Hypothesen zeigt Abbildung 6.13.

Die rechte Begrenzungshypothese weicht nicht nur in ihrer Position, sondern auch in ihrer Richtung stark von derjenigen im vorangegangenen Bild ab. Der Grund dafür ist, dass die Hypothese in diesem Bild sich gegenüber der richtigen Hypothese kurzzeitig durchsetzt, da immer mehrere Hypothesen gleichzeitig verfolgt werden. Bemerkenswert dabei ist, dass die Entzerrung durch die Verlaufshypothese in diesem Bild sehr genau ist wie das Diagramm in Abbildung 5.19 aus Abschnitt 5.6.2 zeigt. Die Abweichung für die Proportionen liegt in Bild 327 bei einem Wert von 0,021, was stark unterdurchschnittlich für die Szene ist. Dies lässt darauf schließen, dass zuvor gemachte Fehler in Messungen sich nicht nur erst zu einem späteren Zeitpunkt in der Bestimmung der Fahrbahnränder auswirken. Vielmehr können diese Fehler durch den Algorithmus zur Schätzung der Fahrbahnränder teilweise wieder ausgeglichen werden, was durch die niedrigere Frequenz des Graphen im Fehlerdiagramm deutlich wird. Dieser Ausgleich geschieht durch die Untersuchung der Merkmalsanordnun-



Abbildung 6.13: Das Bild 327 zeigt den Sprung der rechten Begrenzungshypothese auf eine statistisch besser geeignete, aber falsche Hypothese.

gen, welche sich aus mehreren Bildern ergeben und somit einen statistischen Hinweis auf die tatsächlichen Fahrbahnhypothesen geben. Starke Ausreißer wie in Bild 327 sind deswegen eher kurzfristig und können durch nachgeschaltete Algorithmen kompensiert werden.

Mit eine der herausforderndsten Szenen für die Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen zeigt Abbildung 6.14. Hauptsächlich die rechte Seite mit der durch Pylonen abgegrenzten Baustelle, stellt eine Herausforderung für Algorithmen zur Fahrbahnerkennung dar. Erschwert wird eine korrekte Erkennung außerdem durch lokale Musteränderungen der Fahrbahn und zwei hintereinander fahrende LKW aus der Gegenrichtung. Die mittlere Abweichung über die gesamte Szene ist 44,6 Pixel und die Standardabweichung beträgt im Mittel 19,08 Pixel, wodurch noch eine ausreichende Erkennung gewährleistet ist. Besonders das stabile Verhalten bei der Durchfahrt der beiden LKW in der Sequenz von Bild 1018 bis 1081 ist hierbei hervorzuheben. Zwar erhöht sich in diesem Abschnitt der Mittelwert der Abweichungen, die Standardabweichung bleibt jedoch vergleichsweise gering, was auf ein stabiles Verhalten hindeutet. Es findet also lediglich eine leichte Verschiebung der berechneten Begrenzungen statt. Ein Springen zwischen verschiedenen Hypothesen geschieht unterdessen nicht.

Besonders durch den tatsächlichen Fahrbahnrand, welcher über die Baustelle hinweg sichtbar ist, wird der Algorithmus negativ beeinflusst. Dies geschieht dadurch, dass sich auf der rechten Seite vermehrt Merkmale entlang der Richtung der linken Hypothese sammeln. Durch diese Anordnung bedingt kommt es zu Hypothesensprüngen auf der rechten Seite, wobei die rechte Hypothese dann auf dem Rand hinter der Baustelle zu liegen kommt. Neben der Durchfahrt der LKWs kommt es durch diese Gegebenheit zu den Spitzenwerten im Mittelwert und Standardabweichung der Fahrbahnbegrenzungen. In Bild 1018 liegt der Mittelwert der Abweichungen bei 89.53 Pixel und die Standardabweichung bei 53.81 Pixel. Das zugehörige Diagramm befindet sich in Abbildung 6.15.



Abbildung 6.14: In diesem Bild ist die minimale Abweichung der Szene, zum Test auf das Ansprechverhalten des Algorithmus, zur Bestimmung des Fahrbahnverlaufes zu sehen.

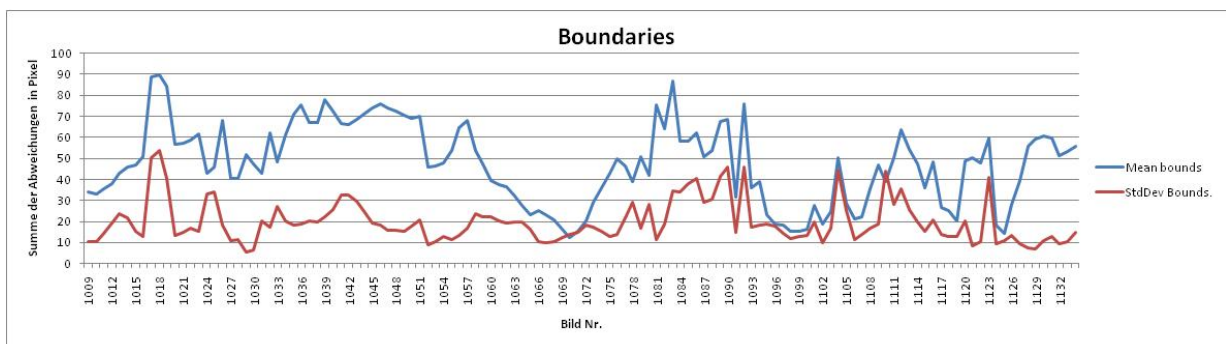


Abbildung 6.15: Im Diagramm werden Mittelwert und Standardabweichung, für die Summe der Abweichungen der Baustellenszene, dargestellt.

Im Mittel beläuft sich der Fehler durch die Abweichung der Begrenzungshypothesen auf 47,6 Pixel und der Mittelwert der zugehörigen Standardabweichung liegt bei 19,81 Pixel. Abbildung 6.16 zeigt das Bild zur Baustellenszene, in der die Maximalwerte für die Abweichungen auftreten. Eine Möglichkeit ein, solches Fehlverhalten zu vermeiden, ist es bestimmte, einzelne Fahrspuren betreffende Hypothesen auszuschließen. Dies ist durch Analyse der zwischen deren Begrenzungen liegenden Differenzwerte umsetzbar. Liegt hier ein wesentlicher Anstieg der Differenzwerte gegenüber anderen Fahrspuren vor, so kann die entsprechende Hypothese abgeschwächt werden.

Die Szene der Kurve mit zusätzlicher Einmündung eines anderen Straßenabschnitts bringt mehrere Problematiken mit sich, welche in ihrer Kombination zu einem kurzzeitigen Verlust und einer Verschiebung der Fahrbahnhypothese führen. Die Ergebnisse zur Messung





Abbildung 6.16: In Bild 1018 springt die rechte Hypothese auf den Fahrbahnrand hinter der Baustelle.

des Fahrbahnverlaufs in Abschnitt 5.6.2 zu dieser Szene zeigen bereits auf, dass kurzzeitig Spitzenwerte in der Abweichung der Verlaufshypothese erreicht werden. Die Auswirkungen, welche diese starke und sprunghafte Abweichung hat, werden durch das kurzzeitige Wegfallen der linken Fahrbahnbegrenzung und die Kombination aus hoher Fahrzeuggeschwindigkeit mit der Lenkbewegung noch verstärkt. Das Resultat all dieser Effekte in Kombination zeigt das Diagramm in Abbildung 6.17

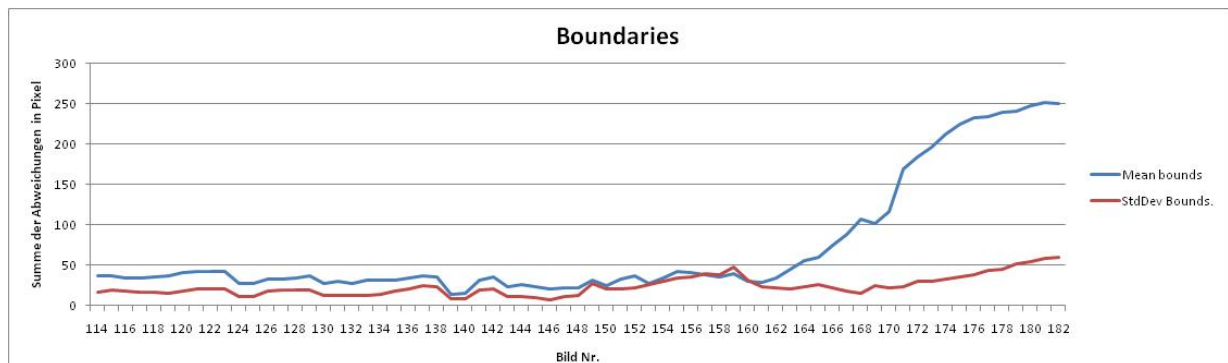


Abbildung 6.17: In diesem Diagramm ist die Auswirkung einer starken Abweichung der Verlaufshypothese zu sehen.

Bereits im Diagramm zur Abweichung der Verlaufshypothese in Abbildung 5.26, wird der kurzzeitige Anstieg mit seinem Maximum in Bild 157 deutlich. Dadurch ausgelöst kommt der Verlust der Fahrbahnhypothese in den darauffolgenden Bildern zustande, wie das Diagramm in Abbildung 6.17 widerspiegelt. Gut zu erkennen ist dabei, dass die Hypothese zwar bestehen bleibt, im Bild aber immer weiter nach links driftet, da keine ausreichende

Merkmalsdichte vorliegt.



Abbildung 6.18: Das Bild 181 der Kurvenszene zeigt die Auswirkungen der Abweichung der Verlaufshypothese auf die Fahrbahnhypothese.

Hier bleibt die Standardabweichung gering, der Mittelwert der Abweichungen steigt aber stark an. Besonders gut ist dabei die Korrelation zwischen der Spitze in der Abweichung der Verlaufshypothese und dem Einsetzen des Drifts in Bild 157 erkennbar. Die konkrete Auswirkung im Algorithmus zeigt das Bild 181 in Abbildung 6.18, welches die Situation kurz nach der Durchfahrt der Kurve zeigt. Im Mittel liegt der Mittelwert der Abweichungen hier bei 70.99 Pixel und das Mittel der Standardabweichungen beträgt 23.82 Pixel.

Wichtig für die Nachvollziehbarkeit der Grenzen des Gesamtsystems ist die bereits gezeigte Szene einer Ortschaft, bei der die Teilalgorithmen durch andere Fahrzeuge und stark verdeckte Fahrbahnrandern negativ beeinflusst werden. Es handelt sich dabei um die Szene, welche bereits den Algorithmus zur Verlaufsschätzung an seine Grenzen bringt und bei der nun das Verhalten der Begrenzungshypothesen gezeigt wird. Das Diagramm der Abweichung zur Ortschaftsszene für die Begrenzungshypothesen zeigt Abbildung 6.19. Deutlich zu erkennen ist der Spitzenwert der Abweichung von 83.85 in Bild 334 und der plötzliche Abfall der Abweichung in den darauffolgenden Bildern.

Der Spitzenwert kommt dabei durch die Mehrdeutigkeit des gezeigten Szenarios zustande, bei dem nicht sicher ist, wie die Fahrbahnbegrenzung fortgeführt wird. Zwischen Bild 334 und 335 findet dabei ein Übergang von der zunächst breiten Hypothese, welche zuvor gemessen wurde und der neuen engeren Fahrspur, welche durch den LKW verursacht wird, statt. Eine Mehrdeutigkeit dieser Art ist sehr schwierig zu interpretieren, da bei zu starrem Verhalten des Algorithmus die Gefahr besteht, sich über eine größere Zeit an einer falschen Hypothese zu orientieren. Aus diesem Grund muss eine Abwägung zwischen Ansprechverhalten und Stabilität gemacht werden. Dass das Ansprechverhalten in diesem Fall ausgeglichen ist, zeigen die Messungen ab Bild 337, welches Abbildung 5.28 zeigt. Hier

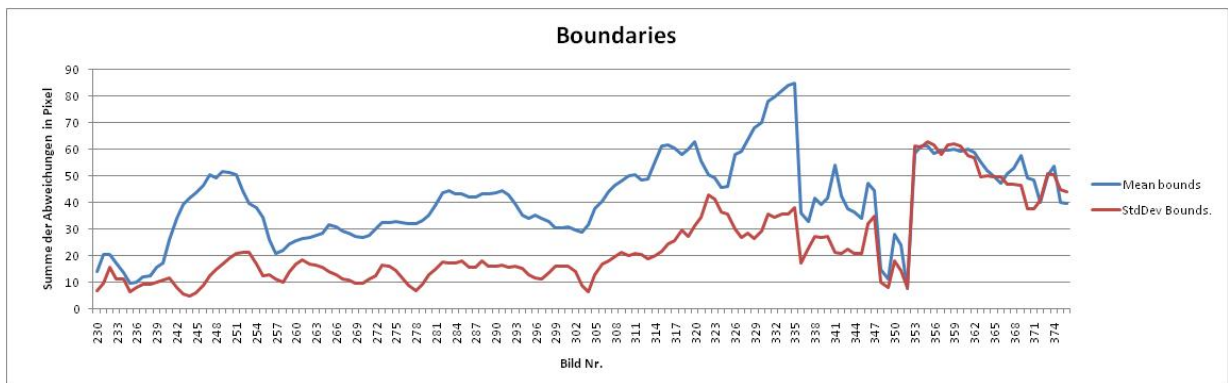


Abbildung 6.19: Das Diagramm zeigt die Abweichungen der Begrenzungshypothesen im Ortschaftsszenario.

findet der Übergang zur engeren Fahrbahnhypothese statt, von der bei Bild 353 wieder zurückgesprungen wird, sobald der LKW passiert ist.

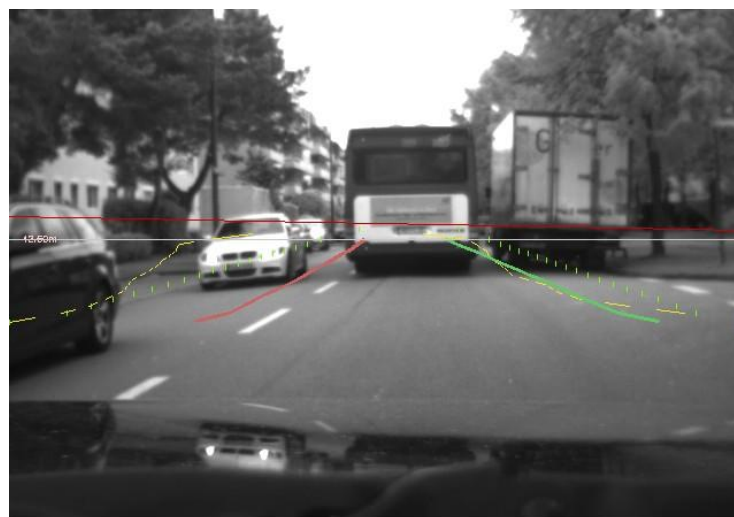


Abbildung 6.20: In Bild 337 ist der Übergang auf die engere Fahrbahnhypothese zu sehen, welche durch den abgestellten LKW auf der rechten Seite verursacht wird.

## 7 Zusammenfassung

Es wurde gezeigt, wie in Grauwertbildern einer einzelnen Kamera die Fahrbahn­ränder von unterschiedlich beschaffenen und nicht markierten Fahrbahnen bestimmt werden können. Dies geschieht erfolgreich selbst mit begrenzten Ressourcen, was den Speicher, die Rechenkapazität und die zur Verfügung stehende Sensorik betrifft. Dazu wurde keine weitere Messtechnik genutzt, sondern als einzige Zusatzinformation die Odometriedaten des Fahrzeuges verwendet. Der gesamte Algorithmus ist zusammengefasst in Abbildung 7.1 dargestellt.

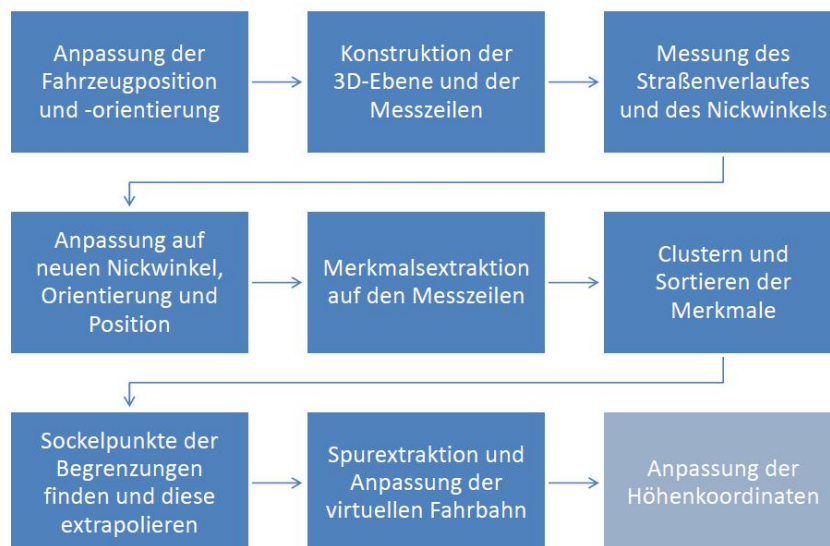


Abbildung 7.1: Schematische Darstellung des gesamten Algorithmus, zerlegt in aufeinanderfolgende Teilalgorithmen.

Die Darstellung ist dabei als Zyklus zu verstehen, der sich mit jedem neuen Eingangsbild wiederholt. Ergänzend zu diesem Ablaufschema muss die Informationsvererbung über mehrere Bilder hinweg beachtet werden. Erst durch diese Informationsvererbung ist eine genaue Schätzung für Fahrbahnverlauf, Begrenzungshypothesen und Fahrbahn­hypothesen möglich. Des Weiteren wird für alle Hypothesen ein stochastisch bestimmter Konfidenzwert angegeben, welcher Aufschluss über die Güte der jeweiligen Schätzung und somit auch die Güte des Gesamtergebnisses gibt.

Es konnte gezeigt werden, dass eine effektive und effiziente Fahrbahnerkennung durch Unterscheidung des Änderungsverhaltens von Bildbereichen des Umfeldes zu dem der Fahr-

bahn, durch das beschriebene Vorgehen möglich ist. Gezeigt wurde eine Schätzung des Fahrbahnverlaufs, welche ohne vorherige Kenntnis der Fahrbahnränder stattfindet. Diese Schätzung wurde durch den Abgleich der Pixelmuster einzelner Bildzeilen realisiert. Eine effiziente Berechnung konnte durch den Einsatz des neu entwickelten Bock-Sorting-Algorithmus bewerkstelligt werden. Dieser Algorithmus wurde für die Anwendung der Verlaufsschätzung eingesetzt, kann aber auch dazu verwendet werden, die Dehnung und Stauchung der Teile zweier korrelierender Signale zu berechnen. Durch die Aufteilung der Zuordnung von Signalwerten in einzelne Sortieraufgaben ist dies effizient möglich. Zudem ist das Verfahren fehlertolerant gestaltet. So ist trotz starker Änderungen des Ursprungssignals, wie sie durch Auslöschungen, Ersetzungen und Einfügungen verursacht werden, eine korrekte Berechnung der Seitenverhältnisse möglich. Weitere Anwendungsgebiete sind Symmetriebestimmung, das Erfassen komplexer Verläufe und Konturen, sowie weitere Signalabgleiche wie sie beispielsweise bei der Spracherkennung oder beim Stereomatching durchgeführt werden.

Die entwickelte Verlaufsanalyse baut auf den einzelnen Ergebnissen des Blocksortings auf und gibt den geschätzten Fahrbahnverlauf wieder. Dabei werden Statistiken für jede Zuordnung zwischen den Messzeilen mitgeführt und ausgewertet. Das Verfahren ermöglicht dabei gleichzeitig eine Aussage über die Güte der Ergebnisse. Mit Hilfe der statistischen Daten wird ein Konfidenzwert berechnet. Dieser wird dazu genutzt die Aktualisierung der Messergebnisse zu steuern. Somit ist es möglich ein stabiles Messergebnis zu gewinnen, welches auch durch ruckartige Lageänderungen der Kamera nicht negativ beeinflusst wird. Vielmehr ist es möglich durch Festlegung Akkumulationsdauer und der Schwellwerte für die Konfidenz ein geeignetes Ansprechverhalten für den Algorithmus festzulegen. Dies erlaubt es auch auf schnelle Änderungen zu reagieren, ohne träge zu wirken.

Durch einen weiteren Algorithmus konnte gezeigt werden, dass es möglich ist effizient und generisch Fahrbahnränder unterschiedlichster Ausprägung zu extrahieren. Dies schließt insbesondere die Extraktion von Fahrbahnrändern mit fließendem Übergang ein, welche nicht durch reine Segmentierung oder Mustervergleiche erkannt werden. Es konnte gezeigt werden, dass die Analyse des mittelfristigen Änderungsverhaltens der gemessenen Pixelmuster auf den Messzeilen dazu herangezogen werden kann unterschiedliche Bereiche von Änderungen zu identifizieren. Dadurch ist es möglich, eine Unterscheidung zwischen Fahrbahn und Umfeld effizient umzusetzen. Durch den vorgestellten Algorithmus werden einzelne Merkmale generiert, welche eine erhöhte Wahrscheinlichkeit für das Vorhandensein von Fahrbahnrändern aufzeigen. Diese Merkmale werden dann durch einen nachfolgenden Algorithmus in ihrer Ausprägung und Anordnung analysiert.

Der Algorithmus zur Analyse der so gebildeten Merkmale analysiert statistische Auftrittshäufigkeiten und Durchflussintensitäten an Messachsen, welche virtuell im 3D-Raum um das Fahrzeug verteilt sind. Durch den Einsatz eines angepassten zufallsbasierten Algorithmus - angelehnt an das RANSAC-Verfahren - können in nachfolgenden Schritten die Anordnungen der Merkmale effizient untersucht werden. Dabei werden Statistiken erzeugt, welche auf Kandidaten für Fahrbahnränder schließen lassen. Das erweiterte RANSAC-

Verfahren wird dabei gezielt so eingesetzt, dass durch Mitführen der letzten Ergebnisse und Einschränkung der Stichprobe eine schnelle Abhandlung mehrerer hundert Hypothesen gleichzeitig möglich wird. Die so gefundenen und verfolgten Hypothesen sind stabil, robust gegen Messfehler und besitzen gleichzeitig ein hohes Ansprechverhalten gegenüber tatsächlichen Änderungen.

Durch den letzten Schritt des Gesamtalgorithmus wird bewirkt, dass die gefundenen Hypothesen für Fahrbahnränder zunächst zu Fahrspuren und dann zu einem gesamten Fahrbahnmodell verschmolzen werden. Dabei wird die Kombinatorik der einzelnen Hypothesen untersucht und zusätzlich ihre Langzeitintensität, gebildet durch die Messung der zugehörigen Merkmale, miteingebracht. Durch das gezielte Vorgehen anhand dieser Eigenschaften entwickelt der Algorithmus schließlich ein Fahrbahnmodell mit hoher Zuverlässigkeit und schnellem Ansprechverhalten. Somit können unterschiedliche Arten von Fahrbahnen mit mehreren Spuren, sowie mit und ohne Markierungen erfolgreich erkannt werden. Das so entstandene Fahrbahnmodell bildet eine wesentliche Grundlage für Assistenz- und Sicherheitssysteme in Fahrzeugen.

## 8 Ausblick

Es konnte gezeigt werden, dass es möglich ist, mit Hilfe lediglich einer Grauwertkamera, den Verlauf und die Begrenzungen von unterschiedlichen Fahrbahntypen in Echtzeit zu schätzen. Eine denkbare nächste Ausbaustufe des Systems ist die Nutzung einer Farbkamera. Durch Erweiterung auf eine Farbkamera ist sowohl für das Schätzen des Fahrbahnverlaufs als auch für die Erkennung der Fahrbahnränder eine Verbesserung zu erwarten, da eine höhere Eindeutigkeit der einzelnen Pixelwerte durch das zusätzliche Kriterium des Farbwertes gegeben ist. Dadurch kann zum einen eine bessere Zuordnung zwischen den Werten zweier Messzeilen für die Fahrbahnverlaufsmessung erfolgen, zum anderen entstehen aussagekräftigere Differenzwerte beim Abgleich zweier Fensterbereiche. Die Differenzwerte werden hier vor allem bei farblich gemusterten Flächen deutlicher sein als bei reinen Grauwerten, da hier die Differenz auf allen Farbkanälen gebildet werden kann.

Der Algorithmus zur Erkennung der Fahrbahnbegrenzungen kann mit dem durch [WBR<sup>+</sup>08] gezeigten Ansatz zur Extraktion des befahrbaren Bereiches genutzt werden, um Bildbereiche als Teil der Fahrbahn zu bestätigen oder auszuschließen. Durch eine derartige Kombination beider Verfahren ist ein zuverlässiger Algorithmus für eine generische Fahrbahnerkennung möglich, welcher ein dreidimensionales Modell mit Berücksichtigung der Höhenabweichung zugrunde liegt.

Eine erweiterte Anwendung des Algorithmus zur Analyse des Änderungsverhaltens der Bildmuster ist die Identifikation von Freibereichen. Dadurch werden Bereiche gekennzeichnet, welche befahrbar beziehungsweise nicht von Objekten versperrt sind. Typischer Weise werden hierzu Verfahren des optischen Flusses eingesetzt, um Abweichungen von der Bodenebene zu identifizieren. Diese Methoden versagen jedoch wenn Bereiche untersucht werden, welche sich stark wiederholende, ähnliche Muster beinhalten. Die Identifikation des selben Bereiches des Umfeldes nach einer Verschiebung im Bildbereich durch die Fahrzeugbewegung, ist hier oftmals nicht mehr möglich. Da die Analyse des Änderungsverhaltens nicht auf eine Nachverfolgung einzelner Bereiche angewiesen ist, kann diese die Erkennung von Freibereichen unterstützen. Durch eine Fusion von optischem Fluss und Änderungsanalyse können genannte Bereiche für den optischen Fluss markiert und entsprechend behandelt werden.

Der Block-Sorting-Algorithmus für die Schätzung des Fahrbahnverlaufs kann für die Zuordnung von korrelierenden Pixeln in Stereobildpaaren verwendet werden. Neben dem Endprodukt aus den Seitenverhältnissen der beiden eingehenden Signale, liefert der Algorithmus eine Zuordnung der Pixel. Da die genaue Zuordnung nur von nachrangigem Belang für das Endergebnis ist, muss dieser Schritt für Anwendungen wie die Stereozuordnung ange-

passt werden, um gute Ergebnisse zu erzielen. Eine iterative Anwendung ermöglicht eine verbesserte Zuordnung weniger prägnanter Werte, anhand zuvor gefundener Zuordnungen, welche eine bessere Güte besitzen.

Durch die vorgestellten Methoden lassen sich auch in anderen Anwendungsfeldern Verbesserungen erzielen. So kann der Block-Sorting-Algorithmus, wie dargestellt, für das Stereo-matching oder in anderen Anwendungen, in denen Zuordnungen von einzelnen Werten eine Rolle spielen, genutzt werden. Das darauf aufsetzende Verfahren zur Fahrbahnver-laufsanalyse kann beispielsweise dazu genutzt werden, komplexe Konturen zu analysieren. Eine weitere Anwendung hierfür ist die Analyse der Symmetrie von Bildinhalten, wie Ge-sichtern oder Bauteilen. Auch die Differenzwertanalyse kann wie gezeigt dazu verwendet werden die Suche nach Freibereichen für Fahrzeuge zu unterstützen. Tragend für die Ent-scheidung zum Einsatz der hier vorgestellten Algorithmen sind deren Eigenschaften wie Resistenz gegen Verdeckungen, den Entfall von Bildteilen, die Beleuchtungsinvarianz und das robuste Verhalten gegenüber Strukturänderungen.



# Literaturverzeichnis

- [AFS06] ALON, Yaniv ; FERENCZ, Andras ; SHASHUA, Amnon: Off-road Path Following using Region Classification and Geometric Projection Constraints. In: *Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Volume 1*. Washington, DC, USA : IEEE Computer Society, 2006. – ISBN 0-7695-2597-0, 689–696
- [AM02] A. MAK, C. W. M. Watanabe W. M. Watanabe: Geotensity: Combining motion and lighting for 3d surface reconstruction. In: *International Journal of Computer Vision (IJCV)* (2002), Nr. 48, S. 75–90
- [BBD00] BRADLEY, P. S. ; BENNETT, K. P. ; DEMIRIZ, A.: Constrained K-Means Clustering / MSR-TR-2000-65, Microsoft Research. 2000. – Forschungsbericht
- [BBFT02] BERTOZZI, M. ; BROGGI, A. ; FASCIOLI, A. ; TIBALDI, A.: An Evolutionary Approach to Lane Markings Detection in Road Environments. In: *In Atti del 6 Convegno dell'Associazione Italiana per l'Intelligenza Artificiale*, 2002, S. 627–636
- [BDK06] BAKER, Simon ; DATTA, Ankur ; KANADE, Takeo: *Parameterizing Homographies CMU-RI-TR-06-11*. 2006
- [BFB94] BARRON, J. L. ; FLEET, D. J. ; BEAUCHEMIN, S. S.: Performance of optical flow techniques. In: *INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER VISION* 12 (1994), S. 43–77
- [CAC00] CHAUSSE, F. ; AUFRERE, R. ; CHAPUIS, R.: Recovering the 3D shape of a road by on-board monocular vision. In: *Pattern Recognition, 2000. Proceedings. 15th International Conference on* Bd. 1, 2000, S. 325–328 vol.1
- [CAC02] CHAPUIS, R. ; AUFRERE, R. ; CHAUSSE, F.: Accurate road following and reconstruction by computer vision. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 3 (2002), Dezember, Nr. 4, S. 261 – 270. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2002.804751>. – DOI 10.1109/TITS.2002.804751. – ISSN 1524-9050
- [CH02] CHERN, Ming-Yang ; HOU, Ping-Cheng: Detecting highway road/lane boundaries at night. In: *Workshop on Artificial intelligence*, 2002
- [CM05] CHUM, Ondrej ; MATAS, Jiri: Matching with PROSAC - Progressive Sample Consensus. In: *CVPR '05: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society*

*Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Volume 1.* Washington, DC, USA : IEEE Computer Society, 2005. – ISBN 0-7695-2372-2, S. 220–226

- [CWS09] CHIN, Tat jun ; WANG, Hanzi ; SUTER, David: Robust fitting of multiple structures: The statistical learning approach. In: *In ICCV, 2009*
- [DDSTB05] DAHLKAMP, H. ; D. STAVENS, A. K. ; THRUN, S. ; BRADSKI, G.: Self-supervised Monocular Road Detection in Desert Terrain / Stanford University, Intel Corporation. 2005. – Forschungsbericht
- [EG97] EISERT, P. ; GIROD, B.: Model-Based 3D-Motion Estimation with Illumination Compensation. In: *In Proceedings International Conference on Image Processing and its Applications, 1997*, S. 194–198
- [Fen06] FENDRICH, Lothar: *Handbuch Eisenbahninfrastruktur*. Springer, 2006
- [FJ97] FRIGO, Matteo ; JOHNSON, Steven G.: The Fastest Fourier Transform in the West / Massachusetts Institute of Technology. 1997 (MIT-LCS-TR-728). – Forschungsbericht
- [FJ98] FRIGO, Matteo ; JOHNSON, Steven G.: FFTW: An adaptive software architecture for the FFT. In: *Proc. 1998 IEEE Intl. Conf. Acoustics Speech and Signal Processing* Bd. 3, IEEE, 1998, S. 1381–1384
- [FJ05] FRIGO, Matteo ; JOHNSON, Steven G.: The Design and Implementation of FFTW3. In: *Proceedings of the IEEE 93 (2005)*, Nr. 2, S. 216–231. – Special issue on “Program Generation, Optimization, and Platform Adaptation”
- [FT05] FREEDMAN, D ; TUREK, M W.: *Illumination-Invariant Tracking via Graph Cuts, CVPR. 2005*
- [FU98] FISCHBACH, I. ; U.KRÜGER: Erfassung photometrisch richtiger Daten mit CCD-Kameras / TechnoTeam Bildverarbeitung GmbH. 1998. – Forschungsbericht
- [GKSW02] GALL, D. ; KRÜGER, U. ; SCHMIDT, Dr. F. ; WOLF, St.: Moderne Möglichkeiten zur Messung und Bewertung von Beleuchtungsparametern / TechnoTeam Bildverarbeitung GmbH. 2002. – Forschungsbericht
- [GMcS05] GUERRERO, J. J. ; MARTINEZ-CANTIN, R. ; SAGÜES, C.: *Visual Map-Less Navigation Based on Homographies. 2005*
- [HB98] HAGER, Gregory D. ; BELHUMEUR, Peter N.: Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination. In: *PAMI (1998)*
- [HMA<sup>+</sup>07] HUANG, Albert S. ; MOORE, David ; ANTONE, Matthew ; OLSON, Edwin ; TELLER, Seth: *Multi-Sensor Lane Finding in Urban Road Networks. 2007*
- [HWU07] HU, Zhencheng ; WANG, Chenhao ; UCHIMURA, K.: Map Learning and Real-time Vehicle Localization for Visual Navigation. In: *Mechatronics, ICM2007 4th IEEE International Conference on, 2007*, S. 1 –7

- [Jol02] JOLLIFFE, I T.: *Principal Component Analysis*. 2002
- [KJ06] KUMAR, D. S. ; JAWAHAR, C. V.: Robust homography-based control for camera positioning in piecewise planar environments. In: *Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP)*, 906918, 2006
- [KMB<sup>+</sup>10] KASTNER, R. ; MICHALKE, T. ; BURBACH, T. ; FRITSCH, J. ; GOERICK, C.: Attention-based traffic sign recognition with an array of weak classifiers. In: *Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2010 *IEEE*, 2010. – ISSN 1931–0587, S. 333 –339
- [KP01] KEOGH, Eamonn J. ; PAZZANI, Michael J.: Derivative Dynamic Time Warping. In: *In First SIAM International Conference on Data Mining (SDM 2001)*, 2001
- [KPS05] KRÜGER, U. ; POSCHMANN, R. ; SCHMIDT, F.: Spatially Resolved Luminance and Color Measuring Technology in the Automobile Sector - Illustrated by Means of the Symbol and Lamp Measurement / TechnoTeam Bildverarbeitung GmbH. 2005. – Forschungsbericht
- [KR98] KARE RUMA AND, Delbert K. Marsh I.: Lane markings in night driving: a review of past research and of the present situation / The University of Michigan Transportation Research Institute. 1998. – Forschungsbericht
- [KS97] KEOGH, Eamonn J. ; SMYTH, Padhraic: A Probabilistic Approach to Fast Pattern Matching in Time Series Databases. In: *KDD*, 1997, S. 24–30
- [KSF07] KLAPPSTEIN, Jens ; STEIN, Fridtjof ; FRANKE, Uwe: Applying Kalman Filtering to Road Homography Estimation, 2007
- [Kuh06] KUH, Dr. P.: *Anpassung der Lichtverteilung des Abblendlichtes an den vertikalen Straßenverlauf*, Universität Paderborn, Diss., 2006
- [LCS<sup>+</sup>05] LOPEZ, A. ; CANERO, C. ; SERRAT, J. ; SALUDES, J. ; LUMBRERAS, F. ; GRAF, T.: *Detection of Lane Markings based on Ridgeness and RANSAC*. 2005
- [LD98] LÜTZELER, M. ; DICKMANN, E.D.: *Road recognition with MarVEye*. 1998
- [Lem09] LEMIRE, D.: Faster retrieval with a two-pass dynamic-time-warping lower bound. 42 (2009), September, Nr. 9, S. 2169–2180
- [LLT05] LIEB, David ; LOOKINGBILL, Andrew ; THRUN, Sebastian: Adaptive Road Following using Self-Supervised Learning and Reverse Optical Flow. In: *Proceedings of Robotics: Science and Systems*. Cambridge, USA, June 2005
- [MG98] M.DAUM ; G.DUDEK: On 3-D surface reconstruction using shape from shadows / McGill University. 1998. – Forschungsbericht
- [MMSM<sup>+</sup>09] MEUTER, M. ; MULLER-SCHNEIDERS, S. ; MIKA, A. ; HOLD, S. ; NUNN, C. ; KUMMERT, A.: A novel approach to lane detection and tracking. In:

*Intelligent Transportation Systems, 2009. ITSC '09. 12th International IEEE Conference on*, 2009, S. 1–6

- [MT06] MCCALL, Joel C. ; TRIVEDI, Mohan M.: *Video Based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation*. 2006
- [MWKS04] MACEK, Kristijan ; WILLIAMS, Brian ; KOLSKI, Sascha ; SIEGWART, Roland: *A lane detection vision module for driver assistance*. 2004
- [Rei07] REIF, K.: *Automobilelektronik: Eine Einführung für Ingenieure*. Vieweg Verlag, 2007
- [RKKE98] RISACK, R. ; KLAUSMANN, P. ; KRÜGER, W. ; ENKELMANN, W.: Robust Lane Recognition Embedded in a Real-Time Driver Assistance System. In: *in Proc. IEEE IV*, 1998, S. 35–40
- [SC04] SALVADOR, S. ; CHAN, P.: FastDTW: Toward Accurate Dynamic Time Warping in Linear Time and Space / Florida Institute of Technology. 2004. – Forschungsbericht
- [Sch02] SCHIEMANN, Wolfgang: *Schieneverkehrstechnik: Grundlagen der Gleiserasierung*. Teubner, 2002
- [Sch04] SCHMIDT, F.: Dynamische orts aufgelöste Leuchtdichtemessungen auf Straßen und in Tunneln / TechnoTeam Bildverarbeitung GmbH. 2004. – Forschungsbericht
- [Spr08] SPRENGER, Regina: *Empirische Forschungsmethoden für die Evaluation visueller Fahrerassistenzsysteme im Kraftfahrzeug*, Universität Paderborn, Diss., 2008
- [SSKN07] SHEVTSOV, Maxim ; SOUPIKOV, Alexei ; KAPUSTIN, Alexander ; NOVGOROD, Nizhniy: Ray-Triangle Intersection Algorithm for Modern CPU Architectures, 2007
- [ST10] SIVARAMAN, S. ; TRIVEDI, M.M.: A General Active-Learning Framework for On-Road Vehicle Recognition and Tracking. In: *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on* 11 (2010), Nr. 2, S. 267–276. <http://dx.doi.org/10.1109/TITS.2010.2040177>. – DOI 10.1109/TITS.2010.2040177. – ISSN 1524–9050
- [SUF08] SALZMANN, Mathieu ; URTASUN, Raquel ; FUA, Pascal: Local deformation models for monocular 3D shape recovery. In: *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference on* 0 (2008), S. 1–8. <http://dx.doi.org/http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/CVPR.2008.458> – DOI <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/CVPR.2008.4587499>. ISBN 978–1–4244–2242–5
- [TMA06] THRUN, S ; MONTEMERLO, M ; ARON, A: Probabilistic Terrain Analysis For High-Speed Desert Driving. In: *in Proceedings of Robotics: Science and*

*Systems*, 2006

- [TS97] TAI, Ping-Sing ; SHAH, Mubarak: Shape from shading with variable albedo / University of Central Florida. 1997. – Forschungsbericht
- [WBR<sup>+</sup>08] WEDEL, Andreas ; BADINO, Hernán ; RABE, Clemens ; LOOSE, Heidi ; FRANKE, Uwe ; CREMERS, Daniel: *SPECIAL ISSUE OF THE IEEE TRANSACTIONS ON ITS FOR IV08 1 B-Spline Modeling of Road Surfaces with an Application to Free Space Estimation*. 2008
- [WCPB09] WEDEL, Andreas ; CREMERS, Daniel ; POCK, Thomas ; BISCHOF, Horst: Structure- and motion-adaptive regularization for high accuracy optic flow, 2009, 1663–1668
- [WCRS01] WAGSTAFF, Kiri ; CARDIE, Claire ; ROGERS, Seth ; SCHROEDL, Stefan: Constrained K-means Clustering with Background Knowledge. In: *In ICML*, Morgan Kaufmann, 2001, S. 577–584
- [WD99] WILSON, M.B. ; DICKSON, S.: Poppet: A Robust Road Boundary Detection and Tracking Algorithm / Cranfield University. 1999. – Forschungsbericht
- [WF07] WANIELIK, G. ; FARDI, Dr. B.: Erkennung des freien Fahrbahnbereiches mit Hilfe einer Grauwert-Kamera / TU Chemnitz. 2007. – Forschungsbericht
- [WR06] WALLENTOWITZ, H. ; REIF, K.: *Handbuch Kraftfahrzeugelektronik: Grundlagen, Komponenten, Systeme, Anwendungen*. Vieweg Verlag, 2006
- [WTP<sup>+</sup>09] WERLBERGER, Manuel ; TROBIN, Werner ; POCK, Thomas ; WEDEL, Andreas ; CREMERS, Daniel ; BISCHOF, Horst: Anisotropic Huber-L1 Optical Flow. In: *Proceedings of the British Machine Vision Conference (BMVC)*. London, UK, September 2009. – to appear
- [XKS<sup>+</sup>06] XI, X. ; KEOGH, E. ; SHELTON, C. ; WEI, L. ; RATANAMAHATANA, C.: Fast Time Series Classification Using Numerosity Reduction. In: *In ICML 06*, 2006, S. 1033–1040
- [Yan02] YANG, Ron: *Localisation latérale d'un véhicule sur une route structurée par analyse de séquences d'images de rétrovision*, Université de Lill 1, Diss., 2002
- [YWNN08] YAMAGUCHI, K. ; WATANABE, A. ; NAITO, T. ; NINOMIYA, Y.: Road region estimation using a sequence of monocular images. In: *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on*, 2008. – ISSN 1051–4651, S. 1–4
- [ZBW<sup>+</sup>09] ZIMMER, Henning ; BRUHN, Andres ; WEICKERT, Joachim ; VALGAERTS, Levi ; SALGADO, Augustin ; ROSENHAHN, Bodo ; SEIDEL, Hans-Peter: Complementary Optic Flow. In: *Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition 2009 (EMMCVPR)* Bd. 0, 2009. – (Accepted)
- [ZCH<sup>+</sup>03] ZHANG, Li ; CURLESS, Brian ; HERTZMANN, Aaron ; SEITZ, Steven M. ; SCIENCE, Engineering Department Of C.: *Shape and Motion under Vary-*

*ing Illumination: Unifying Structure from Motion, Photometric Stereo, and Multi-view Stereo.* 2003

- [ZH96] ZHANG, Zhongfei ; HANSON, Allen R.: 3D Reconstruction Based on Homography Mapping. In: *In ARPA Image Understanding Workshop*, 1996, S. 0249–6399