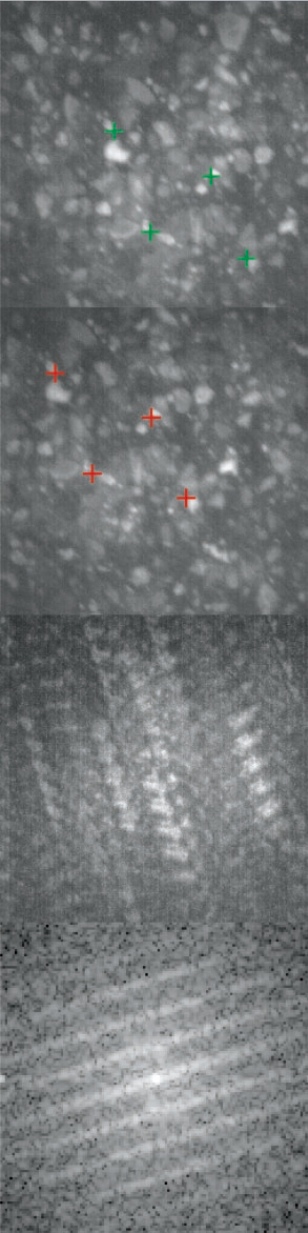


Institut für Mess- und Regelungstechnik
Universität Karlsruhe (TH)
Nr. 006

Dipl.-Ing. Jan Horn

Zweidimensionale
Geschwindigkeitsmessung
texturierter Oberflächen mit
flächenhaften bildgebenden
Sensoren



Jan Horn

**Zweidimensionale Geschwindigkeitsmessung texturierter
Oberflächen mit flächenhaften bildgebenden Sensoren**

**Schriftenreihe
Institut für Mess- und Regelungstechnik,
Universität Karlsruhe (TH)**

Band 006

Zweidimensionale Geschwindigkeits- messung texturierter Oberflächen mit flächenhaften bildgebenden Sensoren

von
Jan Horn



universitätsverlag karlsruhe

Dissertation, Universität Karlsruhe (TH)
Fakultät für Maschinenbau, 2006

Impressum

Universitätsverlag Karlsruhe
c/o Universitätsbibliothek
Straße am Forum 2
D-76131 Karlsruhe
www.uvka.de



Dieses Werk ist unter folgender Creative Commons-Lizenz
lizenziert: <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/2.0/de/>

Universitätsverlag Karlsruhe 2007
Print on Demand

ISSN: 1613-4214
ISBN: 978-3-86644-076-0

**Zweidimensionale
Geschwindigkeitsmessung texturierter
Oberflächen mit flächenhaften
bildgebenden Sensoren**

Dissertation

von

DIPL.-ING. JAN HORN

Fakultät für Maschinenbau
Universität Karlsruhe (TH)

Institut für Mess- und Regelungstechnik
Engler-Bunte-Ring 21
76131 Karlsruhe

Hauptreferent:	Prof. Dr.-Ing. C. Stiller
Korreferent:	Prof. Dr.-Ing. K. Dietmayer
Tag der mündlichen Prüfung:	12. Juli 2006

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). Herrn Professor Dr.-Ing. C. Stiller danke ich für die Betreuung dieser Arbeit, für zahlreiche wertvolle Anregungen und für den einzigartig angenehmen Führungsstil des Instituts. Auch Herrn Professor Dr.-Ing. F. Mesch danke ich für wertvolle Diskussionen zu dieser Arbeit. Herrn Professor Dr.-Ing. K. Dietmayer gilt mein besonderer Dank sowohl für die Übernahme des Korreferats als auch für die prägenden Vorarbeiten zum Thema dieser Arbeit in seiner eigenen Dissertation.

Für die Vorarbeiten, die mit die Weichen für diese Arbeit gestellt haben, danke ich ebenfalls meinen Vorgängern Dipl.-Ing. D. vom Stein und Dr.-Ing. C. Berger.

Darüber hinaus gilt mein Dank allen Studienarbeitern, Diplomarbeitern und wissenschaftlichen Hilfskräften, die ebenfalls einen großen Beitrag bei der Gestaltung dieser Arbeit geleistet haben. Insbesondere zu nennen sind dabei Dipl.-Ing. I. Lulcheva, J. Senger, R. Hauschwitz und Dipl.-Ing. J. Balzer.

Besonders zu erwähnen ist auch die Unterstützung durch unseren Industriepartner im Rahmen eines gemeinsamen Forschungsprojekts. Speziell danke ich Dipl.-Ing. A. Dukart, Dipl.-Ing. H. Haas, Dr.-Ing. M. Sackmann, Dr. rer. nat. K. Marx, Dr.-Ing. D. Hofmann und Professor Dr.-Ing. A. Trächtler für die äußerst angenehme Zusammenarbeit und die zahllosen Anregungen für diese Arbeit.

Bedanken möchte ich mich ebenfalls bei Dr.-Ing. Michael Frey vom Institut für Fahrzeugtechnik der Universität Karlsruhe (TH) für die tatkräftige Unterstützung bei den Messungen am Innentrommel-Reifenprüfstand.

Dr.-Ing. S. Kammel und Dipl.-Ing. A. Geistler danke ich für die Durchsicht des Manuskripts und für die hilfreichen Diskussionen zu den Untersuchungen und Ergebnissen dieser Arbeit. Allen Kollegen des Instituts, den Werkstätten und dem Sekretariat sei weiterhin die jederzeit äußerst angenehme Atmosphäre und Zusammenarbeit gedankt, da diese das Fundament dieser Arbeit darstellen.

Ganz besonders bedanken möchte ich mich bei meiner Familie, vor Allem bei meiner Lebensgefährtin Elke Feifel und meiner Tochter Annika, die mich einfach zu einem glücklichen Menschen gemacht haben, der jederzeit mit einem Lächeln an der vorliegenden Arbeit feilen konnte.

Kurzfassung

Bei vielen technischen Prozessen ist neben dem Geschwindigkeitsbetrag auch die Richtung der Bewegung von großer Bedeutung. Zum Beispiel spielt die Richtung der Fahrzeuggeschwindigkeit über Grund bei der Weiterentwicklung von Fahrwerken eine zentrale Rolle. Sowohl im Kraftfahrzeugbereich als auch bei Schienenfahrzeugen sind Lokalisierungs- und Navigationssysteme weitere Beispiele für Systeme, welche Messwerte für die 2D-Geschwindigkeit verarbeiten. Fahrdynamikregelsysteme, wie z. B. das ABS oder das elektronische Stabilitätsprogramm (ESP), benötigen ebenfalls eine präzise Information über Betrag und Richtung der Geschwindigkeit.

Die Bewegung des Fahrzeugs über Grund kann als Bewegung über einer texturierten Oberfläche aufgefasst werden. Gegenstand dieser Arbeit ist die Untersuchung, Neu- und Weiterentwicklung von Verfahren zur bildbasierten 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen. Zur bildbasierten Messung des Geschwindigkeitsvektors wird die Fahrbahn vom Fahrzeug aus mit einer Kamera beobachtet, welche die zweidimensionale Relativbewegung zwischen Fahrbahn – der texturierten Oberfläche – und Fahrzeug erfasst. Schwerpunkt der Ausführungen dieser Arbeit ist die Beschreibung der Bildverarbeitungsverfahren zur Messung des Geschwindigkeitsvektors aus Bildsequenzen der bewegten Fahrbahn. Es werden zwei Verfahren aufgezeigt, diskutiert und bewertend verglichen.

Die *Einzelbild-Analyse* erweitert den Gedanken der Analyse von Bewegungsunschärfe, indem die Belichtung während der Bildaufnahme gezielt variiert wird. Durch Auswertung der Radon-Transformierten des Betragsspektrums eines gepulst belichteten Bildes werden Geschwindigkeitsbetrag und -winkel gemessen.

Die *Bildfolgen-Analyse* basiert auf einer naheliegenden Idee zur Bewegungsschätzung aus Bildfolgen. In zeitlich festem Abstand werden zwei Bilder der bewegten Oberfläche aufgenommen. Der Verschiebungsvektor der beiden Bilder zueinander repräsentiert die zu schätzende Information – den Geschwindigkeitsvektor. Anhand von korrespondierenden Einzelpunkten werden translatorische und rotatorische Bewegungsparameter geschätzt. Bei der Bildfolgen-Analyse werden ebenfalls umfassende theoretische Betrachtungen zur Messunsicherheit dargestellt, die wichtige Schlussfolgerungen für die praktische Realisierung eines Messsystems zulassen.

Anhand von Messergebnissen erfolgt neben einer Diskussion hinsichtlich Messunsicherheiten ein bewertender Vergleich der beschriebenen Verfahren. Analysiert wurden dabei synthetisch generierte Bildsequenzen, Laboraufnahmen und reale Bildsequenzen von Messfahrten im Versuchsfahrzeug. Zur Berechnung der Messergebnisse wurde eine im Rahmen der Arbeit eigens entwickelte Software eingesetzt, die eine präzise Messung der zweidimensionalen Geschwindigkeit texturierter Oberflächen in Echtzeit erlaubt.

Abstract

Two dimensional velocity measurement of textured surfaces by planar image sensors

Many technical processes require knowledge about the direction in addition to the magnitude of the velocity. For example in the development process of chassis the magnitude and the direction of speed over ground of the vehicle both play an important role. Localisation and navigation systems are further examples for systems that process 2D velocity in automotive as well as in railway systems. Chassis control systems like the ABS or the electronic stability management system (ESP) also require precise information of magnitude and direction of the velocity.

The motion of the vehicle over ground can be interpreted as a motion relative to a textured surface. Therefore, the subject of this thesis is the investigation and development of methods for an image-based 2D velocity measurement of textured surfaces. In image based measurement of the velocity vector the moving road is observed by a camera mounted on the vehicle. This camera acquires the 2D relative motion between vehicle and road which is the textured surface. Emphasis of the discussions within this thesis is put on the description of the image processing methods that analyze the sequences of the moving road in order to precisely measure the velocity vector. Two methods are shown, discussed and compared.

The *single image analysis* exploits the phenomenon of motion blur induced by a specifically controlled illumination during image acquisition. The magnitude and the angle of the velocity are measured based upon an analysis of the Radon-transform of a magnitude spectrum that is calculated from an impulse-train-illuminated image.

The basic idea of the *image sequence analysis* is straightforward. Two images of the moving surface are acquired with a known frame rate. The displacement vector between the two images represents the information to be estimated – the velocity vector. Translational and rotational motion parameters are estimated based upon corresponding points. Furthermore extensive theoretical studies concerning measurement uncertainties are described for the image sequence analysis. These studies yield important conclusions for a practical implementation of a measurement system.

Based upon experimental results the two methods are discussed and compared with respect to measurement uncertainties. Apart from artificially generated image sequences and image sequences acquired with laboratory systems, real sequences acquired with a test car have been analyzed. The experimental results have been calculated with a software, that has been developed during the thesis studies. This software allows a precise measurement of the two dimensional velocity of textured surfaces in realtime.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
1.1	Struktur der Arbeit	3
1.2	Berührungslose optische Geschwindigkeitsmessung	4
1.2.1	1D-Verfahren	4
1.2.2	2D-Ortsfilter	7
1.2.3	Bildbasierte 2D-Geschwindigkeitsmessung	8
1.3	Behandlung von Messunsicherheiten	12
2	Signalgewinnung	15
2.1	Bilderfassung	15
2.2	Testsequenzen	17
2.2.1	Künstlich generierte Modellsequenzen	19
2.2.2	Innentrommel-Reifenprüfstand	21
2.2.3	Fahrmanöver-Simulator	22
2.2.4	Messungen im Fahrzeug	23
3	Einzelbild-Analyse	25
3.1	Funktionsprinzip	25
3.1.1	Systemtheoretische Formulierung der Bildaufnahme	25
3.1.2	Gepulste Belichtung als Erweiterung der Bewegungsunschärfe	27
3.1.3	Summation aufeinander folgender Bilder	30
3.2	Extraktion von Betrag und Richtung	33
3.2.1	Radon-Transformation	33
3.2.2	Zentralschnitt-Theorem	38

3.2.3	Anschauliche Interpretation der Zwischenergebnisse beim Zentralschnitt-Theorem	40
3.2.4	Vorzugsrichtungen bei Anwendung des Zentralschnitt- theorems	42
3.3	Reduktion der Pixelanzahl	48
3.4	Selbstbeurteilung	50
3.5	Kapitelzusammenfassung und Diskussion	51
4	Bildfolgen-Analyse	55
4.1	Schätzung des Geschwindigkeitsvektors	57
4.2	Beobachtungsgewinnung aus Punktkorrespondenzen	58
4.3	Theoretische Betrachtungen zur Messunsicherheit	62
4.3.1	Literatur zur Unsicherheitsabschätzung des Block- Matchings	63
4.3.2	Geometrische Unsicherheit der Beobachtungen	65
4.3.3	Fehlerfortpflanzung durch die Schätzstufe	82
4.3.4	Fehlerfortpflanzung durch Winkel- und Betragsberechnung	84
4.4	Selbstbeurteilung	87
4.4.1	Mittlerer Korrelationskoeffizient	87
4.4.2	Geschätzte Standardabweichung	87
4.4.3	Vergleich und Interpretation der Gütemaße	88
4.5	Kapitelzusammenfassung	90
4.6	Ausblick	91
5	Messergebnisse und bewertender Vergleich	95
5.1	Auswertung künstlicher Modellsequenzen	96
5.2	Auswertungen am Innentrommel-Reifenprüfstand	100
5.3	Messungen mit dem Versuchsfahrzeug	102
5.3.1	Messungen mit Standardobjektiv	104
5.3.2	Messungen mit telezentrischem Objektiv	108
5.4	Fazit und bewertender Vergleich	111

6 Zusammenfassung und Ausblick	113
Literaturverzeichnis	117
A Verkippungen und Höhenänderungen der Kamera	127
A.1 Systematische Messfehler durch Höhenänderungen	127
A.2 Strukturierter Schatten	128
A.3 Schätzung der Parameter des strukturierten Schattens	129
A.4 Messergebnisse zur Elimination systematischer Fehler	132
B Ergänzende Erläuterungen	135
B.1 Beispielbilder Modellsignal	135
B.2 Realisierungsüberlegungen zur Bildfolgen-Analyse	138
B.2.1 Reduktion der Pixelanzahl	138
B.2.2 Größe der Suchregion	143
B.2.3 Anzahl der Punktkorrespondenzen	144
B.2.4 Notwendige Blockgröße	145
B.3 Wahl der Pulsfrequenz bei Einzelbild-Analyse	146
B.4 Kalman-Filter	149
C Notation und Symbole	151
C.1 Allgemeines	151
C.2 Operatoren	151
C.3 Abkürzungen	152
C.4 Symbole	152
C.4.1 Für alle Kapitel	152
C.4.2 Einleitung	153
C.4.3 Signalgewinnung	153
C.4.4 Einzelbild-Analyse	153
C.4.5 Bildfolgen-Analyse	155
C.4.6 Messergebnisse und bewertender Vergleich	156
C.4.7 Zusammenfassung und Ausblick	157

1 Einleitung

In der Vergangenheit wurden einige Verfahren zur klassischen eindimensionalen Geschwindigkeitsmessung bewegter Objekte entwickelt, die lediglich den Geschwindigkeitsbetrag messen. Bei vielen technischen Prozessen ist jedoch auch die Richtungsinformation der Bewegung von großer Bedeutung.

Ein mögliches Anwendungsfeld einer zweidimensionalen, d.h. richtungssensitiven, Geschwindigkeitssensorik ist die Automatisierungstechnik. Innerhalb der Regelung verschiedener Prozesse, bei denen sich Roboter zweidimensional über einer texturierten Oberfläche bewegen, ist eine zweidimensionale Geschwindigkeitssensorik von großem Nutzen. Beispielsweise zur Regelung eines Roboters, der Lack oder andere Beschichtungen auf eine texturierte Oberfläche gleichmäßig auftragen soll, ist die exakte Einhaltung einer zweidimensionalen Sollgeschwindigkeit sehr wichtig.

Nutzbringend können zweidimensionale Geschwindigkeitssensoren auch bei Anwendungen sein, die eigentlich nur die Messung einer eindimensionalen Geschwindigkeit erfordern. Während eindimensionale Geschwindigkeitssensoren exakt in Bewegungsrichtung ausgerichtet werden müssen, können zweidimensionale Geschwindigkeitssensoren deutlich einfacher installiert werden, da keine Ausrichtung in Bewegungsrichtung erforderlich ist. Weiterhin kann im Sinne einer Prozesskontrolle auch die exakte Einhaltung der Soll-Bewegungsrichtung des bewegten Objekts mit dem zweidimensionalen Geschwindigkeitssensor beurteilt werden.

Besonders in der Fahrzeugtechnik spielt die Richtung zusätzlich zum Betrag der Fahrzeuggeschwindigkeit über Grund bei der Weiterentwicklung von Fahrwerken eine zentrale Rolle. Sowohl im Kraftfahrzeugbereich als auch bei Schienenfahrzeugen sind Lokalisierungs- und Navigationssysteme weitere Beispiele für Systeme, welche Messwerte für die 2D-Geschwindigkeit verarbeiten. Geschwindigkeitsregelsysteme mit adaptiver Abstandsregelung (ACC) und z. B. das elektronische Stabilitätsprogramm (ESP) benötigen ebenfalls eine präzise Information über Betrag und Richtung der Geschwindigkeit.

Die Bewegung des Fahrzeugs über Grund kann dabei als Bewegung des Fahrzeugs über einer texturierten Oberfläche aufgefasst werden. Das Ziel dieser Arbeit ist daher die Untersuchung, Neu- und Weiterentwicklung von Verfahren zur bildbasierten 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen. 2D-Geschwindigkeitsmessung bedeutet die Messung von Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ und Geschwindigkeitswinkel β , welche den Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v} bilden.

Die Verfahren, die allgemein eine Messung des Geschwindigkeitsvektors texturierter Oberflächen erlauben, werden speziell für das Anwendungsbeispiel der Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen über Grund dargestellt. Wie in Abb. 1.1 gezeigt, beobachtet dabei eine am Fahrzeug fest montierte Kamera die Fahrbahn – d. h. die texturierte Oberfläche – und erfasst damit die Relativbewegung zwischen Fahrzeug und Fahrbahn.

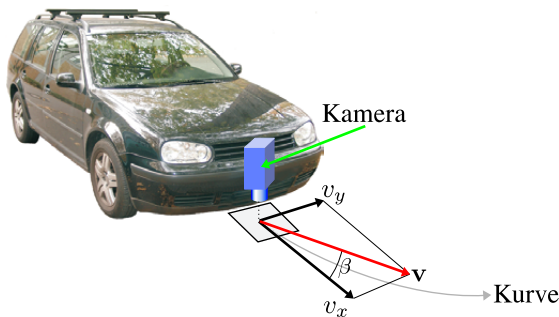


Abbildung 1.1: Erfassung der vektoriellen Relativbewegung zwischen Fahrzeug und Fahrbahn mit einer Kamera.

In dieser Arbeit werden zwei bildbasierte und damit berührungslos und schlupfrei arbeitende Verfahren, die *Einzelbild-* und die *Bildfolgen-Analyse*, aufgezeigt und diskutiert, welche die 2D-Relativbewegung zwischen Kamera und Oberfläche messen. Diese Verfahren erlauben einen Serieneinsatz bei gleichzeitig kostengünstiger Realisierung. Dabei verwenden nachgeschaltete Systeme, wie z. B. das ESP, die Messwerte für Geschwindigkeitswinkel und -betrag (Abb. 1.2). In dieser Arbeit werden neben der Messwertbestimmung auch Möglichkeiten zur Selbstbeurteilung der Verfahren aufgezeigt, so dass zu jedem Messwert ein Gütemaß zur Verfügung steht.

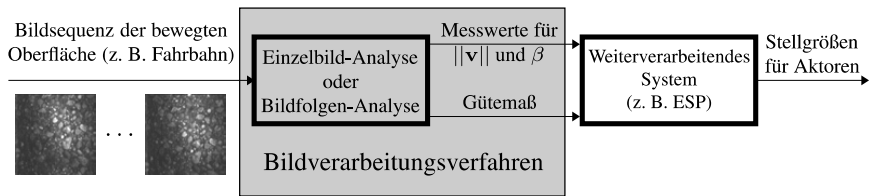


Abbildung 1.2: Blockschaltbild des Gesamtsystems mit den in dieser Arbeit zu untersuchenden Bildverarbeitungsverfahren.

Die Kombination aus Kamera und Auswerteverfahren wird im Folgenden als „Sensorik“ bezeichnet. Ziel bei der Entwicklung einer Sensorik ist eine möglichst hohe Messgüte bei geringen Kosten bzw. geringer Komplexität der Verfahren. Daher wird in dieser Arbeit der Einfluss verschiedener Verfahrensparameter, die Kosten und Komplexität elementar bestimmen, auf die Qualität der Messwerte diskutiert. Die theoretisch und experimentell ermittelten Zusammenhänge erlauben dann eine Aussage, welche Messgüte bei welcher Komplexität bzw. welchen Sensorkosten erreichbar ist.

1.1 Struktur der Arbeit

Zunächst wird im verbleibenden Teil dieses Kapitels in Abschnitt 1.2 eine Übersicht über aus der Literatur bekannte Verfahren zur Geschwindigkeitsmessung gegeben. Abschnitt 1.3 führt in die verwendeten Begriffe zur Beschreibung von Messunsicherheiten ein.

In Kapitel 2 wird die *Signalgewinnung* durch Beobachtung einer texturierten Oberfläche mit einer Kamera beschrieben. Neben der grundlegenden Messanordnung werden die wichtigsten Annahmen und Voraussetzungen aufgezeigt, die Basis für alle folgenden Betrachtungen sind. Weiterhin werden alle im Rahmen dieser Arbeit verwendeten Testsequenzen und deren Eigenschaften erläutert.

Bei der in Kapitel 3 beschriebenen *Einzelbild-Analyse* werden Betragsspektren gepulst belichteter Bilder der bewegten texturierten Oberfläche analysiert. Die 2D-Geschwindigkeitsmessung basiert auf *einem einzigen* gepulst belichteten Bild – daher der Name Einzelbild-Analyse. Durch die gepulste Belichtung findet hierbei eine „Sammlung“ von Information über einen gewissen Zeitraum statt. Genauer gesagt: Es erfolgt eine zeitliche Integration.

Basis der in Kapitel 4 beschriebenen *Bildfolgen-Analyse* ist eine naheliegende Idee zur bildbasierten Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen: In einem definierten Zeitabstand werden zwei Bilder der bewegten Oberfläche aufgenommen. Die Verschiebung der Bilder zueinander entspricht der 2D-Geschwindigkeit. Bei der Bildfolgen-Analyse wird eine Variante aufgezeigt, die neben der translatorischen Bewegung der Oberfläche auch eine rotatorische Komponente mitschätzt.

In Kapitel 5 werden *Messergebnisse* der beiden beschriebenen Verfahren dargestellt. Anhand der Messergebnisse werden einerseits wichtige Eigenschaften der Verfahren diskutiert, andererseits wird die Funktionalität der vorgeschlagenen Gütemaße zur Selbstbeurteilung demonstriert. Anhand der Messungen wird dann ein bewertender Vergleich der Verfahren Einzelbild-Analyse und Bildfolgen-Analyse vorgenommen, um die Leistungsfähigkeit und Grenzen der beiden Verfahren für den Einsatz im Fahrzeug gegenüberzustellen. Vergleichskriterien sind dabei Messunsicherheit und Robustheit.

Abschließend gibt Kapitel 6 neben einer *Zusammenfassung* der Inhalte der Arbeit einen *Ausblick* auf weitere mögliche Verbesserungen des Gesamtsystems.

1.2 Berührungslose optische Geschwindigkeitsmessung

In diesem Abschnitt werden bekannte optische Verfahren zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung beschrieben und entsprechende Literaturverweise genannt. In Abschnitt 1.2.1 werden zunächst 1D-Verfahren beschrieben, da diese Grundlage vieler 2D-Verfahren sind. Die Abschnitte 1.2.2 und 1.2.3 beschreiben anschließend bekannte Ansätze zur optischen 2D-Geschwindigkeitsmessung, wobei ein deutlicher Schwerpunkt auf bildbasierte Verfahren gelegt wird.

1.2.1 1D-Verfahren

Eine Übersicht über optische Verfahren zur 1D-Geschwindigkeitsmessung bieten [Fritsche und Mesch 1973] und [Fritsche 1979]. Daraus werden hier kurz die beiden Verfahren *Laufzeit-Korrelation* und *Ortsfilter* beschrieben. Diesen beiden Verfahren ist gemeinsam, dass eine Zeit bzw. Frequenz gemessen wird. Über eine

festen Längenreferenz wird die gemessene Zeit bzw. Frequenz in eine Geschwindigkeit umgerechnet.

1.2.1.1 Laufzeit-Korrelation

Bei der Laufzeit-Korrelation wird die zeitliche Verschiebung τ_0 zwischen zwei 1D-Signalen s_1 und s_2 gemessen. Die Signale s_1 und s_2 werden von zwei Sensoren geliefert, die in festem Abstand l die Oberfläche betrachten (Abb. 1.3).

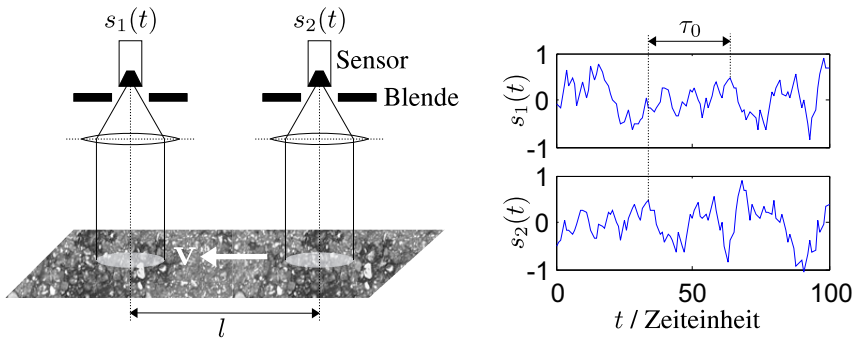


Abbildung 1.3: Prinzip der Laufzeit-Korrelation. Die zeitliche Verschiebung τ_0 der Signale $s_1(t)$ und $s_2(t)$ ist umgekehrt proportional zur Geschwindigkeit.

Der Abstand l der Sensoren bildet hierbei die Längenreferenz zur Umrechnung der Laufzeit τ_0 in eine Geschwindigkeit v :

$$v = \frac{l}{\tau_0}. \quad (1.1)$$

Wie in Abb. 1.4 gezeigt, wird die Laufzeit τ_0 durch eine Lokalisierung des Maximums der Kreuzkorrelationsfunktion $\varphi_{s_1 s_2}(\tau) = s_1(t) * s_2(-t)$ gemessen.

Neben einer Erweiterung durch Betrachtung der normierten Kreuzkorrelationsfunktion wurden in der Vergangenheit zur Reduktion der Komplexität auch Polaritätskorrelatoren angewendet. Polaritätskorrelation bedeutet, dass anstatt der zu korrelierenden Funktionswerte nur die Vorzeichen der Funktionswerte korreliert werden [Kiencke u. a. 2001]. Auch Closed-Loop-Verfahren wurden untersucht und realisiert [Weis 1993, Fritsche 1979]. Angewendet wurden Techniken

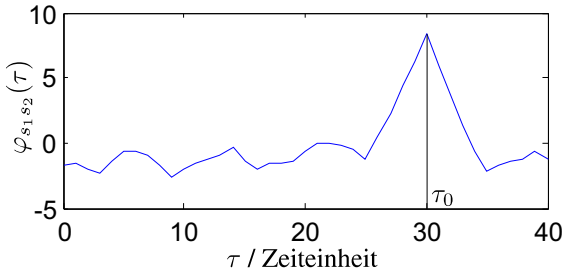


Abbildung 1.4: Geschwindigkeitsmessung durch Messung der zeitlichen Verschiebung τ_0 der Signale $s_1(t)$ und $s_2(t)$ anhand der Kreuzkorrelationsfunktion $\varphi_{s_1s_2}(\tau)$.

der Laufzeit-Korrelation z. B. zur Messung der Geschwindigkeit von Schienenfahrzeugen basierend auf Wirbelstromsensoren [Engelberg 2001]. Auch zur Messung der Geschwindigkeit von Papierbahnen, Textilfäden oder Keilriemen werden optische Korrelationsverfahren eingesetzt [Berger 2003]. Ein weiteres Anwendungsbeispiel ist die Bestimmung der Drahtvorschubgeschwindigkeit beim Schweißen [Matthes und Kohler 2005].

1.2.1.2 Ortsfilter

Beim Ortsfilter bildet ein periodisches Gitter die Längenreferenz zur Umrechnung der gemessenen Frequenz f_0 in eine Geschwindigkeit v . Wie in Abb. 1.5 gezeigt, wird die bewegte Oberfläche durch dieses Gitter betrachtet. Das Spektrum $S(f)$ des Sensorsignals $s(t)$ weist bei der Frequenz f_0 ein Maximum auf. Diese Frequenz ist der zu messenden Geschwindigkeit v proportional [Berger 2003]:

$$f_0 = \frac{v \cdot M}{g}. \quad g = \text{Gitterkonstante}, \quad M = \text{Maßstabsfaktor}. \quad (1.2)$$

Sowohl zur Geschwindigkeitsmessung diverser Bandgüter als auch zur Geschwindigkeitsmessung von Partikeln und Strömungen werden Ortsfilter eingesetzt [Seib 1998, Krambeer u. a. 1998, Michel u. a. 1998]. Schanz beschreibt in [Schanz 1998] die Integration eines Ortsfilters mit Auswerteelektronik auf einem CMOS-Chip. Dort wird im Ausblick bereits eine 2D-Variante eines CMOS-Ortsfilters vorgeschlagen.

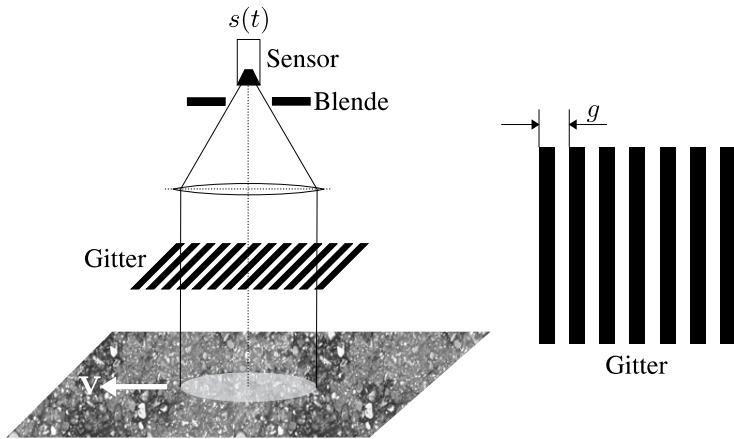


Abbildung 1.5: Prinzipische Skizze eines Ortsfilters zur 1D-Geschwindigkeitsmessung. Die bewegte Oberfläche wird durch ein periodisches Gitter betrachtet.

1.2.2 2D-Ortsfilter

Wie bereits im letzten Abschnitt angedeutet, lässt sich ein Ortsfilter auch zweidimensional realisieren. Das in [Zomotor 1975] beschriebene Verfahren kombiniert zwei senkrecht zueinander angeordnete 1D-Ortsfilter mit Korrelationstechniken zur 2D-Geschwindigkeitsmessung. Weitere Eigenschaften und Erweiterungen dieser Sensorik sind in [Huhnke 1996, Haus und Schaefer 2002, Cor 2001] beschrieben. Dieses lang erprobte Correvit[®]-Verfahren wird im Rahmen dieser Arbeit auch als Vergleichssensorik verwendet (vgl. Abschnitte 2.2.4 und 5.3).

In den Untersuchungen zu dieser Arbeit wurde auch die Realisierung eines 2D-Ortsfilters per Software erprobt. Die Grauwerte einzelner 2D-Bilder der bewegten Oberfläche wurden nach Gewichtung mit Sinusmustern summiert, um die Ortsfilter-Zeitsignale zu erhalten. Ergebnisse und Details zum Software-Ortsfilter sind in [Horn 2003b, Horn 2003a, Horn 2004c, Horn 2004b] beschrieben. In [Fraunhofer-Gesellschaft 2005] ist ebenfalls die Realisierung eines industrietauglichen Sensors mit einem Software-Ortsfilter dargestellt, welcher die Bilder einer CMOS-Kamera mit einem Gitter- bzw. Sinusmuster gewichtet.

Nachteil des Software-Ortsfilters ist die Empfindlichkeit gegenüber statischen Störmustern (Fixed Pattern Noise) im Bildsignal. Gerade bei CMOS-Kameras tritt ein gitterartiges Störmuster (Column Noise) auf, welches die Grauwerte

störend mit periodischen Mustern gewichtet und somit falsche Frequenzanteile in die Ortsfilter-Zeitsignale induziert. Weiterhin ist die Geschwindigkeitsmessung mit einem Software-Ortsfilter bei Texturen mit periodischem Musteranteil kaum möglich [Berger 2003].

1.2.3 Bildbasierte 2D-Geschwindigkeitsmessung

In dieser Arbeit werden zwei bildbasierte Verfahren zur 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen beschrieben. Letztendlich beruhen alle bekannten bildbasierten Ansätze zur 2D-Geschwindigkeits- bzw. Verschiebungsmessung auf einer Lösung der Beobachtungsgleichung

$$b(\mathbf{x}, t) = b(\mathbf{x} + \mathbf{v}\Delta t, t + \Delta t) \quad (1.3)$$

zur Berechnung des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v} . Die Beobachtungsgleichung impliziert eine konstante Intensität entlang der Bewegungstrajektorie im Orts-Zeit-Signal $b(\mathbf{x}, t)$. Verglichen mit den 1D-Verfahren aus Abschnitt 1.2.1 lässt sich festhalten, dass die Mehrheit der bildbasierten Verfahren eine feste Zeitbasis – die Bildrate – nutzt und über eine Verschiebungsmessung die Geschwindigkeit bestimmt. Im Ortsbereich lassen sich wie in [Stiller u. a. 2005] drei Arten der Berechnung von \mathbf{v} unterscheiden: Intensitätsbasierte Verfahren, merkmalsbasierte Verfahren und gradientenbasierte Verfahren. Dazu kommt als vierte Gruppierung die Verschiebungsschätzung im Frequenzbereich.

Abbildung 1.6 skizziert die allgemeine Struktur der bildbasierten 2D-Geschwindigkeitsmessung und stellt die Eigenschaften der einzelnen Methoden in Stichworten dar. In den folgenden Abschnitten werden die einzelnen Verfahren dann kurz umrissen.

1.2.3.1 Intensitätsbasierte Verfahren

Intensitätsbasierte Verschiebungsmessung ist die am häufigsten angewendete Methode. Hierbei wird die Verschiebung von Bildblöcken durch die Maximierung bzw. Minimierung von Zielfunktionen geschätzt. Diese Zielfunktionen, die ein Maß für die Ähnlichkeit von Bildblöcken darstellen, werden direkt anhand der Intensitätswerte berechnet. Korrelatives Block-Matching, welches den normierten Korrelationskoeffizienten maximiert [Haralick und Shapiro 1993, Chen und Tao 2001],

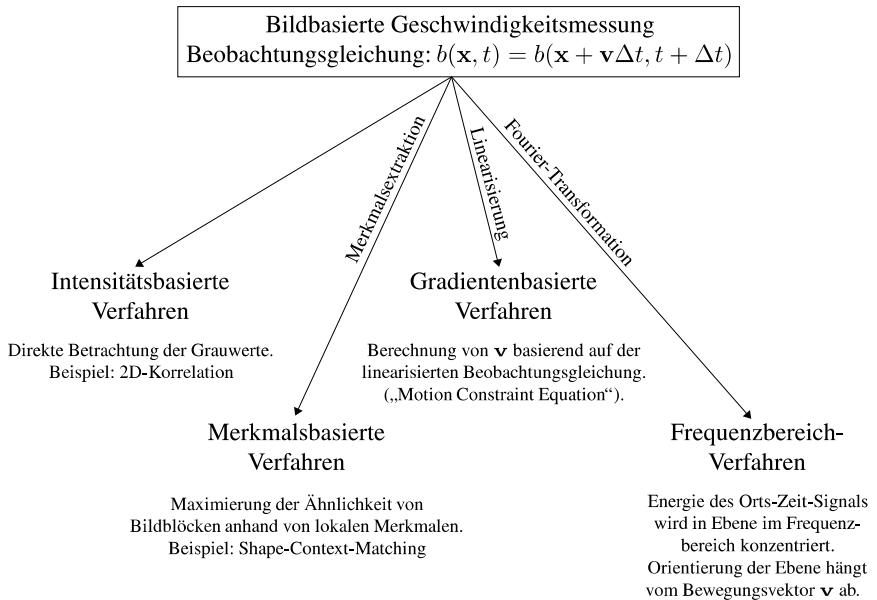


Abbildung 1.6: Einteilung der Verfahren zur bildbasierten Geschwindigkeitsmessung.

und die Minimierung der Summe der quadrierten Grauwertdifferenzen (z. B. [Dietmayer 1994, Stiller u. a. 2005]) sind die bekanntesten Vertreter der intensitätsbasierten Verfahren. Auch Bayes'sche Ansätze zur Bewegungsschätzung, die z. B. in [Konrad und Dubois 1992, Stiller u. a. 2005] beschrieben sind, können hier eingeordnet werden.

Vorteile der intensitätsbasierten Verfahren sind eine geringe Komplexität und eine einfache Implementierung. Weiterhin finden sich in der Literatur viele theoretische Abschätzungen der Unsicherheit der intensitätsbasierten Verschiebungsschätzung (vgl. Abschnitt 4.3.1). Hinsichtlich ihrer Robustheit stehen intensitätsbasierte Verfahren jedoch zuweilen hinter anderen Verfahren zurück. Die im folgenden Abschnitt umrissenen merkmalsbasierten Verfahren sind demgegenüber in Bezug auf ihre Robustheit oft überlegen.

1.2.3.2 Merkmalsbasierte Verfahren

Merkmalsbasierte Verfahren schätzen die Verschiebung oftmals auch durch die Minimierung bzw. Maximierung einer Zielfunktion, welche die Ähnlichkeit von

Bildbereichen quantifiziert. Diese Zielfunktion wird hier basierend auf lokalen Merkmalen berechnet. In der Literatur wird eine Vielzahl von Merkmalen vorgeschlagen. Als einfache Beispiele seien hier Kanten, Ecken, lokaler Kontrast und lokale Entropie genannt.

Ein bekannter Vertreter der merkmalsbasierten Verfahren, der in vielen Fällen robuste Ergebnisse liefert, ist das „Shape-Context-Matching“ [Belongie u. a. 2002, Thayananthan u. a. 2003]. Dabei wird die Zielfunktion anhand des sog. Shape-Context-Deskriptors berechnet. Dieser Shape-Context-Deskriptor enthält Informationen über die relative Lage von Kanten zueinander in Form eines Log-Polar-Histogramms der Kantenpunkte.

Lowe stellt in [Lowe 2004] eine merkmalsbasierte Methode zur Messung von Verschiebungen von Bildmerkmalen dar, die unter dem Namen „SIFT“ bekannt ist. Eine Besonderheit dabei ist, dass korrespondierende Merkmale in zwei Bildern auch dann gefunden werden, wenn die Bereiche skaliert und rotiert sind.

Der teilweise hohen Leistungsfähigkeit der merkmalsbasierten Verfahren steht oftmals eine sehr hohe Komplexität gegenüber.

1.2.3.3 Gradientenbasierte Verfahren

Im Rahmen der Untersuchungen zu dieser Arbeit wurden gradientenbasierte Verfahren ausführlich analysiert. Die Ergebnisse sind in [Horn 2006a, Lulcheva 2005, Horn 2004d, Horn 2004c] festgehalten. Unter gradientenbasierten Verfahren sind Verfahren zu verstehen, die zur Schätzung der Verschiebung zwischen zwei Bildern bzw. Bildblöcken eine Linearisierung der Beobachtungsgleichung (1.3) zugrunde legen [Barron u. a. 1994]. Durch diese Linearisierung geht Gl. (1.3) in die sog. „Motion-Constraint-Equation“ über:

$$\frac{\partial b(\mathbf{x}, t)}{\partial x} v_x + \frac{\partial b(\mathbf{x}, t)}{\partial y} v_y + \frac{\partial b(\mathbf{x}, t)}{\partial t} = 0. \quad (1.4)$$

In der Literatur sind bereits sehr viele Verfahren beschrieben, die anhand von Gl. (1.4) die Komponenten v_x und v_y des Geschwindigkeitsvektors schätzen. Eine Möglichkeit ist die Berechnung von v_x und v_y mit einem Total-Least-Squares-Ansatz basierend auf dem Grauwert-Struktur-Tensor [Stiller u. a. 2005]. Zu den bekanntesten Werken der gradientenbasierten Verfahren zählen auch [Horn und Schunck 1981, Lucas und Kanade 1981, Nagel und Enkelmann 1986].

Ein Vergleich verschiedener gradientenbasierter Verfahren und eine ausführliche Untersuchung von Betrags- und Winkelfehlern wird in [Barron u. a. 1994] vorgenommen. Eine sehr gute Übersicht über gradientenbasierte Bewegungsschätzung liefern ebenfalls [Haußecker und Spies 2000] und [Middendorf 2003]. Für eine Anwendung im Fahrzeug ist auch die Veröffentlichung [Park u. a. 2003] interessant, in der die Schätzung von Rotationen zusätzlich zu Translationen anhand von Bewegungsfeldern vorgestellt wird.

Äußerst bemerkenswert sind auch die Veröffentlichungen [Stocker 2004, Kramer und Sarpeshkar 1997, Sarpeshkar u. a. 1996] und [Kramer 1996], die sich mit Analog-ICs zur gradientenbasierten Schätzung von Bewegungsfeldern beschäftigen. Auf einem ASIC werden Bildsensor und analoge Auswertelektronik gemeinsam integriert. Die „Rechenzeit“ dieser Verfahren ist aufgrund der analogen Implementierung äußerst gering. Es ist lediglich eine gewisse Einschwingzeit des Sensors auf den Messwert erforderlich. In [Stocker 2006] werden Ergebnisse gezeigt, die vielversprechend bzgl. eines Einsatzes im Fahrzeug sind.

Nachteil der gradientenbasierten Verfahren ist, dass direkt nur geringe Verschiebungen – d. h. bis zu wenigen Pixel – geschätzt werden können. Durch einen Multiskalenansatz könnten auch größere Verschiebungen gemessen werden, jedoch kann die dabei erforderliche Unterabtastung nur in gewissen Grenzen vorgenommen werden. Weiterhin ist die Empfindlichkeit der gradientenbasierten Verfahren gegenüber örtlichen Beleuchtungsinhomogenitäten, zeitlichen Beleuchtungsänderungen und statischen Störmustern (Fixed Pattern Noise) sehr hoch, so dass eine Anwendung zur Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen über Grund hier nicht weiter betrachtet wird. Für industrielle Anwendungen, bei denen die Beleuchtungsbedingungen gutmütig sind, eignen sich gradientenbasierte Verfahren sehr gut zur 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen.

1.2.3.4 Frequenzbereich-Verfahren

Auch anhand der 3D-Fourier-Transformierten des Orts-Zeit-Signals $b(\mathbf{x}, t)$ lässt sich eine Geschwindigkeitsschätzung durchführen. Bei rein translatorischer Bewegung konzentriert sich das gesamte Spektrum des Orts-Zeit-Signals in einer δ -Ebene, deren Orientierung die Komponenten des Geschwindigkeitsvektors repräsentiert [Jähne 1997, Kapitel 13].

Sollen Translation und Rotation zweier Bilder zueinander geschätzt werden,

so wird oftmals der Zusammenhang genutzt, dass das Betragsspektrum eines Bildes lediglich rotiert wird, auch wenn im Ortsbereich zusätzlich zur Rotation eine Translation vorliegt. Die Schätzung von affinen Transformationen im Frequenzbereich wird in [Lucchese und Cortelazzo 2005] eingehend beschrieben.

Vorteil der Frequenzbereich-Verfahren ist die teilweise hohe Robustheit, da durch die Fourier-Transformation eine Akkumulation von Information über den gesamten Bildbereich bzw. sogar zusätzlich über die Zeit stattfindet. Als Nachteil ist hier die starke Abhängigkeit der Funktionalität von den Texturspektren zu nennen. Gerade bei Signalen mit dominanten periodischen Anteilen ist der Einsatz von Frequenzbereich-Verfahren zu hinterfragen.

1.3 Behandlung von Messunsicherheiten

In diesem Abschnitt wird beschrieben, wie in dieser Arbeit Messunsicherheiten bzw. Messfehler behandelt und benannt werden. Grundlage der Behandlung ist der „Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen“ [DIN 1995]. Unterschieden wird im Folgenden zwischen *zufälligen Fehlern* und *systematischen Fehlern*.

Zufällige Fehler werden in Form von Standardabweichung bzw. Varianz beschrieben, die in gleichem Maße die Unsicherheit eines Messwertes charakterisieren. Liegen mehrere Messgrößen vor, so wird die „Kopplung“ der Messwerte durch die Kovarianz angegeben. Die Begriffe „Standardabweichung“, „Varianz“, „Unsicherheit“ und „Messunsicherheit“ werden im Rahmen dieser Arbeit alle zur Beschreibung zufälliger Fehler verwendet. Unsicherheiten sind als Abweichung vom Mittelwert bzw. momentanen Mittelwert zu verstehen, nicht als Abweichung vom wahren Wert. Bis einschließlich Kapitel 5 bilden zufällige Fehler den Schwerpunkt der Diskussion der Messunsicherheiten. Als zufälliger Fehler wird im Rahmen dieser Arbeit ausschließlich das „Rauschen auf den geschätzten Geschwindigkeitskomponenten“ betrachtet. Für die Darstellungen des Geschwindigkeitsvektors nach Betrag und Winkel wird die Unsicherheit dieser Größen entsprechend angegeben.

Systematische Fehler werden hauptsächlich in Kapitel 5 beleuchtet. Obwohl ein systematischer Fehler einen Messwert ebenfalls unsicherer macht, wird der Begriff „Unsicherheit“ nicht in Zusammenhang mit systematischen Fehlern

verwendet. In dieser Arbeit wird nur die wichtigste Fehlerquelle eines systematischen Fehlers betrachtet: Die Annahme, dass der Abstand zwischen Objektiv und bewegter Oberfläche exakt konstant ist, wird in der Realität oftmals verletzt. Folge ist ein systematischer Fehler ausschließlich im Geschwindigkeitsbetrag. Der Geschwindigkeitswinkel bleibt von diesem systematischen Fehler unberührt. Anhang A beschäftigt sich mit der Kompensation dieses systematischen Fehlers des Geschwindigkeitsbetrags. In Kapitel 3 wird gezeigt, dass bei Einzelbild-Analyse teilweise auch Vorzugsrichtungen bei der Winkelmessung vorliegen. Da dieser systematische Fehler Quantisierungscharakter hat und somit ein Quantisierungsrauschen induziert, ist dieser Fehler als zufällig zu klassifizieren. Systematische Fehler – auch wenn sie zeitlich veränderlich sind – werden teilweise auch als „Bias“ bezeichnet.

2 Signalgewinnung

In diesem Kapitel wird die Gewinnung der Bildsignale dargestellt, aus denen der Geschwindigkeitsvektor extrahiert wird. Im Prinzip sind für die Bilderfassung alle zweidimensionalen bildgebenden Verfahren einsetzbar. Innerhalb dieser Arbeit wird die Bilderfassung mit einer CMOS- bzw. CCD-Kamera angenommen.

2.1 Bilderfassung

Die Messanordnung nach Abb. 2.1 bildet die Grundlage für die im Rahmen dieser Arbeit betrachteten Verfahren. Die bewegte texturierte Oberfläche wird mit einer Kamera beobachtet, deren optische Achse senkrecht auf der Oberfläche steht. Damit wird die Relativbewegung zwischen texturierter Oberfläche und Kamera erfasst. Die Oberfläche wird homogen mit der Lichtintensität $l(t)$ beleuchtet.

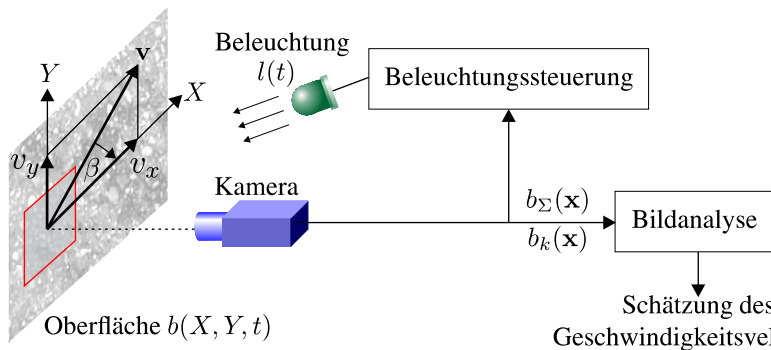


Abbildung 2.1: Messanordnung zur Erfassung der Relativbewegung zwischen Kamera und texturierter Oberfläche.

Bei der Beschreibung der Verfahren Einzelbild- und Bildfolgen-Analyse wird eine rein ebene Bewegung der Oberfläche parallel zum Kamerasensor vorausgesetzt. Als Projektionsvorschrift der Weltkoordinaten $\mathbf{X} = (X, Y, Z)^T$ in Kamerakoordinaten $\mathbf{x} = (x, y)^T$ wird eine Skalierung der X - und Y -Koordinate mit dem

Abbildungsmaßstab $s = b/g_0$ angenommen:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = s \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \frac{b}{g_0} \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix}. \quad (2.1)$$

Grundlage dabei ist das in Abb. 2.2 skizzierte Lochkameramodell.

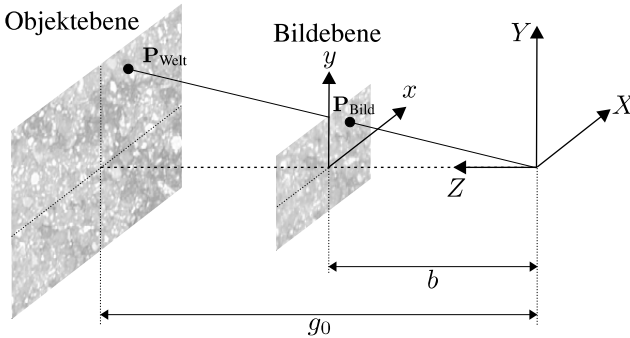


Abbildung 2.2: Lochkameramodell zur Abbildung eines Punktes $\mathbf{P}_{\text{Welt}} = (X, Y, g_0)^T$ von Weltkoordinaten in Bildkoordinaten $(x, y)^T$.

Während der Aufnahme eines Bildes führt die Kamera eine zeitliche Integration der Intensitätsverteilung $b(\mathbf{x} - \mathbf{v}t)$ in der Bildebene durch. Unterschieden werden im Rahmen dieser Arbeit zwei Arten von Bildsignalen der translatorisch bewegten texturierten Oberfläche:

1. Einzelbilder $b_{\Sigma}(\mathbf{x})$, bei denen die Belichtungszeit nicht unendlich klein ist und die Beleuchtung $l(t)$ während der Bildaufnahme zeitlich variabel ist¹:

$$b_{\Sigma}(\mathbf{x}) := \int_{-\infty}^{\infty} b(\mathbf{x} - \mathbf{v} \cdot t) l(t) dt. \quad (2.2)$$

2. Bildsequenzen $b_k(\mathbf{x})$ der bewegten Oberfläche, bei denen die Belichtungszeit als Dirac-Stoß modelliert werden kann, d. h. die Belichtungszeit kann als unendlich klein angesehen werden. Mit der Bildrate f_L kann das k -te Bild der Sequenz durch $l(t) = \delta\left(t - \frac{k}{f_L}\right)$ ausgedrückt werden:

¹Diese Bilder $b_{\Sigma}(\mathbf{x})$ werden ausschließlich bei der Einzelbild-Analyse verwendet.

$$b_k(\mathbf{x}) := \int_{-\infty}^{\infty} b(\mathbf{x} - \mathbf{v} \cdot t) \delta\left(t - \frac{k}{f_L}\right) dt = b\left(\mathbf{x} - \mathbf{v} \cdot \frac{k}{f_L}\right), \quad (2.3)$$

mit $\frac{1}{f_L}$ = Zeitraum zwischen zwei Bildern und $k \in \mathbb{Z}$.

Das Bewegungsmodell der Einzelbild-Analyse, die in Kapitel 3 beschrieben wird, geht von einer rein translatorischen Bewegung der Oberfläche aus. Bei der Bildfolgen-Analyse in Kapitel 4 werden dann zusätzlich geringe Rotationen der Kamera um ihre optische Achse zugelassen. Störungen durch Verkippungen der Kamera, die im Fahrzeug durch Nicken und Wanken bedingt sind, werden zunächst vernachlässigt. Auch Störungen durch Änderungen des Abstandes g_0 zwischen Kamera und texturierter Oberfläche werden vorerst vernachlässigt. Bei Verwendung eines nicht-telezentrischen Objektivs induziert eine Änderung von g_0 durch Änderung des Abbildungsmaßstabs s einen systematischen Fehler im Geschwindigkeitsbetrag. Daher wird in Anhang A eine Möglichkeit zur Elimination dieses systematischen Fehlers aufgezeigt.

Die Beschreibung der Verfahren erfolgt im Rahmen dieser Arbeit in Bildkoordinaten. Das Ergebnis ist ein Messwert für den Geschwindigkeitsvektor in der Einheit Pixel pro Sekunde. Die Umrechnung in Meter pro Sekunde bzw. Kilometer pro Stunde erfolgt mit dem Abbildungsmaßstab s . Dabei ist zu beachten, dass sich Messunsicherheiten bei dieser Division durch den Abbildungsmaßstab s entsprechend fortpflanzen. Oftmals wird der Geschwindigkeitsvektor in der Einheit Pixel pro Bild angegeben. Dies ist gleich dem Verschiebungsvektor $\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$ zwischen zwei aufeinander folgenden Bildern, so dass der Geschwindigkeitsvektor in Ortskoordinatensysteme eingezeichnet werden kann. Ist bei einem Geschwindigkeitsvektor keine Einheit angegeben, so ist von dieser Einheit Pixel pro Bild auszugehen.

2.2 Testsequenzen

Bei der Beschreibung und Analyse der Verfahren zur Messung des Geschwindigkeitsvektors werden folgende Bildsequenzen betrachtet:

1. Künstlich generierte Modellsequenzen

2. Bildsequenzen, die an einem Innentrommel-Reifenprüfstand aufgenommen wurden
3. Bildsequenzen, die am Fahrmanöver-Simulator aufgenommen wurden
4. Reale Bildsequenzen von Messfahrten im Fahrzeug

Diese Testsequenzen unterscheiden sich im Hinblick auf folgende Kriterien:

- Zeitliche Konstanz der wahren Werte von Geschwindigkeitsbetrag und Geschwindigkeitswinkel
- Systematische Fehler durch Schwankungen des Abstandes zwischen Kamera und Oberfläche
- Steuerbarkeit der Textur durch einen Parameter
- Möglichkeit der Realisierung einer Subpixelverschiebung
- Steuerbarkeit der Stärke von additiv überlagertem Rauschen
- Vorhandensein eines statischen Störmusters (Fixed Pattern Noise)

Für die experimentelle Bestimmung der Standardabweichung der Messwerte in Kapitel 5 werden jeweils Sequenzen mit konstantem Geschwindigkeitswinkel β und -betrag $\|\mathbf{v}\|$ analysiert. Dabei ist es lediglich wichtig, dass die wahren Werte von β und $\|\mathbf{v}\|$ zeitlich konstant sind. Die wahren Werte von β und $\|\mathbf{v}\|$ selbst sind dabei nicht maßgebend. Anhand der künstlich generierten Modellsequenzen und anhand der Sequenzen vom Innentrommel-Reifenprüfstand kann die Standardabweichung der Messwerte bestimmt werden, da bei Vorgabe von konstanten β und $\|\mathbf{v}\|$ auch von konstanten wahren Werten ausgegangen werden kann.

Für eine Beurteilung des Bias der Messverfahren wäre zusätzlich zur zeitlichen Konstanz der wahren Werte die Kenntnis der wahren Werte von β und $\|\mathbf{v}\|$ selbst erforderlich. Ausschließlich die künstlich generierten Sequenzen würden neben einer Bestimmung der Standardabweichung eine Bestimmung des Bias erlauben, da nur dort die wahren Werte von β und $\|\mathbf{v}\|$ exakt bekannt sind. Bei den künstlichen Sequenzen kann hier lediglich eine pixelgenaue Verschiebung zwischen den Einzelbildern vorgegeben werden. Eine Hauptursache für einen Bias bei der Verschiebungsschätzung wäre jedoch das Vorliegen einer Subpixelverschiebung [Davis und Freeman 1998, Robinson und Milanfar 2004]. Anhand der künstlichen Sequenzen mit pixelgenauer Verschiebung würde sich demnach immer ein Bias von Null ergeben. Die theoretische Begründung dafür wird in Abschnitt

4.3.2 dargestellt. Im Rahmen dieser Arbeit wird ausschließlich eine Änderung des Abstandes g_0 zwischen Kamera und Oberfläche als Bias-Ursache betrachtet. Dieser Bias bzw. systematische Fehler tritt am Fahrmanöver-Simulator auf, so dass die Kompensation in Anhang A anhand dieser Sequenzen aufgezeigt wird.

Bei den Messfahrten im Fahrzeug ist die Unsicherheit der wahren Werte so hoch, dass nur eine qualitative Beurteilung der Messunsicherheit möglich ist. Durch einen Vergleich der Messergebnisse der Verfahren dieser Arbeit mit denen eines Correvit[®]-SL Sensors [Cor 2001] lassen sich bei Messungen im Fahrzeug Aussagen über die Qualität der Messwerte machen.

Tabelle 2.1 fasst die Eigenschaften der Testsequenzen zusammen.

	Künstliche Sequenzen	Innentrommel-Prüfstand	Fahrmanöver-Simulator	Messungen Fahrzeug
Wahre Werte zeitl. konstant	ja	ja	nein	nein
Syst. Fehler durch Schwankungen des Abstandes g_0	nein	nein	ja	ja
Textur steuerbar	ja	nein	nein	nein
Subpixelbewegung	nein	ja	ja	ja
Rauschen	bekannt, steuerbar	nicht steuerbar	nicht steuerbar	nicht steuerbar
Fixed Pattern Noise	nein	vorhanden	vorhanden	vorhanden

Tabelle 2.1: Eigenschaften der Testsequenzen.

2.2.1 Künstlich generierte Modellsequenzen

Die künstlich generierten Modellsequenzen wurden basierend auf einem isotropen Textursignal $b(\mathbf{x})$ mit folgender Autokorrelationsfunktion (AKF) erzeugt:

$$\varphi_{bb}(\mathbf{x}) = e^{-\lambda \cdot \|\mathbf{x}\|}. \quad (2.4)$$

Viele reale texturierte Oberflächen weisen eine diesem Modell entsprechende AKF auf. Abbildung 2.3 zeigt einen Ausschnitt der AKF eines Asphalt-Bildes und der AKF eines Modellbildes mit $\lambda = 0,2$ [For 2001]. Die elementare Ähnlichkeit der beiden AKFen ist deutlich zu erkennen. Erzeugt wird das

Textursignal $b(\mathbf{x})$ durch eine entsprechende Filterung von weißem Rauschen [Van der Heijden 1994]. Kanten, wie sie z. B. bei Fahrbahnoberflächen vorkommen, sind bei diesem Modell nicht modelliert. Über den Parameter λ ist die Breite der AKF und damit die Breite des Betragsspektrums steuerbar.

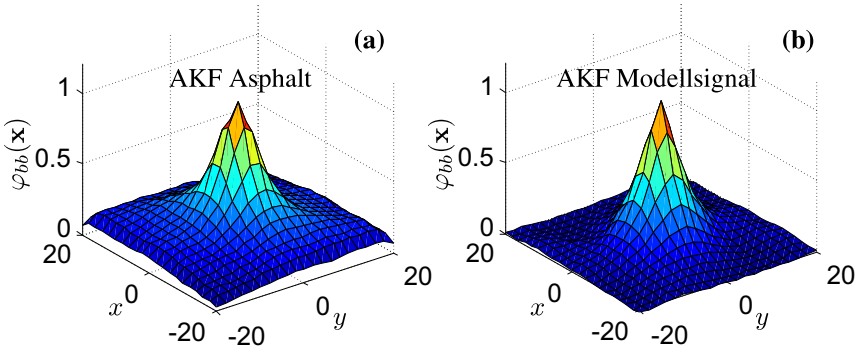


Abbildung 2.3: Vergleich der AKF von realem Asphalt und Modellsignal. (a) AKF von Asphalt, Typ 0/11S [For 2001]. (b) AKF eines Modellbildes mit $\lambda = 0,2$.

Den Bildern kann weißes Rauschen $n_k(\mathbf{x})$ additiv überlagert werden, wobei die Signal-to-Noise-Ratio (SNR), d. h. das Verhältnis von Signalvarianz zu Rauschvarianz in dB, einstellbar ist. Das Rauschen $n_k(\mathbf{x})$ ist dabei sowohl zeitlich unkorreliert, als auch mit dem Bildinhalt unkorreliert. Der Geschwindigkeitsvektor war durch die Verschiebung $\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$ zwischen zwei Bildern pixelgenau vorzugeben, so dass für die Einzelbilder b_k der Modellsequenz gilt:

$$b_k(\mathbf{x}) := b(\mathbf{x} - k \cdot \mathbf{t}) + n_k(\mathbf{x}), \quad k \in \mathbb{Z}. \quad (2.5)$$

Weiterhin folgen die Bild- und Rauschsignale einer Gaußverteilung. Abbildung 2.4 zeigt Bilder von zwei Modellsequenzen mit $\lambda = 0,2$ und $\mathbf{t} = (32, 64)^T$ bei verschiedenen SNRs.

Gerade für die Untersuchung der Messunsicherheiten ist die hier gegebene exakte zeitliche Konstanz des wahren Geschwindigkeitsvektors essentiell. Anhand dieser Sequenzen ist eine verlässliche Bestimmung der Standardabweichung der Messwerte möglich. Im Verlauf der Arbeit sind unter „Modellbildern“ oder „Modellsequenzen“ immer die gemäß dieses Abschnitts generierten Signale zu verstehen. Ist der Texturparameter λ aufgeführt, so ist ebenfalls von Modellsignalen auszugehen.

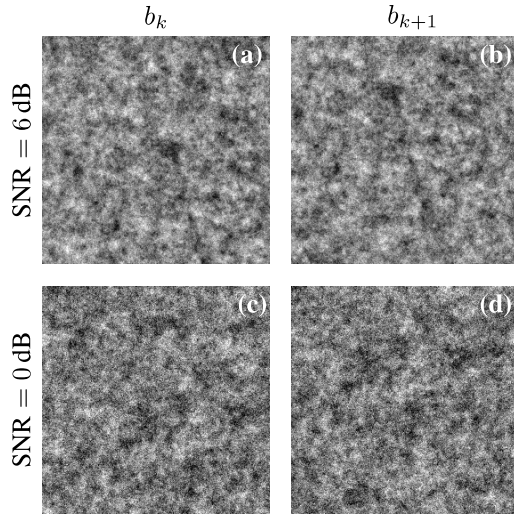


Abbildung 2.4: Einzelbilder von Modellsequenzen mit $\lambda = 0,2$. (a), (b) b_k und b_{k+1} einer Modellsequenz bei SNR = 6 dB. (c), (d) b_k und b_{k+1} bei SNR = 0 dB.

2.2.2 Innentrommel-Reifenprüfstand

Bei Messungen im Fahrzeug ist das Erlangen einer exakten Kenntnis der wahren Werte von Geschwindigkeitsbetrag und -winkel problematisch. Um dennoch Bildsequenzen zu gewinnen, die das Bildmaterial bei Messungen im Fahrzeug gut nachbilden, wurden Messungen an einem Innentrommel-Reifenprüfstand durchgeführt. Mit der in Abb. 2.5(a) gezeigten Anordnung können Bildsequenzen aufgezeichnet werden, die eine sehr gute Basis für experimentelle Untersuchungen zur Messunsicherheit darstellen. Während der Aufnahme einer Sequenz waren Geschwindigkeitsbetrag und -winkel zunächst fest und damit zeitlich konstant eingestellt, so dass eine experimentelle Bestimmung der Standardabweichung der Messwerte sehr gut möglich war. Der Fahrbahnbelag am Innentrommel-Reifenprüfstand war Asphalt (Abb. 2.5(b)).

Durch eine Rotation der Kamera um die optische Achse während der Bildaufnahme konnte auch ein Slalom-Manöver mit zeitlich variierendem Geschwindigkeitswinkel β nachgebildet werden.

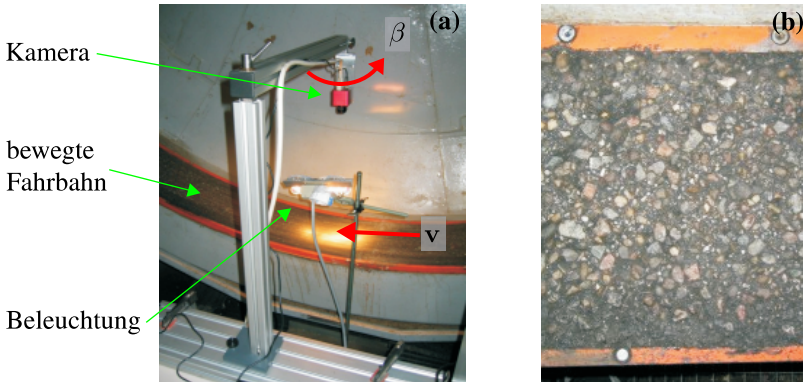


Abbildung 2.5: (a) Messaufbau zur Aufnahme von Bildsequenzen am Innentrommel-Reifenprüfstand. (b) Fahrbahnbelag am Innentrommel-Reifenprüfstand.

2.2.3 Fahrmanöver-Simulator

Beim Fahrmanöver-Simulator, dessen Aufbau in Abb. 2.6 gezeigt ist, lässt sich eine texturierte Oberfläche mit regelbarer Geschwindigkeit bewegen. Die Kamera kann um ihre optische Achse rotiert werden, um verschiedene Geschwindigkeitswinkel β einzustellen.

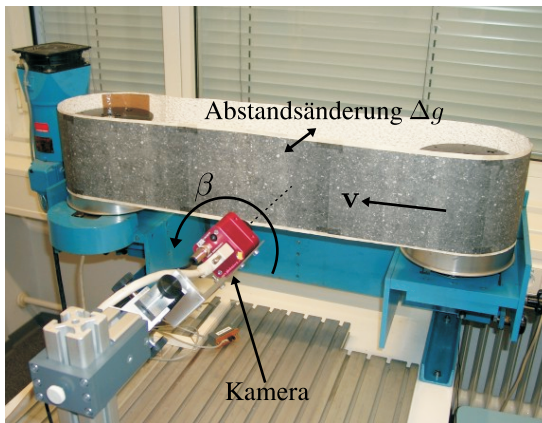


Abbildung 2.6: Messaufbau am Fahrmanöver-Simulator.

Fixiert man die Kamera, so ist in Weltkoordinaten von näherungsweise konstanten wahren Werten für Geschwindigkeitswinkel und -betrag auszugehen. Besonderheit ist nun, dass der Abstand zwischen Oberfläche und Kamera um ca. 2 cm periodisch schwankt. Grund dafür sind Asymmetrien im Band, auf welches die texturierte Oberfläche aufgebracht ist. Der im vorherigen Abschnitt 2.1 beschriebene systematische Fehler durch Änderungen Δg des Abstandes g_0 zwischen Kamera und Oberfläche ist am Fahrmanöver-Simulator gut zu beobachten.

2.2.4 Messungen im Fahrzeug

Die direkte Messung im Fahrzeug stellt den Hauptanwendungsfall der in dieser Arbeit vorgestellten Sensorik dar. Um eine Abschätzung der wahren Werte im Fahrzeug zu erhalten, wurde ein Correvit[®]-SL-Sensor als Vergleichssensor montiert [Cor 2001]. Dieser besitzt ein telezentrisches Abbildungssystem, so dass dessen Messwerte robuster gegenüber Nicken, Wanken und Höhenänderungen des Fahrzeugs sind. Dies erlaubt neben einer allgemeinen Beurteilung der Messgüte der Verfahren dieser Arbeit eine Beurteilung des systematischen Fehlers durch Änderungen des Abstandes zwischen Kamera und Fahrbahn. Abbildung 2.7 verdeutlicht die Montage von Kamera und Vergleichssensor an der Front des Versuchsfahrzeugs.

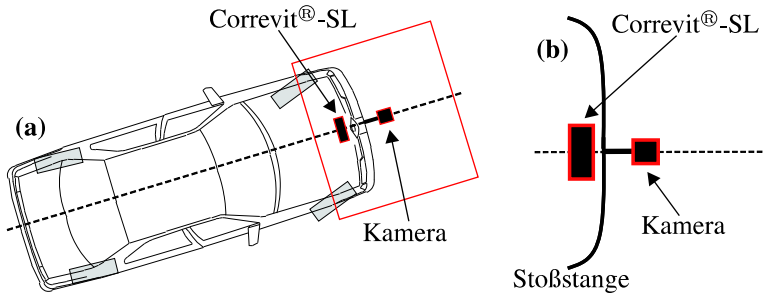


Abbildung 2.7: (a) Montage der Kamera und des Vergleichssensors an der Fahrzeugfront. (b) Ausschnitt von (a).

Wird das Einspur-Fahrzeugmodell [Wallentowitz 2001] zugrunde gelegt, dann entsteht aufgrund des unterschiedlichen Abstandes der Sensoren vom Drehpunkt des Fahrzeugs im Geschwindigkeitswinkel ein unterschiedlicher Signalhub. Dies wird bei den Messergebnissen in Kapitel 5 nochmals erläutert.

3 Einzelbild-Analyse

Grundlegender Gedanke der Einzelbild-Analyse zur 2D-Geschwindigkeitsmessung ist eine Analyse von Bewegungsunschärfe bei definierter Belichtungszeit [Jähne 1997, Omer u. a. 2004, Kawamura u. a. 2002]. Bemerkenswert dabei ist, dass bereits 1940 Geschwindigkeitswinkel an Fahrzeugen durch Analyse bewegungsunscharfer Bilder gemessen wurden [Dietz und Harling 1940] (Abb. 3.1).

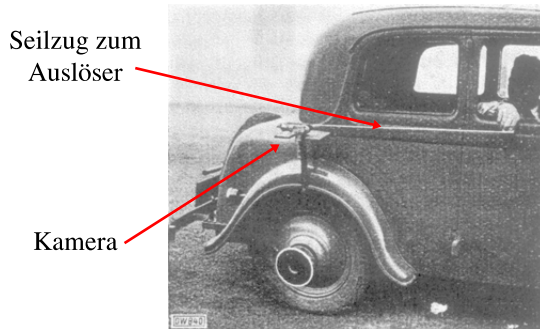


Abbildung 3.1: Schwimmwinkelmessung anhand von bewegungsunscharfen Bildern im Jahre 1940 (Quelle: [Dietz und Harling 1940]).

In diesem Kapitel wird ein erweitertes Verfahren vorgestellt, welches aus einem einzelnen gepulst belichteten Bild der bewegten texturierten Oberfläche einen Messwert für den Geschwindigkeitsvektor extrahiert. Weiterhin wird gezeigt, wie die gepulste Belichtung durch eine Summation von kurz belichteten Einzelbildern realisiert werden kann und welche Vor- und Nachteile dies hat.

3.1 Funktionsprinzip

3.1.1 Systemtheoretische Formulierung der Bildaufnahme

Besonderheit der Einzelbild-Analyse ist, dass die steuerbare Beleuchtungseinheit eine zeitlich variierende Beleuchtung $l(t)$ der Oberfläche $b(\mathbf{x}, t)$

erlaubt (Abb. 2.1). Betrachtet werden die nach Gl. (2.2) definierten Bilder $b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v})$:

$$b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \int_{-\infty}^{\infty} b(\mathbf{x} - \mathbf{v}t)l(t)dt. \quad (3.1)$$

Es lässt sich zeigen, dass die Entstehung des Bildes $b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ als 2D-Faltung des unbewegten Oberflächensignals $b(\mathbf{x})$ mit einem Filter $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ formuliert werden kann¹ [Bamler 1989, vom Stein 1996]:

$$b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = b(\mathbf{x} - \mathbf{v}t)|_{t=0} * h(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = b(\mathbf{x}) * h(\mathbf{x}; \mathbf{v}), \quad (3.2)$$

$$\text{mit } h(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \delta(\mathbf{e}_{\beta\perp}^T \mathbf{x})l\left(\frac{\mathbf{e}_{\beta}^T \mathbf{x}}{\|\mathbf{v}\|}\right). \quad (3.3)$$

Dabei ist \mathbf{e}_{β} der Einheitsvektor in Richtung von \mathbf{v} , $\mathbf{e}_{\beta\perp}$ ist der Einheitsvektor senkrecht dazu. Träger der Geschwindigkeitsinformation ist das Filter $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$: Nach Gl. (3.3) erfolgt die Skalierung von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ in Ortsrichtung mit $\frac{1}{\|\mathbf{v}\|}$. Die Orientierung von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ hängt vom Geschwindigkeitswinkel β ab. Dies kann als lineare Koordinatentransformation

$$\mathbf{x}' = \begin{bmatrix} \frac{1}{\|\mathbf{v}\|} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\|\mathbf{v}\|} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \beta & -\sin \beta \\ \sin \beta & \cos \beta \end{bmatrix} \mathbf{x} = \frac{1}{\|\mathbf{v}\|} \mathbf{R} \mathbf{x} \quad (3.4)$$

aufgefasst werden.

Vorteilhaft ist eine Analyse der Bilder im Frequenzbereich, da die Faltung nach Gl. (3.2) im Frequenzbereich zu einer Multiplikation wird:

$$B_{\Sigma}(\mathbf{f}; \mathbf{v}) = B(\mathbf{f}) \cdot H(\mathbf{f}; \mathbf{v}). \quad (3.5)$$

Nach [Bamler 1989] erfolgt im Frequenzbereich aufgrund der Koordinatentransformation im Ortsbereich eine Koordinatentransformation mit der Transformationsmatrix

$$\mathbf{U} = \|\mathbf{v}\| (\mathbf{R}^{-1})^T. \quad (3.6)$$

Da die Rotationsmatrix \mathbf{R} orthogonal ist, gilt $(\mathbf{R}^{-1})^T = \mathbf{R}$. Es folgt:

$$\mathbf{U} = \|\mathbf{v}\| \mathbf{R}. \quad (3.7)$$

¹Konstante Skalierungsfaktoren der Grauwerte werden im Folgenden sowohl im Orts- als auch Frequenzbereich außer Acht gelassen.

Durch die Rotation mit \mathbf{R} entspricht die Orientierung von $H(\mathbf{f}; \mathbf{v})$ dem Geschwindigkeitswinkel β . Die Skalierung von $H(\mathbf{f}; \mathbf{v})$ in Ortsfrequenzrichtung erfolgt mit $\|\mathbf{v}\|$. $H(\mathbf{f}; \mathbf{v})$ ist die über den Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v} in den Frequenzbereich transformierte Beleuchtungsfunktion:

$$H(\mathbf{f}; \mathbf{v}) = L_l (\|\mathbf{v}\| \mathbf{e}_\beta^T \mathbf{f}). \quad (3.8)$$

Dabei bezeichnet L_l die 1D-Fourier-Transformierte der Beleuchtungsfunktion l . Da das Bild $H(\mathbf{f}; \mathbf{v})$ nicht direkt zur Verfügung steht, wird stattdessen das Betragsspektrum $|B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})|$ des Kamerabildes analysiert:

$$|B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})| = |B(\mathbf{f})| \cdot |H(\mathbf{f}; \mathbf{v})|. \quad (3.9)$$

Ein ideales Betragsspektrum $|B(\mathbf{f})|$ der Textur wäre somit konstant für alle \mathbf{f} , da die in $|H(\mathbf{f}; \mathbf{v})|$ enthaltene Information in diesem Fall unverändert in $|B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})|$ enthalten wäre. Die Gestalt von $|B(\mathbf{f})|$ im Frequenzbereich wird durch die Autokorrelationsfunktion (AKF) $\varphi_{bb}(\mathbf{x})$ der Textur bestimmt. Unkorreliertes Rauschen mit einer AKF $\varphi_{bb} = \delta(\mathbf{x})$ wäre folglich ein ideales Textursignal.

3.1.2 Gepulste Belichtung als Erweiterung der Bewegungsunschärfe

Im Fall der Bewegungsunschärfe wird das Bild $b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ der texturierten Oberfläche vergleichsweise lang belichtet, d. h. die Oberfläche bewegt sich während der Belichtung des Bildes um merkbar mehr als ein Pixel. Die Beleuchtungsfunktion $l(t)$ ist eine Rechteckfunktion

$$l(t) = \frac{1}{T} \text{rect} \left(\frac{t}{T} \right), \quad (3.10)$$

wobei T die Belichtungszeit (Shutter-Zeit) der Kamera ist. Nach Gl. (3.2) ist das Kamerabild $b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ eine Faltung der ruhenden Oberflächentextur $b(\mathbf{x})$ mit einer Linie in $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ (Abb. 3.2(b),(c)). Länge und Winkel dieser Linie in h spiegeln direkt Betrag und Winkel des Geschwindigkeitsvektors wider (Abb. 3.2(b)). Im Frequenzbereich wird das Spektrum der Oberflächentextur mit einer sinc-Funktion multipliziert (Abb. 3.2(f)). Skalierung in Ortsfrequenzrichtung und Winkel dieser sinc-Funktion tragen die Information von Betrag und Richtung des Geschwindigkeitsvektors.

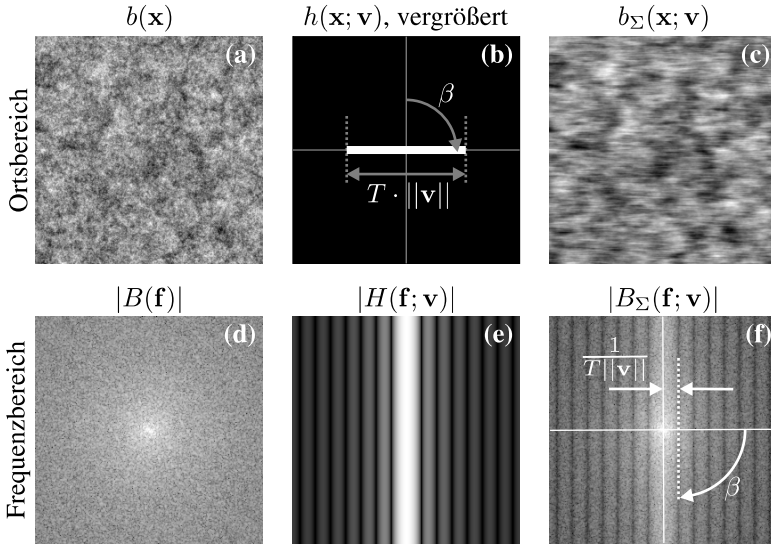


Abbildung 3.2: Bewegungsunschärfe als Faltung der ruhenden Oberfläche mit einer Linie, Geschwindigkeitswinkel $\beta = 90^\circ$. (a) Ruhende Oberfläche $b(\mathbf{x})$. (b) Skizze von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$, vergrößert. (c) Bewegungsunscharfes Bild $b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = b(\mathbf{x}) * h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$. (d), (e), (f) Logarithmierte Betragsspektren von (a), (b), (c).

Die Extraktion von Betrag und Richtung des Geschwindigkeitsvektors ist dabei sehr rauschempfindlich, da die Nulldurchgänge der sinc-Funktion Träger der Information sind (Abb. 3.2(f)). Ein weiterer Nachteil ist der Tiefpasscharakter der sinc-Funktion. Hochfrequente Signalanteile werden weitgehend unterdrückt und können nicht mehr zur Geschwindigkeitsmessung genutzt werden. In [vom Stein 1996] und [Engelberg u. a. 1997] ist eine Verbesserung des Verfahrens anhand von Doppelbelichtungen, die als Sonderfall einer Mehrfachbelichtung aufgefasst werden, dargestellt. Im Folgenden wird gezeigt, dass eine gepulste Belichtung eine robuste Messung des Geschwindigkeitsvektors ermöglicht [Horn 2003c]. Gepulste Belichtung bedeutet, dass während der Belichtung des Bildes $b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ mehrere zeitlich äquidistante Lichtblitze ausgesendet werden. Die Beleuchtungsfunktion ist eine Folge von $2L + 1$ Impulsen mit der Pulsfrequenz f_L^2 :

$$l_{\text{Puls}}(t) = \frac{1}{2L + 1} \sum_{k=-L}^L \delta\left(t - \frac{k}{f_L}\right). \tag{3.11}$$

²Eine gerade Anzahl von Lichtblitzen ist ebenfalls möglich. Aus Gründen der Symmetrie wird hier eine ungerade Anzahl von Lichtblitzen betrachtet.

Das gepulst belichtete Bild $b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ der bewegten Oberfläche (Abb. 3.3(c)) ist eine Faltung des ruhenden Oberflächenbildes mit einer Folge von örtlich äquidistanten Impulsen. Jeder Impuls repräsentiert einen Lichtblitz. Der Abstand der Impulse ist dem Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ proportional, der Winkel der Impulsfolge entspricht dem Winkel β des Geschwindigkeitsvektors (Abb. 3.3(b)).

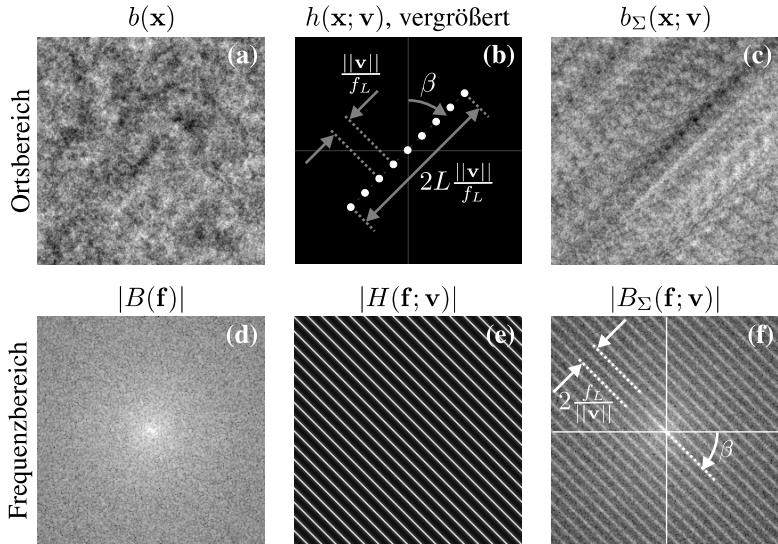


Abbildung 3.3: Gepulst belichtetes Bild der bewegten Oberfläche als Faltung der ruhenden Oberfläche mit einer Impulsfolge, Geschwindigkeitswinkel $\beta = 45^\circ$. (a) Ruhende Oberfläche $b(\mathbf{x})$. (b) Skizze von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$, vergrößert. (c) Gepulst belichtetes Bild $b_{\Sigma}(\mathbf{x}) = b(\mathbf{x}) * h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$. (d), (e), (f) Logarithmierte Betragsspektren von (a), (b), (c).

Das Betragsspektrum $|B_{\Sigma}(\mathbf{f}; \mathbf{v})|$ des gepulst belichteten Bildes $b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ ist eine Multiplikation des Betragsspektrums der ruhenden Oberfläche mit einer Folge von äquidistanten Impulslinien (Abb. 3.3(f), Gl. (3.9)). Abstand $\frac{f_L}{\|\mathbf{v}\|}$ und Winkel β der Impulslinien repräsentieren direkt Betrag und Winkel des Geschwindigkeitsvektors.

Im Gegensatz zu anderen Verfahren ist eine hohe Bildrate der Kamera für die Funktionalität der Einzelbild-Analyse mit gepulster Belichtung nicht zwingend erforderlich. Lediglich die gepulste Belichtung muss mit entsprechend hoher Frequenz vorgenommen werden (siehe auch Anhang B.3).

3.1.3 Summation aufeinander folgender Bilder

Das gepulst belichtete Bild $b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ der bewegten Oberfläche lässt sich nach Gl. (3.2) und (3.11) als Faltung der ruhenden Oberfläche $b(\mathbf{x})$ mit einer Impulsfolge $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$ formulieren:

$$b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = b(\mathbf{x}) * h(\mathbf{x}; \mathbf{v}),$$

$$\text{mit } h(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \delta(\mathbf{e}_{\beta\perp}^T \mathbf{x}) \sum_{k=-L}^L \delta\left(\frac{\mathbf{e}_\beta^T \mathbf{x}}{\|\mathbf{v}\|} - \frac{k}{f_L}\right). \quad (3.12)$$

Unter Beachtung der Siebeigenschaft des Dirac-Stoßes [Lüke 1999] wird das Bild $b(\mathbf{x})$ dort ausgewertet, wo

$$\mathbf{e}_{\beta\perp}^T \mathbf{x} = 0 \quad \text{und} \quad (3.13)$$

$$\frac{\mathbf{e}_\beta^T \mathbf{x}}{\|\mathbf{v}\|} - \frac{k}{f_L} = 0 \quad (3.14)$$

gelten. Aus Gl. (3.13) folgt, dass \mathbf{x} parallel zu \mathbf{e}_β sein muss:

$$\mathbf{x} = c \cdot \mathbf{e}_\beta \quad \text{mit } c \in \mathbb{R}. \quad (3.15)$$

Einsetzen in Gl. (3.14) ergibt mit $\mathbf{e}_\beta^T \mathbf{e}_\beta = 1$:

$$\frac{\mathbf{e}_\beta^T c \cdot \mathbf{e}_\beta}{\|\mathbf{v}\|} = \frac{k}{f_L} \Leftrightarrow c = k \frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}. \quad (3.16)$$

Durch Einsetzen von c in Gl. (3.15) folgt, dass das Bild $b(\mathbf{x})$ dort ausgewertet wird, wo $\mathbf{x} = c \cdot \mathbf{e}_\beta = k \frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L} \mathbf{e}_\beta$ gilt. Mit $\mathbf{v} = \|\mathbf{v}\| \mathbf{e}_\beta$ wird Gl. (3.12) zu:

$$b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \sum_{k=-L}^L b\left(\mathbf{x} - k \frac{\mathbf{v}}{f_L}\right) = \sum_{k=-L}^L b_k(\mathbf{x}). \quad (3.17)$$

Statt die bewegte Oberfläche gepulst zu belichten, können demnach auch die in Gl. (2.3) definierten scharfen Einzelbilder $b_k(\mathbf{x})$ addiert werden, die mit der Bildrate f_L aufgenommen sind. Hieraus folgt auch die Benennung der Bilder mit b_Σ : Σ als Indikator für die Summierung, die bei gepulster Belichtung direkt per Hardware auf dem Kamerasensor oder – wie in diesem Abschnitt gezeigt – per Software durchgeführt wird.

Abbildung 3.4 verdeutlicht die Zusammenhänge anhand von Bildmaterial, welches am Innentrommel-Reifenprüfstand (Abschnitt 2.2.2) bei einer Geschwindigkeit von 50 km/h aufgenommen wurde. Gezeigt ist ein Bild b_Σ , welches durch Summation von fünf Einzelbildern nach Gl. (3.17) berechnet wurde. Im Betragsspektrum $|B_\Sigma|$ des Summenbildes (Abb. 3.4(b)) prägen sich die parallelen Impulslinien wie bei der gepulsten Belichtung aus (Abb. 3.3(f)).

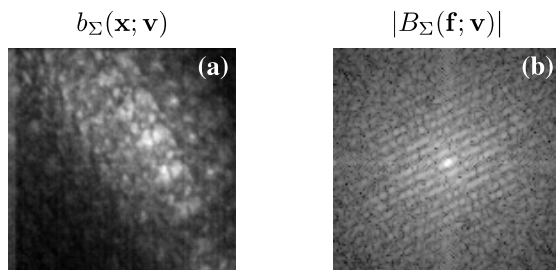


Abbildung 3.4: Gepulste Belichtung durch Summation von Einzelbildern. (a) Summenbild b_Σ über fünf Einzelbilder. (b) Logarithmiertes Betragsspektrum $|B_\Sigma|$ von (a).

Überlegungen für die zu wählende Bildrate f_L und die Anzahl $2L + 1$ der zu summierenden Bilder sind in Anhang B.3 geschildert.

Die vorgestellte Variante der Einzelbild-Analyse durch Summation aufeinander folgender Bilder hat mehrere Vorteile:

- *Es ist keine lineare Charakteristik des Kamerasensors erforderlich*, wohingegen für die Gültigkeit von Gl. (3.2) bei gepulster Belichtung eine lineare Charakteristik erforderlich ist. Daher besteht bei der Summation von Einzelbildern die Möglichkeit, die Bilderfassung durch eine Anpassung der Kamerakennlinie zu optimieren.
- *Die Summation von Einzelbildern ist robuster in Bezug auf Beleuchtungsstörungen*. Betrachtet wird hier als Störung eine sehr starke konstante Hintergrundbeleuchtung, die z. B. bei starker Sonneneinstrahlung auftritt. Abbildung 3.5 zeigt ein gepulst belichtetes Bild einer bewegten Fahrbahn, welches bei starker Sonneneinstrahlung aufgenommen wurde.

Da der Shutter der Kamera bei gepulster Belichtung zwischen den Lichtblitzen geöffnet ist, stellt die starke Hintergrundbeleuchtung den dominanten Anteil der Beleuchtung dar. Die resultierende Beleuchtungsfunktion

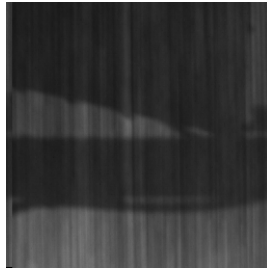


Abbildung 3.5: Die starke Hintergrundbeleuchtung durch Sonneneinstrahlung stört die Messung bei gepulster Belichtung. Resultat ist eine Störung durch extreme Bewegungsunschärfe.

ist näherungsweise eine Rechteckfunktion, was zu einer extremen Bewegungsunschärfe im Bild führt. Zwar wäre eine Detektion des Geschwindigkeitswinkels durch entsprechende Auswertungen möglich, jedoch kann der Geschwindigkeitsbetrag nicht mehr gemessen werden. Bei Summation aufeinander folgender Bilder ist der Shutter der Kamera zwischen den Bildaufnahmen geschlossen, so dass die Hintergrundbeleuchtung lediglich die gesamte Bildhelligkeit beeinflusst. Dies hat keine negativen Auswirkungen, solange die Sensorelemente keine Sättigungseffekte aufweisen.

- *Das Betragsspektrum $|B|$ der Textur ist bekannt.* Das Signal der texturierten Oberfläche wird als zeitlich stationär betrachtet, d. h. das Betragsspektrum $|B|$ der Textur ist zeitlich konstant. Im Idealfall kann der Filter H nach Gl. (3.9) durch Division des Bildes $|B_\Sigma|$ durch das bekannte Betragsspektrum $|B|$ berechnet werden. Störeinflüsse durch schlecht geeignete Spektren können durch diverse Techniken der inversen Filterung (siehe z. B. [Jähne 1997]) reduziert werden.
- *Bessere Selbstanalyse und Selbstdiagnose.* Anhand des bekannten Betragsspektrums $|B|$ der Oberfläche können Gütemaße berechnet werden, welche die Qualität der aktuellen Messwerte charakterisieren.

Ein Nachteil der Summation von Einzelbildern ist der erhöhte Rechenaufwand und, dass je nach Anwendung eine Kamera benötigt wird, die sehr hohe Bildraten ermöglicht. Heutige CMOS-Kameras leisten diese Bildraten bereits ansatzweise. Bei der aktuellen Entwicklung der Technik der CMOS-Kameras ist zu erwarten, dass die Kosten für derartige Kameras deutlich sinken werden und somit kostengünstige Realisierungen von Messsystemen möglich sind.

3.2 Extraktion von Betrag und Richtung des Geschwindigkeitsvektors

In Abschnitt 3.1.2 wurde gezeigt, dass eine Messung des Geschwindigkeitsvektors eine Messung des Winkels und des Abstandes der parallelen Linien im Betragsspektrum $|B_\Sigma|$ erfordert (vgl. Abb. 3.3(f)). Dazu werden in diesem Abschnitt entsprechende Methoden aufgezeigt und diskutiert.

3.2.1 Radon-Transformation

Um die Parameter linearer Strukturen im Bild $|B_\Sigma|$ zu messen, eignet sich besonders eine Radon-Transformation [Radon 1917]. Bei diversen Algorithmen der Bildverarbeitung wurde die Radon-Transformation bereits eingesetzt [Deans 1983, Beyerer 1994]; zum Beispiel nutzt Beyerer die Radon-Transformation, um Parameter von Riefentexturen zu beschreiben. Die Anwendung einer Hough-Transformation [Hough 1962, Leavers 1992] nach Binarisierung von $|B_\Sigma|$ ist auch möglich und wird in [Horn 2003c, Horn 2004a] gezeigt. Bei schlechter Bildqualität gestaltet sich eine Binarisierung, welche die parallelen Linienstrukturen in $|B_\Sigma|$ gut erhält, jedoch schwierig. Daher wird im Folgenden ausschließlich die Radon-Transformation betrachtet.

Die Messung des Geschwindigkeitsvektors anhand der Radon-Transformation gliedert sich in zwei Schritte. Zunächst wird der Geschwindigkeitswinkel β gemessen, der dann als Vorwissen zur Messung des Geschwindigkeitsbetrags $\|\mathbf{v}\|$ eingebracht wird.

Messung des Geschwindigkeitswinkels β

Zur Messung des Geschwindigkeitswinkels β wird die Radon-Transformierte $R_\Sigma(r, \varphi; \mathbf{v})$ des Linienspektrums $|B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})|$ berechnet.

$$R_\Sigma(r, \varphi; \mathbf{v}) := \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})| \delta(\mathbf{f}^T \mathbf{e}_\varphi - r) d\mathbf{f}. \quad (3.18)$$

Die Basisfunktionen der Radon-Transformation sind dabei δ -Linien mit Winkel φ und Abstand r vom Ursprung:

$$\delta(\mathbf{f}^T \mathbf{e}_\varphi - r) \quad \text{mit } r \in (-\infty; \infty) \quad \text{und } \varphi \in [0; 180^\circ). \quad (3.19)$$

Die Radon-Transformierte R_Σ an der Stelle (r, φ) stellt nach Gl. (3.18) das Integral des Bildes $|B_\Sigma|$ entlang einer Geraden mit den Parametern r und φ dar. Bei der Implementierung ist das Bild $|B_\Sigma|$ abgetastet und durch eine rechteckige $N \times N$ -Region begrenzt. Die Integrale zur Berechnung der Radon-Transformierten nach Gl. (3.18) werden durch Liniensummen innerhalb der rechteckigen Bildregion approximiert. Grauwerte an Subpixelpositionen werden durch bilineare Interpolation berechnet. Für die diskretisierten Radien $r = r_d$ und Winkel $\varphi = \varphi_d$ kann folgende Quantisierung gewählt werden:

$$\begin{aligned} r &= r_d \quad \text{mit } r_d \in \left[-\frac{N}{2}, \frac{N}{2} - 1 \right], \quad r_d \in \mathbb{Z}, \\ \varphi &= \varphi_d = k \cdot \frac{180^\circ}{N} \quad \text{mit } k = 0 \dots N - 1, \quad k \in \mathbb{N}_0. \end{aligned} \quad (3.20)$$

Nach [vom Stein 1996] kann der Geschwindigkeitswinkel β anhand der Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ der an den Stellen (r_d, φ_d) ausgewerteten Radon-Transformierten $R_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v})$ gemessen werden. Das Signal $\sigma_R^2(\varphi_d)$ weist beim zu messenden Geschwindigkeitswinkel β ein ausgeprägtes Maximum auf. Durch Lokalisierung des Maximums in $\sigma_R^2(\varphi_d)$ wird der Geschwindigkeitswinkel β gemessen.

$$\beta = \varphi_{d_{\max}} = \arg \max_{\varphi_d} \{ \sigma_R^2(\varphi_d) \}. \quad (3.21)$$

Die Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ ist dabei die Varianz in r_d -Richtung³:

$$\begin{aligned} \sigma_R^2(\varphi_d) &:= \frac{1}{N} \sum_{\forall r_d} \left(R_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v}) - \overline{R_\Sigma(\varphi_d; \mathbf{v})} \right)^2, \\ \text{mit } \overline{R_\Sigma(\varphi_d; \mathbf{v})} &= \frac{1}{N} \sum_{\forall r_d} R_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v}) \end{aligned} \quad (3.22)$$

und $N = \text{Anzahl der Radien } r_d$.

Das Beispiel in Abb. 3.6 zeigt ein Summenbild b_Σ einer bewegten Oberfläche und das zugehörige Betragsspektrum $|B_\Sigma|$. Die Radon-Transformierte R_Σ und

³Die Normierung der Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ auf $\frac{1}{N}$ führt nicht zu einer biasfreien Schätzung der Spaltenvarianz. Die Normierung von $\sigma_R^2(\varphi_d)$ spielt hier jedoch keine Rolle, da lediglich die Lage des Maximums im Signal $\sigma_R^2(\varphi_d)$ wichtig ist.

die zugehörige Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ sind ebenfalls aufgeführt. Das Maximum der Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ liegt beim vorgegebenen Geschwindigkeitswinkel $\beta = 45^\circ$.

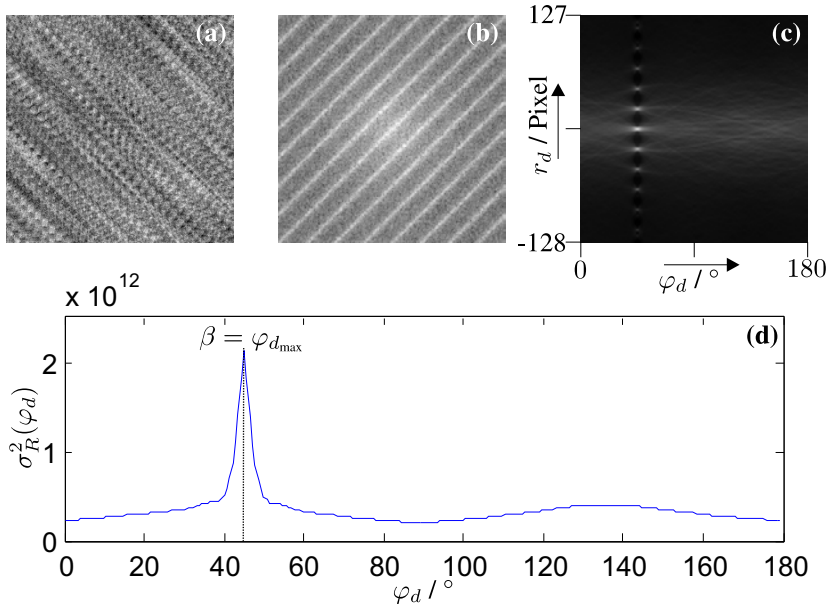


Abbildung 3.6: Messung des Geschwindigkeitswinkels β durch Lokalisierung des Maximums im Signal $\sigma_R^2(\varphi_d)$. (a) Summenbild b_Σ . (b) Logarithmiertes Betragsspektrum $|B_\Sigma|$. (c) Radon-Transformierte R_Σ von $|B_\Sigma|$. (d) Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ der Radon-Transformierten R_Σ .

Experimentelle Untersuchungen im Rahmen dieser Arbeit haben gezeigt, dass eine Lokalisierung des Maximums im summierten Gradientenbetrag $w_R(\varphi_d)$ statt in der Spaltenvarianz zu insgesamt robusteren Messergebnissen für den Geschwindigkeitswinkel führt [Horn und Kammel 2006]:

$$\beta = \arg \max_{\varphi_d} \{w_R(\varphi_d)\},$$

$$\text{mit } w_R(\varphi_d) := \sum_{r_d=-N/2}^{N/2-2} |R_\Sigma(r_d + 1, \varphi_d; \mathbf{v}) - R_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v})|. \quad (3.23)$$

Die Berechnung des summierten Gradientenbetrags $w_R(\varphi_d)$ entspricht einer Faltung der Spalten von R_Σ mit der einfachen Differenziermaske $[-1 \ 1]$ mit anschließender Summation der Beträge.

Ohne eine Normierung von R_Σ auf die Radon-Transformierte des rechteckigen Bildbereichs [Beyerer 1994] ergeben sich für die Spaltenvarianz $\sigma_R^2(\varphi_d)$ bei $\varphi_d = 45^\circ + k \cdot 90^\circ$, $k \in \mathbb{Z}$ Vorzugsrichtungen. Bei Analyse von $w_R(\varphi_d)$ hingegen prägen sich diese Vorzugsrichtungen deutlich weniger aus. Abbildung 3.7 verdeutlicht dies anhand von R_Σ , σ_R^2 und w_R für Modellsignale mit $\lambda = 0,1$, einmal für gute Bildqualität bei einer SNR von 6 dB und einmal für schlechtere Bildqualität bei einer SNR von -6 dB. Die Maxima zu den detektierten Geschwindigkeitswinkeln sind durch einen Kreis markiert.

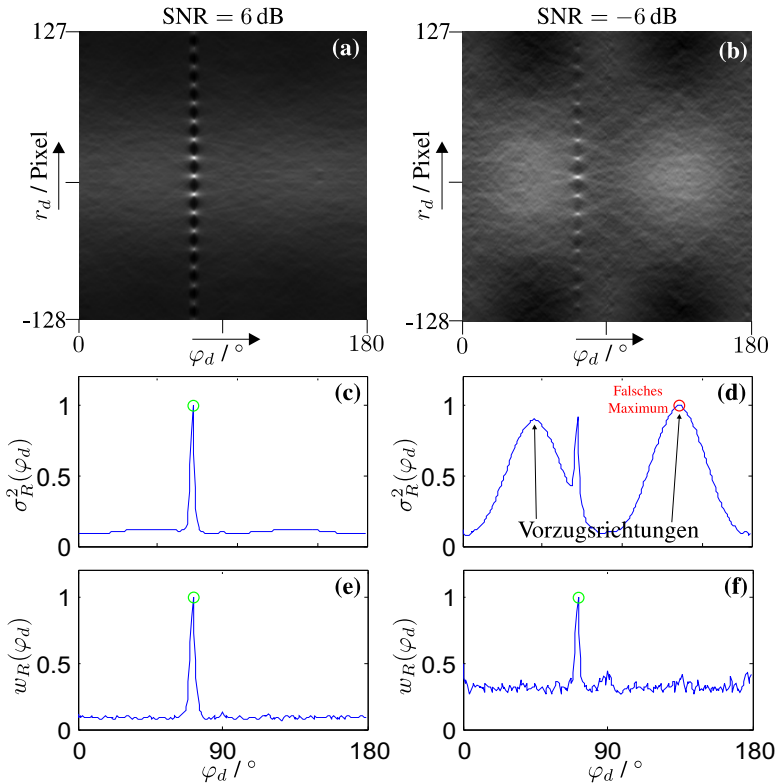


Abbildung 3.7: Vorteil von w_R in Bezug auf Vorzugsrichtungen bei der Winkeldetektion. (a) R_Σ , SNR=6 dB. (b) R_Σ , SNR=-6 dB. (c) σ_R^2 von (a), normiert. (d) σ_R^2 von (b), normiert. (e) w_R von (a), normiert. (f) w_R von (b), normiert.

Im gezeigten Beispiel würde bei Betrachtung der Spaltenvarianz σ_R^2 bei einer SNR von -6 dB ein falscher Geschwindigkeitswinkel gemessen werden (Abb. 3.7(d)). Bei Analyse von w_R wird beim gleichen Bildmaterial dagegen der

richtige Geschwindigkeitswinkel gemessen (Abb. 3.7(f)).

Zur Verdeutlichung des Vorteils der Betrachtung von w_R anstatt von σ_R^2 zeigt Abb. 3.8 Ergebnisse der Winkelmessung bei einer Slalomfahrt im Versuchsfahrzeug bei 30 km/h auf Asphalt. Zwei Bilder der analysierten Sequenz mit schlechter Bildqualität sind in Abb. 3.9 gezeigt. Bei der ersten Messung wurde σ_R^2 , bei der zweiten Messung wurde w_R analysiert, um den Geschwindigkeitswinkel β zu extrahieren. Dabei wurde die Verfahrensvariante durch Summation aufeinander folgender Bilder angewendet (Abschnitt 3.1.3). Zum Vergleich sind die Messwerte eines Correvit[®]-SL-Sensors aufgeführt.

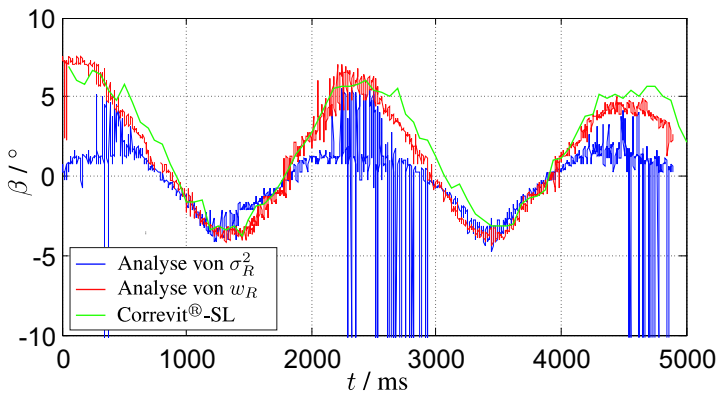


Abbildung 3.8: Ergebnis der Winkelmessung bei Slalomfahrt. Blau: Analyse von σ_R . Rot: Analyse von w_R . Grün: Messung über Vergleichssensor (Correvit[®]-SL). Bei Analyse von w_R werden die Messwerte des Correvit[®]-SL-Sensors besser reproduziert als bei Analyse der Spaltenvarianz σ_R^2 .

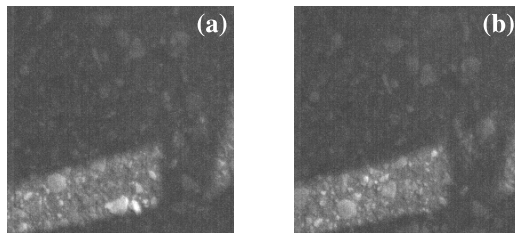


Abbildung 3.9: Zwei aufeinander folgende Bilder der analysierten Slalomsequenz. (a) $t = 100$ ms. (b) $t = 102$ ms.

In Abb. 3.8 ist zu erkennen, dass die Analyse von w_R zu einer insgesamt verbes-

serten Winkelmessung führt. Die Messwerte des Vergleichssensors (grün) werden besser reproduziert als bei Analyse von σ_R^2 . Minimale Abweichungen zwischen der roten Kurve und den Messwerten des Vergleichssensors sind abgesehen von Messunsicherheiten durch die leicht zueinander versetzte Montage bzw. durch eine geringe Verdrehung der Sensoren zueinander zu erklären.

Messung des Geschwindigkeitsbetrags $\|\mathbf{v}\|$

Im zweiten Schritt wird der bekannte Geschwindigkeitswinkel β als Vorwissen zur Messung des Geschwindigkeitsbetrags $\|\mathbf{v}\|$ eingebracht. Betrachtet wird die dem gemessenen Winkel β entsprechende Spalte $f_R(r_d)$ von $R_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v})$:

$$f_R(r_d) := R_\Sigma(r_d, \varphi_d = \beta; \mathbf{v}). \quad (3.24)$$

Das Signal $f_R(r_d)$ stellt eine Projektion des Bildes $|B_\Sigma|$ in Richtung der Impulslinien dar (Abb. 3.10(a)). Es enthält damit maximale Information über den Abstand $\frac{f_L}{\|\mathbf{v}\|}$ der Impulslinien im Bild $|B_\Sigma|$.

Durch Messung des Abstandes $\frac{f_L}{\|\mathbf{v}\|}$ der Peaks im Signal f_R (Abb. 3.10(c)) wird der Geschwindigkeitsbetrag gemessen. Dies wird indirekt durch Berechnung des Betragsspektrums von f_R erreicht. Im Betragsspektrum von f_R ergibt sich eine Impulsfolge, bei welcher der Abstand der Peaks proportional zum Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ ist.

3.2.2 Zentralschnitt-Theorem

Die Komplexität der Berechnung der Radon-Transformierten wird durch Anwendung des Zentralschnitt-Theorems⁴ (ZST) deutlich reduziert [Jähne 1997, Bamler 1989, Deans 1983]. Es wird ein Bild $|B_\Sigma|$ der Größe $N \times N$ Pixel und eine Radon-Transformierte R_Σ ebenfalls der Größe $N \times N$ Pixel angenommen, d. h. es werden jeweils N Quantisierungsstufen für r_d und φ_d angenommen. Die Komplexität der Radon-Transformation ist dann [Beyerer und Puente-León 2002]:

⁴In der Literatur sind u. a. auch die Begriffe Fourierscheiben-Theorem und Projektionstheorem zu finden.

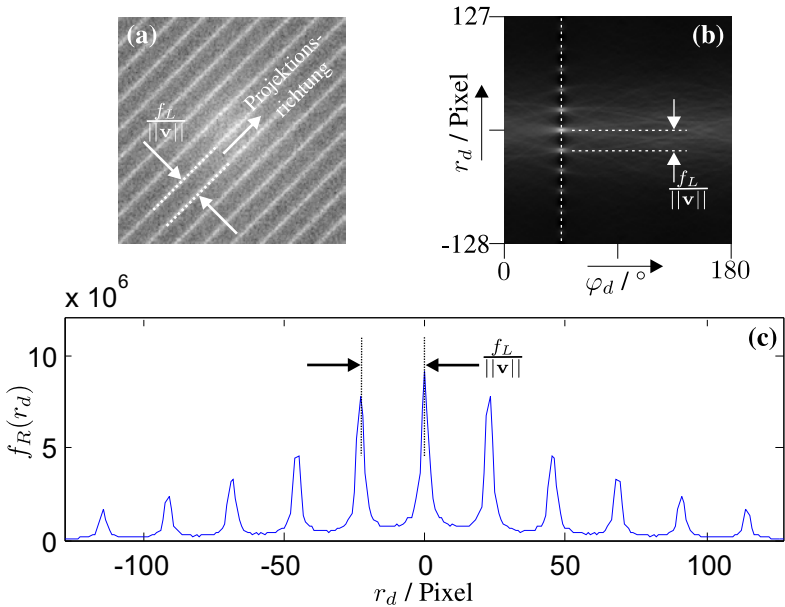


Abbildung 3.10: Messung des Geschwindigkeitsbetrags $||\mathbf{v}||$ durch Messung des Abstandes der Peaks im Signal $f_R(r_d)$. (a) Logarithmiertes Betragsspektrum $|B_\Sigma|$. (b) Radon-Transformierte R_Σ von $|B_\Sigma|$. Die Spalte für $\varphi_d = \beta$ ist durch eine weiße Linie gekennzeichnet. (c) Spalte von R_Σ für $\varphi_d = \beta$.

$O(N^3)$ bei direkter Auswertung der Integrale⁵ nach Gl. (3.18) und
 $O(N^2 \log_2 N)$ bei Anwendung des ZST.

Für $N = 256$ bedeutet dies z. B. eine Reduktion der Komplexität um den Faktor zehn. Beim aktuellen Stand der Rechenleistungen ist eine Echtzeitalisierung ausschließlich bei Anwendung des ZST möglich. Abbildung 3.11 zeigt eine Prinzipskizze zur Berechnung der Radon-Transformierten R_Σ mit dem ZST [Beyerer und Puente-León 2002].

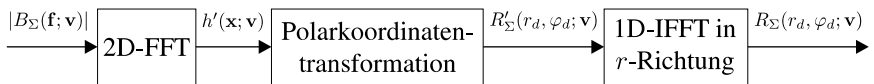


Abbildung 3.11: Radon-Transformation mit Zentralschnitt-Theorem.

⁵Bei der Implementierung sind diese Integrale Liniensummen.

Mit Abb. 3.11 werden folgende Bezeichnungen für die Zwischenergebnisse definiert:

$$\begin{aligned} h'(\mathbf{x}; \mathbf{v}) & \quad \text{2D-Fourier-Transformierte von } |B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v})| \text{ und} \\ R'_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v}) & \quad \text{Polarkoordinaten-Transformierte von } h'(\mathbf{x}; \mathbf{v}). \end{aligned}$$

Die Wahl der Bezeichnung h' ergibt sich aus der elementaren Ähnlichkeit mit der AKF von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$. Dies wird im nächsten Abschnitt 3.2.3 genauer erklärt. Abbildung 3.12 verdeutlicht die Zwischenergebnisse bei Berechnung der Radon-Transformierten mit dem ZST für das Beispiel aus Abschnitt 3.2.1.

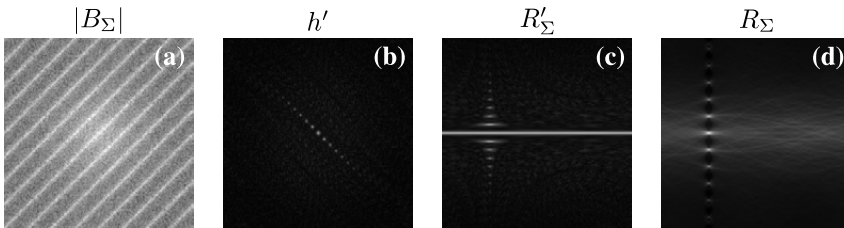


Abbildung 3.12: Zwischenergebnisse bei Berechnung der Radon-Transformierten mit Zentralschnitt-Theorem. (a) Logarithmiertes Betragsspektrum $|B_\Sigma|$. (b) h' = Betragsspektrum von $|B_\Sigma|$. (c) R'_Σ = Polarkoordinaten-Transformierte von h' . (d) R_Σ = Radon-Transformierte von $|B_\Sigma|$.

3.2.3 Anschauliche Interpretation der Zwischenergebnisse beim Zentralschnitt-Theorem

In diesem Abschnitt werden die Eigenschaften des Bildes h' aufgezeigt, welches als Zwischenergebnis bei Anwendung des ZST auftritt. Diese Eigenschaften bilden dann in Abschnitt 3.2.4 die Basis zur Diskussion der Entstehung von Vorzugsrichtungen.

Betrachtet wird zunächst das modifizierte Bild $h'_2 := |\mathcal{F}\{|B_\Sigma|^2\}|$, d. h. das Betragsspektrum des *quadratierten* Bildes $|B_\Sigma|^2$. Aufgrund der Symmetrien und der Tatsache, dass $|B_\Sigma|$ reell ist, stellt h'_2 die AKF $\varphi_{b_\Sigma b_\Sigma}$ des Bildes b_Σ dar.

$$h'_2(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \varphi_{b_\Sigma b_\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v}). \quad (3.25)$$

Das Bild b_Σ kann nach Gl. (3.2) als Reaktion eines linearen, verschiebungsinvarianten Systems (LSI-System) mit der Impulsantwort h auf das Eingangssignal b

betrachtet werden. Für die AKF $\varphi_{b_\Sigma b_\Sigma}$ von b_Σ folgt somit [Lüke 1999]:

$$\varphi_{b_\Sigma b_\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v}) = \varphi_{bb}(\mathbf{x}) \underbrace{* h(\mathbf{x}; \mathbf{v}) * h(-\mathbf{x}; \mathbf{v})}_{= \varphi_{hh}(\mathbf{x}; \mathbf{v})}. \quad (3.26)$$

Folglich stellt das Bild h'_2 die AKF φ_{hh} von h dar, gefaltet mit der AKF der Oberflächentextur⁶. Im Fall der gepulsten Belichtung ist h'_2 somit eine Impulsfolge, bei welcher der Abstand der Peaks dem Geschwindigkeitsbetrag entspricht. Der Winkel der Impulsfolge ist gleich dem Geschwindigkeitswinkel. Die Schärfe der einzelnen Impulse in h'_2 wird durch die Breite der AKF φ_{bb} der Textur bestimmt.

Für das Bild h' gelten qualitativ ähnliche Zusammenhänge, wie gerade für h'_2 aufgezeigt⁷. Der Abstand der Impulse im Bild h' entspricht dem Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$, der Winkel der Impulsfolge entspricht dem Geschwindigkeitswinkel β . So wie im Bild h'_2 hängt auch im Bild h' die Schärfe der Peaks von der AKF φ_{bb} der Textur ab. Eine breite AKF der Textur führt zu breiten Peaks in h' .

Der Einfluss der Textur auf die Breite der Peaks in h' wird durch Abb. 3.13 illustriert. Dort ist ein Ausschnitt von h' für eine jeweils unterschiedlich breite AKF der Textur als $2\frac{1}{2}$ D-Plot gezeigt. Analysiert wurden dabei Modellsequenzen nach Abschnitt 2.2.1 mit $\lambda = 2$ und $\lambda = 0,1$.

Abbildung 3.13 bestätigt, dass eine schmalere AKF der Textur zu schmaleren – d. h. klarer definierten – Peaks in h' führt. Bei geringeren Geschwindigkeiten rücken die Peaks in h' näher zusammen. Gerade bei einer breiten AKF der Textur besteht dann die Gefahr, dass die Peaks ineinander übergehen und nicht mehr trennbar sind. Eine Geschwindigkeitsmessung wäre dann nicht mehr möglich. Der Abstand der Peaks muss über eine Reduktion der Bildrate wieder vergrößert werden.

⁶Hier wird der Begriff AKF nicht streng basierend auf den Definitionen der AKF angewendet. Der Begriff AKF wird hier allgemein zur Benennung einer Funktion verwendet, die dadurch berechnet wird, dass eine allgemeine Funktion mit einer gespiegelten Version von sich selbst gefaltet wird.

⁷Die Bilder h' und h'_2 unterscheiden sich durch eine Transformation des Spektrums mit einer monoton steigenden Kennlinie – einer Parabel. Literatur dazu findet sich im Bereich der Pitchmessung bei der Sprachverarbeitung [Hess 1983]. Im Grunde genommen entspricht die Messung des Geschwindigkeitsbetrags nach Abb. 3.10 einer Pitchmessung, d. h. einer Messung der Grundfrequenz einer Impulsfolge.

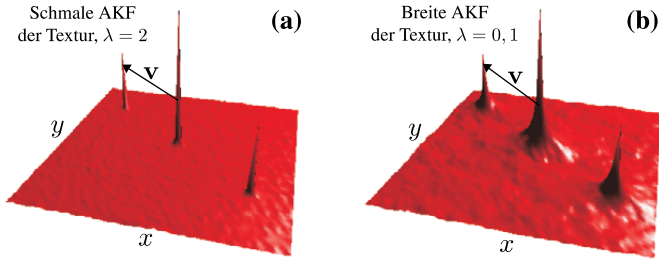


Abbildung 3.13: Die Breite der AKF der Oberflächentextur bestimmt die Breite der Peaks in h' , der Abstand der Peaks entspricht dem Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v} . (a) Ausschnitt von h' für $\lambda = 2$, d. h. schmale AKF des Textursignals. (b) Ausschnitt von h' für $\lambda = 0,1$, d. h. breite AKF des Textursignals.

3.2.4 Vorzugsrichtungen bei Anwendung des Zentralschnitttheorems

Im kontinuierlichen Fall bei unendlicher Ausdehnung der Bildregionen führt die Berechnung der Radon-Transformierten R_Σ über das ZST zum gleichen Ergebnis wie eine Berechnung gemäß der Definitionsgleichung (3.18). Bei der Implementierung auf einem Digitalrechner werden jedoch kontinuierliche Fourier-Transformationen durch diskrete Fourier-Transformationen approximiert. Dadurch hängt R_Σ geringfügig davon ab, ob das ZST angewendet wurde oder nicht. Im Rahmen der Untersuchungen wurde festgestellt, dass sich bei Anwendung des ZST in Zusammenhang mit der Winkeldetektion Vorzugsrichtungen ausprägen. Bestimmte Geschwindigkeitswinkel werden im Vergleich zu anderen bevorzugt gemessen. Zu beobachten war dieser Effekt vorwiegend bei schlechter Bildqualität.

Abbildung 3.14 zeigt das Messergebnis für den Geschwindigkeitswinkel β bei einer Slalomfahrt auf Asphalt. Gezeigt ist einerseits das Messergebnis bei Berechnung von R_Σ durch Liniensummen in $|B_\Sigma|$ gemäß Definitionsgleichung (3.18). Andererseits ist das Messergebnis bei Berechnung von R_Σ über das ZST aufgeführt.

Bei direkter Berechnung von R_Σ rauschen die Messwerte ohne bestimmte Vorzugsrichtungen um den „wahren“ Wert. (Abb. 3.14(a)). Bei Anwendung des ZST sind deutlich unerwünschte Vorzugsrichtungen zu erkennen (Abb. 3.14(b)).

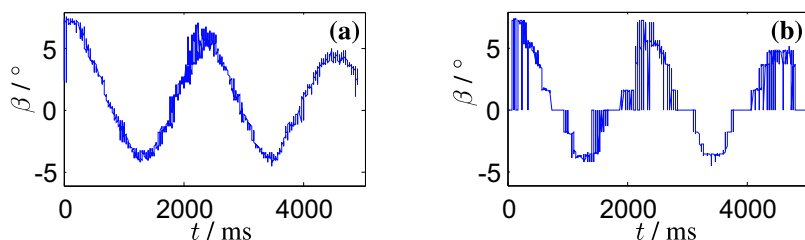


Abbildung 3.14: Vorzugsrichtungen durch Anwendung des ZST. (a) Messergebnis für den Geschwindigkeitswinkel β bei Berechnung von R_Σ durch direkte Berechnung von Liniensummen. (b) Messergebnis für den Geschwindigkeitswinkel β mit ausgeprägten Vorzugsrichtungen bei Berechnung von R_Σ über das ZST.

Zur Analyse der Vorzugsrichtungen wird das Bild h' betrachtet, dessen Eigenschaften in Abschnitt 3.2.3 aufgezeigt wurden. Dieses Bild h' drückt das Bild $|B_\Sigma|$ durch eine Basis zweidimensionaler ortsdiskreter Sinus- und Kosinus-Funktionen aus. Die 2D-Frequenzen dieser Basisfunktionen sind bei der Implementierung quantisiert. Folglich passt diese Basis mehr oder weniger gut, je nach Geschwindigkeitsvektor. Die Basis passt genau dann optimal, wenn der Geschwindigkeitsvektor exakt auf dem Pixelraster liegt, d. h. wenn v_x und v_y in der Einheit Pixel pro Bild ganzzahlig sind. Dies hat zur Folge, dass die Peaks in h' umso schärfer sind, je besser \mathbf{v} auf das Pixelraster passt. Je schärfer diese Peaks sind, desto genauer ist der Geschwindigkeitswinkel detektierbar. Abbildung 3.15 verdeutlicht dies anhand von zwei rauschfreien Modellsequenzen mit $\lambda = 10$, d. h. die AKF des Textursignals b ist sehr schmal. Damit ist die rein durch das Textursignal b bedingte Breite der Peaks in h' sehr gering (siehe Abschnitt 3.2.3). Gezeigt ist h' einmal für einen Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v} = (10, 0)^T$ genau auf dem Pixelraster und einmal für $\mathbf{v} = (10, 0,5)^T$ zwischen zwei Pixeln. Der Peak bei $(10, 0,5)^T$ ist im Vergleich zum Peak bei $(10, 0)^T$ deutlich unschärfer.

Die Lage des Maximums im Signal w_R repräsentiert den Geschwindigkeitswinkel (Gl. (3.23)). Die Ausprägung dieses Maximums in w_R wird durch die Ausprägung der Peaks in h' bestimmt. Wie in Abb. 3.16 gezeigt, ist damit das Maximum in w_R für den Geschwindigkeitsvektor $(10, 0,5)^T$ weniger ausgeprägt als für den Geschwindigkeitsvektor $(10, 0)^T$, trotz sonst gleicher Parameter.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass ein Geschwindigkeitsvektor β , der zu einem Geschwindigkeitsvektor auf dem Pixelraster gehört, eher korrekt gemessen wird, da der Peak in w_R dann maximale Ausprägung aufweist. Folglich führt ein

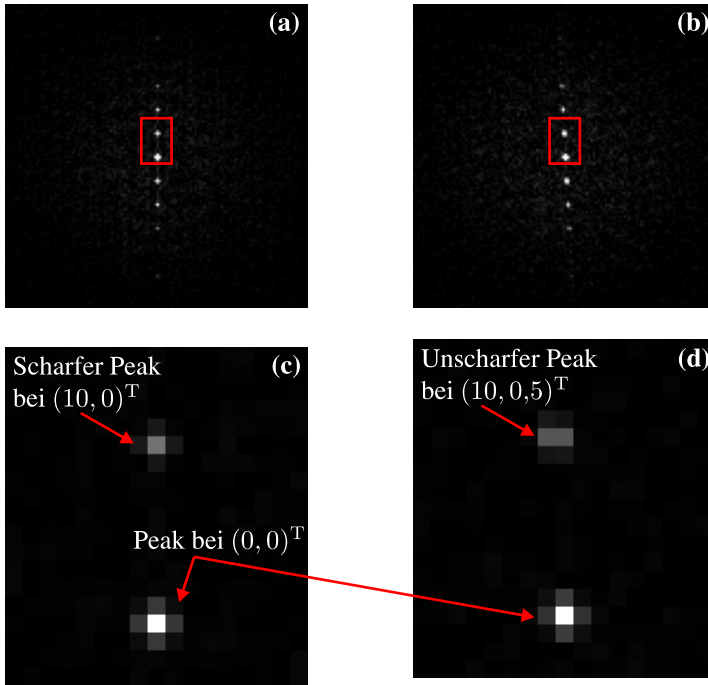


Abbildung 3.15: Abhängigkeit der Schärfe der Peaks in h' von der Rasternähe des Geschwindigkeitsvektors. (a) h' für $\mathbf{v} = (10, 0)^T$. (b) h' für $\mathbf{v} = (10, 0,5)^T$. (c) Ausschnitt von (a). (d) Ausschnitt von (b). Ausschnitte durch rote Rechtecke in (a) und (b) gekennzeichnet.

minimaler Rasterabstand d des Geschwindigkeitsvektors vom Pixelraster zu einer Vorzugsrichtung im Geschwindigkeitswinkel. Wie Abb. 3.17 verdeutlicht, ist der Rasterabstand d der tangentielle Abstand der Spitze des Geschwindigkeitsvektors zum Pixelraster.

Für kleine Winkel β kann d durch Betrachtung des Abstandes in x -Richtung approximiert werden:

$$\begin{aligned}
 d(\|\mathbf{v}\|, \beta) &\approx \min \{ \lfloor v_x \rfloor - v_x, v_x - \lceil v_x \rceil \} \\
 &= \min \{ \lfloor \|\mathbf{v}\| \sin \beta \rfloor - \|\mathbf{v}\| \sin \beta, \|\mathbf{v}\| \sin \beta - \lceil \|\mathbf{v}\| \sin \beta \rceil \}, \quad (3.27)
 \end{aligned}$$

mit $\lfloor \cdot \rfloor$: nächste kleinere ganze Zahl
 und $\lceil \cdot \rceil$: nächste größere ganze Zahl.

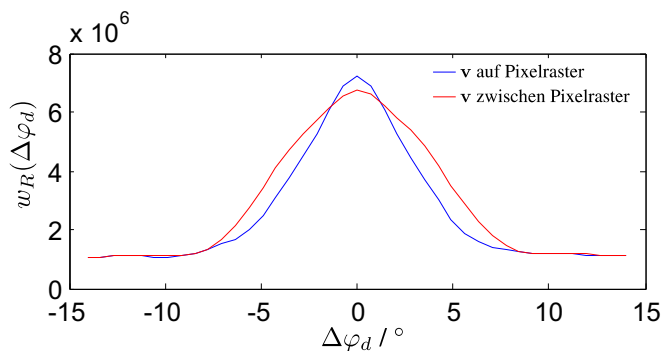


Abbildung 3.16: Abhängigkeit der Ausprägung des Peaks in w_R von der Rasternähe des Geschwindigkeitsvektors. Blau: w_R mit scharfem Peak für $\mathbf{v} = (10, 0)^T$ auf dem Pixelraster. Rot: w_R mit verwaschenem Peak für $\mathbf{v} = (10, 0,5)^T$ zwischen dem Pixelraster. $\Delta\varphi_d = \beta - \varphi_d =$ Abweichung vom wahren Geschwindigkeitswinkel. Um einen besseren Vergleich der Kurven zu ermöglichen, wurden die Kurven so verschoben, dass das Maximum an der gleichen Stelle liegt.

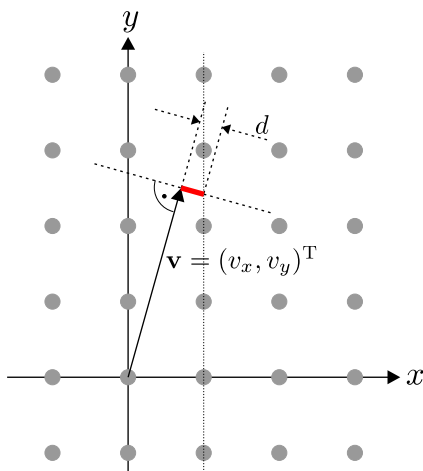


Abbildung 3.17: Tangentialer Abstand d des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v} vom Pixelraster.

Die Bedeutung von d zeigt sich deutlich in Abb. 3.18. Das linke Diagramm zeigt die ersten 1000 Messwerte der Messung mit den Vorzugsrichtungen aus Abb. 3.14(b). Im Diagramm rechts ist β über d aufgetragen, wobei die lokalen Minima von d durch grüne Linien ins linke Diagramm übertragen wurden. Bei

der Berechnung von d wurde $\|\mathbf{v}\| = 31$ Pixel pro Bild zu Grunde gelegt, was hier der tatsächlichen Fahrzeuggeschwindigkeit 30 km/h entspricht. In Abb. 3.18 ist deutlich zu erkennen, dass Vorzugsrichtungen im Geschwindigkeitswinkel dort entstehen, wo d ein lokales Minimum aufweist. Wünschenswert ist eine Kompensation dieser Vorzugsrichtungen, so dass alle Geschwindigkeitswinkel bei Nutzung des ZST gleichwertig gemessen werden.

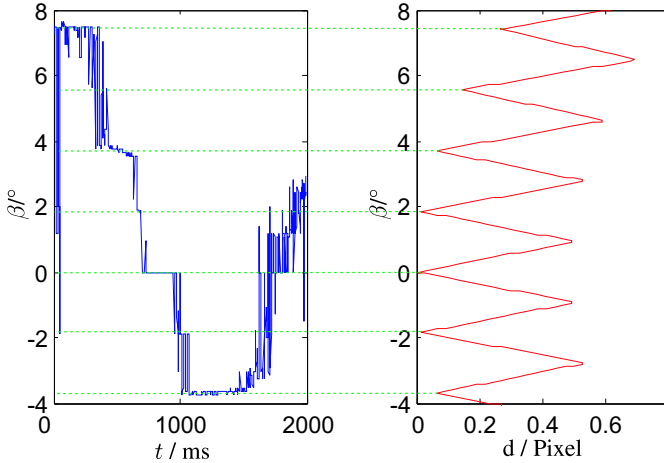


Abbildung 3.18: Vorzugsrichtungen von β in Abhängigkeit der Rasternähe d des Geschwindigkeitsvektors. Links: Messergebnis für den Geschwindigkeitswinkel für eine Slalomfahrt bei 30 km/h. Rechts: Rasterabstand d in Abhängigkeit von β für $\|\mathbf{v}\| = 31$ Pixel pro Bild entsprechend 30 km/h. Grün: Lokale Minima von d .

Zur Reduktion des Störeinflusses durch Vorzugsrichtungen kann eine sinc-Interpolation durch Zero-Padding von $|B_{\Sigma}|$ in Erwägung gezogen werden. Zero-Padding von $|B_{\Sigma}|$ erhöht die Frequenzauflösung. Folglich passen die 2D-sin- und cos-Basisfunktionen besser zur Beschreibung von $|B_{\Sigma}|$ durch diese Basisfunktionen. Die Peaks in h' werden geschärft. Abbildung 3.19 zeigt das Messergebnis für die Slalomfahrt bei 30 km/h ohne Zero-Padding von $|B_{\Sigma}|$, sowie das Messergebnis mit Zero-Padding von $|B_{\Sigma}|$ auf die doppelte Größe. Dabei wird deutlich, dass der Winkelabstand der Vorzugsrichtungen durch Zero-Padding von $|B_{\Sigma}|$ deutlich reduziert wurde. Dies äußert sich darin, dass der Verlauf des Geschwindigkeitswinkels in Abb. 3.19(b) kontinuierlicher als in Abb. 3.19(a) ist. Um ein Messergebnis ähnlich dem ohne ZST zu erhalten, wäre so starkes Zero-Padding notwendig, dass die Vorzugsrichtungen quasikontinuierlich auftreten. Der Rechenaufwand wäre für eine Echtzeitalisierung zu hoch, der Speicherbedarf für h'

wäre immens. Eine komplette Vermeidung der Vorzugsrichtungen durch Anpassung des Verfahrens ist damit schwierig.

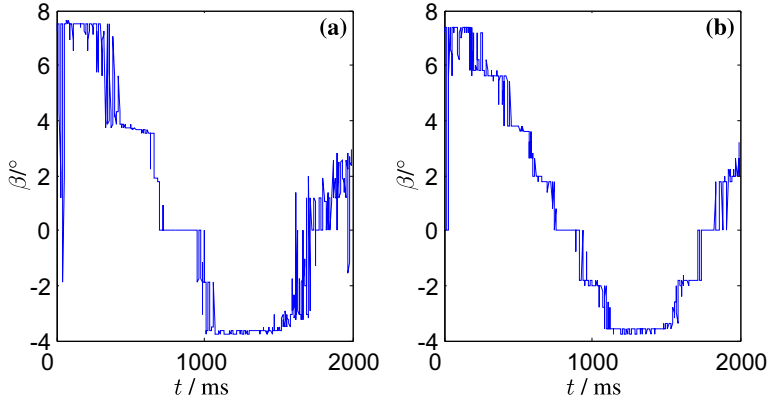


Abbildung 3.19: Verfeinerung der Vorzugsrichtungen von β durch Zero-Padding von $|B_\Sigma|$. (a) Messergebnis für den Geschwindigkeitswinkel ohne Zero-Padding. (b) Mit Zero-Padding.

Die folgende Überlegung gestattet es jedoch, den Geschwindigkeitsbetrag – in Pixel pro Bild – so anzupassen, dass die Vorzugsrichtungen möglichst eng beieinander liegen und damit das durch Vorzugsrichtungen bedingte „Quantisierungsrauschen“ minimiert wird. Der Geschwindigkeitsbetrag – in Pixel pro Bild – lässt sich über die Bildrate anpassen. Es wurde gezeigt, dass die Vorzugswinkel elementar von d nach Gl. (3.27) abhängen. Abbildung 3.20 zeigt $d(\|\mathbf{v}\|, \beta)$ als Grauwertbild. Vorzugsrichtungen treten bei lokalen Minima von d auf, die in Abb. 3.20 durch dunkle Bereiche zu erkennen sind.

Die Messgüte des Geschwindigkeitswinkels steigt für höhere Geschwindigkeitsbeträge, da die Vorzugsrichtungen dort enger beieinander liegen. In Abb. 3.20 ist dies dadurch zu erkennen, dass die lokalen Minima, d. h. die dunklen Bereiche, für hohe $\|\mathbf{v}\|$ näher beisammen liegen. Durch eine Steuerung der Bildrate kann der Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ – in der Einheit Pixel pro Bild – in Bereiche mit höherer Dichte der Vorzugsrichtungen gelegt werden. Der Störeinfluss durch Vorzugsrichtungen wird reduziert.

Hier sei weiterhin darauf verwiesen, dass die Messunsicherheit des Geschwindigkeitswinkels bei der in Kapitel 4 beschriebenen Bildfolgen-Analyse ebenfalls

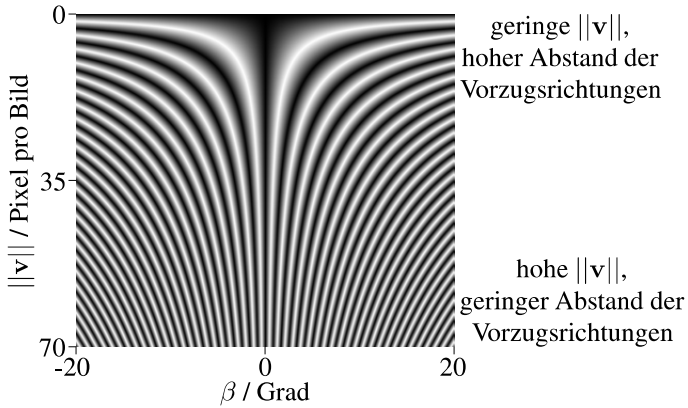


Abbildung 3.20: Rasternähe $d(\|\mathbf{v}\|, \beta)$ des Geschwindigkeitsvektors als Grauwertbild. Vorzugsrichtungen von β prägen sich bei lokalen Minima von $d(\|\mathbf{v}\|, \beta)$ aus.

für hohe Geschwindigkeitsbeträge sinkt (Abschnitt 4.3.4). Für beide Verfahren ist somit eine Anpassung der Bildrate an die aktuell auftretenden Geschwindigkeiten sinnvoll.

3.3 Reduktion der Pixelanzahl

Ziel bei der Sensorentwicklung ist eine möglichst niedrige Pixelanzahl, um durch eine Reduktion der Komplexität und der benötigten Halbleiterfläche die Sensorkosten gering zu halten. Hier wird der Einfluss einer Reduktion der Pixelanzahl durch eine Reduktion der Bildauflösung betrachtet, wobei eine konstante Bildrate f_L angenommen wird. Sehr anschaulich werden die Sachverhalte, wenn jeweils eine Halbierung der Abtastrate betrachtet wird. Dies bedeutet, es wird zunächst eine Tiefpassfilterung mit einem Filter, dessen Grenzfrequenz in der Bandmitte liegt, durchgeführt. Anschließend erfolgt ein Downsampling um den Faktor zwei. Diese Kombination wird oftmals als „Pyramid Down-Operation“ bezeichnet. Die Anwendung dieser Pyramid-Down-Operation auf die Einzelbilder b_k führt zur Anwendung der gleichen Operation auf das Summenbild b_Σ (siehe Gl. (3.17)). Daher kann die Reduktion der Abtastrate für die gepulste Belichtung und für die Variante durch Summation von Einzelbildern analog behandelt werden. Im Frequenzbereich, d. h. in $|B_\Sigma|$, bedeutet die Reduktion der Auflösung das Ausschneiden eines quadratischen Bereichs, welcher um die Frequenz Null zentriert

ist und die halbe Kantenlänge des Ursprungsbildes aufweist (Abb. 3.21). Dies führt zu einem Informationsverlust, da in $|B_\Sigma|$ dann weniger Impulslinien vorhanden sind, die zur Messung des Geschwindigkeitsvektors beitragen können. Eine Erhöhung der Messunsicherheit ist die Folge. Der Informationsverlust kann sogar soweit gehen, dass die Grundfrequenz-Impulslinie herausgefiltert wird und eine Geschwindigkeitsmessung damit nicht mehr möglich ist. In Abb. 3.21 wäre dies beim nächsten Schritt bei 16×16 Pixel gerade der Fall.

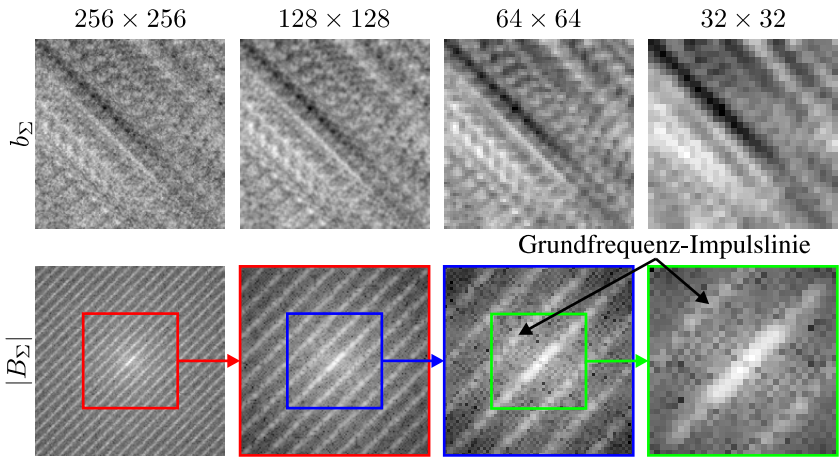


Abbildung 3.21: Reduktion der Abtastrate bedeutet den Ausschnitt eines Quadrats aus $|B_\Sigma|$. Oben: Ortsbereich. Unten: Logarithmierte Betragsspektren.

Abbildung 3.22 verdeutlicht die Erhöhung der Messunsicherheit durch eine Reduktion der Auflösung anhand einer Modellsequenz mit 100 Bildern, die bei einer SNR von -6 dB starkes Rauschen aufweist. Bei einem vorgegebenen Geschwindigkeitswinkel von $\beta = 26,57$ Grad wurde die Sequenz bei 256×256 Pixel und bei reduzierter Auflösung von 64×64 Pixel analysiert. Dabei ist zu beobachten, dass die Messunsicherheit bei 256×256 Pixel deutlich geringer ist als bei 64×64 Pixel. Bei 256×256 Pixel beträgt die Standardabweichung σ_β des Geschwindigkeitswinkels $0,42^\circ$, bei 64×64 Pixel ist σ_β mit $2,00^\circ$ deutlich höher.

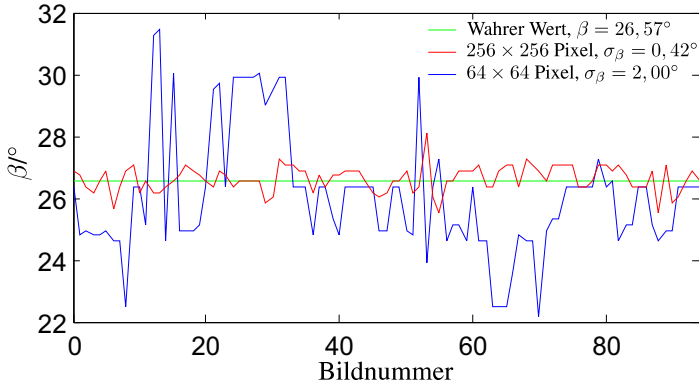


Abbildung 3.22: Ergebnis der Winkelmessung für verschiedene Auflösungen bei Analyse einer Modellsequenz. SNR = -6 dB.

3.4 Selbstbeurteilung

Für die Weiterverarbeitung der Messwerte der 2D-Geschwindigkeitssensorik in nachgeschalteten Systemen ist die Bereitstellung eines Gütemaßes zu jedem Messwert erforderlich. Es wurde gezeigt, dass die Messung des Geschwindigkeitswinkels und -betrags durch eine Peak-Detektion in 1D-Signalen vorgenommen wird (vgl. Gl. (3.23)). Die Ausprägung dieser Peaks kann zur Selbstbeurteilung der aktuellen Messgüte genutzt werden.

Die Winkeldetektion wird durch eine Peak-Detektion im Signal $w_R(\varphi_d)$ nach Gl. (3.23) durchgeführt. Die Ausprägung des Peaks in $w_R(\varphi_d)$ lässt sich folgendermaßen messen:

$$G_{\text{EBA}} := \frac{\max\{w_R(\varphi_d)\}}{\overline{w_R}} = \frac{\text{Maximum von } w_R}{\text{Mittelwert von } w_R}. \quad (3.28)$$

Getestet wurde dieses Gütemaß durch Analyse von drei künstlich generierten Modellsequenzen mit jeweils 100 Bildern bei $\lambda = 0,5$. Dabei betragen die Rauschpegel -3 dB, 0 dB und 3 dB. Basierend auf diesen Sequenzen mit unterschiedlicher SNR wurden neben dem mittleren Gütemaß $\overline{G_{\text{EBA}}}$ die Standardabweichungen von Geschwindigkeitswinkel β und -betrag $\|\mathbf{v}\|$ ermittelt. Die in Tabelle 3.1 gezeigten Ergebnisse bestätigen, dass das Gütemaß G_{EBA} die aktuelle Messunsicherheit repräsentiert. Eine geringere Standardabweichung der Messung spiegelt sich in einem höheren Gütemaß wider. Verdeutlicht wird die Funktionalität dieses Güte-

maßes G_{EBA} auch in Abschnitt 5.3 anhand von Messungen im Fahrzeug.

	SNR=-3 dB	SNR=0 dB	SNR=3 dB
σ_β / Grad	0,26	0,17	0,11
$\sigma_{ v }$ / Pixel pro Bild	0,035	0,020	0,013
$\overline{G}_{\text{EBA}}$	2,55	3,19	3,73

Tabelle 3.1: Gütemaß $\overline{G}_{\text{EBA}}$ und Standardabweichungen des Geschwindigkeitsvektors bei Analyse von Modellsequenzen mit variierendem Rauschpegel.

3.5 Kapitelzusammenfassung und Diskussion

In diesem Kapitel wurde ein Verfahren zur Messung des Geschwindigkeitsvektors dargestellt, welches gepulst belichtete Bilder der bewegten Oberfläche im Frequenzbereich analysiert. Es wurden zwei grundsätzliche Verfahrensvarianten unterschieden: *Gepulste Belichtung* und *Summation von Einzelbildern*. Welche Variante des Verfahrens einzusetzen ist, hängt von der speziellen Anwendung ab. Bei Anwendungen wie z. B. im Fahrzeug, wo die Beleuchtungsbedingungen und die Textur stark variieren, ist die in Abschnitt 3.1.3 beschriebene Verfahrensvariante durch Summation von Einzelbildern vorzuziehen. Das aktuelle Texturspektrum ist bei dieser Variante dem Messsystem bekannt, somit besteht die Möglichkeit der adaptiven Anpassung des Messsystems an das aktuelle Texturspektrum. Bei Anwendungen im industriellen Bereich, bei denen das Texturspektrum und die Beleuchtungsbedingungen bekannt und nahezu konstant sind, ist die Variante durch gepulste Belichtung durchaus sinnvoll.

Die größte Einschränkung der Einzelbild-Analyse ist, dass die Texturen keine dominanten periodischen bzw. linearen Strukturen enthalten dürfen [Horn 2004a]. Besonders kritisch ist es, wenn die dominanten Strukturen der Textur eine ähnliche Richtung aufweisen wie der Geschwindigkeitsvektor selbst. Abbildung 3.23(a) zeigt ein Bild eines Fahrbahnbelags, welcher dominante parallele Linienstrukturen aufweist. Zum Vergleich ist in Abb. 3.23(b) eine für die Einzelbild-Analyse gutartige Textur gezeigt. Durch die linearen Strukturen werden bereits durch die Textur Vorzugsrichtungen eingepreßt, was in den entsprechenden Betragsspektren deutlich zu erkennen ist.

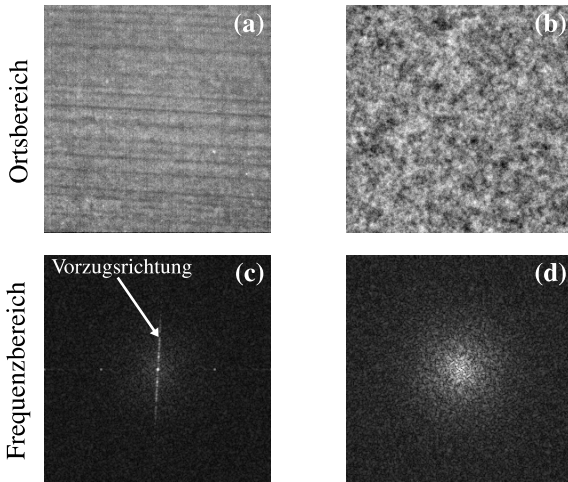


Abbildung 3.23: (a) Fahrbahnbelag mit linearen Strukturen, die zu Vorzugsrichtungen führen. (b) Künstlich generierte, gutartige Textur ohne Vorzugsrichtung. (c) Betragsspektrum von (a) mit Vorzugsrichtung. (d) Rotationssymmetrisches Betragsspektrum von (b), d. h. keine Vorzugsrichtung.

Da eine Drehung des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v} um 180 Grad keinen Einfluss auf $|B_{\Sigma}|$ hat, kann der Geschwindigkeitswinkel durch Einzelbild-Analyse nur bis auf eine Mehrdeutigkeit von 180 Grad bestimmt werden. Bei der Verfahrensvariante durch Summation von Einzelbildern kann die Phase der Spektren B_k der summierten Bilder b_k zur Richtungserkennung genutzt werden. Wenn b_k und b_{k+1} zwei aufeinander folgende Bilder der bewegten Oberfläche sind, enthält die Phasendifferenz der Spektren B_k und B_{k+1} die Richtungsinformation. Die Richtung des Gradienten im Phasendifferenzbild kann zur Messung der Bewegungsrichtung verwendet werden.

Die Einzelbild-Analyse wurde innerhalb dieser Arbeit so dargestellt, dass in jedem Messschritt alle Geschwindigkeitswinkel von Null bis 180 Grad messbar sind. Als Erweiterung empfiehlt sich aufgrund der oftmals eingeschränkten Dynamik der bewegten Oberflächen in Zukunft ein Tracking des Geschwindigkeitswinkels. Damit wäre es bei gleichbleibender Komplexität möglich, die Winkel im Bereich des aktuellen Geschwindigkeitswinkels feiner aufzulösen und somit Messwerte mit geringeren Unsicherheiten bereitzustellen.

Zusammenfassend ist in Abb. 3.24 ein Systemvorschlag dargestellt, der bei Mes-

sungen im Fahrzeug sehr gute Ergebnisse lieferte. Eingangssignal für die dort gezeigte Verarbeitungskette ist ein Bild b_Σ , welches sowohl durch gepulste Belichtung als auch durch Summation von Einzelbildern gewonnen werden kann.

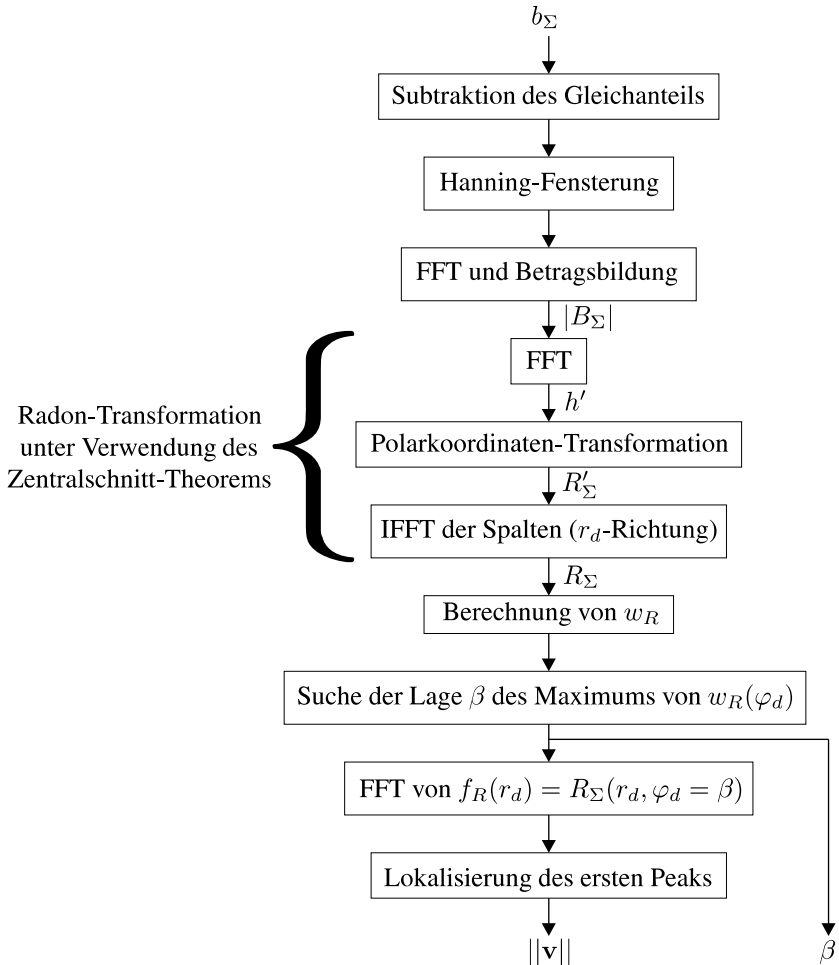


Abbildung 3.24: Blockschaltbild zur Einzelbild-Analyse.

4 Bildfolgen-Analyse

Bei der Bildfolgen-Analyse wird die Relativbewegung der texturierten Oberfläche anhand der Verschiebung zweier Bilder gemessen, die in definiertem Zeitabstand aufgenommen wurden (Abb. 4.1). Das Bild zum Zeitpunkt t_0 wird im Folgenden Bild 1 bzw. b_1 genannt, das darauf folgende Bild zum Zeitpunkt $t_0 + \frac{1}{f_L}$ wird entsprechend mit Bild 2 bzw. b_2 bezeichnet. Dabei ist f_L die Bildrate und $\frac{1}{f_L}$ der Zeitraum zwischen der Aufnahme der Bilder b_1 und b_2 .

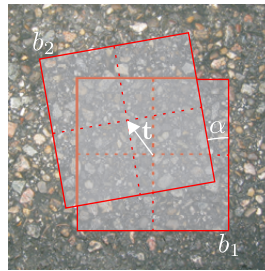


Abbildung 4.1: Messung des Geschwindigkeitsvektors anhand der relativen Lage zweier aufeinander folgender Bilder. Der Verbindungsvektor $\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$ der Bildmittelpunkte ist der Quotient $\frac{\mathbf{v}}{f_L}$ aus Geschwindigkeitsvektor und Bildrate.

Zur Messung der Relativbewegung zwischen b_1 und b_2 kann eine Vielzahl unterschiedlicher Algorithmen zur Registrierung zweier Bilder bzw. zur Bewegungsschätzung aus Bildfolgen angewendet werden. Ergänzend zu den bereits in Abschnitt 1.2.3 aufgeführten Methoden zur Bewegungsschätzung aus Bildfolgen sind hier die Werke [Haußecker und Spies 2000, Diehl 1988, Mitiche 1994, Reed 2005, Stiller und Konrad 1999] als Auswahl zu nennen. Besonders zu erwähnen in Bezug auf die 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen sind die Werke von Dietmayer, der in [Dietmayer 1994, Dietmayer und Krüger 1994, Dietmayer 1996] ein Verfahren zur Messung der ebenen Bewegung texturierter Oberflächen anhand von korrespondierenden Merkmalpositionen in aufeinander folgenden Bildern beschreibt.

Das bei der Einzelbild-Analyse in Kapitel 3 verwendete rein translatorische Bewegungsmodell wird bei der Bildfolgen-Analyse um einen Freiheitsgrad der Rotation erweitert. Zu schätzen sind damit drei Parameter: Die zwei translatorischen Komponenten t_x und t_y des Verschiebungsvektors \mathbf{t} und der Rotationswinkel α zwischen den betrachteten Bildern. Der Geschwindigkeitsvektor \mathbf{v} und die Drehrate ω ergeben sich durch Multiplikation mit der Bildrate:

$$\mathbf{v} = \mathbf{t} \cdot f_L, \quad (4.1)$$

$$\omega = \alpha \cdot f_L. \quad (4.2)$$

Die globale Berechnung einer Zielfunktion durch Kreuzkorrelation, d. h. die Korrelation des gesamten Bildbereichs, ist bei drei Freiheitsgraden äußerst rechenintensiv. Daher wird die Relativbewegung zwischen Kamera und texturierter Oberfläche anhand von korrespondierenden Punkten in aufeinander folgenden Bildern geschätzt (Abb. 4.2).

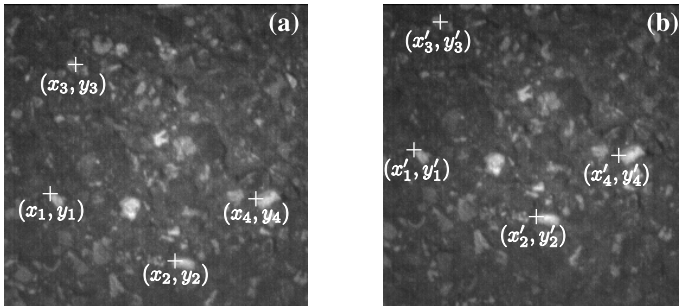


Abbildung 4.2: Bilder einer bewegten Fahrbahn mit vier korrespondierenden Punkten. (a) Bild 1, $t = t_0$. (b) Bild 2, $t = t_0 + 4$ ms.

Die Schätzung des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v} und der Drehrate ω anhand von Punktkorrespondenzen lässt sich in zwei Stufen gliedern:

1. *Beobachtungsgewinnung*
Suche von korrespondierenden Punkten in aufeinander folgenden Bildern.
2. *Schätzung des Geschwindigkeitsvektors*
Schätzung des Geschwindigkeitsvektors anhand der beobachteten Punktkorrespondenzen.

Im folgenden Abschnitt wird zunächst die Schätzung der Bewegungsparameter t_x , t_y und α anhand von korrespondierenden Punkten beschrieben (Stufe zwei). Die dazu erforderliche Berechnung korrespondierender Punkte wird dann in Abschnitt 4.2 aufgezeigt (Stufe eins). Anschließend werden in Abschnitt 4.3 theoretische Betrachtungen zur Messunsicherheit dargestellt, die eine Berechnung der Standardabweichung der Messwerte in Abhängigkeit der Textur und des Rauschens erlauben. Nach einer Diskussion von Gütemaßen zur Selbstbeurteilung in Abschnitt 4.4 geben die Abschnitte 4.5 und 4.6 neben einer Zusammenfassung einen Ausblick auf mögliche Verbesserungen. Ergänzend können in Anhang B.2 Realisierungsüberlegungen im Sinne einer Kosten- und Komplexitätsminimierung nachgelesen werden.

4.1 Schätzung des Geschwindigkeitsvektors aus Punktkorrespondenzen

Die Abbildung eines Punktes $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)^T$ im Bild 1 auf einen Punkt $\hat{\mathbf{x}}'_i = (\hat{x}'_i, \hat{y}'_i)^T$ im Bild 2 kann als Kombination von Rotation und Translation ausgedrückt werden¹:

$$\begin{pmatrix} \hat{x}'_i \\ \hat{y}'_i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \hat{\alpha} & \sin \hat{\alpha} \\ -\sin \hat{\alpha} & \cos \hat{\alpha} \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \underbrace{\begin{pmatrix} \hat{t}_x \\ \hat{t}_y \end{pmatrix}}_{\text{Translationsvektor } \hat{\mathbf{t}}} \quad (4.3)$$

Damit eine Identifikation korrespondierender Punkte überhaupt möglich ist, müssen sich die aufeinander folgenden Bilder der bewegten Oberfläche überlappen. Bei Anwendung im Fahrzeug sind dazu sehr hohe Bildraten erforderlich, so dass der Rotationswinkel $\hat{\alpha}$ zwischen den Bildern klein ist. Dies gestattet eine Linearisierung bzgl. $\hat{\alpha}$ um null Grad. Mit $\cos \hat{\alpha} \approx 1$ und $\sin \hat{\alpha} \approx \hat{\alpha}$ folgt aus Gl. (4.3):

$$\begin{pmatrix} \hat{x}'_i \\ \hat{y}'_i \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \hat{\alpha} \\ -\hat{\alpha} & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \hat{t}_x \\ \hat{t}_y \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

¹Größen, die unsicherheitsbehaftet sind, werden im Folgenden mit einem $\hat{\cdot}$ -Zeichen gekennzeichnet.

Bei Betrachtung von N Punktkorrespondenzen kann ein lineares Beobachtungsmodell formuliert werden:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \hat{x}'_0 - x_0 \\ \hat{y}'_0 - y_0 \\ \vdots \\ \hat{x}'_{N-1} - x_{N-1} \\ \hat{y}'_{N-1} - y_{N-1} \end{pmatrix}}_{=:\Delta\hat{\mathbf{x}}} + \hat{\mathbf{e}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & y_0 \\ 0 & 1 & -x_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & y_{N-1} \\ 0 & 1 & -x_{N-1} \end{bmatrix}}_{=:\mathbf{H}} \underbrace{\begin{pmatrix} \hat{t}_x \\ \hat{t}_y \\ \hat{\alpha} \end{pmatrix}}_{=:\hat{\mathbf{p}}} \quad (4.5)$$

bzw.

$$\Delta\hat{\mathbf{x}} + \hat{\mathbf{e}} = \mathbf{H}\hat{\mathbf{p}}. \quad (4.6)$$

Der Parametervektor $\hat{\mathbf{p}} = (\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\alpha})^T$ wird nach dem Least-Squares-Kriterium durch Minimierung von $\hat{\mathbf{e}}^T \hat{\mathbf{e}}$ folgendermaßen geschätzt:

$$\hat{\mathbf{p}} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \Delta\hat{\mathbf{x}}. \quad (4.7)$$

Eine Weighted-Least-Squares-Schätzung (WLS) [Van der Heijden 1994] wird hier zunächst nicht betrachtet, da bei isotropen Textursignalen mit rotationssymmetrischer AKF von unkorrelierten Beobachtungen mit gleichen Standardabweichungen ausgegangen werden kann. Die Gewichtungsmatrix beim Weighted-Least-Squares-Schätzer wäre ein skalares Vielfaches der Einheitsmatrix. Die Weighted-Least-Squares-Schätzung würde das selbe Ergebnis liefern wie die LS-Schätzung.

Die für die Schätzung nach Gl. (4.7) erforderliche Berechnung von Punktkorrespondenzen wird im nächsten Abschnitt 4.2 beschrieben.

4.2 Beobachtungsgewinnung aus Punktkorrespondenzen

Zur Punktkorrespondenzsuche wird eine Koordinatenliste mit einem regelmäßigen Punktraster initialisiert (Abb. 4.3(a)), wobei sich der Koordinatenursprung in der Bildmitte befindet. Weiterhin wird angenommen, dass das Punktraster symmetrisch zu den Koordinatenachsen ist.

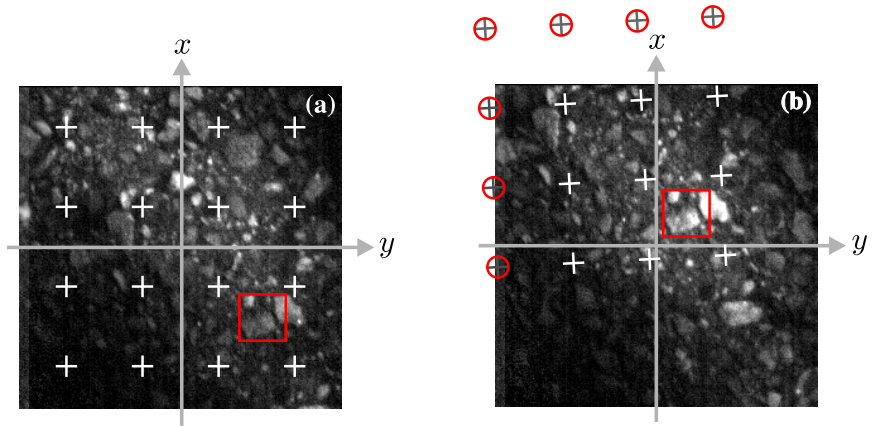


Abbildung 4.3: (a) 4×4 Punktraster im Bild 1 zur Punktkorrespondenzsuche. (b) Transformiertes Punktraster zur Prognose der Punktkoordinaten im Bild 2. Die rot umkreisten Punkte werden für die korrelative Feinjustierung und die weitere Schätzung nicht beachtet, da sie nicht innerhalb des Bildes liegen bzw. dem Bildrand zu nahe kommen. Durch die rote Box ist ein Block gekennzeichnet, der sich von einem dunkel in einen hell ausgeleuchteten Bereich bewegt.

Mit der im vorherigen Messschritt geschätzten Abbildungs-Transformation werden die Punkte \mathbf{x}_i des Rasters gemäß Gl. (4.4) transformiert (Abb. 4.3(b)). Die resultierenden Koordinaten \mathbf{x}_{P_i} stellen eine Prognose für die Lage der Punkte in Bild 2 dar. Dies basiert auf der Annahme, dass sich der Bewegungszustand eines Fahrzeugs im Zeitraum zwischen der Aufnahme zweier Bilder aufgrund der hohen Bildrate nur wenig ändert. Punkte, die gemäß der Prognose außerhalb der Bildregion liegen bzw. dem Bildrand zu nahe kommen, werden nicht mehr beachtet (rot umkreiste Punkte in Abb. 4.3(b)).

Als nächster Schritt findet mit den verbleibenden Punkten in einer quadratischen Suchregion um die prognostizierten Positionen \mathbf{x}_{P_i} eine Verschiebungsschätzung mittels korrelativem Block-Matching statt [Stiller u. a. 2005, Haralick und Shapiro 1993]. Zur Berechnung der Verschiebung $\hat{\mathbf{d}}_i$ des i -ten Punktes relativ zur prognostizierten Koordinate \mathbf{x}_{P_i} wird der normierte Korrelationskoeffizient $\hat{R}_i(\mathbf{m})$ unter Verwendung von bilinearer Interpolation für Zwi-

schengitterwerte maximiert:

$$\hat{\mathbf{d}}_i := \begin{pmatrix} \hat{d}_{xi} \\ \hat{d}_{yi} \end{pmatrix} = \arg \max_{\mathbf{m}} \hat{R}_i(\mathbf{m}), \text{ mit} \quad (4.8)$$

$$\hat{R}_i(\mathbf{m}) := \frac{\sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} (b_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{k}) - \bar{b}_1)(b_2(\mathbf{x}_{P_i} + \mathbf{k} + \mathbf{m}) - \bar{b}_2)}{\sqrt{\sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} (b_1(\mathbf{x}_i + \mathbf{k}) - \bar{b}_1)^2 \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} (b_2(\mathbf{x}_{P_i} + \mathbf{k} + \mathbf{m}) - \bar{b}_2)^2}}. \quad (4.9)$$

Die Mittelwerte der jeweiligen Blöcke sind mit \bar{b}_1 bzw. \bar{b}_2 bezeichnet. Der Vektor $\mathbf{m} = (m, n)^T$ durchläuft mit

$$m, n = -\frac{N_S - 1}{2}, \dots, \frac{N_S - 1}{2} \in \mathbb{Z}$$

die Indizes der quadratischen $N_S \times N_S$ -Suchregion. Weiterhin wurde für die Summation innerhalb eines Bildblockes \mathcal{R} der Größe $N_B \times N_B$ abkürzend geschrieben:

$$\sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \text{ für } \sum_{k=-\frac{N_B-1}{2}}^{\frac{N_B-1}{2}} \sum_{l=-\frac{N_B-1}{2}}^{\frac{N_B-1}{2}}, \text{ mit } \mathbf{k} = \begin{pmatrix} k \\ l \end{pmatrix}.$$

Der normierte Kreuzkorrelationskoeffizient $\hat{R}_i(\mathbf{m})$ in Abhängigkeit von \mathbf{m} wird im Folgenden auch Zielfunktion genannt.

Der Vektor $\hat{\mathbf{d}}_i$ ist die Verschiebung des i -ten Punktes relativ zur prognostizierten Koordinate $\mathbf{x}_{P_i} = (x_{P_i}, y_{P_i})^T$. Die geschätzte Koordinate $\hat{\mathbf{x}}'_i = (\hat{x}'_i, \hat{y}'_i)^T$ eines Punktes im Bild 2 berechnet sich demnach durch

$$\hat{\mathbf{x}}'_i = \mathbf{x}_{P_i} + \hat{\mathbf{d}}_i. \quad (4.10)$$

Abbildung 4.4 verdeutlicht die Bezeichnungen der Punktkoordinaten und der Koordinatensysteme. Der Ursprung des (m, n) -Koordinatensystems liegt im prognostizierten Punkt $(x_{P_i}, y_{P_i})^T$.

$N_S \times N_S$ ist die Größe der quadratischen Suchregion, $N_B \times N_B$ die Blockgröße des Blockes \mathcal{R} . Zur Berechnung von $\hat{R}_i(\mathbf{m})$ müssen sowohl die $N_S \times N_S$ -Suchregion als auch der $N_B \times N_B$ -Block komplett durchlaufen werden. Die Komplexität des Verfahrens steigt folglich quadratisch mit N_S und N_B .

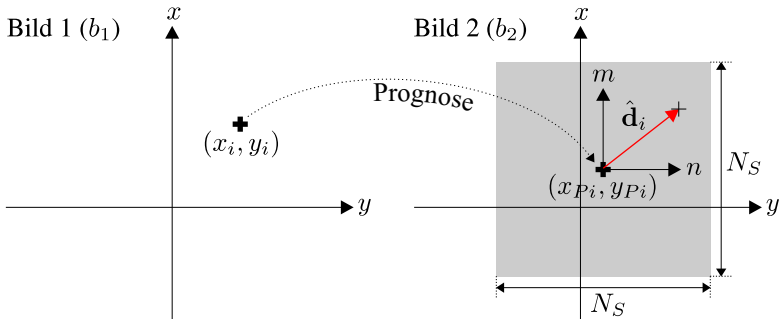


Abbildung 4.4: Bezeichnung und Lage der Koordinatensysteme beim korrelativen Block-Matching.

Der Korrelationskoeffizient wurde aufgrund der Resistenz gegenüber multiplikativen und additiven Beleuchtungsänderungen als Ähnlichkeitsmaß von Bildblöcken gewählt (siehe rote Box in Abb. 4.3). Kann für eine bestimmte Anwendung eine homogene Beleuchtung garantiert werden, so können einfachere und schneller zu berechnende Ähnlichkeitsmaße zum Einsatz kommen. Andere Ähnlichkeitsmaße sind z. B. in [Dietmayer 1994, Stiller u. a. 2005] aufgeführt.

Anhand der nach Gl. (4.10) berechneten Punktkorrespondenzen wird die in Abschnitt 4.1 beschriebene Schätzung des Geschwindigkeitsvektors durchgeführt. Dabei wurde angenommen, dass sich ein kleiner $N_B \times N_B$ -Block des Bildes näherungsweise rein translatorisch bewegt. Das globale Bewegungsmodell in Gl. (4.3) sieht hingegen eine Rotation vor. Die dadurch entstehenden zusätzlichen Unsicherheiten können für die Anwendung im Fahrzeug aufgrund der kleinen Rotationswinkel $\hat{\alpha}$ vernachlässigt werden. Im Rahmen einer Studienarbeit wurden auch Block-Matching-Verfahren untersucht, die den dritten Freiheitsgrad der Rotation beachten [Senger 2003]. Für die Anwendung im Fahrzeug war der Zugewinn an Messsicherheit nicht ausreichend, um die erhöhte Komplexität zu rechtfertigen. Für andere Anwendungen, bei denen die Rotationswinkel $\hat{\alpha}$ zwischen Bild 1 und Bild 2 sehr groß werden, ist die Beachtung der Rotation beim Block-Matching notwendig. Die Linearisierung bzgl. $\hat{\alpha}$ aus Gl. (4.4) ist dann jedoch nicht zulässig, so dass die Schätzung basierend auf der nicht-linearisierten Gl. (4.3) durchgeführt werden muss.

Die in diesem Abschnitt beschriebene Verschiebungsschätzung ist gerade bei Anwendung im Fahrzeug aufgrund von starkem Rauschen in den Bildsignalen unsicherheitsbehaftet. Im folgenden Abschnitt werden daher die theoretischen Hintergründe dieser Messunsicherheiten genauer erläutert.

4.3 Theoretische Betrachtungen zur Messunsicherheit

Die Bildfolgen-Analyse wurde als zweistufiger Prozess dargestellt (siehe Seite 56). In Bezug auf die Messunsicherheit der Schätzwerte bedeutet dies: Die geometrischen Unsicherheiten der Punktkorrespondenzen pflanzen sich durch die einzelnen Schätzstufen fort. Dementsprechend gliedert sich auch dieser Abschnitt. Zunächst wird in Abschnitt 4.3.1 eine Literaturübersicht zur Unsicherheitsabschätzung gegeben. In Abschnitt 4.3.2 wird dann mit statistischen Methoden die geometrische Unsicherheit der Punktkorrespondenzen hergeleitet, die nach Gl. (4.9) korrelativ berechnet werden. Darauf basierend wird in Abschnitt 4.3.3 die Fehlerfortpflanzung durch die Schätzstufe analysiert. Manche Systeme benötigen den Geschwindigkeitsvektor in polarer Form, d. h. nach Betrag und Winkel. Die Fehlerfortpflanzung durch diese Umrechnung in Polarkoordinaten wird in Abschnitt 4.3.4 erläutert. Abbildung 4.5 verdeutlicht die Fehlerfortpflanzungen in der Verarbeitungskette. Die beobachteten Verschiebungsvektoren sind unsicherheitsbehaftet, da sie durch korrelatives Block-Matching aus verrauschten Bildsignalen berechnet werden.

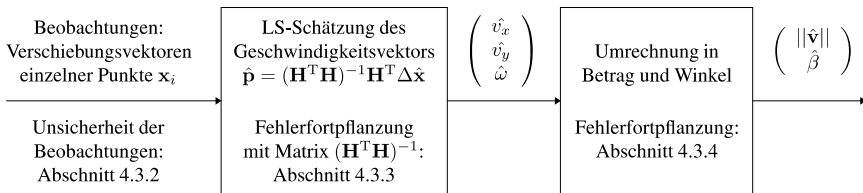


Abbildung 4.5: Blockschaltbild zur Fehlerfortpflanzung.

Die im Folgenden gezeigten Beispiele und Messergebnisse basieren oftmals auf stark verrauschten Bildsignalen mit einer SNR kleiner als 3 dB. Für andere Anwendungen der Bildverarbeitung ist das Bildmaterial deutlich weniger verrauscht. Um bei der Anwendung im Fahrzeug jedoch ein Standbild einer sehr schnell bewegten Fahrbahn zu erhalten, ist eine so kurze Belichtungszeit erforderlich, dass von extrem stark verrauschten Bildern ausgegangen werden muss. Abbildung 4.6 macht die im Folgenden als sehr gering angenommenen SNRs plausibel. Gezeigt ist ein Bild einer Sequenz, die bei einer Slalomfahrt bei 30 km/h im Versuchsfahrzeug aufgenommen wurde. In diesem Bild ist bereits starkes Rauschen zu erkennen. Weiterhin gezeigt sind die zeitlichen Verläufe des Geschwindigkeitswinkels und des mittleren Korrelationskoeffizienten ρ_{BFA} des Block-Matchings.

Die auftretenden Korrelationskoeffizienten liegen im Mittel knapp unter 0,5. Nach [Haralick und Shapiro 1993] ist bei Korrelationskoeffizienten von 0,5 die Rauschvarianz gleich der Signalvarianz. Dies bestätigt die Betrachtung von SNRs in der Größenordnung 0 dB, die bei anderen Anwendungen der Bildverarbeitung bei deutlich längeren Belichtungszeiten nicht auftreten.

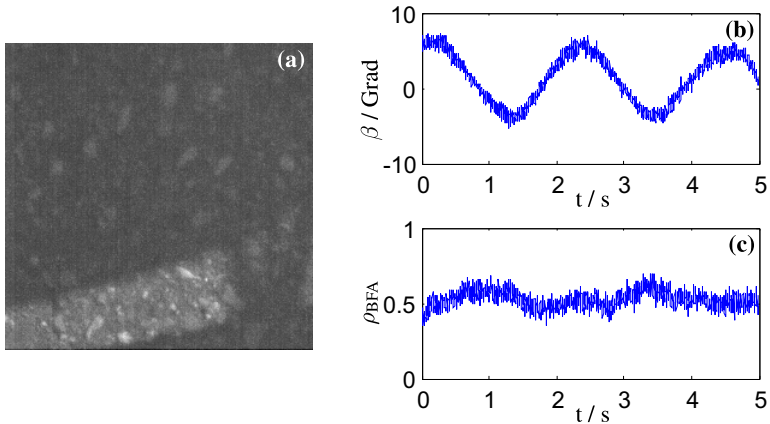


Abbildung 4.6: Begründung der Betrachtung extrem geringer SNRs im Bereich 0 dB. (a) Stark verrauschtes Bild einer Sequenz, die bei einem Slalommanöver bei 30 km/h aufgezeichnet wurde. (b) Zeitlicher Verlauf des gemessenen Geschwindigkeitswinkels. (c) Zeitlicher Verlauf des mittleren Korrelationskoeffizienten ρ_{BFA} beim Block-Matching.

4.3.1 Literatur zur Unsicherheitsabschätzung des Block-Matchings

In der Literatur gibt es zahlreiche Unsicherheitsabschätzungen für verschiedene Verfahren der Verschiebungsschätzung von Bildblöcken. In [Buschmann 1997a, Buschmann 1997b, Falkenhagen und Wedi 1998, Girod 2000, Girod 1987] werden hauptsächlich für Anwendungen der Videokompression Fehler- und Unsicherheitsabschätzungen der Verschiebungsschätzung aufgezeigt. Für die Datenreduktion bei der Videokompression ist jedoch nicht die geometrische Genauigkeit, sondern das verbleibende Differenzbild nach Prognose mit den geschätzten Verschiebungsvektoren maßgeblich. Daher zielen die Unsicherheitsabschätzungen der Videokompression oftmals auf eine Schätzung des Informationsgehalts des Differenzbildes und nicht auf eine Schätzung der geometrischen Unsicherheit ab. Dennoch bieten die genannten Werke sehr

gutes Handwerkszeug und sehr gutes Hintergrundwissen für Abschätzungen der geometrischen Unsicherheiten.

Für Unsicherheitsabschätzungen wird oftmals eine Linearisierung der Beobachtungsgleichung (Gl. (1.3)) ähnlich der gradientenbasierten Verfahren vorgenommen (vgl. Gl. (1.4)). So beschreibt auch Förstner in [Förstner 1982] eine 1D-Abschätzung der geometrischen Standardabweichung für korrelationsbasierte Verschiebungsschätzung unter Annahme einer linearisierten Beobachtungsgleichung. Ebenfalls basierend auf dieser Linearisierung wird in [Haralick und Shapiro 1993] eine 1D-Abschätzung der geometrischen Standardabweichung für den Fall der Korrelation aufgezeigt, wobei eine Parabel um das Maximum der Kreuzkorrelationsfunktion interpoliert wird. In diesen beiden 1D-Abschätzungen ist die geometrische Standardabweichung der geschätzten Blockverschiebung unabhängig von der Größe N_S der Suchregion. Die im folgenden Abschnitt 4.3.2 beschriebene Abschätzung berücksichtigt dagegen die Größe N_S der Suchregion.

Viele Veröffentlichungen befassen sich – so wie die im folgenden Abschnitt gezeigte Abschätzung – mit der Standardabweichung der geschätzten Verschiebungskomponenten. In [Davis und Freeman 1998] wird dagegen der Zusammenhang zwischen Bildinhalt und Bias aufgezeigt. Auch in [Robinson und Milanfar 2004] wird der Bias von Verfahren zur Bildregistrierung untersucht. Anhand der Cramer-Rao-Grenze wird gezeigt, dass es eine Obergrenze für die erreichbare Genauigkeit der Verschiebungsschätzung bei sehr hohen SNRs gibt.

Dietmayer beschreibt in [Dietmayer 1994] eine 2D-Abschätzung der geometrischen Standardabweichung für den Fall, dass Punktkorrespondenzen mit der Methode der kleinsten Fehlerquadrate berechnet werden. Dabei wird von unkorrelierten Werten für die zu minimierende Zielfunktion ausgegangen. Subpixelgenauigkeit wird durch Schätzung eines Paraboloiden im Bereich des Maximums der Zielfunktion erreicht. Im nächsten Abschnitt wird eine Abschätzung der geometrischen Standardabweichung für die pixelgenaue korrelative Punktkorrespondenzsuche nach Gl. (4.9) aufgezeigt, wobei eine Korrelation zwischen Werten der zu maximierenden Zielfunktion $\hat{R}(\mathbf{m})$ beachtet wird. Dabei wird keine Linearisierung der Beobachtungsgleichung (Gl. (1.3)) vorgenommen.

4.3.2 Geometrische Unsicherheit der Beobachtungen

Vorgehensweise und Annahmen

Die in den Schätzprozess einfließende geometrische Unsicherheit der Beobachtungen ist die Standardabweichung bzw. Kovarianz der Koordinaten $(\hat{x}'_i, \hat{y}'_i)^T$ der Punkte im Bild 2, da die Koordinaten $(x_i, y_i)^T$ der Punkte im Bild 1 als ungestört modelliert wurden (siehe Gl. (4.5)). Wird nun vereinfachend angenommen, dass die prognostizierte Koordinate $(x_{P_i}, y_{P_i})^T$ eines Blockes der wahren Lage des Blockes entspricht, ist wegen Gl. (4.10) die Kovarianz von $\hat{\mathbf{d}}$ als Unsicherheit der Beobachtungen zu berechnen. Eine Schätzung von $\hat{\mathbf{d}} = (0, 0)^T$ bedeutet eine „richtige“ Schätzung des wahren Wertes. Die Notation von gestörten Größen mit einem $\hat{\cdot}$ -Zeichen und die Indizierung der Punktkoordinaten mit i wird im Folgenden ausgelassen.

Es wird zunächst der Erwartungswert und die Kovarianz der Werte $R(\mathbf{m})$ der Zielfunktion berechnet. Unter Annahme einer Gaußverteilung ist damit die Verbundverteilungsdichte aller $R(\mathbf{m})$ gegeben.

Die Unsicherheiten $R(\mathbf{m})$ der Werte der Zielfunktion werden dann zur Berechnung der Kovarianz des geschätzten Verschiebungsvektors \mathbf{d} durch die $\arg \max$ -Funktion aus Gl. (4.8) fortgepflanzt:

$$\text{Cov}\{\mathbf{d}\} = \text{E}\{\mathbf{d}^T \mathbf{d}\} = \text{E}\left\{\left(\arg \max_{\mathbf{m}}\{R(\mathbf{m})\}\right)^T \left(\arg \max_{\mathbf{m}}\{R(\mathbf{m})\}\right)\right\}. \quad (4.11)$$

Zunächst erscheint die Tatsache, dass \mathbf{d} nur pixelgenau geschätzt wird, Vereinfachungen zu bringen. Bei der Abschätzung von $\text{Cov}\{\mathbf{d}\}$ ist jedoch das Gegenteil der Fall. Die $\arg \max$ -Funktion zur Berechnung von \mathbf{d} in Gl. (4.8) ist nicht stetig differenzierbar und somit kann keine lineare Fehlerfortpflanzung [Duda u. a. 2001, Leon-Garcia 1994] angenommen werden. Die Fortpflanzung der Unsicherheiten durch die $\arg \max$ -Funktion erfolgt daher indirekt durch eine Integration über entsprechende Regionen innerhalb der Verbundverteilungsdichte der Werte $R(\mathbf{m})$ der Zielfunktion.

Für die Abschätzung wird von mittelwertfreien Signalen mit örtlich konstanter Standardabweichung ausgegangen. Damit kann anstatt des normierten Korrelationskoeffizienten aus Gl. (4.9) die Kreuzkorrelationsfunktion $R'(\mathbf{m})$ betrachtet

werden. Die Lage des Maximums von $R(\mathbf{m})$ und $R'(\mathbf{m})$ ist identisch.

$$R'(\mathbf{m}) := \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} b_1(\mathbf{x} + \mathbf{k}) b_2(\mathbf{x}_P + \mathbf{k} + \mathbf{m}). \quad (4.12)$$

Weiterhin wird vereinfachend angenommen, dass das Bild b_2 gegenüber b_1 rein translatorisch verschoben ist. Beide Bilder sind darüber hinaus mit mittelwertfreiem Rauschen $n_1(\mathbf{x})$ und $n_2(\mathbf{x})$ additiv überlagert. Dabei gelten folgende Voraussetzungen:

1. Das Rauschen ist zeitlich unkorreliert.
2. Das Rauschen ist mit dem Bildinhalt unkorreliert.
3. Bild- und Rauschsignal sind Gaußverteilt.

Da vereinfachend angenommen wurde, dass \mathbf{x}_P gleich der wahren Lage des betrachteten Blockes im Bild 2 ist, folgt $b_2(\mathbf{x}_P + \mathbf{k} + \mathbf{m}) = b_1(\mathbf{x} + \mathbf{k} + \mathbf{m})$. Einsetzen in die Definition der modifizierten Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ aus Gl. (4.12) liefert unter Beachtung des additiven Rauschens:

$$R'(\mathbf{m}) = \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} ((b_1(\mathbf{x} + \mathbf{k}) + n_1(\mathbf{x} + \mathbf{k})) (b_1(\mathbf{x} + \mathbf{k} + \mathbf{m}) + n_2(\mathbf{x} + \mathbf{k} + \mathbf{m}))). \quad (4.13)$$

Da von örtlich konstanten statistischen Eigenschaften der Bilder ausgegangen wird, ist es für die Bildung der Erwartungswerte nicht maßgeblich an welcher Stelle im Bild die Betrachtungen durchgeführt werden. Damit kann o.B.d.A. $\mathbf{x} = (0, 0)^T$ eingesetzt werden. $R'(\mathbf{m})$ wird damit zu:

$$R'(\mathbf{m}) = \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} ((b_1(\mathbf{k}) + n_1(\mathbf{k})) (b_1(\mathbf{k} + \mathbf{m}) + n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}))). \quad (4.14)$$

Zum Beispiel bedeutet dies für $\mathbf{m} = (0, 0)^T$, dass zwei identische Blöcke miteinander korreliert werden, die allerdings mit verschiedenen Rauschsignalen gestört sind. Da bei den weiteren Betrachtungen ausschließlich b_1 als Bildsignal auftritt, wird der Index „1“ ausgelassen.

Berechnung der Erwartungswerte der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$

Die Bildung des Erwartungswertes ist eine lineare Operation. Mit der damit erlaubten Vertauschung von Summation und Erwartungswertbildung folgt aus

Gl. (4.14) durch ausmultiplizieren:

$$\begin{aligned}
 E\{R'(\mathbf{m})\} &= \mu_{R'}(\mathbf{m}) = \\
 &= \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m})\} + \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} E\{b(\mathbf{k})n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m})\} \\
 &+ \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} E\{n_1(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m})\} + \frac{1}{N_B^2} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} E\{n_1(\mathbf{k})n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m})\}.
 \end{aligned} \tag{4.15}$$

Der erste Summand stellt die 2D-Autokorrelationsfunktion (AKF) $\varphi_{bb}(\mathbf{m}) = E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m})\}$ des Textursignals dar. Da das Rauschen sowohl zeitlich als auch mit dem Bildinhalt unkorreliert ist, werden die anderen Summanden zu null. Damit folgt:

$$\mu_{R'}(\mathbf{m}) = \frac{1}{N_B^2} \underbrace{\sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m})\}}_{=N_B^2 \varphi_{bb}(\mathbf{m})} = \varphi_{bb}(\mathbf{m}). \tag{4.16}$$

Der Erwartungswert der in Gl. (4.12) definierten Kreuzkorrelationsfunktion $R'(\mathbf{m})$ ist die 2D-AKF $\varphi_{bb}(\mathbf{m})$ der Textur. Abbildung 4.7 zeigt für Modellsignale nach Abschnitt 2.2.1 die AKF und den experimentell ermittelten Erwartungswert der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ für verschiedene Texturparameter λ . Der Erwartungswert $E\{R'(\mathbf{m})\}$ wurde durch Mittelung über 128000 Stichproben berechnet.

Abbildung 4.7 bestätigt den Zusammenhang aus Gl. (4.16). Die experimentell ermittelten Erwartungswerte von $R'(\mathbf{m})$ stimmen sehr gut mit der AKF der Textur überein. Die mittlere relative Abweichung zwischen theoretischem und experimentellem Wert von $E\{R'(\mathbf{m})\}$ für die Beispiele aus Abb. 4.7 betrug 3,2 Prozent.

Die Abschätzung für den Erwartungswert der zu maximierenden Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ lässt hier bereits folgende qualitative Aussage zu: Je breiter die AKF der Textur ist, desto eher liegt das Maximum von $R'(\mathbf{m})$ nicht bei $\mathbf{m} = (0, 0)^T$. Mit der Breite der AKF der Textur steigt daher die Wahrscheinlichkeit von Fehlzuordnungen und damit die Unsicherheit der Beobachtungen. Die Berechnung der entsprechenden quantitativen Zusammenhänge wird im weiteren Verlauf dieses Abschnitts gezeigt.

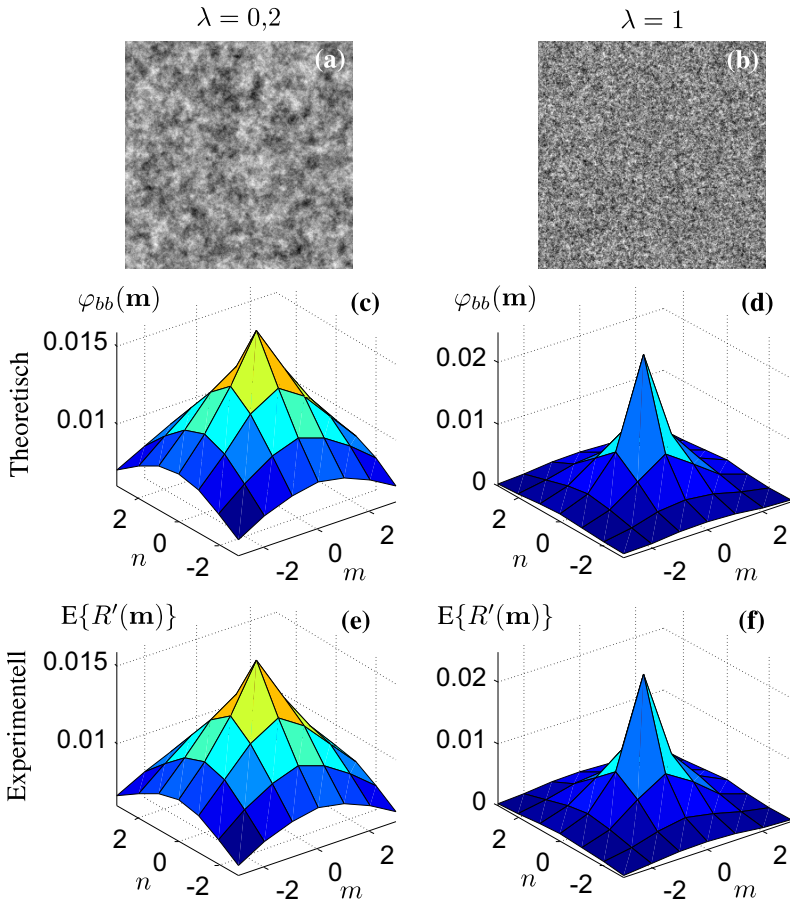


Abbildung 4.7: Theoretisch und experimentell ermittelter Erwartungswert der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ für zwei verschiedene Modellsignale. (a) Modellbild, $\lambda = 0,2$. (b) Modellbild, $\lambda = 1$. (c) AKF für $\lambda = 0,2$. (d) AKF für $\lambda = 1$. (e) Experimentell ermittelter Erwartungswert von $R'(\mathbf{m})$ für $\lambda = 0,2$. (f) Experimentell ermittelter Erwartungswert von $R'(\mathbf{m})$ für $\lambda = 1$. Weitere Parameter: Blockgröße $N_B = 13$, Größe der Suchregion $N_S = 7$, SNR = 3 dB.

Berechnung der Kovarianzen der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$

Der Erwartungswert der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ ist jetzt durch Gl. (4.16) bekannt. Als nächster Schritt wird die Kovarianz zweier Werte $R'(\mathbf{m}_1)$ und $R'(\mathbf{m}_2)$ der Zielfunktion abgeschätzt. Die Varianz eines Wertes ergibt sich dabei für $\mathbf{m}_1 =$

\mathbf{m}_2 .

$$\begin{aligned}
\text{Cov}\{R'(\mathbf{m}_1), R'(\mathbf{m}_2)\} &= \\
&= \text{E}\{(R'(\mathbf{m}_1) - \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\})(R'(\mathbf{m}_2) - \text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\})\} = \\
&= \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} + \text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\}\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\} \\
&\quad - \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\}\text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\} - \text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\}\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\} = \\
&= \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} - \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\}\text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\}.
\end{aligned} \tag{4.17}$$

Einsetzen der AKF der Textur für die Erwartungswerte $\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)\}$ und $\text{E}\{R'(\mathbf{m}_2)\}$ gemäß Gl. (4.16) ergibt:

$$\text{Cov}\{R'(\mathbf{m}_1), R'(\mathbf{m}_2)\} = \text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} - \varphi_{bb}(\mathbf{m}_1)\varphi_{bb}(\mathbf{m}_2). \tag{4.18}$$

Zu berechnen ist noch der erste der beiden Summanden $\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\}$. Dazu wird $R'(\mathbf{m})$ nach Gl. (4.14) eingesetzt:

$$\begin{aligned}
\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} &= \\
&= \frac{1}{N_B^4} \text{E}\left\{ \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} (b(\mathbf{k}) + n_1(\mathbf{k}))(b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1) + n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)) \right. \\
&\quad \left. \cdot \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} (b(\mathbf{l}) + n_1(\mathbf{l}))(b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2) + n_2(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)) \right\}
\end{aligned} \tag{4.19}$$

Umschreiben in eine Doppelsumme und Ausmultiplizieren liefert:

$$\begin{aligned}
\text{E}\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} &= \\
&= \frac{1}{N_B^4} \text{E}\left\{ \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} (b(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1) + b(\mathbf{k})n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1) \right. \\
&\quad \left. + n_1(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1) + n_1(\mathbf{k})n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)) \right. \\
&\quad \left. \cdot (b(\mathbf{l})b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2) + b(\mathbf{l})n_2(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2) \right. \\
&\quad \left. + n_1(\mathbf{l})b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2) + n_1(\mathbf{l})n_2(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)) \right\}
\end{aligned} \tag{4.20}$$

Weiteres Ausmultiplizieren liefert 16 Summanden innerhalb der Doppelsumme, die jeweils ein Produkt aus vier Zufallsgrößen sind. Da für die Bild- und Rauschsignale eine Gaußverteilung angenommen wurde, kommt bei der nun folgenden summandenweisen Bildung der Erwartungswerte folgende Regel für vier Gaußverteilte Zufallsgrößen x_i zum Einsatz [Maybeck 1979, Dietmayer 1994]:

$$\begin{aligned}
\text{E}\{x_1x_2x_3x_4\} &= \text{E}\{x_1x_2\}\text{E}\{x_3x_4\} + \text{E}\{x_1x_3\}\text{E}\{x_2x_4\} \\
&\quad + \text{E}\{x_1x_4\}\text{E}\{x_2x_3\} - 2\mu_1\mu_2\mu_3\mu_4
\end{aligned} \tag{4.21}$$

Das Produkt der Mittelwerte wird zu null, da hier die Bild- und Rauschsignale als mittelwertfrei angenommen wurden. Nach Anwendung dieser Regel entstehen 16 mal drei Summanden, von denen zur Berechnung von $E\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\}$ jeweils der Erwartungswert zu berechnen ist. Wird nun die Tatsache genutzt, dass das Rauschen sowohl zeitlich als auch mit dem Bildinhalt unkorreliert ist, verbleiben von den ursprünglich 16 mal drei nur noch sechs Summanden, deren Erwartungswert ungleich null ist:

$$\begin{aligned}
E\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} &= \\
&= \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \left\{ E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)\} E\{b(\mathbf{l})b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} \right. \\
&\quad + E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} E\{b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)b(\mathbf{l})\} \\
&\quad + E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{l})\} E\{b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} \\
&\quad + E\{b(\mathbf{k})b(\mathbf{l})\} E\{n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)n_2(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} \\
&\quad + E\{n_1(\mathbf{k})n_1(\mathbf{l})\} E\{b(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)b(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} \\
&\quad \left. + E\{n_1(\mathbf{k})n_1(\mathbf{l})\} E\{n_2(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1)n_2(\mathbf{l} + \mathbf{m}_2)\} \right\}. \tag{4.22}
\end{aligned}$$

Diese Erwartungswerte lassen sich durch die AKF des Rauschens bzw. durch die AKF der Textur ausdrücken:

$$\begin{aligned}
E\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\} &= \frac{1}{N_B^4} N_B^4 \varphi_{bb}(\mathbf{m}_1) \varphi_{bb}(\mathbf{m}_2) + \\
&\quad + \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l} + \mathbf{m}_1) \\
&\quad + \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{bb}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&\quad + \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{nn}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&\quad + \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{nn}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{bb}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&\quad + \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{nn}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{nn}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2). \tag{4.23}
\end{aligned}$$

Beim ersten Summand wurde die Doppelsumme durch eine Multiplikation mit der Anzahl N_B^4 der Summanden ersetzt, da die Summanden unabhängig von \mathbf{k} und \mathbf{l}

waren. Einsetzen des gerade berechneten Erwartungswertes $E\{R'(\mathbf{m}_1)R'(\mathbf{m}_2)\}$ in Gl. (4.18) liefert die gesuchte Kovarianz:

$$\begin{aligned}
\text{Cov}\{R'(\mathbf{m}_1), R'(\mathbf{m}_2)\} &= \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l} + \mathbf{m}_1) \\
&+ \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{bb}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&+ \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{bb}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{nn}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&+ \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{nn}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{bb}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2) \\
&+ \frac{1}{N_B^4} \sum_{\mathbf{k} \in \mathcal{R}} \sum_{\mathbf{l} \in \mathcal{R}} \varphi_{nn}(\mathbf{k} - \mathbf{l}) \varphi_{nn}(\mathbf{k} + \mathbf{m}_1 - \mathbf{l} - \mathbf{m}_2).
\end{aligned} \tag{4.24}$$

Aus dieser Abschätzung wird deutlich, dass die einzelnen Werte von $R'(\mathbf{m})$ allgemein korreliert sind. Nur für den Sonderfall, dass sowohl Bild- und Rauschsignal örtlich unkorreliert sind, d. h. eine AKF $\varphi_{bb}(\mathbf{x}) = \varphi_{nn}(\mathbf{x}) = \delta(\mathbf{x})$ haben, gilt die Annahme der Unkorreliertheit der Werte von $R'(\mathbf{m})$.

Wie Abb. 4.8 verdeutlicht, werden nun die Werte $R'(\mathbf{m})$ innerhalb der $N_S \times N_S$ -Suchregion in einem Zufallsvektor \mathbf{r}' der Dimension N_S^2 angeordnet.

Dabei wird vereinfachend von einer N_S^2 -dimensionalen Gauß'schen Verbundverteilungsdichte ausgegangen:

$$p_{R'}(\mathbf{r}') = \frac{1}{(2\pi)^{N_S^2/2} |\mathbf{C}_{R'}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{r}' - \boldsymbol{\mu})^T \mathbf{C}_{R'} (\mathbf{r}' - \boldsymbol{\mu}) \right\}. \tag{4.25}$$

Die Einträge des Vektors $\boldsymbol{\mu}$ der Erwartungswerte sind durch Gl. (4.16) gegeben:

$$\boldsymbol{\mu} := \begin{pmatrix} E\{r'_1\} \\ E\{r'_2\} \\ \vdots \\ E\{r'_{N_S^2-1}\} \\ E\{r'_{N_S^2}\} \end{pmatrix}. \tag{4.26}$$

				→ m			
	-3	-2	-1	0	1	2	3
-3	$r'_1 = R'(-3, -3)$	$r'_2 = R'(-2, -3)$	$r'_3 = R'(-1, -3)$	$r'_4 = R'(0, -3)$	$r'_5 = R'(1, -3)$	$r'_6 = R'(2, -3)$	$r'_7 = R'(3, -3)$
-2	$r'_8 = R'(-3, -2)$	$r'_9 = R'(-2, -2)$...				
-1							
0		...	$r'_{24} = R'(-1, 0)$	$r'_{25} = R'(0, 0)$	$r'_{26} = R'(1, 0)$...	$r'_{28} = R'(3, 0)$
1							
2							
3				...	$r'_{47} = R'(1, 3)$	$r'_{48} = R'(2, 3)$	$r'_{48} = R'(3, 3)$
↓ n							

Abbildung 4.8: Anordnung der Werte der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ in einem Zufallsvektor für $N_S = 7$. Ist $r'_{25} = R'((0, 0)^T)$ das Maximum aller r'_i , bedeutet dies einen „richtig“ zugeordneten Block.

Die Einträge der Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{R'}$ lassen sich mit Gl. (4.24) berechnen:

$$\mathbf{C}_{R'} := \begin{bmatrix} \text{Var} \{r'_1\} & \text{Cov} \{r'_1, r'_2\} & \cdots & \text{Cov} \{r'_1, r'_{N_S^2}\} \\ \text{Cov} \{r'_1, r'_2\} & \text{Var} \{r'_2\} & \cdots & \text{Cov} \{r'_2, r'_{N_S^2}\} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov} \{r'_1, r'_{N_S^2}\} & \text{Cov} \{r'_2, r'_{N_S^2}\} & \cdots & \text{Var} \{r'_{N_S^2}\} \end{bmatrix}. \quad (4.27)$$

Die Abschätzung für die Erwartungswerte μ wurde bereits anhand von Abb. 4.7 verdeutlicht. Zur Verifikation der Abschätzung der Kovarianzen nach Gl. (4.24) wird die Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{R'}$ für verschiedene Modellsignale nach Abschnitt 2.2.1 betrachtet. Abbildung 4.9 zeigt die theoretisch und experimentell ermittelten Kovarianzmatrizen $\mathbf{C}_{R'}$ für Modellsignale bei $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ als Falschfarbenbild.

Abbildung 4.9 bestätigt die Abschätzung der Kovarianzen nach Gl. (4.24). Die theoretischen und experimentellen Kovarianzmatrizen sind weitgehend identisch.

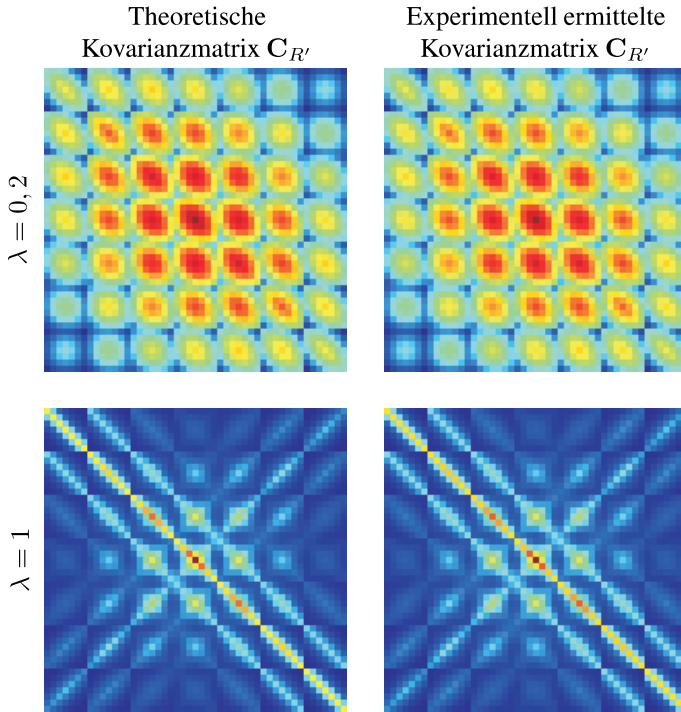


Abbildung 4.9: Theoretisch und experimentell ermittelte Kovarianzmatrix $C_{R'}$ der Werte $R'(\mathbf{m})$ der Zielfunktion für zwei verschiedene Modellsignale. Rot = Hohe Kovarianz, Blau = Geringe Kovarianz. Die Bilddiagonale repräsentiert die Varianzen der Zielfunktion. Weitere Parameter: Blockgröße $N_B = 13$, Größe der Suchregion $N_S = 7$, SNR = 3 dB.

Der mittlere relative Fehler aller Kovarianzen war beim gezeigten Beispiel 1,6 Prozent für $\lambda = 0,2$ und 3,1 Prozent für $\lambda = 1$, wobei die experimentell ermittelten Kovarianzen als wahrer Wert betrachtet wurden. Weiterhin untermauert das Beispiel aus Abb. 4.9, dass die Werte von $R'(\mathbf{m})$ insbesondere bei $\lambda = 0,2$ deutliche Korrelationen aufweisen, da die Nebendiagonalelemente der Kovarianzmatrix besetzt sind.

Fehlerfortpflanzung durch die $\arg \max$ -Funktion

Als nächster Schritt wird die Fehlerfortpflanzung durch die $\arg \max$ -Funktion aus Gl. (4.8) betrachtet. Die $\arg \max$ -Funktion ist nicht stetig differenzierbar, daher kann die Standardabweichung der Beobachtungen nicht direkt durch das lineare

Fehlerfortpflanzungsgesetz [Leon-Garcia 1994, Duda u. a. 2001] berechnet werden. Durch einen „Umweg“ können dennoch geometrische Unsicherheiten der Beobachtungen angegeben werden: Gesucht ist die Verteilungsfunktion des Matchings, d. h. die Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{d})$, dass ein Block an der Stelle \mathbf{d} gefunden wird. $P(\mathbf{d} = (0, 0)^T)$ ist dabei die Wahrscheinlichkeit, dass ein Block an der richtigen Stelle gefunden wird. $P(\mathbf{d} = (3, 0)^T)$ ist z. B. die Wahrscheinlichkeit, dass ein Block in x -Richtung drei Pixel zu weit und in y -Richtung korrekt gefunden wird. Es gilt:

$$P(\mathbf{d}) = P(\text{Das Maximum aller } R'(\mathbf{m}) \text{ liegt an der Stelle } \mathbf{d}). \quad (4.28)$$

Anders gesagt: Die Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{d})$ ist die Wahrscheinlichkeit, dass der der Verschiebung \mathbf{d} entsprechende Eintrag r'_i des Zufallsvektors \mathbf{r}' das Maximum aller Einträge von \mathbf{r}' darstellt (vgl. Abb. 4.8). Diese Wahrscheinlichkeit lässt sich durch eine entsprechende Integration über die Verbundverteilungsdichte $p_{R'}(\mathbf{r}')$ berechnen:

$$P(\mathbf{d}) = \int_{\mathcal{M}} p_{R'}(\mathbf{r}') d\mathbf{r}'. \quad (4.29)$$

Dabei ist \mathcal{M} die Menge aller Zufallsvektoren des N_S^2 -dimensionalen Raumes, für die der Eintrag r'_i , welcher der Verschiebung \mathbf{d} entspricht, das Maximum bildet. Ein Beispiel: Die Wahrscheinlichkeit, dass ein Block in y -Richtung korrekt und in x -Richtung drei Pixel zu weit gefunden wird, lässt sich für $N_S = 7$ folgendermaßen berechnen (vgl. Abb. 4.8):

$$P(\mathbf{d} = (3, 0)^T) = \int_{\mathcal{M}} p_{R'}(\mathbf{r}') d\mathbf{r}', \text{ mit} \quad (4.30)$$

$\mathcal{M} =$ Menge aller Punkte für die r'_{28} das Maximum ist bzw.

$\mathcal{M} = \{\mathbf{r}' \in \mathbb{R}^{N_S^2} \mid r'_{28} \text{ ist größer als alle anderen Einträge des Vektors } \mathbf{r}'\}.$

Eine analytische Lösung dieser Integrale wäre für den Fall einer zwei Pixel großen Suchregion möglich, wenn die Zufallsgrößen r_i unkorreliert wären. Es ergäbe sich die sog. error function (erfc) [Lüke 1999, Fukunaga 1990]. Da die $N_S \times N_S$ -Suchregion im Allgemeinen größer ist und zwischen den einzelnen Werten r_i der Zielfunktion Korrelationen auftreten, muss die Integration über $p_{R'}(\mathbf{r}')$ numerisch ausgeführt werden. Eine simple Integration über die Summation über einzelnen Abtastwerten von $p_{R'}(\mathbf{r}')$ im N_S^2 -dimensionalen Raum ist bei ausreichend feiner Abtastung sehr rechenintensiv. Eine Verdoppelung der Anzahl der Abtastwerte multipliziert die Komplexität der Integration mit dem Faktor $2^{N_S^2}$. In [Genz 1992]

wird ein Integrationsverfahren vorgestellt, welches Integrale über hochdimensionale Gauß'sche Verbundverteilungen bei deutlich reduzierter Komplexität approximiert. Das Integrationsgebiet muss dabei ein N_S^2 -dimensionaler Quader sein, dessen Grenzen auch im Unendlichen liegen dürfen². Das Integrationsgebiet \mathcal{M} aus Gl. (4.29) lässt sich durch eine Überlagerung von N_S^2 -dimensionalen Quadern approximieren. Abbildung 4.10 verdeutlicht die durchgeführte Approximation für eine zwei Pixel große Suchregion, d. h. es liegen zwei Werte $R'(\mathbf{m}_1)$ und $R'(\mathbf{m}_2)$ der Zielfunktion als Zufallsgrößen vor. Um die Wahrscheinlichkeit zu berechnen, dass $R'(\mathbf{m}_1)$ das Maximum ist, oder äquivalent, dass die geschätzte Verschiebung $\mathbf{d} = \mathbf{m}_1$ ist, muss unterhalb der ersten Winkelhalbierenden integriert werden (Abb. 4.10(a)). Dieses Integrationsgebiet kann durch Überlagerung von zweidimensionalen Quadern (Rechtecken) mit jeweils einer unendlichen Grenze approximiert werden (Abb. 4.10(b)).

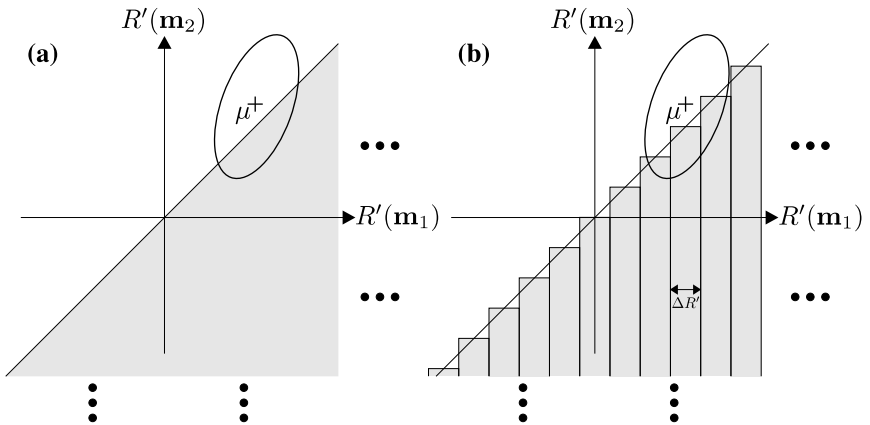


Abbildung 4.10: Approximation des Integrationsgebietes durch rechteckige Regionen bei einer zwei Pixel großen Suchregion. (a) Grau gekennzeichnet ist das Integrationsgebiet für die Wahrscheinlichkeit, dass $R'(\mathbf{m}_1)$ das Maximum aller Zufallsgrößen ist (hier $R'(\mathbf{m}_1) > R'(\mathbf{m}_2)$). (b) Approximation des Integrationsgebietes aus (a) durch Rechtecke. Die Ellipse deutet eine 2D-Gaußverteilung mit Erwartungswert μ an.

Durch die beschriebene Integration kann mit Gl. (4.29) die zweidimensionale Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ des Block-Matchings berechnet werden. Die Varianzen σ_x^2 und σ_y^2 des Block-Matchings und die Kovarianz σ_{xy} der x - und y -Komponente

²Genau genommen müsste man von uneigentlichen Integralen sprechen.

von \mathbf{d} lassen sich direkt aus der Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ berechnen:

$$\begin{aligned}\sigma_x^2 &= \sum_{d_x=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} \sum_{d_y=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} d_x^2 \cdot P(\mathbf{d}), \\ \sigma_y^2 &= \sum_{d_x=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} \sum_{d_y=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} d_y^2 \cdot P(\mathbf{d}), \\ \sigma_{xy} &= \sum_{d_x=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} \sum_{d_y=-\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} d_x d_y \cdot P(\mathbf{d}), \quad \text{mit } \mathbf{d} = \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix}.\end{aligned}\tag{4.31}$$

Anhand von Modellsignalen, deren Generierung in Abschnitt 2.2.1 beschrieben ist, wurde die Abschätzung für die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ der geschätzten Verschiebungsvektoren \mathbf{d} verifiziert. Tabelle 4.1 zeigt die theoretisch und experimentell ermittelten Verteilungsfunktionen für die Rauschpegel -3 dB, 0 dB und 3 dB bei konstanter Breite der AKF der Textur mit $\lambda = 0,2$. Grundlage der Berechnungen war eine Blockgröße $N_B = 5$ Pixel und eine Größe der Suchregion $N_S = 3$ Pixel. Die Darstellungsweise der Verteilungsfunktionen $P(\mathbf{d})$ in Matrixform, die auch im Folgenden weiter verwendet wird, ist in Abb. 4.11 erläutert.

	$P(\mathbf{d})$ theoretisch	$P(\mathbf{d})$ experimentell
SNR = -3 dB	$\begin{bmatrix} 0,0996 & 0,1072 & 0,0996 \\ 0,1072 & 0,1738 & 0,1072 \\ 0,0996 & 0,1072 & 0,0996 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0985 & 0,1085 & 0,0989 \\ 0,1070 & 0,1762 & 0,1089 \\ 0,0973 & 0,1067 & 0,0980 \end{bmatrix}$
SNR = 0 dB	$\begin{bmatrix} 0,0936 & 0,0997 & 0,0936 \\ 0,0997 & 0,2284 & 0,0997 \\ 0,0936 & 0,0997 & 0,0936 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0877 & 0,1022 & 0,0889 \\ 0,1024 & 0,2380 & 0,1013 \\ 0,0901 & 0,0988 & 0,0906 \end{bmatrix}$
SNR = 3 dB	$\begin{bmatrix} 0,0886 & 0,0884 & 0,0886 \\ 0,0884 & 0,2944 & 0,0884 \\ 0,0886 & 0,0884 & 0,0886 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0779 & 0,0863 & 0,0772 \\ 0,0874 & 0,3447 & 0,0870 \\ 0,0766 & 0,0866 & 0,0764 \end{bmatrix}$

Tabelle 4.1: Theoretisch berechnete und experimentell ermittelte Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ der geschätzten Verschiebungsvektoren für die SNRs -3 dB, 0 dB und 3 dB bei konstanter breite der AKF der Textur mit $\lambda = 0,2$.

Um den Einfluss der AKF der Textur aufzuzeigen, wurden drei Modellsignale bei konstanter SNR = 0 dB betrachtet. Die Breiten der AKF der Textur wurden mit $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ vorgegeben. Tabelle 4.2 zeigt die theoretisch und experimentell ermittelten Verteilungsfunktionen $P(\mathbf{d})$.

Wahrscheinlichkeit eines „richtigen“ Matches

$$\begin{bmatrix} P(\mathbf{d} = (-1, -1)^T) & P(\mathbf{d} = (0, -1)^T) & P(\mathbf{d} = (1, -1)^T) \\ P(\mathbf{d} = (-1, 0)^T) & P(\mathbf{d} = (0, 0)^T) & P(\mathbf{d} = (1, 0)^T) \\ P(\mathbf{d} = (-1, 1)^T) & P(\mathbf{d} = (0, 1)^T) & P(\mathbf{d} = (1, 1)^T) \end{bmatrix}$$

Wahrscheinlichkeit, $\mathbf{d} = (1, 1)^T$ zu schätzen

Abbildung 4.11: Verdeutlichung der Darstellung der Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ in Matrixform.

	$P(\mathbf{d})$ theoretisch	$P(\mathbf{d})$ experimentell
$\lambda = 0,05$	$\begin{bmatrix} 0,1158 & 0,1058 & 0,1158 \\ 0,1058 & 0,1168 & 0,1058 \\ 0,1158 & 0,1058 & 0,1158 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,1131 & 0,1055 & 0,1139 \\ 0,1069 & 0,1260 & 0,1055 \\ 0,1129 & 0,1046 & 0,1116 \end{bmatrix}$
$\lambda = 0,2$	$\begin{bmatrix} 0,0936 & 0,0997 & 0,0936 \\ 0,0997 & 0,2284 & 0,0997 \\ 0,0936 & 0,0997 & 0,0936 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0877 & 0,1022 & 0,0889 \\ 0,1024 & 0,2380 & 0,1013 \\ 0,0901 & 0,0988 & 0,0906 \end{bmatrix}$
$\lambda = 1$	$\begin{bmatrix} 0,0342 & 0,0455 & 0,0342 \\ 0,0455 & 0,6813 & 0,0455 \\ 0,0342 & 0,0455 & 0,0342 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0315 & 0,0454 & 0,0313 \\ 0,0469 & 0,6890 & 0,0466 \\ 0,0315 & 0,0462 & 0,0316 \end{bmatrix}$

Tabelle 4.2: Theoretisch berechnete und experimentell ermittelte Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ der geschätzten Verschiebungsvektoren bei variierender Breite der AKF der Textur. Die Breiten der AKF der Textur wurden mit $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ vorgegeben. Die SNR war konstant gleich 0 dB.

Aus den Tabellen 4.1 und 4.2 wird deutlich, dass die Verteilungsfunktion und damit die Unsicherheit der geschätzten Verschiebungsvektoren \mathbf{d} basierend auf den hier gezeigten Überlegungen gut zu berechnen ist. Die theoretischen und experimentellen Ergebnisse stimmen gut überein. Folgende Schlussfolgerungen lassen sich aus den theoretischen Überlegungen ziehen:

- Bei gleichem Rauschpegel führt eine Textur mit breiterer AKF zu höheren Unsicherheiten als eine Textur mit schmaler AKF.
- Bei isotropen Texturen mit rotationssymmetrischer AKF sind die Unsicherheiten in x - und y -Richtung unkorreliert. Die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ ist rotationssymmetrisch.
- Da die Verteilungsfunktion bei isotropen Texturen rotationssymmetrisch ist, sind die Unsicherheiten in x - und y -Richtung gleich.

In diesem Abschnitt wurde bisher gezeigt, wie die Unsicherheiten der beobachteten Verschiebungsvektoren einzelner Punkte mit Gl. (4.31) theoretisch abgeschätzt werden können. In Abschnitt 4.3.3 werden diese Unsicherheiten dann durch die Least-Squares-Schätzung nach Gl. (4.7) fortgepflanzt, um die Messunsicherheit des Geschwindigkeitsvektors zu erhalten. Im folgenden Teil dieses Abschnitts finden sich noch einige Ergänzungen und Interpretationen zur hier gezeigten Unsicherheitsabschätzung.

Gründe für Abweichungen

Obwohl die hier gezeigte theoretische Abschätzung der Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ allgemein gute Ergebnisse liefert, traten teilweise Abweichungen zwischen theoretisch und experimentell ermittelter Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ auf. Gründe für Abweichungen können folgende sein:

- Die Modellierung der Verbundverteilungsdichte der Werte von $R'(\mathbf{m})$ als Gauß'sch ist nur eine Näherung.
- Die Integrationsregion \mathcal{M} aus Gl. (4.29) wurde approximiert (Abb. 4.10).

Die Approximation der Integrationsregion könnte dadurch verbessert werden, dass die Schrittweite $\Delta R'$ an die auftretenden Standardabweichungen der einzelnen $R'(\mathbf{m})$ angepasst wird. Abbildung 4.12 verdeutlicht, dass bei großer Schrittweite $\Delta R'$ und kleiner Standardabweichung der Werte $R'(\mathbf{m})$ die Approximation der Integrationsregion zu grob ist und dies zu schlechteren Schätzungen von $P(\mathbf{d})$ führt. Rot gekennzeichnet sind falsch integrierte Bereiche. Grün gekennzeichnet sind richtig integrierte Bereiche. Bei hoher Standardabweichung der Werte von $R'(\mathbf{m})$ ist die Approximation der Integrationsregion deutlich präziser, da der Integrationsfehler einen geringeren Anteil hat. Dies wird auch in Tabelle 4.1 deutlich. Bei den geringeren SNRs 0 dB und -3 dB sind die theoretischen Abschätzungen für $P(\mathbf{d})$ genauer als bei der höheren SNR von 3 dB.

Biasfreiheit

Bei rotationssymmetrischer AKF der Textur ist die hergeleitete Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ immer symmetrisch zu $\mathbf{d} = (0, 0)^T$, daher ist der Erwartungswert $E\{\mathbf{d}\} = (0, 0)^T$. Die Schätzung des Verschiebungsvektors \mathbf{d} ist demnach biasfrei. Dagegen wird z. B. in [Robinson und Milanfar 2004] gezeigt, dass

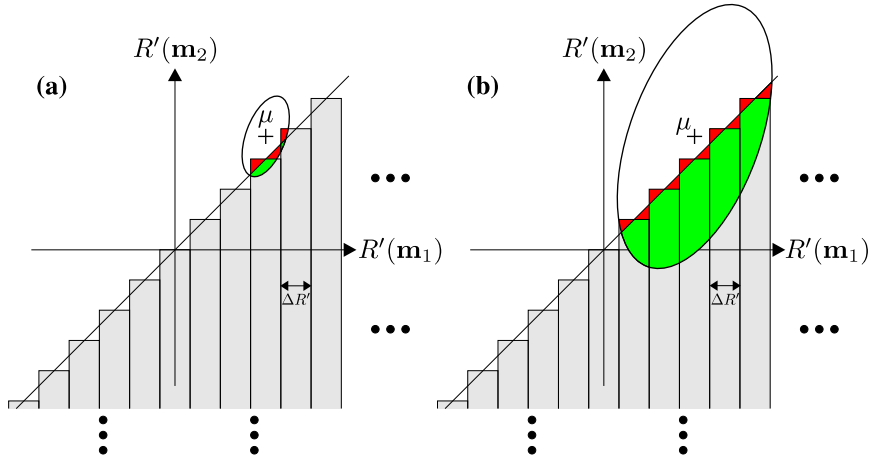


Abbildung 4.12: Fehler bei der Approximation des Integrationsgebietes durch rechteckige Regionen bei einer zwei Pixel großen Suchregion. (a) Geringe Standardabweichung der Werte der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ wegen hoher SNR der Bildmaterials. (b) Hohe Standardabweichung von $R'(\mathbf{m})$. Rot: Falsch integrierte Gebiete. Grün: Richtig integrierte Gebiete. Die Ellipse skizziert den Bereich hoher Wahrscheinlichkeitsdichte, in dem der Hauptbeitrag zu den Integralen nach Gl. (4.29) entsteht.

Block-Matching im Allgemeinen nicht biasfrei ist. Die Biasfreiheit bei der hier gezeigten pixelgenauen Abschätzung ist durch die vereinfachende Annahme zu erklären, dass der wahre Wert $\mathbf{d} = (0, 0)^T$ genau auf dem Pixelraster liegt und exakt den Mittelpunkt der $N_S \times N_S$ -Suchregion bildet. Die Abschätzung der Standardabweichung der Beobachtungen stand hier im Vordergrund.

Anforderungen an die Textur wie bei Einzelbild-Analyse

Mit der Abschätzung der Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ aus Gl. (4.29) und den zugrunde liegenden Erwartungswerten und Kovarianzen aus Gl. (4.16) und (4.24) wird deutlich, dass die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ elementar durch die AKF der Textur geformt wird. Eine Textur mit einer möglichst schmalen AKF führt zu minimalen Messunsicherheiten. Damit ist wie bei der Einzelbild-Analyse aus Kapitel 3 eine Textur mit möglichst breitem bzw. konstantem Betragsspektrum für minimale Messunsicherheiten optimal (vgl. Abschnitt 3.1.1).

Korrelierte Beobachtungen bei anisotropen Texturen

Da die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ durch die AKF der Textur geformt wird, führt eine anisotrope Textur mit nicht-rotationssymmetrischer AKF je nach Bewegungsrichtung zu korrelierten Unsicherheiten in den Beobachtungen. Die Least-Squares-Schätzung nach Gl. (4.7) ist bei korrelierten Unsicherheiten der Beobachtungen nicht mehr optimal, da bei der Herleitung des Least-Squares-Schätzers eine diagonale Kovarianzmatrix vorausgesetzt wird. Eine nicht-rotationssymmetrische AKF der Bilder muss nicht zwangsläufig durch die Textur bedingt sein. Bewegungsunschärfe führt z. B. zu einer nicht-rotationssymmetrischen AKF und damit zu korrelierten Unsicherheiten in den Beobachtungen. Eine Hauptachse der Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ zeigt dann in Bewegungsrichtung.

Gleichverteilung $P(\mathbf{d})$ bei Abwesenheit des Signals

Mit der hier aufgezeigten theoretischen Abschätzung für die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ des Block-Matchings lässt sich auch zeigen, dass sich bei Abwesenheit des Textursignals eine Gleichverteilung $P(\mathbf{d}) = \frac{1}{N_S^2}$ für alle \mathbf{d} ergibt, d. h. jede Verschiebung \mathbf{d} innerhalb der $N_S \times N_S$ -Suchregion wird mit gleicher Wahrscheinlichkeit gemessen. Abwesenheit des Bildsignals bedeutet, dass nur das additive Rauschen im Bild zu beobachten ist. Dies ist im Fahrzeug beispielsweise der Fall, wenn das Objektiv extrem stark verschmutzt ist. Die Diagnose einer Gleichverteilung $P(\mathbf{d})$ kann damit auch zur Selbstdiagnose des Sensors verwendet werden.

Standardabweichung der Gleichverteilung $P(\mathbf{d})$ als Obergrenze

Eine Gleichverteilung $P(\mathbf{d}) = \frac{1}{N_S^2}$ ergibt sich auch beim Grenzübergang zu unendlich groben Texturen, d. h. λ geht beim Modellsignal nach Abschnitt 2.2.1 gegen null. Die Abschätzungen in [Haralick und Shapiro 1993] und [Förstner 1982] würden bei unendlich groben Texturen auch eine unendliche Standardabweichung der Beobachtungen schätzen. Die hier gezeigte Abschätzung nach Gl. (4.31) schätzt dann folgende endliche Standardabweichung, die bei gegebener Größe

N_S der Suchregion als Obergrenze interpretiert werden kann:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N_S^2} \sum_{d_x = -\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} \sum_{d_y = -\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} d_x^2 = \frac{1}{N_S} \sum_{d_x = -\frac{N_S-1}{2}}^{\frac{N_S-1}{2}} d_x^2. \quad (4.32)$$

Beachtung der Korrelation zwischen den Werten von $R'(\mathbf{m})$

Häufig wird in der Literatur vorausgesetzt, dass die Werte $R'(\mathbf{m})$ der Zielfunktion unkorreliert sind. Bei der hier gezeigten Abschätzung wurde diese Korrelation beachtet, indem die Verbundverteilungsdichte der Werte $R'(\mathbf{m})$ aus Gl. (4.25) mit nicht-diagonaler Kovarianzmatrix modelliert wurde. Der Einfluss der Korrelation von Werten der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$ ist in Abb. 4.13 für eine zwei Pixel große Suchregion skizziert. Darin ist der Bereich hoher Wahrscheinlichkeitsdichte durch einen 2D-Ellipsoiden – d. h. eine Ellipse – angedeutet. Eine Nichtbeachtung der Korrelation zwischen den Werten $R'(\mathbf{m})$ führt zu einer Ersetzung der Verbundverteilungsdichte durch das Produkt der Randverteilungsdichten. Dies führt bei Korrelationen von Werten $R'(\mathbf{m})$ zu einer Deformation des Ellipsoiden, in welchem sich der Hauptanteil der Wahrscheinlichkeitsdichte $p_{R'}(\mathbf{r}')$ befindet. Wie in Abb. 4.13 dargestellt, verfälscht dies auch das Integrationsergebnis für $P(\mathbf{d})$. In der Skizze wurden als Sonderfall gleiche Standardabweichungen der Randverteilungsdichten angenommen, so dass sich bei Nichtbeachtung der Korrelation eine rotationssymmetrische Verteilungsdichte ergibt.

Die Fehler durch Nichtbeachtung von Korrelationen zwischen den Werten $R'(\mathbf{m})$ lassen sich sehr gut demonstrieren, wenn man, wie in Tabelle 4.2, Modellsignale mit variierender Breite der AKF der Textur bei konstanter SNR betrachtet. Tabelle 4.3 zeigt nochmals die theoretisch und experimentell ermittelten Verteilungsfunktionen $P(\mathbf{d})$ für $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ bei einer SNR von 0 dB. Hier sind im Gegensatz zu Tabelle 4.2 die theoretisch berechneten Verteilungsfunktionen $P(\mathbf{d})$ bei Nichtbeachtung der Korrelation gezeigt, d. h. bei der Berechnung wurde ausschließlich die Diagonale der Kovarianzmatrix C'_R beachtet.

In Tabelle 4.3 ergeben sich zwischen den theoretischen und experimentellen Verteilungsfunktionen $P(\mathbf{d})$ vor allem für $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ deutliche Unterschiede. Bei Beachtung der Korrelationen stimmten die theoretischen und experimentellen Ergebnisse deutlich besser überein (Tabelle 4.2).

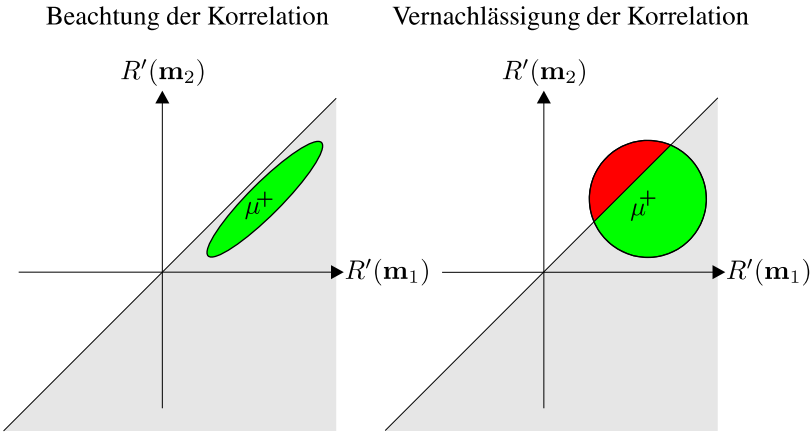


Abbildung 4.13: Einfluss der Nichtbeachtung der Korrelation zwischen Werten $R'(\mathbf{m})$ der Zielfunktion. Die Deformation des Ellipsoids der Wahrscheinlichkeitsdichte führt zu einer Änderung des Integrationsergebnisses bei Berechnung von $P(\mathbf{d})$. Grau markiert die Integrationsregion für die Wahrscheinlichkeit, dass $R(\mathbf{m}_1) > R(\mathbf{m}_2)$ ist, d. h. für die Wahrscheinlichkeit, dass $\mathbf{d} = \mathbf{m}_1$ ist. Der Integrationsfehler ist rot markiert.

	$P(\mathbf{d})$ theoretisch Nichtbeachtung Korrelation	$P(\mathbf{d})$ experimentell
$\lambda = 0,05$	$\begin{bmatrix} 0,1084 & 0,1118 & 0,1084 \\ 0,1118 & 0,1195 & 0,1118 \\ 0,1084 & 0,1118 & 0,1084 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,1131 & 0,1055 & 0,1139 \\ 0,1069 & 0,1260 & 0,1055 \\ 0,1129 & 0,1046 & 0,1116 \end{bmatrix}$
$\lambda = 0,2$	$\begin{bmatrix} 0,0984 & 0,1129 & 0,0984 \\ 0,1129 & 0,1553 & 0,1129 \\ 0,0984 & 0,1129 & 0,0984 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0877 & 0,1022 & 0,0889 \\ 0,1024 & 0,2380 & 0,1013 \\ 0,0901 & 0,0988 & 0,0906 \end{bmatrix}$
$\lambda = 1$	$\begin{bmatrix} 0,0446 & 0,0768 & 0,0446 \\ 0,0768 & 0,5143 & 0,0768 \\ 0,0446 & 0,0768 & 0,0446 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,0315 & 0,0454 & 0,0313 \\ 0,0469 & 0,6890 & 0,0466 \\ 0,0315 & 0,0462 & 0,0316 \end{bmatrix}$

Tabelle 4.3: Theoretisch berechnete und experimentell ermittelte Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ der geschätzten Verschiebungsvektoren bei variierender Breite der AKF der Textur. Die Breiten der AKF der Textur wurden mit $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$ vorgegeben. Die SNR war konstant gleich 0 dB. Hier wurde bei Berechnung der theoretischen $P(\mathbf{d})$ die Korrelation zwischen den Werten $R'(\mathbf{m})$ nicht beachtet.

4.3.3 Fehlerfortpflanzung durch die Schätzstufe

In diesem Abschnitt wird die Fortpflanzung der Unsicherheiten der Beobachtungen durch die Schätzstufe nach Gl. (4.7) dargestellt. Dabei wird von isotropen

Texturen ausgegangen, d. h. die AKF $\varphi_{bb}(\mathbf{x})$ der Textur ist rotationssymmetrisch. Nach Abschnitt 4.3.2 ist damit auch die Verteilungsfunktion $P(\mathbf{d})$ des Block-Matchings rotationssymmetrisch, und es darf eine diagonale Kovarianzmatrix

$$E\{\hat{\mathbf{e}}\hat{\mathbf{e}}^T\} = \sigma_x^2 \mathbf{I}_{2N}, \quad \mathbf{I}_{2N} = 2N \times 2N\text{-Einheitsmatrix}, \quad (4.33)$$

für die Unsicherheiten der Beobachtungen angenommen werden. Dabei ist σ_x^2 die nach Abschnitt 4.3.2 hergeleitete Unsicherheit der Beobachtungen, d. h. die Unsicherheit der geschätzten Verschiebungen \mathbf{d} (vgl. Gl. (4.31)).

Bei der Least-Squares-Schätzung von Translationsvektor $\hat{\mathbf{t}}$ und Rotationswinkel $\hat{\alpha}$ nach Gl. (4.7) bestimmt die Matrix \mathbf{H} die Fehlerfortpflanzung. Die Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}}$ des Schätzfehlers $\Delta \mathbf{p} = \hat{\mathbf{p}} - \mathbf{p}$ wird folgendermaßen berechnet [Van der Heijden 1994]:

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}} = E\{\Delta \mathbf{p} \Delta \mathbf{p}^T\} = \sigma_x^2 (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}. \quad (4.34)$$

Die Matrix \mathbf{H} ist in Gl. (4.5) gegeben. $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})$ folgt unmittelbar:

$$\mathbf{H}^T \mathbf{H} = \begin{bmatrix} N & 0 & \sum y_i \\ 0 & N & -\sum x_i \\ \sum y_i & -\sum x_i & \sum x_i^2 + \sum y_i^2 \end{bmatrix}. \quad (4.35)$$

Die Summenzeichen sind als Summe über alle Punkte des Punktrasters zu verstehen (vgl. Abb. 4.3). Es wird nun das Punktraster nach Abschnitt 4.2 vorausgesetzt. Weiterhin wird angenommen, dass mit allen Punkten des Rasters geschätzt wird, d. h. bei der Prognose der Punktkoordinaten liegen keine Punkte außerhalb der Bildregion bzw. kommen dem Bildrand zu nahe. Damit folgt $\sum x_i = \sum y_i = 0$. $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})$ vereinfacht sich damit zu:

$$\mathbf{H}^T \mathbf{H} = \begin{bmatrix} N & 0 & 0 \\ 0 & N & 0 \\ 0 & 0 & \sum x_i^2 + \sum y_i^2 \end{bmatrix}. \quad (4.36)$$

Durch Inversion lässt sich $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}$ berechnen:

$$(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{N} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{N} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\sum x_i^2 + \sum y_i^2} \end{bmatrix}. \quad (4.37)$$

Die Kovarianzmatrix des Schätzfehlers des Parametervektors $\hat{\mathbf{p}} = (\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\alpha})^T$ wird mit Gl. (4.34) und (4.37) zu:

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}} = \sigma_x^2 \mathbf{I}_{2N} (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_x^2}{N} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma_x^2}{N} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_x^2}{\sum x_i^2 + \sum y_i^2} \end{bmatrix}. \quad (4.38)$$

Damit wird deutlich, dass die Fehlerfortpflanzung durch die Schätzstufe keinen Einfluss auf die Korreliertheit der Unsicherheiten hat, da $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}$ diagonal ist.

Bezüglich der Fehlerfortpflanzung durch die Schätzstufe ist für den Translationsvektor $\hat{\mathbf{t}} = (\hat{t}_x, \hat{t}_y)^T$ ausschließlich die Anzahl N der Punktkorrespondenzen maßgeblich. Beim Rotationswinkel spielt durch den Term $\sum x_i^2 + \sum y_i^2$ neben der Anzahl der Punktkorrespondenzen auch der Abstand der Punkte zum Ursprung eine Rolle. Diese Zusammenhänge wurden anhand von Sequenzen experimentell verifiziert, die gemäß Abschnitt 2.2.2 am Innentrommel-Reifenprüfstand aufgezeichnet wurden. Die Ergebnisse dazu sind in [Horn 2005] aufgeführt.

4.3.4 Fehlerfortpflanzung durch Winkel- und Betragsberechnung

Bisher wurden die Messunsicherheiten der Komponenten \hat{t}_x und \hat{t}_y des Translationsvektors betrachtet. Manche Systeme benötigen jedoch eine polare Form des Geschwindigkeitsvektors. Hier wird die Fortpflanzung der Unsicherheiten bei der Berechnung von Geschwindigkeitsbetrag und -winkel gemäß

$$\begin{pmatrix} \|\mathbf{v}\| \\ \beta \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_L \sqrt{\hat{t}_x^2 + \hat{t}_y^2} \\ \arctan\left(\frac{\hat{t}_y}{\hat{t}_x}\right) \end{pmatrix} \quad (4.39)$$

betrachtet. Die Bildrate f_L ist als ungestört anzusehen. Unter Anwendung einer linearen Fortpflanzung der Unsicherheiten $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}}$ des Parametervektors ergibt sich die Kovarianzmatrix \mathbf{C}_{Pol} des Geschwindigkeitsvektors \mathbf{v} in polarer Form [Duda u. a. 2001, Leon-Garcia 1994]:

$$\mathbf{C}_{\text{Pol}} = \mathbf{A} \mathbf{C}_{\hat{\mathbf{t}}} \mathbf{A}^T, \quad \text{mit } \mathbf{A} := \begin{bmatrix} \frac{\partial \|\mathbf{v}\|}{\partial \hat{t}_x} & \frac{\partial \|\mathbf{v}\|}{\partial \hat{t}_y} \\ \frac{\partial \beta}{\partial \hat{t}_x} & \frac{\partial \beta}{\partial \hat{t}_y} \end{bmatrix}. \quad (4.40)$$

Dabei ist $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{t}}}$ die Kovarianzmatrix der Komponenten des Translationsvektors nach Abschnitt 4.3.3:

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{t}}} := \frac{\sigma_x^2}{N} \mathbf{I}_2, \text{ mit } \mathbf{I}_2 = 2 \times 2\text{-Einheitsmatrix.} \quad (4.41)$$

Durch Berechnung der partiellen Ableitungen lässt sich die Kovarianzmatrix \mathbf{C}_{Pol} des Geschwindigkeitsvektors in polarer Form berechnen:

$$\mathbf{C}_{\text{Pol}} = \frac{\sigma_x^2}{N} \begin{bmatrix} f_L^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\hat{t}_x^2 + \hat{t}_y^2} \end{bmatrix} = \frac{\sigma_x^2}{N} \begin{bmatrix} f_L^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\|\hat{\mathbf{t}}\|^2} \end{bmatrix}. \quad (4.42)$$

Folglich ist die Varianz des Geschwindigkeitsbetrags gleich der Varianz der Translationskomponenten, multipliziert mit der quadrierten Bildrate. Die Varianz des Geschwindigkeitswinkels ist umgekehrt proportional zu $\|\hat{\mathbf{t}}\|^2$, d. h. bei geringen Translationen steigt die Messunsicherheit des Geschwindigkeitswinkels stark an. Abbildung 4.14 bestätigt diesen Sachverhalt anhand einer Messung am Fahrmanöver-Simulator (Abschnitt 2.2.3). Der Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ wurde bei konstantem Geschwindigkeitswinkel reduziert und wieder gesteigert. Die erhöhten Unsicherheiten des Geschwindigkeitswinkels bei geringen Geschwindigkeitsbeträgen sind deutlich zu erkennen.

Beheben lässt sich das Problem durch Anpassung der Bildrate f_L an die aktuelle Geschwindigkeit, so dass der Betrag des Translationsvektors $\mathbf{t} = \mathbf{v}/f_L$ nicht zu klein wird. Abbildung 4.15 zeigt das gleiche Manöver wie in Abb. 4.14, jedoch mit adaptiver Bildrate. Dort ist zu erkennen, dass der Geschwindigkeitswinkel nun auch bei sehr geringen Geschwindigkeitsbeträgen sicher gemessen wird.

Die adaptive Bildrate wurde bei einer Bildgröße von 256×256 mit einer Hysterese realisiert. Bei jeder Messung wird ein ganzzahliger Divisor F der Basisbildrate f_L neu berechnet, so dass sich die Bildrate $\frac{f_L}{F}$ ergibt. Ausgehend von $F = 1$ beim Start der Messung werden nach jeder Messung folgende Regeln angewendet:

- Wird viermal hintereinander ein Geschwindigkeitsbetrag von weniger als 10 Pixel pro Bild gemessen und ist $F < F_{\max}$, dann setze $F := F + 1$.
- Wird viermal hintereinander ein Geschwindigkeitsbetrag von mehr als 40 Pixel pro Bild gemessen und ist $F \geq 2$, dann setze $F := F - 1$.

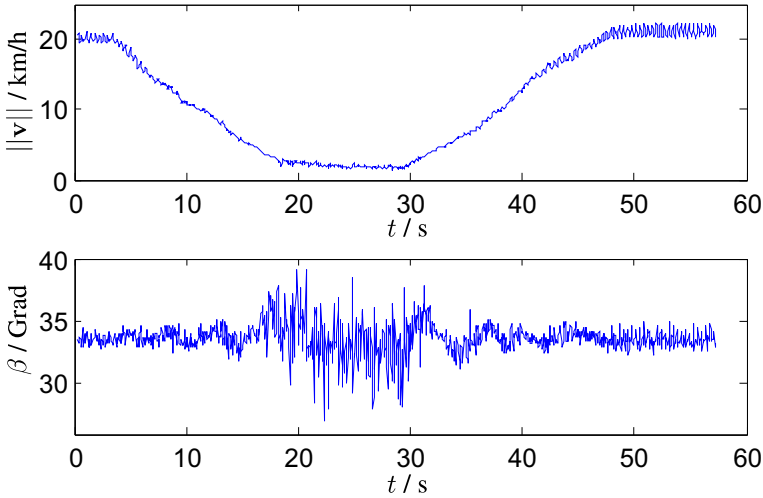


Abbildung 4.14: Bei konstanter Bildrate ergibt sich eine erhöhte Messunsicherheit des Geschwindigkeitswinkels bei sehr geringen Geschwindigkeitsbeträgen.

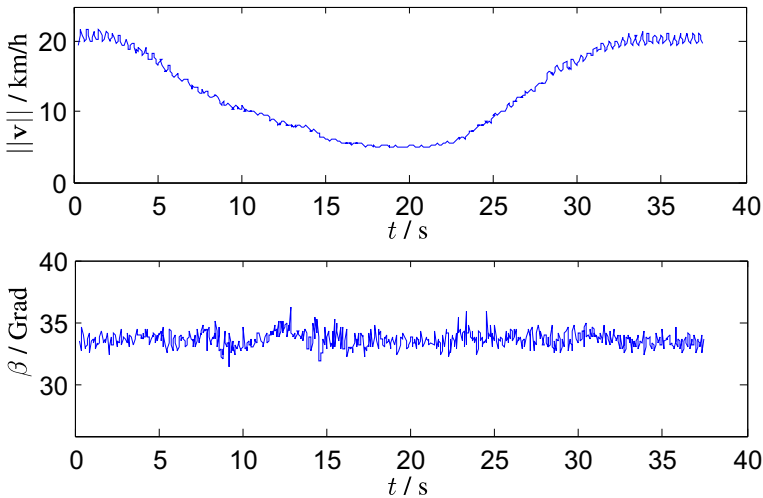


Abbildung 4.15: Durch eine adaptive Bildrate wird der Geschwindigkeitswinkel selbst bei sehr geringen Geschwindigkeitsbeträgen präzise gemessen.

4.4 Selbstbeurteilung

In diesem Abschnitt wird die Berechnung von Gütemaßen aufgezeigt, um nachgeschalteten Systemen Information über die aktuelle Messgüte bereitstellen zu können. Es werden zwei Gütemaße dargestellt und diskutiert: Der mittlere Korrelationskoeffizient $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ der Punktkorrespondenzen und die geschätzte Standardabweichung $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ der Geschwindigkeitskomponenten. Dabei wird gezeigt, dass $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ als Maß für die aktuelle Signalqualität – die SNR – interpretiert werden kann. Die geschätzte Standardabweichung $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ gibt dagegen Aufschluss über die aktuelle Standardabweichung der Geschwindigkeitskomponenten, d. h. über die aktuelle geometrische Genauigkeit.

4.4.1 Mittlerer Korrelationskoeffizient

Durch Anwendung des korrelativen Block-Matchings zur Punktkorrespondenzsuche steht zu jeder i -ten Punktkorrespondenz mit dem Korrelationskoeffizient ρ_i ein Gütemaß zur Verfügung.

$$\rho_i := \max\{R_i(\mathbf{m})\} = R_i(\mathbf{d}). \quad (4.43)$$

Der Mittelwert $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ über alle ρ_i stellt ein Gütemaß für die mittlere Qualität der Punktkorrespondenzen dar und kann damit als Gütemaß für die Schätzung des Geschwindigkeitsvektors betrachtet werden.

$$\bar{\rho}_{\text{BFA}} := \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \rho_i. \quad (4.44)$$

Dabei ist zu beachten, dass durch diese Mittelung die aktuelle Anzahl N der Punktkorrespondenzen bei der Beurteilung der aktuellen Messgüte eliminiert wird. Nach Abschnitt 4.3.3 hat die Anzahl der Punktkorrespondenzen jedoch Einfluss auf die aktuelle Standardabweichung der Messwerte. Daher ist das Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ als Maß für die aktuelle Signalqualität zu verstehen, nicht direkt für die Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors. Zur Beurteilung der Standardabweichung der Messwerte spielt neben der Signalqualität auch die Textur, d. h. die Breite der AKF, eine Rolle.

4.4.2 Geschätzte Standardabweichung

Bei der Least-Squares-Schätzung des Geschwindigkeitsvektors nach Gl. (4.7) ist auch der Residuenvektor $\hat{\mathbf{e}}$ zugänglich. Nimmt man nun an, dass keine Verletzung

des rotatorisch-translatorischen Bewegungsmodells vorliegt, so kann durch

$$\hat{\sigma}^2 := \frac{1}{2N} \hat{\mathbf{e}}^T \hat{\mathbf{e}} \quad (4.45)$$

die mittlere quadratische Abweichung und damit die Varianz der Beobachtungen abgeschätzt werden³. Diese geschätzte Unsicherheit der Beobachtungen wird wie in Abschnitt 4.3.3 durch die Matrix $(\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}$ fortgepflanzt, was bei unkorrelierten Beobachtungen zu einer Division durch N führt. Folglich kann die Varianz der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors durch

$$\hat{\sigma}_{\text{BFA}}^2 := \frac{1}{N} \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{2N^2} \hat{\mathbf{e}}^T \hat{\mathbf{e}} \quad (4.46)$$

geschätzt und als Gütemaß betrachtet werden. Durch $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ wird die Standardabweichung in der Einheit Pixel pro Bild geschätzt. Über den Abbildungsmaßstab und die Bildrate kann diese Standardabweichung in eine reale Größe umgerechnet werden.

4.4.3 Vergleich und Interpretation der Gütemaße

In diesem Abschnitt wird die Bedeutung der Gütemaße anhand von künstlichen Modellsequenzen demonstriert. Zunächst werden drei Modellsequenzen zu je 100 Bildern bei $\lambda = 0,5$ betrachtet. Die Rauschpegel der Sequenzen waren -3 dB, 0 dB und 3 dB. Aus diesen Sequenzen wurden neben den gezeigten Gütemaßen $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ und $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ die Standardabweichungen von Geschwindigkeitswinkel β und -betrag $\|\mathbf{v}\|$ ermittelt. Tabelle 4.4 zeigt neben den mittleren Gütemaßen die Standardabweichungen von Geschwindigkeitswinkel und -betrag.

	SNR=-3 dB	SNR=0 dB	SNR=3 dB
σ_β / Grad	0,462	0,172	$< 10^{-3}$
$\sigma_{\ \mathbf{v}\ }$ / Pixel pro Bild	0,125	0,064	$< 10^{-3}$
$\bar{\rho}_{\text{BFA}}$	0,454	0,618	0,758
$\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ / Pixel pro Bild	0,105	0,016	$< 10^{-3}$

Tabelle 4.4: Gütemaße $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ und $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ bei Analyse von Modellsequenzen mit variierendem Rauschpegel. σ_β und $\sigma_{\|\mathbf{v}\|}$ sind die aus den Sequenzen experimentell ermittelten Standardabweichungen von Geschwindigkeitswinkel und -betrag.

³Diese Schätzung für $\hat{\sigma}^2$ ist biasbehaftet. Eine Normierung auf $2N - 3$ statt auf $2N$ würde zu einer biasfreien Schätzung führen. Drei ist die Anzahl der zuvor geschätzten Parameter t_x , t_y und α .

Es wird deutlich, dass beide Gütemaße zur Beurteilung der Messgüte betrachtet werden können. Eine geringere Standardabweichung der Messwerte zeigt sich entsprechend in den Gütemaßen. Hier wird bereits der Unterschied zwischen den beiden Gütemaßen deutlich. Bei 3 dB wird für die Modellsignale bereits mit einer Standardabweichung nahe null gemessen, da hier nur pixelgenaue Verschiebungen vorliegen, so dass das Block-Matching „fast immer“ den wahren Verschiebungswert misst. Dies schlägt sich auch in den Residuen der Schätzung nieder, so dass das Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ ebenfalls eine Standardabweichung nahe null schätzt. Die mittleren Korrelationskoeffizienten dagegen lassen mit $\bar{\rho}_{\text{BFA}} = 0,758$ eine unsichere Messung vermuten, obwohl der wahre Wert „fast sicher“ gemessen wird. Die auftretenden Korrelationskoeffizienten repräsentieren lediglich den Rauschpegel, nicht die geometrische Genauigkeit [Förstner 1982].

Um diesen Unterschied zwischen beiden Gütemaßen deutlicher zu machen, wurden drei Modellsequenzen bei gleicher SNR = 0 dB analysiert. Die drei Modellsequenzen unterscheiden sich ausschließlich im Hinblick auf die Breite der AKF der Textur. Die Texturparameter der Modellsignale nach Abschnitt 2.2.1 waren $\lambda = 0,05$, $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$. Tabelle 4.5 zeigt die Messunsicherheiten und die entsprechenden Gütemaße.

	$\lambda = 0,05$	$\lambda = 0,2$	$\lambda = 1$
σ_{β} / Grad	1,166	0,396	0,093
$\sigma_{ \mathbf{v} }$ / Pixel pro Bild	0,288	0,096	0,025
$\bar{\rho}_{\text{BFA}}$	0,43	0,58	0,59
$\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ / Pixel pro Bild	0,268	0,093	0,002

Tabelle 4.5: Gütemaße und Messunsicherheiten bei Analyse von Modellsequenzen mit variierender Breite der AKF der Textur bei konstanter SNR von 0 dB.

Besonders deutlich wird der Unterschied der beiden Gütemaße $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ und $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ beim Vergleich der Messungen bei $\lambda = 0,2$ und $\lambda = 1$. Die Messunsicherheit für Geschwindigkeitswinkel und -betrag ist bei $\lambda = 1$ deutlich geringer als bei $\lambda = 0,2$. Das Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ ist jedoch aufgrund der gleichen SNR für beide Messungen fast identisch. Als Interpretation der beiden Gütemaße $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ und $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ lässt sich zusammenfassend festhalten:

- Das Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ repräsentiert den aktuellen Rauschpegel [Förstner 1982]. Die Feinheit der aktuellen Textur, welche die Messunsicherheit beeinflusst, schlägt sich in diesem Gütemaß nicht nieder.

- Das Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ repräsentiert die geometrische Messunsicherheit in Form der Standardabweichung der Geschwindigkeitskomponenten in der Einheit Pixel pro Bild.

An dieser Stelle sei noch bemerkt, dass $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ nicht direkt als Gütemaß für die Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels interpretiert werden darf, da auch der aktuelle Geschwindigkeitsbetrag elementar die Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels beeinflusst (Gl. (4.42)). Weitere Erläuterungen und Ergebnisse zu den Gütemaßen finden sich bei den Messergebnissen in Kapitel 5.

4.5 Kapitelzusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Verfahren der Bildfolgen-Analyse zur 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen diskutiert. Basierend auf korrespondierenden Punkten in zwei aufeinander folgenden Bildern wurden die Bewegungsparameter geschätzt. Die Punktkorrespondenzen, welche die Beobachtungen für den Schätzprozess darstellen, wurden durch korrelatives Block-Matching berechnet. Um die Suchregionen beim Block-Matching im Sinne einer Reduktion der Komplexität einzuschränken, wurde ein Tracking realisiert: Die Punktkoordinaten wurden anhand der im letzten Messschritt geschätzten Transformation prognostiziert, so dass beim Block-Matching nur kleine Suchregionen erforderlich waren. Abbildung 4.16 zeigt ein Ablaufdiagramm der Bildfolgen-Analyse zur Berechnung des Geschwindigkeitsvektors und der Drehrate im Messschritt k . Dabei sind $t_{x,k-1}$, $t_{y,k-1}$ und α_{k-1} die im letzten Messschritt geschätzten Parameter. Bei der ersten Messung müssen $t_{x,k-1}$, $t_{y,k-1}$ und α_{k-1} initialisiert werden. Im Fahrzeug z. B. können diese Parameter bei Start mit stehendem Fahrzeug zu null initialisiert werden.

Weiterhin wurde die Messunsicherheit mit Methoden der Statistik abgeschätzt. Damit ist es möglich, bei gegebener Textur-AKF, Rausch-AKF und SNR die Messunsicherheit zu berechnen. Bei der Konzeption einer Sensorik ermöglicht dies eine Berechnung des Nutzens von Parameteränderungen, die elementaren Einfluss auf die Kosten der Sensorik haben. Damit in Zusammenhang sind in Anhang B.2 zusätzliche Überlegungen dargestellt, wie die Verfahrensparameter der Bildfolgen-Analyse im Sinne einer Kosten- und Komplexitätsminimierung bei gleichzeitig geringen Messunsicherheiten zu wählen sind.

Um nachgeschalteten Systemen neben den Messwerten eine Information über die Messgüte bereitzustellen, wurden zwei Gütemaße aufgezeigt, vergli-

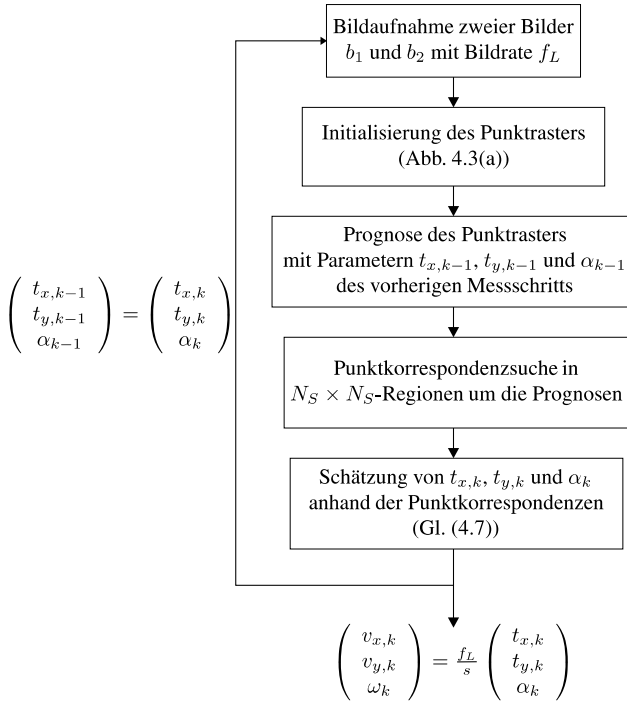


Abbildung 4.16: Ablaufdiagramm der Bildfolgen-Analyse. Die Rückkopplung der Parameter t_x , t_y und α realisiert ein rudimentäres Tracking. s = Abbildungsmaßstab.

chen und interpretiert. Diese Gütemaße können z. B. in Gewichtungsfaktoren zur Verwendung der Messwerte bei Sensorfusionen umgerechnet werden [Geistler u. a. 2006].

4.6 Ausblick

Die Least-Squares-Schätzung nach Gl. (4.7) wird oftmals dafür kritisiert, dass „Unsicherheiten nur in eine Richtung zugelassen werden“. Mit dem Beobachtungsmodell nach Gl. (4.5) führt die Minimierung von $\hat{\mathbf{e}}^T \hat{\mathbf{e}}$ jedoch zu einer Minimierung in beide Koordinatenrichtungen x und y , da der Beobachtungsvektor $\Delta \hat{\mathbf{x}}$ Abweichungen in x - und y -Richtung trägt. Trotzdem ist es sinnvoll, in zukünftigen Untersuchungen zu klären, ob ein Total-Least-Squares-Ansatz

[Van Huffel und Vandewalle 1991] nicht zu besseren Schätzergebnissen führt. Beim Least-Squares-Schätzer wird die Design-Matrix \mathbf{H} in Gl. (4.6) als ungestört angenommen. Es stellt sich nun die Frage, ob die geschätzte Verschiebung $(\Delta x_i, \Delta y_i)^T$ eines i -ten Punktes $(x_i, y_i)^T$ im Bild 1 nicht besser der wahren Verschiebung eines minimal verschobenen Punktes $(x_i + \epsilon_x, y_i + \epsilon_y)^T$ entspricht. Gerade weil das Block-Matching nur pixelgenau durchgeführt wird, sollte die Anwendung einer Total-Least-Squares-Schätzung untersucht werden, die Unsicherheiten sowohl in den Punktkoordinaten $(x'_i, y'_i)^T$ in Bild 2 als auch zusätzlich in den Punktkoordinaten $(x_i, y_i)^T$ im Bild 1 zulässt.

Sinnvoll wäre auch die Realisierung eines adaptiven Punktrasters zur Punktkorrespondenzsuche. Bei hohen Geschwindigkeiten fallen beim festen Punktraster viele Punkte des Rasters bei der Prognose aus der Bildregion, so dass die Anzahl der Beobachtungen sich verringert. Die Folge ist eine erhöhte Standardabweichung der Messwerte. Für die Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors spielt die Position der Punkte des Punktrasters keine Rolle, so dass die Punkte beliebig in Abhängigkeit der aktuellen 2D-Geschwindigkeit positioniert werden können und damit ein Wegfall dieser Punkte vermieden werden kann. Abbildung 4.17 stellt das feste Punktraster aus Abschnitt 4.2 einem sinnvollen Punktraster für einen Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v} = (128, 0)^T$ Pixel pro Bild gegenüber.

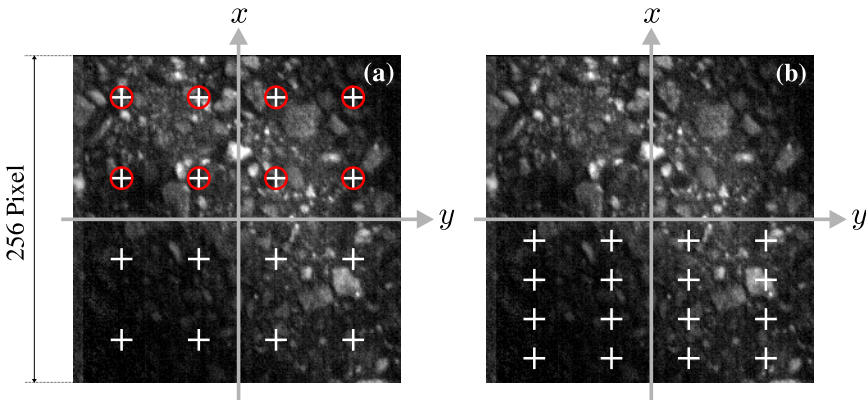


Abbildung 4.17: (a) Festes Punktraster. Bei $\mathbf{v} = (128, 0)^T$ Pixel pro Bild würden die oberen Punkte bei der Prognose aus der Bildregion fallen. (b) Vorschlag für ein adaptives Punktraster bei $\mathbf{v} = (128, 0)^T$ Pixel pro Bild. Bei der Prognose würden keine Punkte aus der Bildregion herausfallen.

In weiteren Tests könnte geklärt werden, ob der Einsatz eines robusten M-Estimators [Huber 1981, Forsyth und Ponce 2003] oder RANSAC-Schätzers [Fischler und Bolles 1981] bei akzeptabler Komplexität zu deutlich robusteren Ergebnissen führt als der verwendete Least-Squares-Schätzer. Auch eine Verfeinerung der Verschiebungsschätzung auf Subpixelgenauigkeit kann als Erweiterung der hier vorgestellten Bildfolgen-Analyse in Betracht kommen.

5 Messergebnisse und bewertender Vergleich

In diesem Kapitel wird die Funktionalität der Verfahren *Einzelbild-Analyse* und *Bildfolgen-Analyse* verglichen. Dabei werden

- Künstlich generierte Modellsequenzen nach Abschnitt 2.2.1,
- Sequenzen vom Innentrommel-Reifenprüfstand nach Abschnitt 2.2.2 und
- Messergebnisse von Fahrversuchen nach Abschnitt 2.2.4

betrachtet. Anhand der Standardabweichung der Schätzwerte für den Geschwindigkeitsvektor werden die Verfahren bewertend verglichen.

Die Messergebnisse des Geschwindigkeitsbetrags waren für hohe Geschwindigkeiten bei der Einzelbild-Analyse teilweise stark mit Ausreißern behaftet. Daher wurde die Einzelbild-Analyse um ein Tracking des Peaks im Betragsspektrum von $f_R(r_d)$ (vgl. Abschnitt 3.2.1) erweitert, so dass die Betragsmessung deutlich robuster wurde. Dies stellt auch eine gewisse Fairness beim Vergleich der Verfahren wieder her, da die Bildfolgen-Analyse ebenfalls auf einem rudimentären Tracking basiert. Das Tracking bei der Bildfolgen-Analyse ist dadurch bedingt, dass der zeitlichen Änderung des Geschwindigkeitsvektors durch die endliche Größe der Suchregion Grenzen aufgeprägt sind.

Allen gezeigten Messungen liegt eine Bildgröße von 256×256 Pixel zugrunde. Die Wahl der Parameter der Bildfolgen-Analyse ist in Anhang B.2 dargelegt. Die Parameter der Bildfolgen-Analyse sind:

Blockgröße N_S :	13 Pixel
Größe N_S der Suchregion:	7 Pixel
Punktraster (vgl. Abb. 4.3(a)):	5×5

Basierend auf experimentellen Untersuchungen wurden für die Einzelbild-Analyse folgende Parameter eingestellt:

Anzahl der Winkelstufen:	256
Winkelquantisierung:	$\frac{70^\circ}{256} = 0,273438^\circ$
Resultierender Winkelmessbereich:	-35° bis $+35^\circ$
Anzahl der summierten Bilder:	5

Diese Einstellungen bieten eine ausreichend feine Winkelquantisierung bei gleichzeitig ausreichendem Winkelmessbereich.

Hier sei noch bemerkt, dass die Rechenzeit der Verfahren mit obiger Wahl der Parameter eine ähnliche Größenordnung aufweist. Die zur Bilderfassung erforderliche Zeit ist jedoch bei der Einzelbild-Analyse entsprechend der Anzahl der Summenbilder länger als bei der Bildfolgen-Analyse, wo lediglich zwei Bilder aufgenommen werden müssen.

Um die Einzelbild- und Bildfolgen-Analyse gut vergleichen zu können, werden zunächst offline-Auswertungen gezeigt, d. h. die gleiche Bildsequenz wird mit beiden Verfahren analysiert. Bei den Messungen im Versuchsfahrzeug in Abschnitt 5.3 werden auch Ergebnisse der Echtzeit-Auswertung gezeigt.

5.1 Auswertung künstlicher Modellsequenzen

Bei den künstlichen Modellsequenzen (Abschnitt 2.2.1) sind die wahren Werte des Geschwindigkeitsvektors in der Einheit Pixel pro Bild exakt bekannt. Dies erlaubt eine sehr gute Beurteilung der Messunsicherheiten. Zunächst wird die grundsätzliche Funktionalität der Verfahren anhand einer Modellsequenz aufgezeigt, anschließend wird die Messunsicherheit der Verfahren in Abhängigkeit der Textur und des Rauschpegels diskutiert.

Nachbildung der Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen

Abbildung 5.1 zeigt den zeitlichen Verlauf des gemessenen Geschwindigkeitsvektors nach Betrag und Winkel für eine Textur mit $\lambda = 0,5$ bei einer SNR von 0 dB. Diese Parameter sind dem Realfall der Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen auf feinkörnigem Asphalt nachempfunden. Bei Generierung der Sequenz

wurde ein Translationsvektor $\mathbf{t} = (5, 5)^T$ Pixel vorgegeben, d. h. der Geschwindigkeitsbetrag ist $5\sqrt{2} = 7,07$ Pixel pro Bild. Der Geschwindigkeitswinkel beträgt 45 Grad.

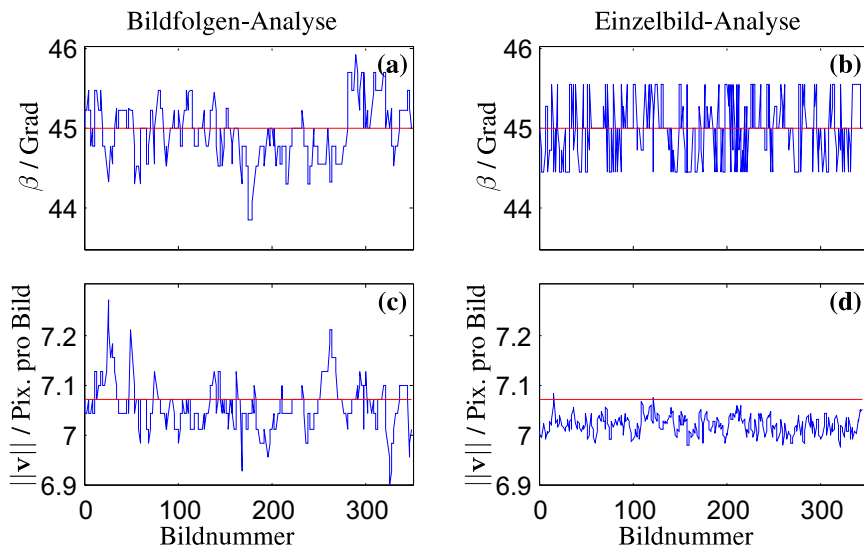


Abbildung 5.1: Zeitlicher Verlauf von Geschwindigkeitswinkel β und -betrag $\|\mathbf{v}\|$ bei Auswertung einer Modellsequenz mit $\lambda = 0,5$ und $\text{SNR} = 0$ dB. (a), (b) Geschwindigkeitswinkel. (c), (d) Geschwindigkeitsbetrag. Die wahren Werte sind durch rote Linien dargestellt.

In Abb. 5.1 ist zu erkennen, dass die vorgegebenen Werte trotz des hohen Rauschpegels sehr präzise erfasst werden. Deutlich wird auch die verfahrensbedingte Quantisierung der Winkelmesswerte bei der Einzelbild-Analyse (Abb. 5.1(b)). Tabelle 5.1 zeigt die absoluten und relativen Standardabweichungen der obigen Messung¹.

Die Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels ist hier vergleichsweise hoch, da der Betrag des Translationsvektors \mathbf{t} mit $5\sqrt{2}$ sehr gering ist. Bei der Bildfolgen-Analyse fällt die Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels nach Gl. (4.42) mit $\|\mathbf{t}\|^{-2}$. Im Realfall sollte somit die Bildrate f_L immer so an-

¹Bei der Einzelbild-Analyse ist im Geschwindigkeitsbetrag ein Bias von 0,7 Prozent festzustellen. Hier wird jedoch ausschließlich die Standardabweichung der Messwerte diskutiert.

	Bildfolgen-Analyse	Einzelbild-Analyse
$\sigma_\beta / \text{Grad}$	0,36	0,38
$\sigma_\beta / \beta_{\text{ist}}$	0,8 %	0,9 %
$\sigma_{\ \mathbf{v}\ } / \text{Pixel pro Bild}$	0,05	0,02
$\sigma_{\ \mathbf{v}\ } / \ \mathbf{v}\ _{\text{ist}}$	0,7 %	0,2 %

Tabelle 5.1: Absolute und relative Standardabweichung des Geschwindigkeitsvektors bei Auswertung einer Modellsequenz mit $\lambda = 0,5$ und einer SNR = 0 dB.

gepasst werden, dass der Betrag des Translationsvektors $\mathbf{t} = \mathbf{v}/f_L$ immer größer als 10 Pixel pro Bild ist (siehe Abschnitt 4.3.4).

Einfluss der Textur

Bei den Modellsequenzen lässt sich die Breite der AKF der Textur durch den Parameter λ steuern. Analysiert wird damit das Verhalten der beiden Verfahren in Abhängigkeit der Textur. Abbildung 5.2 vergleicht die texturabhängigen Standardabweichungen der Messwerte bei einer SNR von 0 dB. Unter Annahme eines Abbildungsmaßstabs von 30 Pixel pro cm und einer Bildrate von 500 Hz wurden die Geschwindigkeitsbeträge in km/h umgerechnet. Um den Zusammenhang zwischen Feinheit der Textur und λ zu verdeutlichen, sind die ersten zwei Bilder der jeweiligen Sequenz in Anhang B.1 gezeigt.

Sowohl für den Geschwindigkeitswinkel als auch für den -betrag lässt sich bei beiden Verfahren feststellen, dass eine feinere Textur zu geringeren Messunsicherheiten führt. Bei den theoretischen Betrachtungen aus Abschnitt 4.3 wurde bereits gezeigt, dass eine Textur mit möglichst schmaler AKF – d. h. mit möglichst hohem λ – zu minimalen Messunsicherheiten führt. Auf Asphalt-Straßenbelägen liegt λ in der Größenordnung 0,3. In den obigen Kurven lässt sich damit für den Geschwindigkeitswinkel eine Standardabweichung von 0,5 Grad als charakteristischer Wert bei stark verrauschten Bildern für beide Verfahren angeben. Der Geschwindigkeitsbetrag wird mit einer Standardabweichung von weniger als 0,1 km/h gemessen.

Bei der Einzelbild-Analyse war bei $\lambda = 0,01$ keine sinnvolle Messung möglich, da das Betragsspektrum der Textur zu höheren Frequenzen so stark abklingt, dass sich im Bild $|B_\Sigma|$ keine Impulslinien ausgeprägt haben. Die Bildfolgen-Analyse liefert dagegen bei dieser breiten AKF der Textur zwar unsichere, aber dennoch stabile Messungen. Die Tatsache, dass die Messunsicherheit des

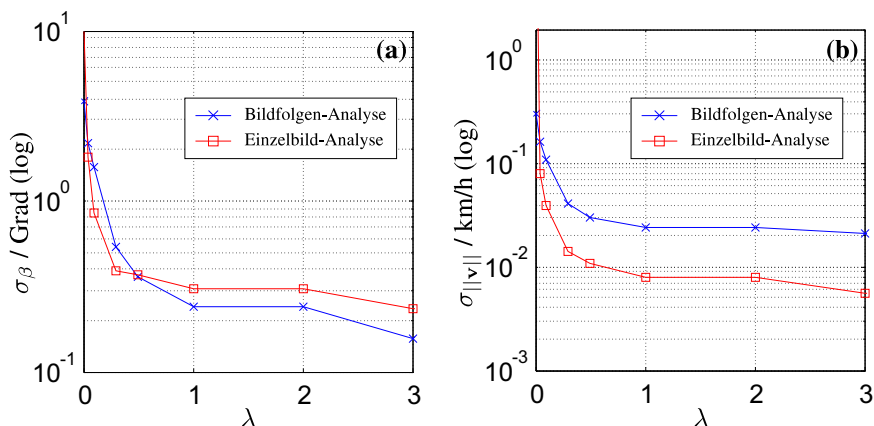


Abbildung 5.2: Standardabweichung des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit der Feinheit der Textur, die durch den Parameter λ gesteuert wird. Hohes λ bedeutet eine feine Textur. SNR = 0 dB. (a) Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels. (b) Standardabweichung des Geschwindigkeitsbetrags.

Geschwindigkeitswinkels bei der Einzelbild-Analyse für sehr feine Texturen nicht bzw. nur schwach sinkt, ist auch durch die Winkelquantisierung mit 0,27 Grad zu erklären. Für feinere Texturen misst die Einzelbild-Analyse daher den Geschwindigkeitswinkel etwas unsicherer als die Bildfolgen-Analyse. Beim Geschwindigkeitsbetrag ist dagegen zu beobachten, dass die Einzelbild-Analyse für alle Texturfeinheiten zu Messwerten mit geringerer Standardabweichung führt.

Einfluss des Rauschpegels

Neben der Feinheit der Textur lässt sich bei den Modellsequenzen auch der Rauschpegel beeinflussen. Es wurde untersucht, wie sich die Messunsicherheit der Verfahren in Abhängigkeit des Rauschpegels verhält. Dazu wurden für $\lambda = 0,5$ jeweils Sequenzen mit Rauschpegeln von -6 bis +12 dB analysiert. Abbildung 5.3 zeigt die so ermittelten Standardabweichungen der Messwerte.

Aus Abb. 5.3 wird deutlich, dass die Einzelbild-Analyse für sehr hohe Rauschpegel zu geringeren Messunsicherheiten führt als die Bildfolgen-Analyse. Für die im Fahrzeug vorkommenden SNRs von 0 bis 6 dB messen beide Verfahren mit einer Standardabweichung ähnlicher Größenordnung. Der Geschwindigkeitswin-

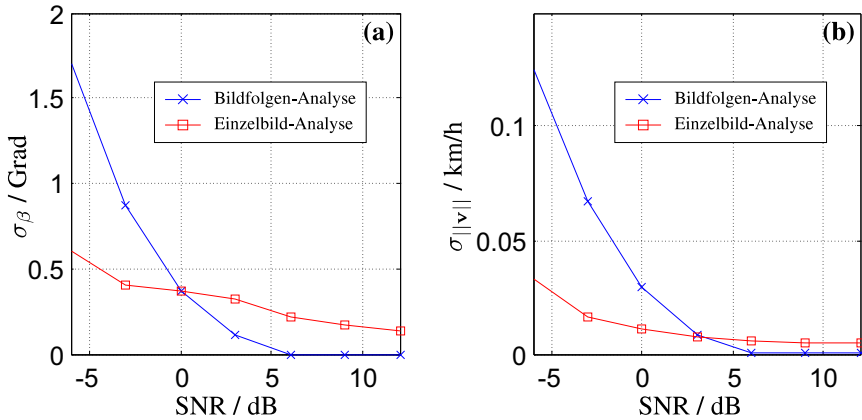


Abbildung 5.3: Standardabweichung des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit des Rauschpegels bei $\lambda = 0,5$. (a) Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels. (b) Standardabweichung des Geschwindigkeitsbetrags.

kel wird für höhere SNRs bei der Einzelbild-Analyse mit höherer Standardabweichung gemessen als bei der Bildfolgen-Analyse. Dies ist mitunter durch die Quantisierung der Winkel in $0,27^\circ$ -Schritten bei der Einzelbild-Analyse zu erklären.

5.2 Auswertung von Sequenzen vom Innentrommel-Reifenprüfstand

Bei dem in Abschnitt 2.2.2 beschriebenen Messaufbau am Innentrommel-Reifenprüfstand bewegt sich die Fahrbahn rein eben und senkrecht zur optischen Achse. Das Bildmaterial entspricht dabei exakt dem Bildmaterial bei Messungen im Fahrzeug auf Asphalt. Damit ist eine Abschätzung der Standardabweichung der Messverfahren durch Analyse einer Sequenz mit konstantem Geschwindigkeitsvektor möglich. Zur Verifikation der Funktionalität der Verfahren bei zeitlich veränderlichem Geschwindigkeitsvektor wurde eine Slalomfahrt simuliert, indem die Kamera bei konstanter Translationsgeschwindigkeit um ihre optische Achse gedreht wurde.

Für die Messungen am Innentrommel-Reifenprüfstand war der Abbildungsmaßstab 16,2 Pixel pro Zentimeter und die Bildrate 500 Hz.

Konstanter Geschwindigkeitsvektor

Abbildung 5.4 zeigt den zeitlichen Verlauf des Geschwindigkeitsvektors bei Analyse einer Bildsequenz mit 256 Bildern. Die Geschwindigkeit war konstant 50 km/h bei einem Geschwindigkeitswinkel von null Grad. Die Standardabweichungen der jeweiligen Messung sind in den Diagrammen vermerkt.

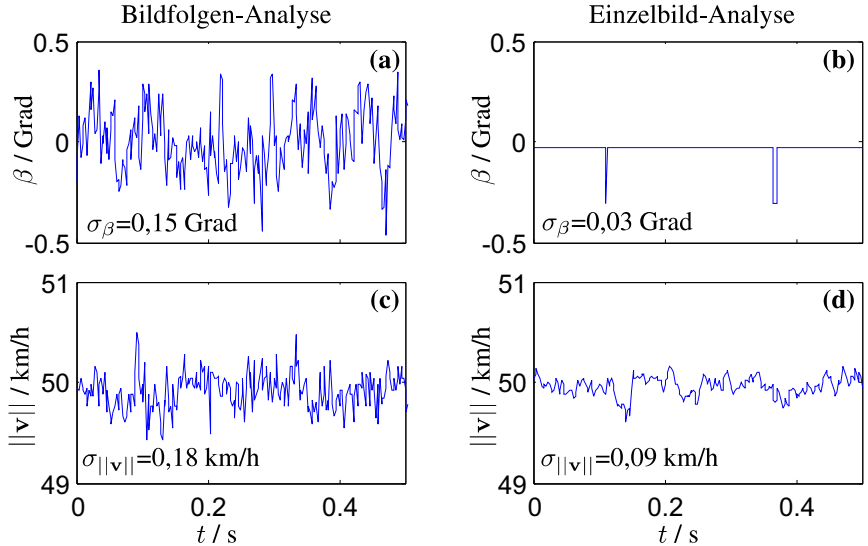


Abbildung 5.4: Zeitlicher Verlauf von Geschwindigkeitswinkel und -betrag bei konstantem Geschwindigkeitsvektor am Innentrommel-Reifenprüfstand. Die Standardabweichungen der Messungen sind in den Diagrammen vermerkt. (a), (b) Geschwindigkeitswinkel. (c), (d) Geschwindigkeitsbetrag.

Der Geschwindigkeitsvektor wird von beiden Verfahren bei geringer Standardabweichung gemäß Vorgabe erfasst. Die anhand der Messungen aus Abb. 5.1 nach oben abgeschätzten Standardabweichungen werden hier unterschritten. Deutlich wird auch der Quantisierungscharakter der Unsicherheiten im Geschwindigkeitswinkel bei der Einzelbild-Analyse. Die sehr geringe Standardabweichung der Einzelbild-Analyse ist hier nur bedingt als hohe Messqualität zu werten, da die Standardabweichung als quadratische Abweichung vom Mittelwert berechnet wurde, nicht als Abweichung vom wahren Wert. Durch den Quantisierungscharakter der Winkelmessung klinkt sich der Winkel auf einer festen Quantisierungsstufe ein, die auch deutlich neben dem wahren Wert liegen kann.

In Abb. 5.4 ist dies daran zu erkennen, dass alle Messwerte leicht unter dem vorgegebenen Winkel von null Grad liegen.

Der Geschwindigkeitswinkel wird bei der Bildfolgen-Analyse hier sogar deutlich genauer gemessen als bei Auswertung der Modellsignale. Dies ist dadurch zu erklären, dass hier der Betrag des Translationsvektors in der Größenordnung 45 Pixel lag. Bei Auswertung der Modellsignale war der Betrag des Translationsvektors dagegen mit $5\sqrt{2}$ Pixel wesentlich geringer. In Abschnitt 4.3.3 wurde für die Bildfolgen-Analyse theoretisch gezeigt, dass geringere Beträge des Translationsvektors zu höheren Messunsicherheiten des Geschwindigkeitswinkels führen.

Variierender Geschwindigkeitsvektor

Am Innentrommel-Reifenprüfstand wurde eine Slalomfahrt bei 50 km/h mit sehr hohen Drehraten nachgebildet, indem die Kamera um ihre optische Achse hin und her gedreht wurde. Abbildung 5.5 zeigt die gemessenen zeitlichen Verläufe von Geschwindigkeitsbetrag und -winkel. Die mit der Bildfolgen-Analyse gemessene Drehrate ist ebenfalls aufgeführt.

Geschwindigkeitswinkel und -betrag werden von beiden Verfahren korrekt erfasst. In der Drehrate der Bildfolgen-Analyse sind Maximalwerte von ca. 400 Grad pro Sekunde zu erkennen. Folglich findet während der Aufnahme der fünf Bilder, welche die Einzelbild-Analyse zur Berechnung des Summenbildes b_{Σ} betrachtet, eine deutliche Rotation von $(5 - 1) \cdot 400 \frac{\text{Grad}}{\text{s}} \cdot \frac{1}{500 \text{ Hz}} = 3,2 \text{ Grad}$ statt. Erwähnenswert ist hierbei, dass die Einzelbild-Analyse zu korrekten Ergebnissen führt, obwohl das rein translatorische Bewegungsmodell hiermit stark verletzt war. Gut zu erkennen ist ebenfalls, dass die Nulldurchgänge der Drehrate dort liegen, wo der Geschwindigkeitswinkel ein Extremum aufweist. Dies ist der Fall, weil die Kamera direkt um ihre optische Achse gedreht wurde und somit $\omega = \frac{d\beta}{dt}$ gilt.

5.3 Messungen mit dem Versuchsfahrzeug

Bei den bisher gezeigten Messergebnissen war das Bewegungsmodell einer rein ebenen Bewegung erfüllt. Bei Messungen im Fahrzeug wird dieses Bewegungsmodell dagegen durch Nicken, Wanken und Höhenänderungen der Kamera verletzt. Zunächst werden Messungen mit einem Standardobjektiv

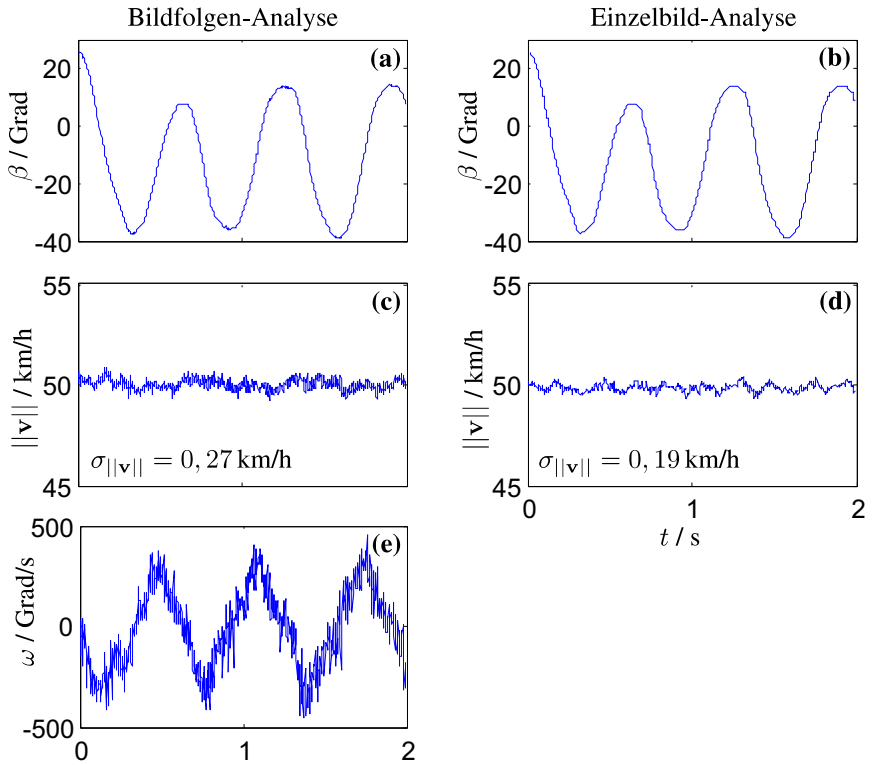


Abbildung 5.5: Zeitlicher Verlauf von Geschwindigkeitswinkel, Geschwindigkeitsbetrag und Drehrate bei Nachbildung eines Slalom-Manövers am Innentrommel-Reifenprüfstand. Die Standardabweichungen der Geschwindigkeitsmessung sind in den Diagrammen vermerkt. (a), (b) Geschwindigkeitswinkel. (c), (d) Geschwindigkeitsbetrag. (e) Drehrate der Bildfolgen-Analyse. Winkelquantisierung bei der Einzelbild-Analyse hier $\frac{90}{256} = 0,3516$ Grad.

mit höhenabhängigem Abbildungsmaßstab gezeigt, d. h. die Höhenänderung wirkt sich störend auf den Geschwindigkeitsbetrag aus. Danach werden Messergebnisse unter Verwendung eines telezentrischen Objektivs gezeigt, um die systematischen Fehler durch Höhenänderungen zu kompensieren.

Es werden die Messergebnisse von Standardfahrmanövern gezeigt und denen eines Vergleichssensors gegenübergestellt. Als Vergleichssensor wurde ein Correvit[®]-SL-Sensor verwendet [Cor 2001]. Dabei ist die Kamera vorne auf der Fahrzeuginnenachse ca. 30 cm vor dem Correvit-Sensor montiert (siehe auch

Abb. 2.7), so dass im Vergleich zum Correvit-Sensor durch die Gleichung

$$\beta = \beta_{\text{Drehpunkt}} + \frac{\omega d}{\|\mathbf{v}\|}, \quad d = \text{Abstand zwischen Drehpunkt und Sensor}, \quad (5.1)$$

ein höherer Signalhub entsteht, der durch die mit dem erhöhten d multiplizierte Drehrate ω zu erklären ist [Wallentowitz 2001].

Im Rahmen der Untersuchungen dieser Arbeit wurde das Sensorverhalten auf diversen Fahrbahnuntergründen getestet und analysiert. Diese Messungen sind in [Horn 2006b] dokumentiert. Im Folgenden werden ausschließlich Messungen auf Asphalt gezeigt.

5.3.1 Messungen mit Standardobjektiv

Geradeausfahrt bei 50 km/h auf Asphalt

Auf Asphalt wurde eine Geradeausfahrt bei $\|\mathbf{v}\| \approx 50$ km/h durchgeführt. Abbildung 5.6 zeigt die zeitlichen Verläufe des Geschwindigkeitsvektors nach Betrag und Richtung.

Der Geschwindigkeitswinkel wird von beiden Verfahren gemäß Vorgabe durch Geradeausfahrt bei null Grad mit minimalen Unsicherheiten gemessen. Die Standardabweichungen des Geschwindigkeitswinkels sind in den Diagrammen vermerkt.

Bei $t \approx 1, 2$ s wurde ein Belagswechsel überfahren, so dass ein Wechsel von einer schwächer zu einer stärker ausgeprägten Textur stattfindet (Abb. 5.7). Der Belagswechsel war mit einer Bodenwelle verbunden, so dass das Fahrzeug nach Überfahren der Bodenwelle Nickschwingungen ausführt. Dies führt dementsprechend zu einer periodischen Höhenänderung der Kamera. Der dadurch eingeprägte systematische Fehler im Geschwindigkeitsbetrag ist für $t > 1, 2$ s gut zu erkennen. Die Standardabweichung des Geschwindigkeitsbetrags ist nicht aufgeführt, da sie aufgrund des starken systematischen Fehlers wenig Aussagekraft hätte.

Anhand des Belagswechsels von der schwächer zur stärker ausgeprägten Textur lässt sich auch sehr gut das Verhalten der Gütemaße aufzeigen (siehe Abb. 5.8).

Es wird deutlich, dass der Sprung in der Ausprägung der Textur sich hauptsächlich in den Gütemaßen $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ bei der Bildfolgen-Analyse und G_{EBA} bei der Einzelbild-Analyse merklich niederschlägt. In der geschätzten Standardabweichung $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ ist

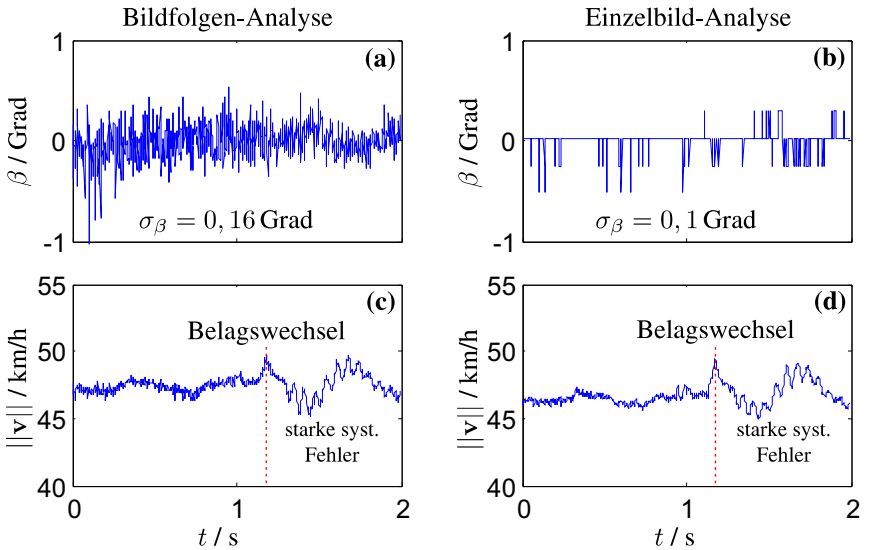


Abbildung 5.6: Zeitlicher Verlauf von Geschwindigkeitswinkel und Geschwindigkeitsbetrag bei Geradeausfahrt bei ca. 50 km/h. (a), (b) Geschwindigkeitswinkel. (c), (d) Geschwindigkeitsbetrag.

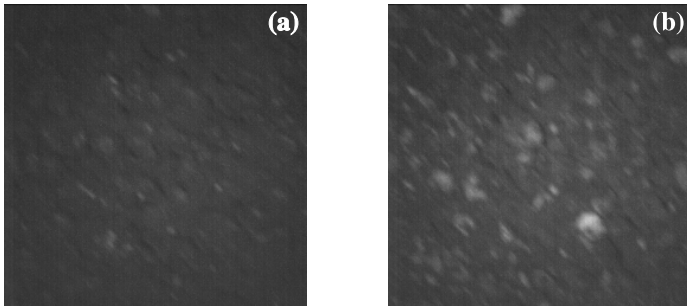


Abbildung 5.7: Bilder der bei Geradeausfahrt mit 50 km/h analysierten Sequenz vor und nach Überfahren des Belagswechsels. (a) Schwach ausgeprägte Textur vor Belagswechsel; Bild bei $t = 0$ s. (b) Stärker ausgeprägte Textur nach Belagswechsel; Bild bei $t = 1,74$ s.

dagegen nur ein geringer Abfall und kein Sprung zu erkennen. Dies untermauert die betonte Unterscheidung zwischen auftretenden Korrelationskoeffizienten und geometrischen Unsicherheiten (vgl. Abschnitt 4.4). Das Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ gibt lediglich Auskunft über die aktuelle SNR. Für die geometrische Unsicherheit,

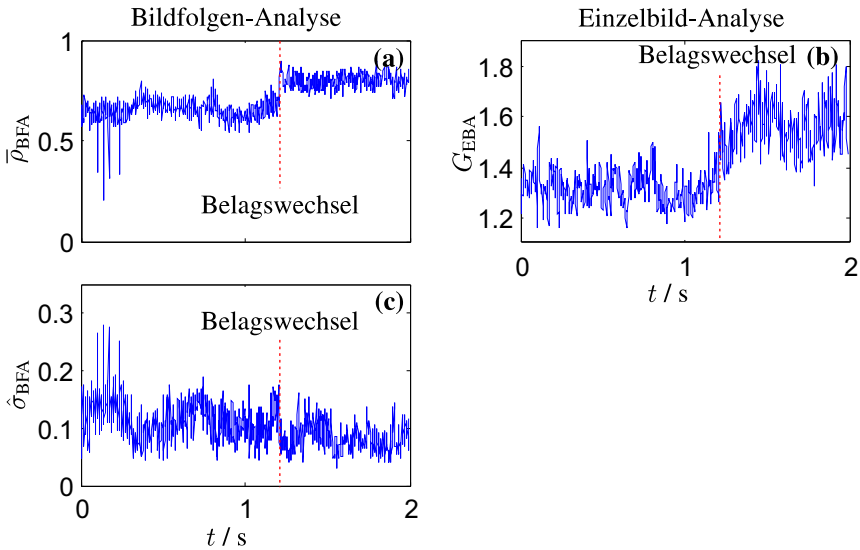


Abbildung 5.8: Zeitlicher Verlauf der Gütemaße bei Geradeausfahrt mit 50 km/h. (a) Mittelwert $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ der Korrelationskoeffizienten bei Bildfolgen-Analyse. (b) Ausgeprägtheit G_{EBA} des Peaks im Signal $w_R(\varphi)$ bei Einzelbild-Analyse. (c) Geschätzte Standardabweichung $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors.

d. h. für die Messunsicherheit des Geschwindigkeitsvektors, ist neben der SNR auch die AKF der Textur maßgebend. Daher kann die aktuelle Messunsicherheit des Geschwindigkeitsvektors bei der Bildfolgen-Analyse nur über das Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ geschätzt werden.

Nach dem beschriebenen Belagswechsel wird die Textur kontrastreicher, so dass das Signal im Vergleich zum Rauschen ausgeprägter erscheint. Da die SNR steigt, steigen auch die Korrelationskoeffizienten. Neben einer Erhöhung der Signalstärke erfolgt durch den Belagswechsel jedoch auch ein Wechsel zu einer groberen Textur, d. h. ein Wechsel zu einer Textur mit breiterer AKF. Dies hat den Effekt, dass die Messunsicherheit wiederum steigt. Die Auswirkungen einer höheren SNR und einer breiteren AKF der Textur heben sich im gezeigten Beispiel fast exakt auf, so dass die Standardabweichung der Messwerte am Belagswechsel und damit das Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ fast unverändert bleiben.

Slalomfahrt bei 50 km/h auf Asphalt

Während einer Slalomfahrt mit 50 km/h auf Asphalt wurde eine Bildsequenz mit 1000 Bildern aufgezeichnet. Abbildung 5.9 zeigt den anhand der Sequenz berechneten Verlauf des Geschwindigkeitsvektors und den Verlauf der Gütemaße.

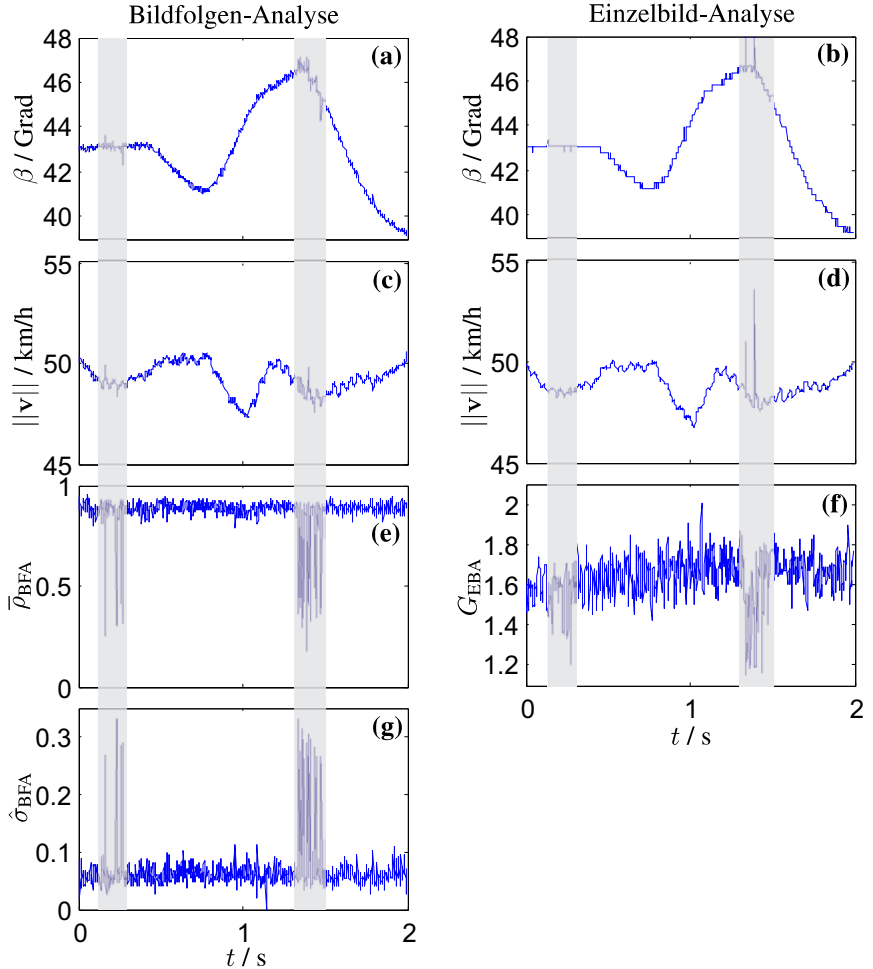


Abbildung 5.9: Zeitlicher Verlauf des Geschwindigkeitsvektors und der Gütemaße bei Slalomfahrt mit 50 km/h auf Asphalt. (a), (b) Geschwindigkeitswinkel. (c), (d) Geschwindigkeitsbetrag. (e) Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$. (f) Gütemaß G_{EBA} . (g) Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$.

Aus Abb. 5.9 wird zunächst deutlich, dass der Geschwindigkeitsvektor gemäß Vorgabe durch das Slalommanöver mit beiden Verfahren korrekt gemessen wird. Bei $t \approx 0,2$ s und $t \approx 1,4$ s sind im Geschwindigkeitswinkel und -betrag erhöhte Messunsicherheiten zu erkennen, die von allen vorgeschlagenen Gütemaßen entsprechend registriert werden (grau hinterlegt in Abb. 5.9). Die Messfehler bei $t \approx 0,2$ s entstehen z. B. durch verlorene Frames bei der Bildaufnahme. Die Realisierung eines Seriensensors mit einem Echtzeitbetriebssystem würde eine Bildaufnahme ohne Verlust von Bildern garantieren.

Vergleicht man die Gütemaße mit denen der Geradeausfahrt aus dem vorhergehenden Abschnitt (Abb. 5.8), so fällt auf, dass die Messgüte hier geringfügig höher ist. Dies ist dadurch zu erklären, dass bei der Slalomfahrt eine deutlich stärkere Beleuchtung verwendet wurde, so dass die Belichtungszeit der Kamera reduziert werden konnte. Folge sind eine höhere Signalstärke und eine reduzierte Bewegungsunschärfe, die zu einer geringeren Messunsicherheit führen.

Der systematische Fehler im Geschwindigkeitsbetrag aufgrund von Höhenänderungen der Kamera ist ebenfalls deutlich zu erkennen. Er liegt hier sogar in der Größenordnung 5 Prozent. Im nächsten Abschnitt werden Messungen mit einem telezentrischen Objektiv gezeigt, so dass der systematische Fehler, der durch den höhenabhängigen Abbildungsmaßstab entsteht, eliminiert wird.

5.3.2 Messungen mit telezentrischem Objektiv

In diesem Abschnitt werden Messungen mit einem telezentrischen Objektiv gezeigt, dessen Abbildungsmaßstab unabhängig von der Höhe der Kamera über Grund ist. Es werden Ergebnisse von Echtzeitauswertungen aufgeführt und den Messergebnissen eines Correvit[®]-SL-Sensors gegenübergestellt. Da für den Vergleich von Einzelbild- und Bildfolgen-Analyse in den vorhergehenden Abschnitten bereits umfassende Ergebnisse gezeigt wurden, werden hier ausschließlich Ergebnisse der Bildfolgen-Analyse gezeigt.

Die im Folgenden dargestellten Messergebnisse wurden durch ein Kalman-Filter [Kalman 1960, Welch und Bishop 2001] stabilisiert, welches dem Geschwindigkeitsvektor eine gewisse Trägheit aufprägt und Unsicherheiten reduziert. Das verwendete kinematische Modell, das auf den Darstellungen in [Böhringer 2003] basiert, ist in Anhang B.4 näher beschrieben. Hier sei noch erwähnt, dass das Kalman-Filter sich nur für eine Anwendung bei der Bildfolgen-Analyse eignet, da nur dort die Unsicherheiten näherungsweise normalverteilt sind. Bei

der Einzelbild-Analyse haben die Unsicherheiten dagegen Ausreißer-Charakter bzw. stellen gleichverteiltes Quantisierungsrauschen dar, so dass das Kalman-Filter ungeeignet ist (vgl. Abb. 5.1(b) und 5.4(b)).

Starke Beschleunigung und Verzögerung geradeaus

Aus dem Stand wurde bei Geradeausfahrt stark beschleunigt und wieder stark abgebremst. Abbildung 5.10 stellt den mit der Bildfolgen-Analyse in Echtzeit gemessenen Verlauf des Geschwindigkeitsvektors den Messwerten des Correvit[®]-SL-Sensors gegenüber.

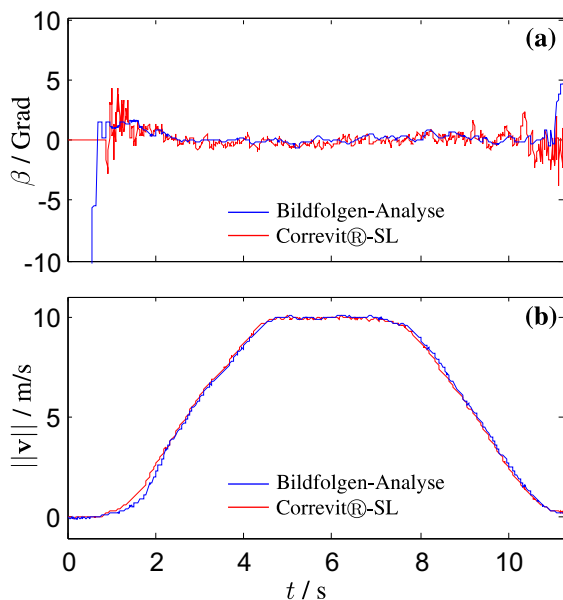


Abbildung 5.10: Zeitlicher Verlauf des Geschwindigkeitsvektors bei Beschleunigung und starker Verzögerung geradeaus. (a) Geschwindigkeitswinkel. (b) Geschwindigkeitsbetrag.

Die Bildfolgen-Analyse reproduziert die Messergebnisse des Correvit[®]-SL-Sensors sehr gut. Die Messunsicherheiten beider Sensoren sind in ähnlicher Größenordnung. Erkennbar ist bei beiden Sensoren auch die unsichere Messung des Geschwindigkeitswinkels bei sehr geringen Geschwindigkeitsbeträgen. Bei der Bildfolgen-Analyse können diese Unsicherheiten im Geschwindigkeitswinkel durch eine adaptive Bildrate deutlich reduziert werden (vgl. Abschnitt 4.3.4).

Aufgrund von Bodenwellen ändert sich auch bei diesem Fahrmanöver die Höhe der Kamera über Grund mit der Zeit. Ein dadurch bedingter systematischer Fehler ist beim Vergleich mit den Messwerten des Correvit[®]-SL-Sensors nicht zu erkennen. In der Beschleunigungs- und Verzögerungsphase ist wird ein leichtes Hinterherhelen der Messwerte der Bildfolgen-Analyse aufgrund der Rechenzeit des Verfahrens deutlich. Im gezeigten Beispiel beträgt diese Totzeit ca. 50 ms. Zum Zeitpunkt der Fertigstellung dieser Arbeit konnte die Totzeit durch Codeoptimierungen bereits auf 25 ms reduziert werden.

Slalomfahrt bei 30 km/h

Auf Asphalt wurde eine Slalomfahrt mit ca. 30 km/h durchgeführt. Abbildung 5.11 zeigt sowohl den mit der Bildfolgen-Analyse gemessenen zeitlichen Verlauf des Geschwindigkeitsvektors als auch die entsprechenden Messwerte des Correvit[®]-SL-Sensors.

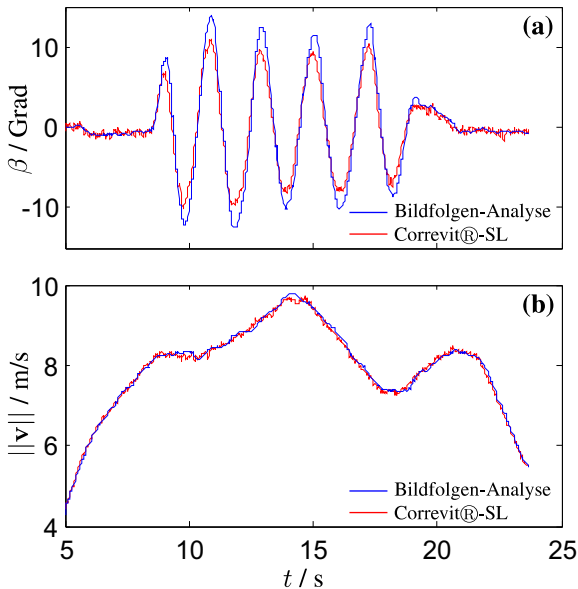


Abbildung 5.11: Zeitlicher Verlauf des Geschwindigkeitsvektors bei Slalomfahrt mit ca. 30 km/h. (a) Geschwindigkeitswinkel. (b) Geschwindigkeitsbetrag.

Sowohl Geschwindigkeitswinkel als auch Geschwindigkeitsbetrag werden gemäß Vorgabe durch das Slalom-Manöver korrekt gemessen. Die Bildfolgen-Analyse liefert Messergebnisse in einer ähnlichen Qualität wie der Correvit[®]-SL-Sensor. Erkennbar ist hier der erhöhte Signalhub im Geschwindigkeitswinkel bei der Bildfolgen-Analyse, der dadurch zu begründen ist, dass die Kamera in Richtung der Fahrzeuglängsachse weiter vom Drehpunkt des Fahrzeugs entfernt war als der Correvit[®]-SL-Sensor (siehe Gl. (5.1)). Systematische Fehler durch Höhenänderungen der Kamera, die durch Bodenwellen bzw. Nicken und Wanken hervorgerufen werden, sind auch hier nicht feststellbar.

5.4 Fazit und bewertender Vergleich

Bei allen gezeigten Messungen wurde deutlich, dass die in dieser Arbeit beschriebenen Verfahren eine präzise und robuste 2D-Geschwindigkeitsmessung erlauben. Als Faustregel für die Messunsicherheiten beider Verfahren lässt sich für die meisten Fälle festhalten:

- Die Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels liegt unter 0,5 Grad.
- Die Standardabweichung des Geschwindigkeitsbetrags liegt unter 0,5 km/h.

Basierend auf den ähnlichen Standardabweichungen der Messwerte, welche die beiden Verfahren Einzel- und Bildfolgen-Analyse liefern, lässt sich keine Entscheidung für oder gegen ein Verfahren treffen. Bei industriellen Anwendungen, bei denen die Textur der bewegten Oberfläche gleichzeitig gutmütig und bekannt ist, eignen sich die Bildfolgen-Analyse und die Einzelbild-Analyse gleichermaßen. Eine gutmütige Textur ist dabei ein 2D-Zufallssignal mit möglichst schmaler AKF. Bei Anwendung im Fahrzeug, wo die Textur oftmals wechselt, sprechen dagegen **zwei Gründe für eine Bevorzugung der Bildfolgen-Analyse**:

1. *Die Bildfolgen-Analyse ist resistenter gegenüber unterschiedlichen Texturen.* Speziell periodischen Texturen und solchen mit kantenbehafteten Strukturen tritt die Bildfolgen-Analyse resistenter gegenüber. Dies zeigten ausführliche experimentelle Untersuchungen im Versuchsfahrzeug, die in [Horn 2006b] dokumentiert sind.

2. *Die Bildfolgen-Analyse bietet mehr und besser interpretierbare Gütemaße.* Mit den in Abschnitt 4.4 dargestellten Gütemaßen ist eine umfassende Selbstbeurteilung der Bildfolgen-Analyse möglich. Das Gütemaß $\bar{\rho}_{\text{BFA}}$ repräsentiert die aktuelle Signalqualität in Form der SNR. Weiterhin ist mit dem Gütemaß $\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$ eine online-Schätzung der Standardabweichung möglich. Auch das ausschließlich bei der Bildfolgen-Analyse anwendbare Kalman-Filter bietet über die Schätzung der aktuellen Kovarianzmatrix der Zustandsgrößen umfassende Möglichkeiten der Selbstbeurteilung (vgl. Anhang B.4). Das in Abschnitt 3.4 beschriebene Gütemaß G_{EBA} der Einzelbild-Analyse ist dagegen eher heuristisch hergeleitet.

Hier sei nochmals ausdrücklich betont, dass die teilweise auftretenden SNRs in der Größenordnung 0 dB sehr gering sind. Die resultierenden Standardabweichungen der Verschiebungs- und Geschwindigkeitsschätzung sind damit deutlich schlechter als z. B. bei Anwendungen der Videokompression.

Beiden Verfahren – der Einzelbild- und der Bildfolgen-Analyse – ist gemeinsam, dass sich der systematische Fehler durch Höhenänderungen der Kamera im Geschwindigkeitsbetrag störend auswirkt. Durch Verwendung eines telezentrischen Objektivs konnte dieser systematische Fehler eliminiert werden (Abschnitt 5.3.2). In Anhang A wird eine spezielle Möglichkeit zur Elimination dieses systematischen Fehlers bei Verwendung eines kostengünstigen Standardobjektivs vorgeschlagen.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwei Verfahren zur zweidimensionalen Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen vorgestellt und diskutiert. Die Verfahren

- *Einzelbild-Analyse* und
- *Bildfolgen-Analyse*

wurden anhand des Anwendungsbeispiels der Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen über Grund erläutert.

Die *Einzelbild-Analyse* verarbeitet die Betragsspektren gepulst belichteter Bilder der bewegten Oberfläche. Durch die Messung des Abstandes und des Winkels paralleler Linien in diesen Betragsspektren konnten präzise Messungen für den Geschwindigkeitsvektor gewonnen werden. Ein zentraler Verarbeitungsschritt zur Messung von Abstand und Winkel der parallelen Linien war die Radon-Transformation, die über das Zentralschnitt-Theorem effizient implementiert wurde. Basierend auf einer anschaulichen Interpretation der Zwischenergebnisse wurden die Einflüsse der Anwendung des Zentralschnitt-Theorems auf die Winkelmessung aufgezeigt und theoretisch belegt. Durch Anwendung des Zentralschnitt-Theorems ergaben sich Vorzugsrichtungen, die zu einer Art Quantisierung der gemessenen Geschwindigkeitswinkel führten. Weiterhin wurde gezeigt, wie die gepulste Belichtung durch eine Summation von scharfen Einzelbildern realisiert werden kann.

Bei der *Bildfolgen-Analyse*, die direkt im Ortsbereich arbeitet, wurden Translations- und Rotationsparameter anhand von Verschiebungsvektoren einzelner Punkte geschätzt. Zum Einsatz kam dabei ein Least-Squares-Schätzer, da die Beobachtungen bei gleichen Unsicherheiten als unkorreliert zu betrachten waren. Die Verschiebungsvektoren der einzelnen Punkte, die die Beobachtungen für den Schätzprozess darstellen, wurden durch korrelatives Block-Matching berechnet. Ein deutlicher Schwerpunkt bei der Bildfolgen-Analyse waren theoretische Betrachtungen zur Messunsicherheit. Darin wurde neben der Herleitung einer Vorschrift zur Berechnung der Varianzen des Block-Matchings

eine Verbesserung der Winkelmessung durch eine adaptive Bildrate dargestellt. Mit den hergeleiteten Zusammenhängen ist es möglich, die Messunsicherheit in Abhängigkeit der Verfahrensparameter theoretisch zu berechnen. Dies erlaubt Abschätzungen, welche Konfiguration der Parameter bei Serienfertigung eine optimale Balance von Messunsicherheit und Sensorkosten bietet (vgl. Anhang B.2).

Anhand der Auswertung von synthetischen Texturen, Laboraufnahmen und realen Messungen wurden die Verfahren bewertend verglichen. Dabei ergaben sich bzgl. der Messunsicherheit nur geringe Unterschiede, so dass basierend auf der Messunsicherheit keine Entscheidung für oder gegen eines der beiden Verfahren getroffen werden konnte. Lediglich die leicht höhere Robustheit gegenüber nicht gutmütigen Texturen und bessere Möglichkeiten zur Selbstbeurteilung führten zu einem Vorzug der Bildfolgen-Analyse bei Anwendung im Fahrzeug. Bei industriellen Anwendungen ist anhand der vorliegenden Texturen erneut zu entscheiden, welches Verfahren anzuwenden ist.

Es wurde dargestellt, dass durch den variierenden Abstand zwischen Kamera und Oberfläche ein systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag entsteht. Bei Einsatz eines telezentrischen Objektivs trat dieser Fehler nicht auf, da der Abbildungsmaßstab eines telezentrischen Objektivs unabhängig vom Objektstand ist. Wegen der hohen Kosten und großen Abmaße telezentrischer Objektive sollte für eine kostengünstige Realisierung ein Standardobjektiv eingesetzt werden. Daher wird in Anhang A eine spezielle Möglichkeit vorgeschlagen, die systematischen Fehler im Geschwindigkeitsbetrag bei Verwendung eines Standardobjektivs zu reduzieren bzw. komplett zu eliminieren. Soll die vorgestellte Sensorik bei Fahrzeugherstellern zu Untersuchungen bei der Entwicklung von Fahrwerken eingesetzt werden, so spielen Baugröße und Kosten der Sensorik eine nicht so große Rolle wie beim Serieneinsatz. Der Einsatz von telezentrischen Objektiven ist in diesem Falle in Erwägung zu ziehen.

Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die Verfahren dieser Arbeit in Zukunft die Realisierung von gleichzeitig hochpräzisen und kostengünstigen 2D-Geschwindigkeitssensoren für texturierte Oberflächen erlauben.

Verbesserungsvorschläge bzw. Diskussionen zu den Messverfahren Einzelbild-Analyse und Bildfolgen-Analyse selbst wurden bereits in den jeweiligen Kapiteln dargestellt. Daher beschränkt sich der folgende Ausblick auf Verbesserungsvorschläge für das Gesamtsystem bei Anwendung im Fahrzeug.

Sinnvoll sind Untersuchungen, ob eine Montage der Kamera direkt an der Radaufhängung zur Reduktion systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag beitragen kann. Idealerweise hat die Radaufhängung einen konstanten Abstand zur Fahrbahn und somit wäre auch der Abbildungsmaßstab eines Standardobjektivs konstant. Denkbar dabei wäre auch, den Bildbereich so zu erweitern, dass neben der bewegten Fahrbahn auch die Kontaktfläche von Reifen und Fahrbahn beobachtet wird. Zusätzlich zum Geschwindigkeitsvektor könnte die Information gewonnen werden, ob der Reifen bei kritischen Fahrmanövern überhaupt Kontakt zur Fahrbahn hat. Bei einer Montage an der Radaufhängung sind jedoch neben hoher Verschmutzungsgefahr die starken Vibrationen und hohen Beschleunigungen als Nachteile zu nennen.

Eine weitere Verbesserung der Messwerte von Geschwindigkeitsbetrag und -winkel ist sicher durch eine Fusion mit anderen Sensoren möglich. Ein zusätzliches Einbringen der Raddrehgeber und des Lenkwinkels sei hier als Beispiel genannt. Neben einer verbesserten Messung ist dadurch auch das Detektieren und Beheben von kritischen Bewegungszuständen möglich.

In Zukunft ist damit zu rechnen, dass auch Kameras – ebenso wie der Fahrer selbst – Information sammeln, indem sie im Fahrzeug nach vorne blicken. Es gibt bereits Verfahren, welche die Geschwindigkeit von Fahrzeugen über Grund aus diesen Bildern bestimmen. Sowohl bei monoskopischen Verfahren mit einer Kamera [Stein u. a. 2000] als auch bei Stereovision-Verfahren mit zwei Kameras [Horn u. a. 2006, Dang u. a. 2004] wurden dabei gute Ergebnisse erreicht. Eine Fusion der Messwerte dieser Verfahren mit den in dieser Arbeit vorgestellten Verfahren verspricht eine weitere Verbesserung auf dem Weg zu präzisen, robusten und hochverfügbaren Gesamtsystemen.

Literaturverzeichnis

- [Bamler 1989] BAMLER, R.: *Mehrdimensionale lineare Systeme*. Springer, 1989
- [Bar-Shalom u. a. 2001] BAR-SHALOM, Y. ; LI, X. ; KIRUBARAJAN, T.: *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. John Wiley & Sons, 2001
- [Barron u. a. 1994] BARRON, J.L. ; FLEET, D.J. ; BEAUCHEMIN, S.S.: Performance of Optical Flow Techniques. In: *International Journal of Computer Vision* 12 (1994), Nr. 1, S. 43–77
- [Belongie u. a. 2002] BELONGIE, S. ; JITENDRA, M. ; PUZICHA, J.: Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 24 (2002), Nr. 24, S. 509–521
- [Berger 2003] BERGER, C.: *Optische Korrelationssensoren zur Geschwindigkeitsmessung technischer Objekte*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 2003
- [Beyerer 1994] BEYERER, J.: *Analyse von Riefentexturen*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 1994
- [Beyerer und Puente-León 2002] BEYERER, J. ; PUENTE-LEÓN, F.: Die Radontransformation in der digitalen Bildverarbeitung. In: *at – Automatisierungstechnik* 50 (2002), Nr. 10, S. 472–480
- [Böhringer 2003] BÖHRINGER, F.: Train location based on fusion of satellite and train-borne sensor data. In: ZHAO, Y. (Hrsg.) ; KLOTZ, H.A. JR. (Hrsg.) ; STOCKUM, L.A. (Hrsg.): *Location Services and Navigation Technologies* Bd. 5084, SPIE, 2003, S. 76–85
- [Buschmann 1997a] BUSCHMANN, R.: *Analytische Bestimmung der Schätzfehlervarianz von Displacementschätzverfahren der Bewegtbildcodierung*, Universität Hannover, Diss., 1997
- [Buschmann 1997b] BUSCHMANN, R.: Efficiency of displacement estimation techniques. In: *Signal Processing: Image Communication* 10 (1997), S. 43–61

- [Chen und Tao 2001] CHEN, Z. ; TAO, Y.: Subband correlation of Daubechies wavelet representations. In: *Optical Engineering* 40 (2001), Nr. 3, S. 362–371
- [Cor 2001] Corrsys-Datron Sensorsysteme GmbH: *Correxit(R)-SL Non-Contact Optical Sensor for slip free measurement of longitudinal and transversal dynamics*. 2001
- [Dang u. a. 2004] DANG, T. ; HOFFMANN, C. ; STILLER, C.: Kapitel: Visuelle mobile Wahrnehmung durch Fusion von Disparität und Verschiebung. In: MAURER, M. (Hrsg.) ; STILLER, C. (Hrsg.): *Fahrerassistenzsysteme*, Springer, 2004, S. 21–42
- [Davis und Freeman 1998] DAVIS, C. ; FREEMAN, M.: Statistics of subpixel registration algorithms based on spatiotemporal gradients or block matching. In: *Optical Engineering* 37 (1998), Nr. 4, S. 1290–1298
- [Deans 1983] DEANS, S.: *The Radon Transform and Some of Its Applications*. John Wiley & Sons, 1983
- [Diehl 1988] DIEHL, N.: *Methoden zur allgemeinen Bewegungsschätzung in Bildfolgen*, Technische Universität Hamburg Harburg, Diss., 1988
- [Dietmayer 1994] DIETMAYER, K.: *Messung der translatorischen und rotatorischen Geschwindigkeitskomponenten ebener Bewegungen mit CCD-Bildsensoren*, Universität der Bundeswehr Hamburg, Diss., 1994
- [Dietmayer 1996] DIETMAYER, K.: Modellgestützte Bildfolgenanalyse zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung. In: *tm - Technisches Messen* 63 (1996), Nr. 1 und 2, S. 22–29 (Nr.1), 56–62 (Nr. 2)
- [Dietmayer und Krüger 1994] DIETMAYER, K. ; KRÜGER, K.: Verfahren zur berührungslosen Erfassung ebener Bewegungen mit einer CCD-Kamera. In: *tm - Technisches Messen* 61 (1994), Nr. 2, S. 65–74
- [Dietz und Harling 1940] DIETZ, O. ; HARLING, R.: Die Fahrlage des Kraftwagens in der Kurve. In: *Deutsche Kraftfahrtforschung* (1940), Nr. 44
- [DIN 1995] DIN Deutsches Institut für Normung e.V.: *Leitfaden zur Angabe der Unsicherheit beim Messen. Deutsche Übersetzung des Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement*. 1995
- [Duda u. a. 2001] DUDA, R. ; HART, P. ; STORK, D.: *Pattern Classification*. John Wiley & Sons, 2001

- [Engelberg 2001] ENGELBERG, T.: *Geschwindigkeitsmessung von Schienenfahrzeugen mit Wirbelstrom-Sensoren*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 2001
- [Engelberg u. a. 1997] ENGELBERG, T. ; VOM STEIN, D. ; ZEITLER, R.: Berührungslose Geschwindigkeitsmessung fester Oberflächen. In: *tm - Technisches Messen* 64 (1997), Nr. 10, S. 380–386
- [Falkenhagen und Wedi 1998] FALKENHAGEN, L. ; WEDI, T.: Improving Block-Based Disparity Estimation by Considering the Non-uniform Distribution of the Estimation Error. In: KOCH, R. (Hrsg.) ; VAN GOOL, L. (Hrsg.): *SMILE 1998*, Springer, 1998, S. 93–108
- [Fischler und Bolles 1981] FISCHLER, A. ; BOLLES, R.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In: *Communications of the ACM* Bd. 24, 1981
- [For 2001] Forschungsgesellschaft für Straßen- und Verkehrswesen, Arbeitsgruppe Asphaltstraßen: *ZTV Asphalt - StB 01, Zusätzliche Technische Vertragsbedingungen und Richtlinien für den Bau von Fahrbahndecken aus Asphalt*. 2001
- [Forsyth und Ponce 2003] FORSYTH, D. ; PONCE, J.: *Computer vision: A modern approach*. Prentice Hall, 2003
- [Fraunhofer-Gesellschaft 2005] FRAUNHOFER-GESELLSCHAFT: Optisches Ortsfilterverfahren zur 2-D-Geschwindigkeitsmessung, Sonderschau auf der Control 2005 / Fraunhofer-Allianz Vision. 2005. – Forschungsbericht
- [Fritsche 1979] FRITSCHKE, R.: *Vergleich berührungsloser Geschwindigkeitsmessverfahren an selbstleuchtendem und inkohärent beleuchtetem Walzgut*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 1979
- [Fritsche und Mesch 1973] FRITSCHKE, R. ; MESCH, F.: Non-contact speed measurement - a comparison of optical systems. In: *Measurement and Control* 6 (1973), Juli, S. 293–300
- [Förstner 1982] FÖRSTNER, W.: On the Geometric Precision of Digital Correlation. In: *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 24 (1982), Nr. 3, S. 176–189
- [Fukunaga 1990] FUKUNAGA, K.: *Introduction to Statistical Pattern Recognition*. Academic Press, 1990

- [Geistler u. a. 2006] GEISTLER, A. ; BÖHRINGER, F. ; HORN, J.: Hochverfügbare, präzise Geschwindigkeits- und Wegmessung von Schienenfahrzeugen durch Kombination diversitärer Sensorprinzipien. In: *Tagungsband zur 13. ITG/GMA-Fachtagung Sensoren und Messsysteme in Freiburg*, 2006, S. 659–662
- [Genz 1992] GENZ, A.: Numerical Computation of Multivariate Normal Probabilities. In: *Journal of Computational and Graphical Statistics* 1 (1992), S. 141–149
- [Girod 1987] GIROD, B.: The Efficiency of Motion-Compensating Prediction for Hybrid Coding of Video. In: *IEEE Journal on Selected Areas in Communications* 5 (1987), Nr. 7, S. 1140–1154
- [Girod 2000] GIROD, B.: Efficiency Analysis of Multihypothesis Motion-Compensated Prediction for Video Coding. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 9 (2000), Nr. 2, S. 173–183
- [Hantsch und Menzel 2006] HANTSCH, A. ; MENZEL, W.: A 76 GHz Folded Reflector Antenna for True Ground Speed Measurement. In: *Proceedings of the German Microwave Conference (GeMic)*, 2006
- [Haralick und Shapiro 1993] HARALICK, R. ; SHAPIRO, L.: Kapitel: Image Matching. In: HARALICK, R. (Hrsg.) ; SHAPIRO, L. (Hrsg.): *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley, 1993, S. 289–378
- [Haußecker und Spies 2000] HAUSSECKER, H. ; SPIES, H.: Kapitel: Motion. In: JÄHNE, B. (Hrsg.) ; HAUSSECKER, H. (Hrsg.): *Computer Vision and Applications*, Academic Press, 2000, S. 309–395
- [Haus und Schaefer 2002] HAUS, J. ; SCHAEFER, R.: Texturanalyse von Bandgut- und Straßenoberflächen. In: *tm - Technisches Messen* 70 (2002), Nr. 1, S. 10–13
- [Van der Heijden 1994] HEIJDEN, F. Van d.: *Image Based Measurement Systems*. John Wiley & Sons, 1994
- [Hess 1983] HESS, W.: *Pitch determination of speech signals: Algorithms and devices*. Springer, 1983
- [Horn und Schunck 1981] HORN, B. ; SCHUNCK, B.: Determining optical flow. In: *Artificial Intelligence* 17 (1981), S. 185–203

- [Horn 2003a] HORN, J. *Bildbasierte Geschwindigkeitsmessverfahren (Kurzübersicht)*. Arbeitsveröffentlichung AV 7/03 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2003
- [Horn 2003b] HORN, J. *Geschwindigkeitsmessung von Fahrzeugen über Grund (Februar 2003 bis Juni 2003)*. Arbeitsveröffentlichung AV 8/03 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2003
- [Horn 2003c] HORN, J.: Zweidimensionale winkelsensitive Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen durch bildbasierte Sensorik. In: *Tagungsband zur Tagung Applied Machine Vision, VDI-Berichte 1800, VDI/VDE, 2003*
- [Horn 2004a] HORN, J.: Analysis of Impulse Train Illuminated Images for 2D Velocity Measurement. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, 2004*
- [Horn 2004b] HORN, J. *Geschwindigkeitsmessung von Fahrzeugen über Grund (Juli 2004 bis Oktober 2004)*. Arbeitsveröffentlichung AV 8/04 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2004
- [Horn 2004c] HORN, J. *Geschwindigkeitsmessung von Fahrzeugen über Grund (Juni 2004)*. Arbeitsveröffentlichung AV 6/04 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2004
- [Horn 2004d] HORN, J. *Geschwindigkeitsmessung von Fahrzeugen über Grund (November 2003 bis Februar 2004)*. Arbeitsveröffentlichung AV 4/04 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2004
- [Horn 2005] HORN, J.: Bildbasierte vektorielle Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen. In: *tm - Technisches Messen* 72 (2005), Nr. 10, S. 556–565
- [Horn 2006a] HORN, J. *Gradientenbasierte Verfahren zur 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen*. Arbeitsveröffentlichung AV 2/06 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2006
- [Horn 2006b] HORN, J. *Messungen zum Projekt Geschwindigkeitsmessung von Fahrzeugen über Grund*. Arbeitsveröffentlichung AV 1/06 des Instituts für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2006

- [Horn u. a. 2006] HORN, J. ; BACHMANN, A. ; DANG, T.: A Fusion Approach for Image-Based Measurement of Speed Over Ground. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, 2006
- [Horn und Kammel 2006] HORN, J. ; KAMMEL, S.: Bildbasierte zweidimensionale Geschwindigkeitsmessung von Kraftfahrzeugen über Grund. In: *Tageungsband zur 13. ITG/GMA-Fachtagung Sensoren und Messsysteme in Freiburg*, 2006, S. 607–610
- [Hough 1962] HOUGH, P. *Method and Means for Recognising Complex Patterns*. U. S. Patent Np. 3069654. 1962
- [Huber 1981] HUBER, Peter J.: *Robust Statistics*. John Wiley & Sons, 1981
- [Huhnke 1996] HUHNKE, B.: Fahrzeugsensor zur schlupffreien Erfassung des Bewegungsvektors in drei Messachsen. In: BONFIG, K.-W. (Hrsg.): *Messtechnik und Messsignalverarbeitung, MESSCOMP '96* Bd. 1, 1996, S. 65–72
- [Jähne 1997] JÄHNE, B.: *Digitale Bildverarbeitung*. Springer, 1997
- [Kalman 1960] KALMAN, R. E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering* 82 (Series D) (1960), S. 35–45
- [Kawamura u. a. 2002] KAWAMURA, S. ; KONDO, K. ; KONISHI, Y. ; ISHIGAKI, H.: Estimation of motion using motion blur for tracking vision system. In: *Proceedings of the 5th Biannual World Automation Congress* Bd. 13, 2002, S. 371 – 376
- [Kiencke u. a. 2001] KIENCKE, U. ; KRONMÜLLER, H. ; EGER, R.: *Messtechnik*. Springer, 2001
- [Konrad und Dubois 1992] KONRAD, J. ; DUBOIS, E.: Bayesian Estimation of Motion Vector Fields. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 14 (1992), Nr. 9, S. 910–927
- [Krambeer u. a. 1998] KRAMBEER, H. ; MICHEL, K. ; CHRISTOFORI, K.: Ortsfilterverfahren zur optischen Messung geringer Geschwindigkeiten von Oberflächen, Partikeln und Strömungen. In: *9. Symposium Maritime Elektronik in Rostock*, 1998

- [Kramer 1996] KRAMER, J.: Compact Integrated Motion Sensor With Three-Pixel Interaction. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 18 (1996), Nr. 4, S. 455–460
- [Kramer und Sarpeshkar 1997] KRAMER, J. ; SARPESHKAR, C.: Pulse-based analog VLSI velocity sensors. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems* 44 (1997), Nr. 2, S. 86–101
- [Laqua 1995] LAQUA, H.: *Berührungslose Geschwindigkeitsmessung von Straßen- und Schienenfahrzeugen mit Mikrowellensensoren*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 1995
- [Leavers 1992] LEAVERS, V.: *Shape Detection in Computer Vision Using the Hough Transform*. Springer, 1992
- [Leon-Garcia 1994] LEON-GARCIA, A.: *Probability and Random Processes for Electrical Engineering*. Addison-Wesley, 1994
- [Lowe 2004] LOWE, D.: Distinctive image features from scale-invariant keypoints. In: *International Journal of Computer Vision* 60 (2004), Nr. 2, S. 91–110
- [Lucas und Kanade 1981] LUCAS, B. ; KANADE, T.: An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: *DARPA Image Understanding Workshop*, 1981, S. 121–130
- [Lucchese und Cortelazzo 2005] LUCCHESI, L. ; CORTELAZZO, G.: Kapitel: Motion analysis and displacement estimation in the frequency domain. In: REED, T. (Hrsg.): *Digital Image Sequence Processing, Compression, and Analysis*, CRC Press, 2005, S. 73–108
- [Lüke 1999] LÜKE, H. D.: *Signalübertragung*. Springer, 1999
- [Lulcheva 2005] LULCHEVA, I. *Untersuchung und Implementierung von gradientenbasierten Verfahren zur Schätzung der Bildverschiebung*. Studienarbeit am Institut für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). Januar 2005
- [Matthes und Kohler 2005] MATTHES, K.-J. ; KOHLER, T.: Bestimmung der Drahtvorschubgeschwindigkeiten beim Schweißen mittels optischer Messverfahren und Waveletmethoden. In: *tm - Technisches Messen* 72 (2005), Nr. 9, S. 506–515
- [Maybeck 1979] MAYBECK, P.: *Stochastic Models, Estimation, and Control*. Academic Press, 1979

- [Michel u. a. 1998] MICHEL, K. ; FIEDLER, O. ; RICHTER, A. ; CHRISTOFORI, K. ; BERGELER, S.: A Novel Spatial Filtering Velocimeter Based on a Photodetector Array. In: *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement* 47 (1998), Nr. 1, S. 299–303
- [Middendorf 2003] MIDDENDORF, M.: *Zur Auswertung lokaler Grauwertstrukturen*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 2003
- [Mitiche 1994] MITICHE, A.: *Computational Analysis of Visual Motion*. Plenum Press, 1994
- [Nagel und Enkelmann 1986] NAGEL, H.-H. ; ENKELMANN, W.: An Investigation of Smoothness Constraints for the Estimation of Displacement Vector Fields from Image Sequences. In: *IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence* 8 (1986), Nr. 5, S. 565–593
- [Omer u. a. 2004] OMER, O. ; KUMAR, S. ; BAJPAL, R. ; VENKATESH, K. ; GUPTA, S.: Motion Estimation From Motion Smear - A System Identification Approach. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing 2004*, 2004
- [Park u. a. 2003] PARK, S.-C. ; LEE, H.-S. ; LEE, S.-W.: Qualitative estimation of camera motion parameters from the linear composition of optical flow. In: *Pattern Recognition* 37 (2003), S. 767–779
- [Radon 1917] RADON, J.: Über die Bestimmung von Funktionen durch ihre Integralwerte längs gewisser Mannigfaltigkeiten. In: *Berichte Sächsische Akademie der Wissenschaften*, 1917, S. 262–279
- [Reed 2005] REED, T. (Hrsg.): *Digital Image Sequence Processing, Compression, and Analysis*. CRC Press, 2005
- [Robinson und Milanfar 2004] ROBINSON, D. ; MILANFAR, P.: Fundamental Performance Limits in Image Registration. In: *IEEE Transactions on Image Processing* 13 (2004), Nr. 9, S. 1185–1198
- [Sarpeshkar u. a. 1996] SARPESHKAR, R. ; KRAMER, J. ; INDIVERI, G.I. ; KOCH, C.: Analog VLSI architectures for motion processing: from fundamental limits to system applications. In: *Proceedings of the IEEE* 84 (1996), Nr. 7, S. 969–987
- [Schanz 1998] SCHANZ, M.: *Eindimensionale CMOS Bildsensorik mit integrierter Signalverarbeitung*, Gerhard-Mercator-Universität, Gesamthochschule Duisburg, Diss., 1998

- [Seib 1998] SEIB, M.: Längen und Geschwindigkeitsmessung in der bandgutfertigenen Industrie. In: *VDI Berichte* (1998), S. 181–188
- [Senger 2003] SENGER, J. *Untersuchung und Implementierung von Algorithmen zum Auffinden von Punktkorrespondenzen*. Studienarbeit am Institut für Mess- und Regelungstechnik der Universität Karlsruhe (TH). 2003
- [vom Stein 1996] STEIN, D. vom: Zweidimensionale Geschwindigkeitsschätzung aus bewegungsunscharfen oder mehrfachbelichteten Einzelbildern. In: *10. messtechnisches Symposium des AHMT e.V.*, 1996
- [Stein u. a. 2000] STEIN, G. P. ; MANO, O. ; SHASHUA, A.: A Robust Method for Computing Vehicle Ego-motion. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2000
- [Stiller u. a. 2005] STILLER, C. ; KAMMEL, S. ; HORN, J. ; DANG, T.: Kapitel: The computation of motion. In: REED, T. (Hrsg.): *Digital Image Sequence Processing, Compression, and Analysis*, CRC Press, 2005, S. 73–108
- [Stiller und Konrad 1999] STILLER, C. ; KONRAD, J.: Estimating Motion in Image Sequences. In: *IEEE Signal Processing Magazine* 16 (1999), Nr. 4, S. 70–91
- [Stocker 2004] STOCKER, A.: Analog Integrated 2-D Optical Flow Sensor With Programmable Pixels. In: *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)* Bd. 3, 2004, S. 9–12
- [Stocker 2006] STOCKER, A.: Analog Integrated 2D Optical Flow Sensor. In: *Analog Integrated Circuits and Signal Processing* 46 (2006), Nr. 2
- [Thayananthan u. a. 2003] THAYANANTHAN, A. ; STENGER, B. ; TORR, P. ; CIPOLLA, R.: Shape Context and Chamfer Matching in Cluttered Scenes. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003
- [Van Huffel und Vandewalle 1991] VAN HUFFEL, S. ; VANDEWALLE, J.: *The total least squares problem*. SIAM, 1991
- [Wallentowitz 2001] WALLENTOWITZ, H.: *Vertikal-/ Querodynamik von Kraftfahrzeugen*. Forschungsgesellschaft Kraftfahrwesen Aachen mbH (fka), 2001
- [Weis 1993] WEIS, M.: *Berührungslose Geschwindigkeitsmessung an festen Oberflächen mit Korrelationsverfahren*, Universität Karlsruhe (TH), Diss., 1993

- [Welch und Bishop 2001] WELCH, G. ; BISHOP, G.: An Introduction to the Kalman Filter. In: *SIGGRAPH*, 2001 (Course 8)
- [Zomotor 1975] ZOMOTOR, A.: Ein korrelationsoptisches Verfahren zur direkten Messung von instationären Schwimm- und Schräglaufwinkeln an Kraftfahrzeugen. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 77 (1975), Nr. 7/8, S. 213–218

A Verkippungen und Höhenänderungen der Kamera

A.1 Systematische Messfehler durch Höhenänderungen

Bei den Messungen in Kapitel 5 wurde gezeigt, dass der Geschwindigkeitsvektor mit den vorgeschlagenen Verfahren präzise gemessen werden kann. Bei Nicken und Wanken bzw. deutlichen Änderungen des Abstandes zwischen Kamera und Fahrbahnebene tritt jedoch ein systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag auf, wenn kein telezentrisches Objektiv eingesetzt wird (Abb. 5.6). Auch bei anderen industriellen Anwendungen der hier vorgestellten Verfahren kann ein systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag durch Verkippungen und Höhenänderungen der Kamera auftreten. Der Geschwindigkeitswinkel bleibt von diesem systematischen Fehler unberührt. Grund für den systematischen Fehler im Geschwindigkeitsbetrag ist, dass sich der als konstant angenommene Abbildungsmaßstab s durch Höhenänderungen der Kamera ändert.

Auf diese Fehlerquelle wurde indirekt bereits in Abschnitt 5.3.2 eingegangen. Dort wurde anhand von Messungen im Versuchsfahrzeug gezeigt, dass bei Verwendung eines telezentrischen Objektivs kein störender systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag auftritt. Für Systeme, die ausschließlich bei Fahrzeugherstellern zur Untersuchung des Fahrverhaltens genutzt werden, bietet sich damit der Einsatz eines telezentrischen Objektivs an. Soll das Sensorsystem jedoch für den Massenmarkt bei geringer Baugröße und geringen Kosten eingesetzt werden, muss ein Standardobjektiv zum Einsatz kommen. Daher wird im Folgenden eine spezielle Möglichkeit zur Schätzung der Kamerahöhe vorgeschlagen, so dass der systematische Fehler im Geschwindigkeitsbetrag kompensiert werden kann. Eine Alternative wäre die Nutzung von zusätzlichen Abstandssensoren, die z. B. basierend auf Laser-Triangulation arbeiten. Mit dem Ziel, die Sensorkosten gering zu halten, wird hier jedoch eine Lösung ohne zusätzliche Sensorik aufgezeigt. Die Kamerahöhe wird direkt aus dem Bildmaterial geschätzt.

A.2 Strukturierter Schatten

Voraussetzung für den hier aufzuzeigenden Ansatz zur Schätzung der Kamerahöhe $g_0 + \Delta g$ ist, dass ein linienförmiges Objekt in den Strahlengang einer schrägen Beleuchtung eingebracht wird. Es wird davon ausgegangen, dass die Lichtstrahlen parallel unter einem Winkel α zur optischen Achse einfallen. Weiterhin wird hier angenommen, dass neben der Höhenänderung Δg nur Nicken mit dem Winkel ψ und kein Wanken auftritt. Nicken mit dem Winkel ψ bedeutet eine Verkipfung der Kamera um die X -Achse um den Winkel ψ . Abbildung A.1 zeigt den grundlegenden Aufbau.

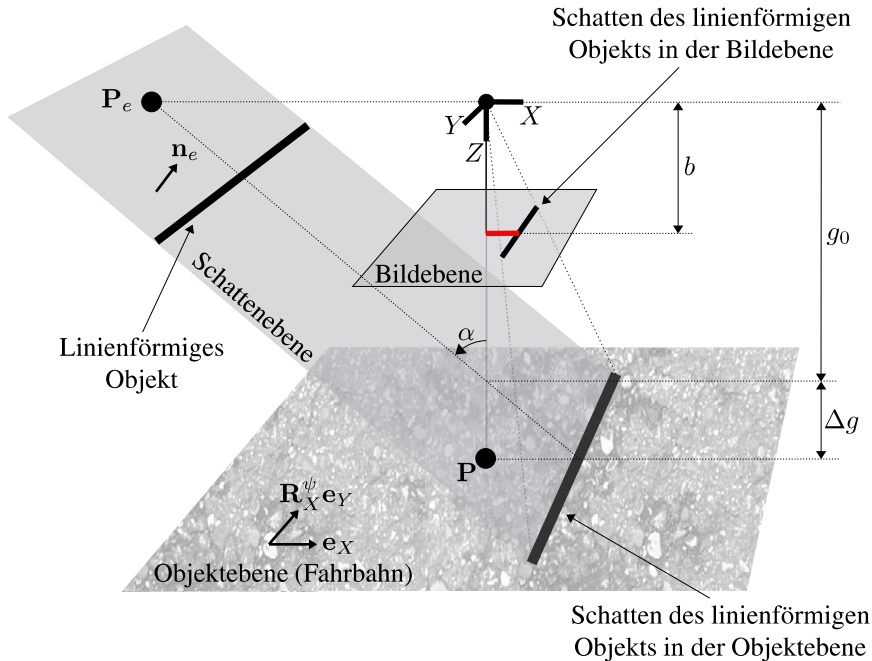


Abbildung A.1: Grundlegender Aufbau zur Elimination systematischer Fehler im Geschwindigkeitsbetrag. Der seitliche Versatz (rot) des Linienschattens repräsentiert die Änderung Δg der Kamerahöhe aus der ursprünglichen Höhe g_0 . Bei der Skizze wurde ein Nickwinkel $\psi = 0$ angenommen.

Durch einfache geometrische Überlegungen lässt sich zeigen, dass die abgeschat-

tete Gerade in Bildkoordinaten durch

$$x(y) = \underbrace{\tan \alpha \tan \psi \frac{g_0}{g_0 + \Delta g}}_{\text{Steigung}} y + \underbrace{\Delta g \tan \alpha \frac{b}{g_0 + \Delta g}}_{x\text{-Achsenabschnitt}} \quad (\text{A.1})$$

beschrieben werden kann.

Schätzt man nun Steigung und x -Achsenabschnitt der abgeschatteten Geraden im x - y -Bildkoordinatensystem, können daraus Höhenänderung Δg und Nickwinkel ψ berechnet werden. Die Höhenänderung Δg kann als mittlere Höhenänderung interpretiert werden, so dass der systematische Fehler im Geschwindigkeitsbetrag mit der Kenntnis von Δg eliminiert werden kann. Der angenommene Abbildungsmaßstab ist $s = \frac{b}{g_0}$, der wahre momentane Abbildungsmaßstab ist $s = \frac{b}{g_0 + \Delta g}$. Die gemessenen Geschwindigkeitsbeträge werden folglich zur Elimination des systematischen Fehlers mit dem Korrekturfaktor

$$K := \frac{g_0 + \Delta g}{g_0} \quad (\text{A.2})$$

multipliziert.

Im folgenden Abschnitt A.3 wird ein mögliches Verfahren zur Schätzung der Parameter der abgeschatteten Geraden aufgezeigt.

A.3 Schätzung der Parameter des strukturierten Schattens

In Abschnitt A.2 wurde die Elimination systematischer Fehler durch Höhenänderungen der Kamera beschrieben. Dies erfordert die Schätzung der Parameter einer abgeschatteten Geraden (Abb. A.2).

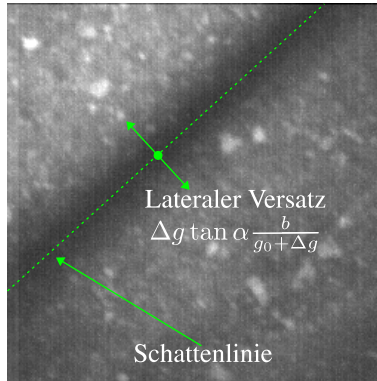


Abbildung A.2: Bild der bewegten texturierten Oberfläche mit Schattenlinie. Zu detektieren sind die Parameter der Schattenlinie im Bildkoordinatensystem.

Zur Schätzung der Geradenparameter aus Bildern wie in Abb. A.2 wurde folgendes Verfahren entworfen:

1. *Segmentierung*: Starke Tiefpassfilterung, gefolgt von einer Binarisierung und einer Inversion.
2. *Parameterschätzung*: Messung des Winkels der Geraden durch eine Bestimmung der Hauptachsen¹, gefolgt von einer Messung des lateralen Versatzes durch Projektion des Bildes in die zuvor gemessene Richtung der Geraden.

Starke Tiefpassfilterung

Die starke Tiefpassfilterung eliminiert die Oberflächentextur im Hintergrund. Kanten der abgeschatteten Geraden werden geglättet.

¹Die Bestimmung der Hauptachsen wird oftmals auch PCA (Principal Component Analysis) genannt.

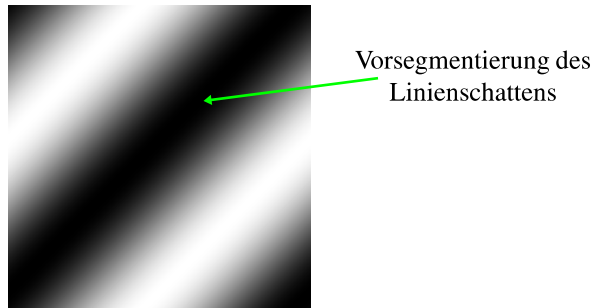


Abbildung A.3: Bild mit Schattenlinie aus Abb. A.2 nach starker Tiefpassfilterung.

Binarisierung und Inversion

Durch eine Schwellwertbildung wird das Bild binarisiert. Der Schattenbereich ist danach segmentiert und durch schwarze Pixel gegeben. Eine weitere Inversion führt dazu, dass der abgeschattete Bereich weiß gekennzeichnet ist.

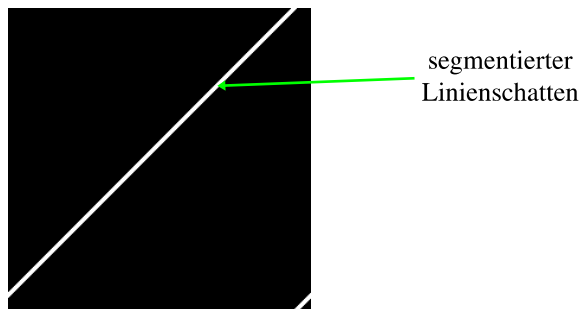


Abbildung A.4: Ergebnis der Segmentierung der Schattenlinie aus Abb. A.3 durch Binarisierung und Inversion.

Winkelmessung

Der Winkel des Schattens wird durch eine Berechnung der Hauptachsen im segmentierten Bild gemessen, d. h. das segmentierte Bild wie in Abb. A.4 wird als 2D-Wahrscheinlichkeitsdichte interpretiert [Duda u. a. 2001]. Möglich wäre auch eine Hough-Transformation [Hough 1962], die jedoch wesentlich mehr Rechenzeit benötigt als die Berechnung der Hauptachsen.

Messung des lateralen Versatzes

Durch die Richtung der Hauptachsen ist die Richtung der Geraden bekannt. Eine Projektion des binarisierten Bildes des Schattens (Abb. A.4) in Geradenrichtung ergibt ein 1D-Signal $p(\Delta r)$, in dem die laterale Abweichung $\Delta g \tan \alpha \frac{b}{g_0 + \Delta g}$ der Geraden durch eine Lokalisierung des Maximums gemessen werden kann. Abbildung A.5 zeigt die Projektion des Bildes aus Abb. A.4 in die durch Hauptachsenanalyse gemessene Richtung.

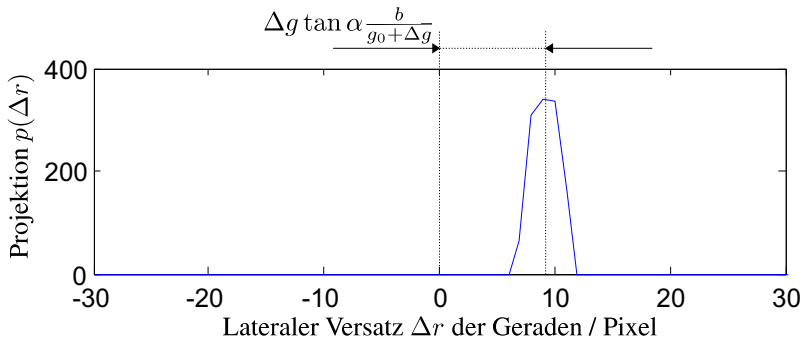


Abbildung A.5: Ergebnis der Projektion der segmentierten Schattenlinie aus Abb. A.4. Die Lage des Maximums repräsentiert die laterale Abweichung $\Delta g \tan \alpha \frac{b}{g_0 + \Delta g}$ der Schattenlinie und damit die Abweichung Δg der Kamera aus der Sollhöhe g_0 .

Die Projektion $p(\Delta r)$ ist die Projektion eines binären Bildes. Damit sich in $p(\Delta r)$ ein eindeutiges Maximum ergibt, kann eine Tiefpassfilterung von $p(\Delta r)$ erforderlich sein.

A.4 Messergebnisse zur Elimination systematischer Fehler

Das in den vorherigen Abschnitten A.2 und A.3 beschriebene Verfahren zur Elimination systematischer Fehler wurde am Fahrmanöver-Simulator (Abschnitt 2.2.3) getestet. Dort schwankt der Abstand zwischen Kamera und Oberfläche zeitlich und induziert damit einen systematischen Fehler im Geschwindigkeitsbetrag. Wie in Abb. A.1 skizziert, wurde in den Strahlengang einer schrägen Beleuchtung eine ca. 0,5 cm dicke Stahlstange eingebracht, die zu einem Linienschatten im Bild führte. Abbildung A.6 zeigt ein entsprechendes Beispielbild mit einer

Schattenlinie, deren seitlicher Versatz die Änderung Δg des Abstandes zwischen Kamera und Oberfläche repräsentiert.

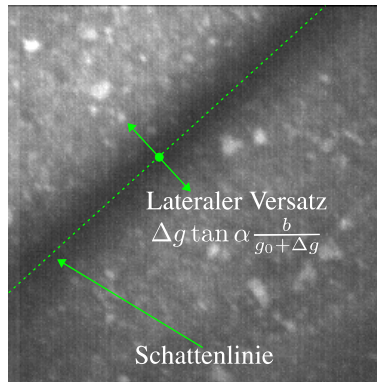


Abbildung A.6: Bild der bewegten texturierten Oberfläche mit Schattenlinie. Der Versatz der Schattenlinie repräsentiert die Änderung Δg des Abstandes zwischen Kamera und Oberfläche.

Die Kamera war beim gezeigten Beispiel um 45 Grad um ihre optische Achse verdreht, so dass 45 Grad als „Nullwinkel“ zu betrachten ist. Zur Detektion der Geradenparameter der Schattenlinie wurde das Verfahren aus Anhang A.3 eingesetzt. Abbildung A.7 zeigt den mit der Bildfolgen-Analyse gemessenen zeitlichen Verlauf des Geschwindigkeitsbetrags und die gemessene Abstandsänderung Δg zwischen Kamera und Oberfläche. Dabei sind tiefpassgefilterte Messungen gezeigt, um die niederfrequenten systematischen Fehler gegenüber den hochfrequenten zufälligen Fehlern hervorzuheben.

In Abb. A.7 ist das Profil des systematischen Fehlers im Geschwindigkeitsbetrag bereits in der geschätzten Höhenänderung $\Delta g \tan \alpha$ zu erkennen. Der systematische Fehler ist periodisch mit einem Umlauf des Bandes, welches die texturierte Oberfläche trägt (vgl. Abb. 2.6). Deutlich wird die Elimination des systematischen Fehlers bei Gegenüberstellung von ursprünglichem und korrigiertem Geschwindigkeitsbetrag. Der korrigierte Geschwindigkeitsbetrag wurde durch Multiplikation des gemessenen Geschwindigkeitsbetrags mit dem Korrekturfaktor nach Gl. (A.2) berechnet.

Die Elimination des systematischen Fehlers ist bei Vergleich der Signale in

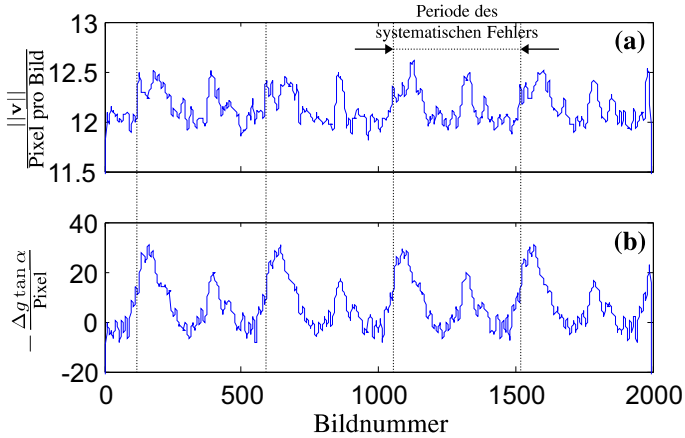


Abbildung A.7: Messergebnisse bei Analyse einer Sequenz am Fahrmanöver-Simulator. (a) Gemessener konstanter Geschwindigkeitsbetrag $\|v\|$ mit systematischem Fehler. (b) Geschätzter seitlicher Versatz $\Delta g \tan \alpha$ der Schattenlinie in Bildkoordinaten. Das Profil des systematischen Fehlers im Geschwindigkeitsbetrag ist in $\Delta g \tan \alpha$ gut zu erkennen.

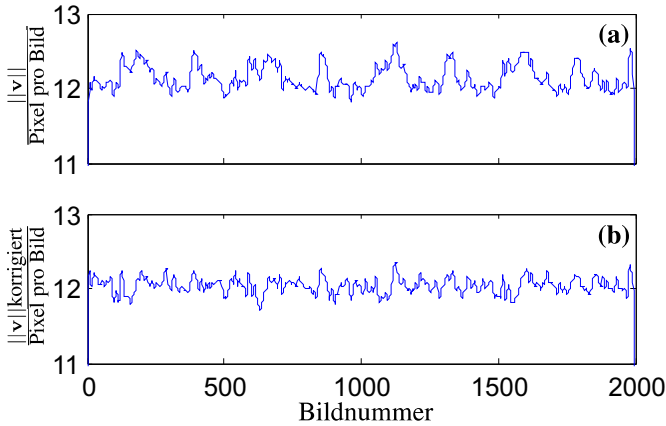


Abbildung A.8: Korrektur des systematischen Fehlers im Geschwindigkeitsbetrag. (a) Gemessener konstanter Geschwindigkeitsbetrag $\|v\|$ mit systematischem Fehler. (b) Korrigierter Geschwindigkeitsbetrag mit deutlich reduziertem systematischem Fehler.

Abb. A.8(a) und (b) deutlich zu erkennen.

B Ergänzende Erläuterungen

B.1 Beispielbilder Modellsignal

Die Abbildungen B.1 und B.2 zeigen Beispielbilder der in Abschnitt 2.2.1 beschriebenen Modellsequenzen. Es sind zwei aufeinander folgende Bilder der Modellsequenzen bei einer SNR von 0 dB für verschiedene Texturparameter λ dargestellt. Die Bildsignale, denen weißes Gauß'sches Rauschen additiv überlagert ist, haben eine AKF

$$\varphi_{bb}(\mathbf{x}) = e^{-\lambda\|\mathbf{x}\|}. \quad (\text{B.1})$$

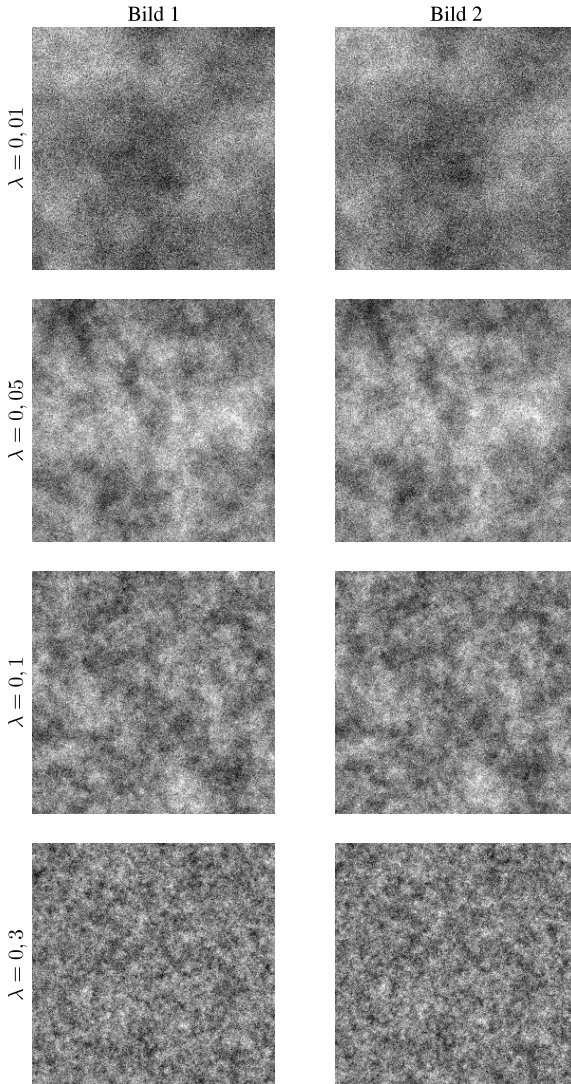


Abbildung B.1: Zwei aufeinander folgende Bilder der Modellsequenzen nach Abschnitt 2.2.1. SNR=0 dB.

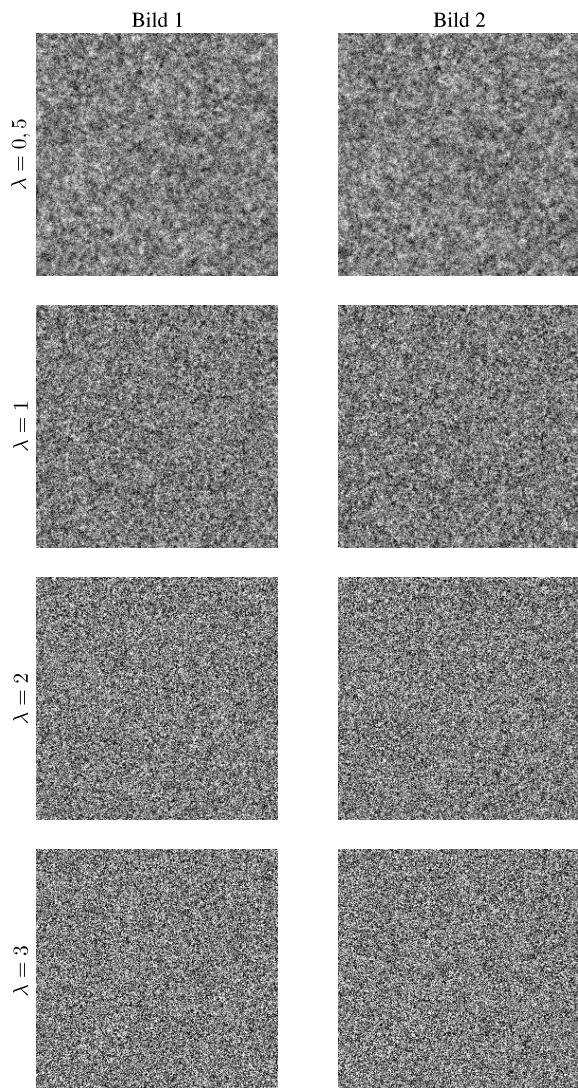


Abbildung B.2: Zwei aufeinander folgende Bilder der Modellsequenzen nach Abschnitt 2.2.1. SNR=0 dB.

B.2 Realisierungsüberlegungen zur Bildfolgen-Analyse

Langfristiges Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung eines Sensorsystems mit möglichst geringer Standardabweichung der Messwerte bei möglichst geringen Kosten. In diesem Abschnitt wird daher der Einfluss verschiedener Parameter diskutiert, die elementar die Sensorkosten bestimmen. Betrachtet werden folgende Parameter:

- Anzahl der Sensorpixel
- Größe N_S der Suchregion
- Anzahl N der Punktkorrespondenzen
- Blockgröße N_B

Mit der Größe N_S der Suchregion und der Blockgröße N_B steigt die Rechenzeit der Bildfolgen-Analyse quadratisch an. Die Anzahl N der Punktkorrespondenzen geht lediglich linear ein. Die Anzahl der erforderlichen Pixel des Bildsensors hat keine unmittelbare Auswirkung auf die Rechenzeit, jedoch auf die Kosten. Wünschenswert ist eine Minimierung der Anzahl der benötigten Sensorpixel. Daher wird im nächsten Abschnitt der Einfluss einer Reduktion der Pixelanzahl auf die Messunsicherheit diskutiert.

B.2.1 Reduktion der Pixelanzahl

Eine Reduktion der Pixelanzahl kann in Bezug auf die Bildsignale zweierlei bedeuten:

1. *Pyramid-Down*: Reduktion der Abtastrate mit vorheriger Anti-Aliasing-Filterung.
2. *Bildausschnitt*: Ausschneiden eines kleineren Bildbereichs bei gleicher Abtastrate.

Hier wird vereinfachend eine Halbierung der Kantenlänge des Bildes betrachtet, d. h. die Anzahl der Pixel wird geviertelt. Es wird zunächst der Einfluss einer Reduktion der Pixelanzahl auf die Messunsicherheit der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors diskutiert, die Drehrate wird in diesem Abschnitt nicht beachtet. Anschließend werden die aufgezeigten Zusammenhänge anhand eines Beispiels verdeutlicht und verifiziert.

B.2.1.1 Pyramid-Down

Eine reine Halbierung der Abtastrate würde theoretisch die AKF in Bildkoordinaten um den Faktor zwei stauchen. Die AKF würde schmaler und nach Abschnitt 4.3.2 würde die Unsicherheit der Beobachtungen und damit die Messunsicherheit reduziert. Teil der Pyramid-Down-Operation ist jedoch eine Anti-Aliasing-Filterung, welche die Korrelation zwischen benachbarten Werten erhöht und damit die AKF der Textur wieder verbreitert. Es sei $h(\mathbf{x})$ der verwendete Anti-Aliasing-Filter. Die AKF $\varphi_{bb}^{AA}(\mathbf{x})$ der gefilterten Textur ist dann¹:

$$\varphi_{bb}^{AA}(\mathbf{x}) = \varphi_{bb}(\mathbf{x}) * h(\mathbf{x}) * h(-\mathbf{x}). \quad (\text{B.2})$$

Die Reduktion der Abtastrate um den Faktor zwei skaliert auch die Koordinaten mit dem Faktor zwei. Die AKF $\varphi_{bb}^{PD}(\mathbf{x})$ des in der Auflösung reduzierten Bildes wird zu²:

$$\varphi_{bb}^{PD}(\mathbf{x}) = \varphi_{bb}^{AA}(2\mathbf{x}). \quad (\text{B.3})$$

Die Anti-Aliasing-Filterung wird bei der Realisierung durch eine Defokussierung der Optik erreicht, so dass als Impulsantwort $h(\mathbf{x})$ eine Gauß-Funktion angesetzt werden kann. Ob die AKF im Nahbereich durch die gesamte Pyramid-Down-Operation schmaler oder breiter wird, hängt letztendlich von der Textur selbst ab. Abbildung B.3 zeigt die AKF von zwei verschiedenen Modellbildern nach Abschnitt 2.2.1 mit der AKF $e^{-\lambda\|\mathbf{x}\|}$ für verschiedene Auflösungen. Gezeigt sind Schnitte der rotationssymmetrischen AKFen für eine grobere Textur mit $\lambda = 0,2$ und eine feinere Textur mit $\lambda = 1$ als 1D-Signal. Grau gekennzeichnet ist der bei einer Größe der Suchregion von $N_S = 7$ maßgebliche Nahbereich von -3 bis 3.

Wie Abb. B.3 für $\lambda = 0,2$ bereits andeutet, lässt sich festhalten, dass die AKF groberer Texturen mit kleinen λ durch die Pyramid-Down-Operation im Nahbereich eher schmaler wird. In Bildkoordinaten betrachtet sinkt dadurch sogar die Messunsicherheit, d. h. der Translationsvektor wird in der Einheit Pixel präziser geschätzt. Bei sehr feinen Texturen wie für $\lambda = 1$ in Abb. B.3 führt die Pyramid-Down-Operation zu minimalen Verbreiterungen der AKF in Bildkoordinaten, die aber vernachlässigt werden. Da die Verbreiterung der AKF nur für sehr feine Texturen erfolgt, wird nun vereinfachend davon ausgegangen, dass die AKF der Textur durch eine Pyramid-Down-Operation nur schmaler wird bzw. gleich bleibt. Die Messunsicherheit der Beobachtungen in Bildkoordinaten sinkt bzw. bleibt im schlechtesten Falle gleich.

¹AA steht für Anti-Aliasing.

²PD steht für Pyramid-Down.

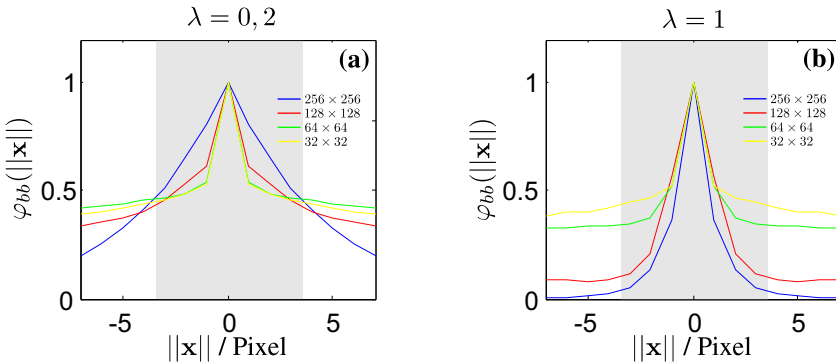


Abbildung B.3: Veränderung der AKF $\varphi_{bb}(\|\mathbf{x}\|)$ der isotropen Textur bei Auflösungsreduktion durch Pyramid-Down. Die AKF der Ursprungsbilder ist $\varphi_{bb}(\mathbf{x}) = e^{-\lambda\|\mathbf{x}\|}$ bei 256×256 Pixel. (a) Grobe Textur mit $\lambda = 0,2$. (b) Feine Textur mit $\lambda = 1$. Grau: Maßgeblicher Nahbereich von -3 bis 3 bei einer Größe der Suchregion von $N_S = 7$ Pixel.

Für die Realisierung ist nun weiterhin zu beachten, dass sich durch die Pyramid-Down-Operation die Abtastrate und damit der Abbildungsmaßstab halbiert. Bei der Umrechnung der Geschwindigkeiten von Bildkoordinaten (Pixel pro Bild) in reale Größen (Meter pro Sekunde) wird die Standardabweichung der geschätzten Translationskomponenten jetzt mit dem doppelten Faktor multipliziert. Damit lässt sich abschätzen, dass eine Auflösungsreduktion per Pyramid-Down die Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors maximal mit dem Faktor zwei multipliziert, da näherungsweise angenommen wurde, dass die Messunsicherheit der Beobachtungen in Bildkoordinaten im schlechtesten Fall gleich bleibt. Der in Bezug auf die Messunsicherheit dominante Effekt bei der Auflösungsreduktion durch Pyramid-Down ist damit die Skalierung der Koordinaten mit dem Faktor zwei.

Hier sei noch bemerkt, dass eine Reduktion der Pixelanzahl durch Pyramid-Down bei der Einzelbild-Analyse aus Kapitel 3 ebenfalls zu einer Erhöhung der Messunsicherheit führt (siehe Abschnitt 3.3).

B.2.1.2 Bildausschnitt

Bei Reduktion der Pixelanzahl durch Betrachtung eines Bildausschnitts findet keine Änderung der Abtastrate und des Abbildungsmaßstabs statt. Die AKF

der Textur bleibt unverändert. Folglich bleibt die Standardabweichung der Beobachtungen und damit die Messunsicherheit für die Komponenten des Geschwindigkeitsvektors exakt gleich. Nachteil ist jedoch, dass die Messunsicherheit mit wachsendem Geschwindigkeitsbetrag stärker ansteigt. Grund dafür ist, dass Rasterpunkte bei der Prognose eher aus der jetzt verkleinerten Bildregion herausfallen und damit die Anzahl der Beobachtungen sinkt. Die Messunsicherheit steigt demzufolge nach Gl. (4.38). Weiterhin sinkt bei konstanter Bildrate die maximal messbare Geschwindigkeit, da eine Überlappung aufeinander folgender Bilder erforderlich ist. Um die gleiche maximale Geschwindigkeit messen zu können wie bei doppelter Bildgröße ist eine Verdoppelung der Bildrate erforderlich, was wiederum die Kosten des Sensors erhöht. Diese Erhöhung der Bildrate hätte in Bildkoordinaten ebenfalls eine Verringerung der gemessenen Translationsbeträge zur Folge, was nach Abschnitt 4.3.4 zu einer Erhöhung der Standardabweichung des Geschwindigkeitswinkels führt. Möglicherweise lassen sich die Nachteile der Betrachtung eines kleineren Bildausschnitts durch ein adaptives Punktraster kompensieren (siehe Ausblick in Abschnitt 4.6), so dass eine Reduktion der Pixelanzahl ohne die Erhöhung von Messunsicherheiten möglich ist.

B.2.1.3 Verifikation

Anhand von künstlich generierten Modellsequenzen nach Abschnitt 2.2.1 wurden die theoretischen Überlegungen zur Auflösungsreduktion verifiziert. Betrachtet wurde eine Textur mit $\lambda = 0,2$ bei einer geringen SNR von 0dB. Die Tabellen B.1 und B.2 fassen die Standardabweichungen der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit der Bildgröße zusammen. Für die theoretischen Betrachtungen wurde von einer gleichen Anzahl von Beobachtungen bei jeder Auflösungsstufe ausgegangen. Bei der Analyse der Sequenzen lagen einige prognostizierten Punkte nicht im Bildbereich bzw. zu nahe am Bildrand, so dass die Anzahl der Beobachtungen nicht für alle Auflösungsstufen gleich ist. Ebenfalls aufgeführt ist der Mittelwert \bar{e} der Residuen, der einen Aufschluss über die Standardabweichung der Beobachtungen gibt. Die Standardabweichungen σ_{v_x} bei reduzierten Auflösungen wurden durch Multiplikation mit zwei bzw. vier auf den gleichen Abbildungsmaßstab umgerechnet wie bei 256×256 Pixel, was einer Umrechnung von Bildkoordinaten in Weltkoordinaten entspricht.

Zunächst erscheinen die theoretischen Zusammenhänge durch die Tabellen B.1 und B.2 nicht bestätigt. Die Messunsicherheit ist bei Bildung eines Bildausschnitts nicht konstant. Weiterhin wird die Standardabweichung durch die Pyramid-Down-Operation nicht verdoppelt. Die Mittelwerte \bar{e} der Residuen

Bildgröße	Anzahl der Beobachtungen N	Mittelwert der Residuen \bar{e}	σ_{v_x} / Pixel pro Bild
256×256	50	0,26	0,10
128×128	50	0,28	0,22
64×64	18	0,23	0,72

Tabelle B.1: Standardabweichung σ_{v_x} der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors bei Reduktion der Pixelanzahl durch Pyramid-Down.

Bildgröße	Anzahl der Beobachtungen N	Mittelwert der Residuen \bar{e}	σ_{v_x} / Pixel pro Bild
256×256	50	0,26	0,11
128×128	50	0,25	0,10
64×64	32	0,22	0,15

Tabelle B.2: Standardabweichung σ_{v_x} der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors bei Reduktion der Pixelanzahl durch Betrachtung eines Bildausschnitts.

bestätigen dennoch, dass die Unsicherheit der Beobachtungen im gezeigten Beispiel weitgehend unabhängig von der Pixelanzahl bzw. Bildgröße ist – für beide Arten der Auflösungsreduktion. Grund für die noch vorhandenen Widersprüche zur Theorie ist, dass die Annahme einer konstanten Anzahl von Beobachtungen verletzt war. Nach Gl. (4.38) ist die Standardabweichung σ_{v_x} der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors umgekehrt proportional zu \sqrt{N} , N = Anzahl der Punktkorrespondenzen. Tabelle B.3 zeigt die entsprechend auf eine Anzahl von 50 Beobachtungen normierte Standardabweichung.

Bildgröße	Anz. Beobachtungen N	Pyramid-Down σ_{v_x} / Pixel	Bildausschnitt σ_{v_x} / Pixel
256×256	50	0,10	0,11
128×128	50	0,22	0,10
64×64	50	0,43	0,12

Tabelle B.3: Standardabweichung σ_{v_x} der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors bei Reduktion der Pixelanzahl bei gleicher Anzahl von Beobachtungen.

In Tabelle B.3 ist nun ist die Annahme einer konstanten Anzahl von Beobachtungen erfüllt und die in den vorherigen Abschnitten B.2.1.1 und B.2.1.2 durchgeführten theoretischen Abschätzungen werden bestätigt. Nochmal kurz zusammengefasst besagen diese:

- Eine Auflösungsreduktion durch *Pyramid-Down* führt näherungsweise zu

einer Verdoppelung der Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors.

- Eine Auflösungsreduktion durch *Betrachtung eines Bildausschnitts* beeinflusst die Messunsicherheit der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors nicht, solange die Anzahl N der Punktkorrespondenzen gleich bleibt.

Ob ausgehend von einer bestimmten Pixelanzahl eine weitere Reduktion nach einer der beiden Alternativen möglich ist, hängt von den jeweiligen Anforderungen und ebenfalls vom Stand der Technik ab – z. B. von der erreichbaren Bildrate.

B.2.2 Größe der Suchregion

Die zu wählende Größe der $N_S \times N_S$ -Suchregion hängt von der maximal auftretenden Beschleunigung a_{\max} ab, welche die Geschwindigkeitsänderung zwischen zwei Messzeitpunkten bestimmt. Prognostiziert wird die Koordinate \mathbf{x}_P eines Punktes gemäß der im letzten Messschritt geschätzten Geschwindigkeit. Ändert sich nun im Vergleich zur letzten Messung die Geschwindigkeit um $\Delta v = a_{\max} \cdot T$, weicht die wahre Lage des Blockes um $\Delta v / s \cdot f_L$ von der prognostizierten Koordinate \mathbf{x}_P ab. T ist dabei der Zeitraum zwischen zwei Messungen, f_L die Bildrate und s der Abbildungsmaßstab. Damit die wahre Lage eines Blockes innerhalb der $N_S \times N_S$ -Suchregion um die prognostizierte Koordinate \mathbf{x}_P liegt, muss gelten:

$$\begin{aligned} \frac{s \cdot \Delta v}{f_L} < \frac{N_S - 1}{2} &\Leftrightarrow \frac{s \cdot a_{\max} \cdot T}{f_L} < \frac{N_S - 1}{2} \Leftrightarrow \\ \Leftrightarrow N_S > 2 \frac{s \cdot a_{\max} \cdot T}{f_L} + 1 \end{aligned} \quad (\text{B.4})$$

Zugrunde gelegt werden bei der Abschätzung folgende Werte:

- Abbildungsmaßstab $s = 25$ Pixel pro Zentimeter,
- Maximal auftretende Beschleunigung $a_{\max} = 10 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \approx 1 \text{ g}$.
- Bildrate $f_L = 500$ Hz.
- Zeitraum zwischen zwei Messungen $T = 0,05$ Sekunden.

Damit folgt:

$$N_S > 2 \frac{s \cdot a_{\max} \cdot T}{f_L} + 1 = 2 \frac{0,25 \frac{\text{Pixel}}{\text{m}} \cdot 10 \frac{\text{m}}{\text{s}^2} \cdot 0,05 \text{ s}}{500 \text{ Hz}} + 1 = (5 + 1) \text{ Pixel} \quad (\text{B.5})$$

$$N_S > 6 \text{ Pixel.}$$

Um eine auf dem Pixelraster symmetrische Suchregion zu erhalten, muss N_S ungerade sein, d. h. $N_S = 7$ ist für die zugrunde gelegten Daten ausreichend.

B.2.3 Anzahl der Punktkorrespondenzen

Die Komplexität der Bildfolgen-Analyse steigt proportional zur Anzahl N der Punktkorrespondenzen. Mit der Kovarianzmatrix $\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}}$ des Parametervektors nach Gl. (4.38) wird der Einfluss von N auf die Messunsicherheit deutlich:

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}} = \sigma_x^2 \mathbf{I}_{2N} (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{\sigma_x^2}{N} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sigma_x^2}{N} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\sigma_x^2}{\sum x_i^2 + \sum y_i^2} \end{bmatrix}. \quad (\text{B.6})$$

Ausgehend von der Messunsicherheit σ_x der Beobachtungen gilt damit für die Messunsicherheit σ_{v_x} der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit der Anzahl N und der Standardabweichung σ_x der Punktkorrespondenzen:

$$\sigma_{v_x} = \frac{1}{\sqrt{N}} \sigma_x \cdot f_L, \text{ mit } f_L = \text{Bildrate.} \quad (\text{B.7})$$

Bei der Konzeption eines Sensors ist nun zu entscheiden, ob sich eine Erhöhung der Sensorkosten und der Rechenzeit durch eine Erhöhung der Anzahl N der Punktkorrespondenzen lohnt. Anders gesagt: Es ist zu entscheiden, ob sich durch eine Erhöhung von N ein ausreichender Grenznutzen, d. h. eine ausreichende Reduktion der Messunsicherheit σ_{v_x} , ergibt. Den Grenznutzen beschreibt dabei die Steigung von σ_{v_x} über N . Abbildung B.4 zeigt die Messunsicherheit σ_{v_x} nach Gl. (B.7) für $\sigma_x = 0,2$ Pixel, normiert auf eine Bildrate von eins. Dabei wird deutlich, dass der Zugewinn an Messsicherheit für $N > 25$ nur noch sehr gering ist, da σ_{v_x} nur noch sehr schwach mit N fällt. Somit ist die Wahl eines 5×5 Punktrasters mit 25 Punkten für die Punktkorrespondenzsuche sinnvoll.

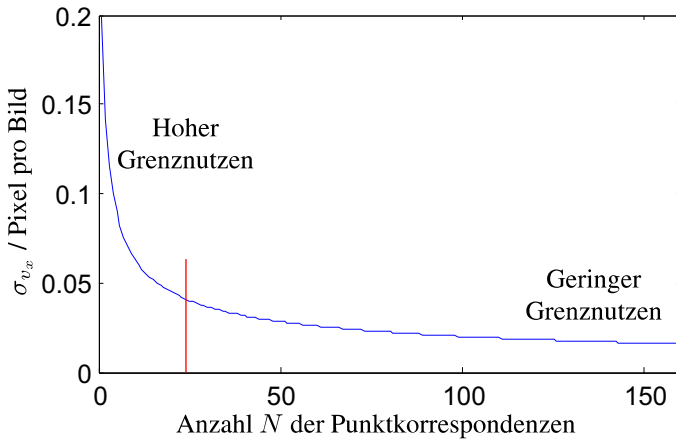


Abbildung B.4: Messunsicherheit σ_{v_x} der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit der Anzahl N der Punktkorrespondenzen. Für steigende N wird der Grenznutzen durch eine Erhöhung von N geringer. Rot gekennzeichnet ist die gewählte Anzahl von Punktkorrespondenzen ($N = 25$).

B.2.4 Notwendige Blockgröße

Auch die Blockgröße N_B beeinflusst die Rechenzeit elementar. Sie geht quadratisch ein. Um die Blockgröße N_B festzulegen, wird der Verlauf der Standardabweichung σ_{v_x} der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors für zwei verschiedene Modelltexturen nach Abschnitt 2.2.1 betrachtet. Abbildung B.5 zeigt den experimentell ermittelten Verlauf von σ_{v_x} für eine grobe Textur mit $\lambda = 0,2$ und eine feine Textur mit $\lambda = 1$. Um den schlimmsten Fall mit abzudecken, wurde eine sehr geringe SNR von -3 dB angenommen.

Eine Standardabweichung von 0,2 km/h wurde als ausreichend gut betrachtet. Dieser Wert wird bei beiden Texturen für $N_B > 8$ bereits unterschritten. Da die gezeigten Standardabweichungen auf vereinfachenden Modellannahmen basieren, wurde im Sinne einer höheren Sicherheit eine höhere Blockgröße von $N_B = 13$ gewählt.

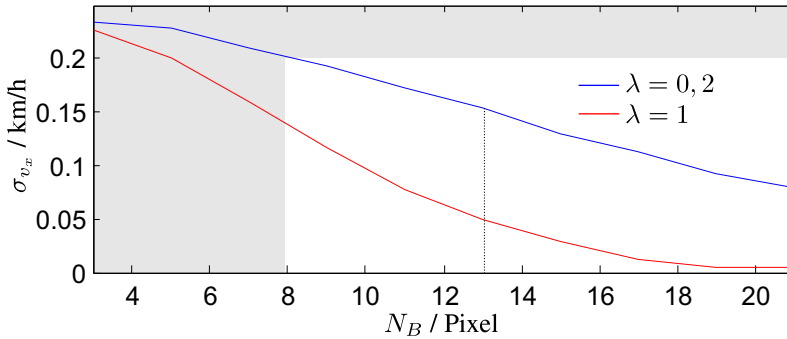


Abbildung B.5: Verlauf der Standardabweichung der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors in Abhängigkeit der Blockgröße. Bildrate: 500 Hz. Abbildungsmaßstab: 30 Pixel pro cm. Die Blockgröße $N_B = 13$ führt für beide Texturen zu einer ausreichend geringen Standardabweichung.

B.3 Wahl der Pulsfrequenz bei Einzelbild-Analyse

Bei der Einzelbild-Analyse wurden die Bilder zunächst als unendlich ausge dehnt betrachtet. In der Realität ist die Bildregion durch einen quadratischen Bereich der Größe $N \times N$ Pixel beschränkt. Dies erfordert eine Anpassung der Pulsfrequenz f_L der Belichtung an den aktuellen Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$. Kriterium ist, dass ein bestimmter Punkt der bewegten Oberfläche für mehrere Lichtblitze innerhalb der Bildregion abgebildet werden muss.

Untere Grenze der Pulsfrequenz

Damit sich im Betragsspektrum $|B_\Sigma|$ deutliche Impulslinien ausprägen, muss die Impulsfolge in h aus einer Mindestanzahl von Impulsen bestehen. Im Rahmen der Untersuchungen hat sich gezeigt, dass ein Punkt der bewegten Oberfläche mindestens fünf mal im Bild b_Σ abgebildet sein muss:

$$\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L} \leq \frac{N}{5-1}, \text{ da } 2L+1=5 = \text{Mindestanzahl der Lichtpulse,} \quad (\text{B.8})$$

mit $\|\mathbf{v}\|$ = Geschwindigkeitsbetrag in der Einheit Pixel pro Sekunde.

Für die untere Grenze der Pulsfrequenz f_L folgt damit:

$$f_L \geq \frac{4\|\mathbf{v}\|}{N} = f_{L,\min}. \quad (\text{B.9})$$

Obere Grenze der Pulsfrequenz

Ideale Impulslinien würden sich im Betragsspektrum $|B_\Sigma|$ für eine unendlich lange Impulsfolge mit $L \rightarrow \infty$ ergeben (Gl. (3.11)). Die Beschränkung der Impulsfolge auf eine endliche Länge lässt sich im Ortsbereich durch eine Multiplikation mit einer 1D-Rechteckfunktion der Breite $2L \frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ ausdrücken (Abb. 3.3(b)), was im Frequenzbereich einer Faltung mit einer sinc-Funktion entspricht. Der Grad der Verfälschung der idealen Impulslinien im Bild $|B_\Sigma|$ durch überlagerte sinc-Funktionen hängt somit bei fester Pulsanzahl $2L + 1$ vom Abstand $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ der Impulse im Bild h ab (Abb. 3.3(b)). Im Extremfall, dass $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ kleiner als ein Pixel ist, entartet der Filter h zu einer Linie, was dem Fall der Bewegungsunschärfe entspricht.

Abbildung B.6 zeigt Bilder einer mit fünf Pulsen belichteten bewegten Oberfläche und die zugehörigen Betragsspektren. Variiert wurde der Abstand $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ der Impulse im Filter h . Dabei ist die Verfälschung der Linienspektren $|B_\Sigma|$ durch sinc-Anteile für geringer werdende $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ deutlich zu erkennen.

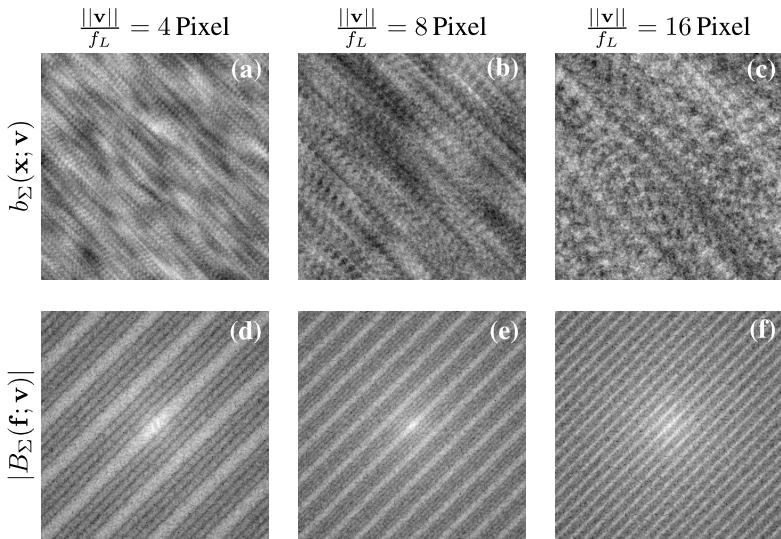


Abbildung B.6: Bilder einer mit 5 Pulsen belichteten bewegten Oberfläche. (a), (b), (c) b_Σ , Ortsbereich. (d), (e), (f) Logarithmierte Betragsspektren von (a), (b), (c). (a), (d) Abstand $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ der Impulse im Filter h ist 4 Pixel. (b), (e) $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}=8$ Pixel. (c), (f) $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}=16$ Pixel.

Der Abstand $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ der Impulse im Filter h wird bei festem Geschwindigkeitsbetrag $\|\mathbf{v}\|$ durch den zeitlichen Abstand der Lichtblitze bestimmt. Bei einer festen Anzahl von Lichtblitzen pro Bild muss der Abstand $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L}$ der Impulse im Filter h nach unten beschränkt werden, um die Verfälschung der Linienspektren $|B_\Sigma|$ durch sinc-Anteile auf ein vernachlässigbares Maß zu reduzieren. Im Rahmen der Untersuchungen hat sich $\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L} = 5$ Pixel als sinnvolle Untergrenze erwiesen:

$$\frac{\|\mathbf{v}\|}{f_L} \geq 5 \text{ Pixel} \Leftrightarrow f_L \leq \frac{\|\mathbf{v}\|}{5 \text{ Pixel}} = f_{L,\max}. \quad (\text{B.10})$$

Damit ist die Pulsfrequenz f_L bei einer festen Anzahl von Lichtblitzen nach oben begrenzt.

Das mögliche Intervall der Pulsfrequenz nach Gl. (B.9) und (B.10) wird hier an einem Zahlenbeispiel verdeutlicht. Abbildung B.7 zeigt schraffiert den möglichen Bereich der Pulsfrequenz in Abhängigkeit des Geschwindigkeitsbetrags bei einem Abbildungsmaßstab von 14,5 Pixel pro cm und einer Größe des quadratischen Bildes von $N = 256$ Pixel.

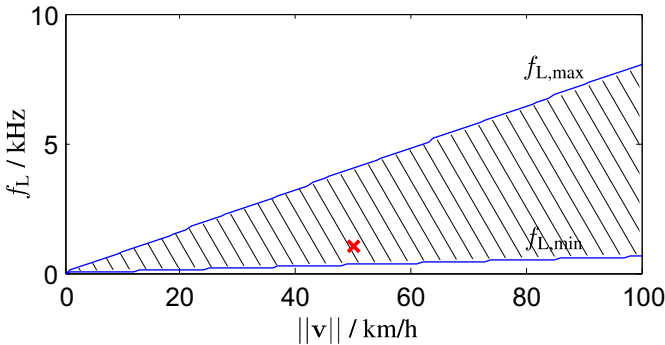


Abbildung B.7: Intervall der möglichen Pulsfrequenz f_L in Abhängigkeit des Geschwindigkeitsbetrags. Abbildungsmaßstab 14,5 Pixel pro cm. Bildgröße 256×256 Pixel.

Abbildung B.8 zeigt ein gepulst belichtetes Bild einer sich mit 50 km/h bewegendes Fahrbahn und das entsprechende Betragsspektrum. Der Abbildungsmaßstab ist 14,5 Pixel pro cm bei einer Größe des quadratischen Bildes von $N = 256$ Pixel wie in Abb. B.7. Die Pulsfrequenz beträgt 1,033 kHz und liegt damit im zulässigen Intervall (siehe Kreuz in Abb. B.7). Die Impulslinien im Bild $|B_\Sigma|$ sind bei dieser Pulsfrequenz deutlich ausgeprägt.

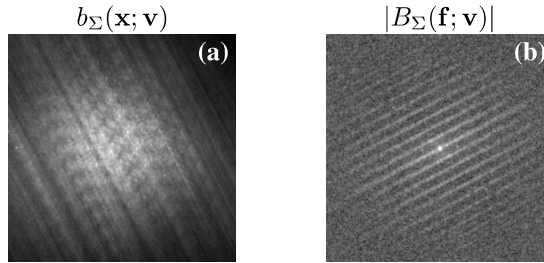


Abbildung B.8: (a) Gepulst belichtetes Bild einer sich mit 50 km/h bewegenden Fahrbahn vom Innentrommel-Reifenprüfstand. (b) Logarithmiertes Betragsspektrum von (a).

B.4 Kalman-Filter

Grundlage des verwendeten Modells ist eine Taylor-Entwicklung der Geschwindigkeit $v(t)$:

$$v(t_0 + \Delta t) = v(t_0) + \dot{v}(t_0)\Delta t + \frac{1}{2}\ddot{v}(t_0)\Delta t^2 + \dots$$

Oder zeitdiskret dargestellt:

$$v_{k+1} = v_k + \dot{v}_k\Delta t + \frac{1}{2}\ddot{v}_k\Delta t^2 + \dots$$

Werden nun v_x und v_y betrachtet, lässt sich mit dem Zustandsvektor $(v_x, v_y, \dot{v}_x, \dot{v}_y)^T$ folgende Zustandsraumdarstellung formulieren (siehe z. B. [Bar-Shalom u. a. 2001, Böhlinger 2003]):

Systemgleichung:

$$\begin{pmatrix} v_{x,k+1} \\ v_{y,k+1} \\ \dot{v}_{x,k+1} \\ \dot{v}_{y,k+1} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} v_{x,k} \\ v_{y,k} \\ \dot{v}_{x,k} \\ \dot{v}_{y,k} \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \ddot{v}_{x,k+1} \\ \ddot{v}_{y,k+1} \end{pmatrix}.$$

Messgleichung:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \hat{v}_{x,k+1} \\ \hat{v}_{y,k+1} \end{pmatrix}}_{\text{Messwerte}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} v_{x,k+1} \\ v_{y,k+1} \\ \dot{v}_{x,k+1} \\ \dot{v}_{y,k+1} \end{pmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} r_{x,k+1} \\ r_{y,k+1} \end{pmatrix}.$$

Der Ruck $(\ddot{v}_x, \ddot{v}_y)^T$ wird als Systemrauschen modelliert. Das Messrauschen bzw. die aktuelle Messunsicherheit $(r_{x,k+1}, r_{y,k+1})^T$ kann z. B. gemäß Abschnitt 4.4.2 online geschätzt werden. Weitere Informationen bzgl. Realisierung und Anwendung des Kalman-Filters sind in [Welch und Bishop 2001] zu finden.

Neben einer modellbasierten Filterung der Sensormesswerte liefert das Kalman-Filter zusätzlich zwei sehr wichtige Kennwerte:

- Ein Gütemaß (Varianz) für die aktuelle Geschwindigkeitsschätzung und
- eine Prognose für die vektorielle Geschwindigkeit im nächsten Messschritt.

C Notation und Symbole

C.1 Allgemeines

- Orts- bzw. Zeitsignale werden mit Kleinbuchstaben bezeichnet. Die entsprechenden Spektren werden mit Großbuchstaben benannt.
- Kleinbuchstaben bezeichnen Bildkoordinaten, Großbuchstaben Weltkoordinaten.
- Auto- bzw. Kreuzkorrelationsfunktionen sind mit dem Buchstaben φ mit entsprechenden Indizes benannt.
- Unsicherheitsbehaftete („rauschende“) Größen sind mit einem $\hat{}$ – Zeichen gekennzeichnet, wenn betont werden soll, dass diese Größe unsicherheitsbehaftet ist.

C.2 Operatoren

*	Faltung, 1D und 2D
Skalar	Betragsbildung
Matrix	Determinante
Matrix ^T	Transposition
Matrix ⁻¹	Inversion
$E\{\cdot\}$	Erwartungswert eines Zufallsvektors
$\text{Cov}\{\cdot\}$	Kovarianz(matrix) eines Zufallsvektors
$\mathcal{F}\{\cdot\}$	Fourier-Transformation
$\ \cdot\ $	Euklidischer Betrag
$\lfloor \cdot \rfloor$	Nächste kleinere ganze Zahl (floor)
$\lceil \cdot \rceil$	Nächste größere ganze Zahl (ceil)

C.3 Abkürzungen

AKF	Autokorrelationsfunktion
FFT	Fast Fourier-Transform
KKF	Kreuzkorrelationsfunktion
LS	Least-Squares
SNR	Signal-to-Noise-Ratio (deutsch: Signal-zu-Störleistungs-Verhältnis); angegeben in dB
WLS	Weighted-Least-Squares
ZST	Zentralschnitt-Theorem

C.4 Symbole

\mathbb{N}	Menge der positiven ganzen Zahlen
\mathbb{N}_0	Menge der positiven ganzen Zahlen inklusive Null
\mathbb{Z}	Menge der positiven und negativen ganzen Zahlen inklusive Null
\mathcal{R}	Region eines Blockes beim Block-Matching
\mathcal{M}	Integrationsregion zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit $P(\mathbf{d})$

C.4.1 Für alle Kapitel

β	Geschwindigkeitswinkel
b	Bildweite beim Lochkammermodell
$b(\mathbf{x}, t)$	Intensitätsverteilung in der Bildebene zum Zeitpunkt t
$b_k(\mathbf{x})$	Scharfes, k -tes Bild einer Bildsequenz der bewegten texturierten Oberfläche; Beleuchtungsfunktion $l(t)$ ist dabei ein Dirac-Stoß
$b_\Sigma(\mathbf{x}; \mathbf{v})$	Bild der texturierten Oberfläche; mit zeitvarianter – z. B. gepulster – Belichtung aufgenommen; Die Benennung mit dem Index Σ folgt daraus, dass die Bilder b_Σ auch Summenbilder über mehrere scharfe Bilder b_k sind
$\delta(\cdot)$	Dirac-Stoß
Δt	Allgemeine Zeitspanne
f_L	Bildrate der Kamera bzw. Pulsfrequenz bei gepulster Belichtung

$\varphi_{bb}(\mathbf{x})$	Autokorrelationsfunktion der Oberflächentextur
g_0	Gegenstandsweite (Objektabstand) beim Lochkamera- modell
$l(t)$	Zeitvariante Beleuchtungsfunktion
λ	Texturparameter
ω	Drehrate (Gierrate)
\mathbf{R}	Rotationsmatrix
s	Abbildungsmaßstab des Objektivs
t	Allgemeine Zeitkoordinate
$\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$	Allgemeiner Verschiebungsvektor
v_x	x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors
v_y	y -Komponente des Geschwindigkeitsvektors
\mathbf{v}	Geschwindigkeitsvektor
$\ \mathbf{v}\ $	Geschwindigkeitsbetrag
$\mathbf{x} = (x, y)^T$	2D-Bildkoordinaten
$\mathbf{X} = (X, Y, Z)^T$	3D-Weltkoordinaten
\mathbf{P}	Allgemeine Punktkoordinate

C.4.2 Einleitung

$s(t)$	Signal eines punktförmigen Sensors
v	1D-Geschwindigkeit
l	Abstand der Sensoren bei 1D-Laufzeit-Korrelation
τ	Zeitvariable bei Kreuzkorrelationsfunktionen
τ_0	Zeitlicher Versatz der Signale bei 1D-Laufzeit- Korrelation
g	Gitterkonstante beim Ortsfilter
f_0	Frequenz des Ortsfilter-Signals
M	Maßstabsfaktor
$b(\mathbf{x}, t)$	Allgemeines, zeitabhängiges Bildsignal

C.4.3 Signalgewinnung

In diesem Kapitel sind keine speziellen Symbole zu definieren.

C.4.4 Einzelbild-Analyse

$ B_{\Sigma}(\mathbf{f}; \mathbf{v}) $	Betragsspektrum von $b_{\Sigma}(\mathbf{x}; \mathbf{v})$
--	--

$ B(\mathbf{f}) $	Betragsspektrum von $b(\mathbf{x})$
c	Konstante bzw. Skalierungsfaktor $\in \mathbb{R}$
$\Delta\varphi_d$	Diskretisierte (=quantisierte) Winkel-Koordinate bei der Radon-Transformation; relativ zum wahren Geschwindigkeitswinkel β
d	Abstand des Geschwindigkeitsvektors in der Einheit Pixel pro Bild vom Pixelraster
\mathbf{e}_β	Einheitsvektor in Richtung des Geschwindigkeitsvektors
$\mathbf{e}_{\beta\perp}$	Einheitsvektor senkrecht zum Geschwindigkeitsvektor
\mathbf{e}_φ	Einheitsvektor in φ -Richtung
\mathbf{f}	Vektor der Ortsfrequenzen (=Koordinate im Frequenzbereich)
φ	Winkel-Koordinate bei der Radon-Transformation
φ_d	Diskretisierte (=quantisierte) Winkel-Koordinate bei der Radon-Transformation
G_{EBA}	Gütemaß für einen Messwert des Geschwindigkeitsvektors; Index „EBA“ steht für Einzelbild-Analyse
$h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$	2D-Filter, der die Information \mathbf{v} beinhaltet; Linie bzw. 2D-Impulsfolge
$ H(\mathbf{f}; \mathbf{v}) $	Betragsspektrum von $h(\mathbf{x}; \mathbf{v})$
$h'(\mathbf{x}; \mathbf{v})$	2D-Fourier-Transformierte von $ B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v}) $
$h'_2(\mathbf{x}; \mathbf{v})$	Betragsspektrum von $ B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v}) ^2$; Der Index 2 dient zur Unterscheidung von h' und betont, dass h'_2 das Betragsspektrum des <i>quadrierten</i> Betragsspektrums $ B_\Sigma ^2$ ist
L	$2L+1$ ist die Anzahl der Lichtpulse bei gepulster Belichtung bzw. die Anzahl der Summenbilder bei der Summation von Einzelbildern
L_l	1D-Fourier-Transformierte der Beleuchtungsfunktion $l(t)$
N	Kantenlänge der $N \times N$ -Bildregion; Einheit Pixel
$\text{rect}(\cdot)$	Rechteckfunktion
r	Radius-Koordinate bei der Radon-Transformation
r_d	Diskretisierte (=quantisierte) Radius-Koordinate bei der Radon-Transformation
$R_\Sigma(r, \varphi; \mathbf{v})$	Radon-Transformierte des Betragsspektrums $ B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v}) $
$R'_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v})$	Radon-Transformierte des Betragsspektrums $ B_\Sigma(\mathbf{f}; \mathbf{v}) $, ausgewertet an den diskretisierten Koordinaten (r_d, φ_d)
$R'_\Sigma(r_d, \varphi_d; \mathbf{v})$	Polarkoordinaten-Transformierte von $h'(\mathbf{x}; \mathbf{v})$
$\sigma_R^2(\varphi_d)$	Spaltenvarianz – d. h. Varianz in r_d -Richtung – der abgetasteten Radon-Transformierten R_Σ

T	Shutter-Zeit der Kamera
\mathbf{U}	Transformationsmatrix; lineare Koordinatentransformation im Frequenzbereich
$w_R(\varphi_d)$	Summierter Gradientenbetrag innerhalb einer Spalte der abgetasteten Radon-Transformierten R_Σ , d. h. summierter Gradientenbetrag in r_d -Richtung; w steht für „Welligkeitsmaß“

C.4.5 Bildfolgen-Analyse

a_{\max}	Maximal auftretende Beschleunigung
α	Rotationswinkel zwischen zwei Bildern
$b(\mathbf{x})$	Allgemeines 2D-Bildsignal; Koordinaten diskretisiert
$\mathbf{C}_{R'}$	Kovarianzmatrix der Werte der Zielfunktion R'
$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{p}}}$	Kovarianzmatrix des Parametervektors $\hat{\mathbf{p}} = (\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\alpha})^T$
$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{t}}}$	Kovarianzmatrix der Translationskomponenten $(\hat{t}_x, \hat{t}_y)^T$
\mathbf{C}_{Pol}	Kovarianzmatrix des Geschwindigkeitsvektors in polarer Form, d. h. nach Betrag und Winkel
$\hat{\mathbf{e}}$	Residuum (Residuenvektor)
$\hat{\mathbf{d}}_i = (\hat{d}_{xi}, \hat{d}_{yi})$	Geschätzter Verschiebungsvektor eines Punktes relativ zur prognostizierten Koordinate \mathbf{x}_{P_i}
$\Delta R'$	Schrittweite bei Approximation der Integrationsregion \mathcal{M}
Δv	Änderung der Geschwindigkeit zwischen zwei Messungen, d. h. im Zeitraum T
$\Delta \hat{\mathbf{x}}$	Beobachtungsvektor; enthält die geschätzten Verschiebungsvektoren einzelner Punkte
F	Divisor der Bildrate zur Steuerung der adaptiven Bildrate; „ F “ steht für Frameskip
\mathbf{H}	Design-Matrix
\mathbf{I}_N	$N \times N$ -Einheitsmatrix
N	Anzahl der Punktkorrespondenzen
N_B	Blockgröße $N_B \times N_B$ beim Block-Matching
N_S	Größe der $N_S \times N_S$ -Suchregion beim Block-Matching
$\mathbf{m} = (m, n)^T$	Koordinate im lokalen Koordinatensystem des Block-Matchings; der Ursprung des (m, n) -Koordinatensystems liegt im prognostizierten Punkt \mathbf{x}_P
$\hat{\mathbf{p}} = (\hat{t}_x, \hat{t}_y, \hat{\alpha})^T$	Geschätzter Parametervektor

$\mathbf{p} = (t_x, t_y, \alpha)^T$	Wahrer Parametervektor
$P(\mathbf{d})$	Wahrscheinlichkeit, dass eine Verschiebung \mathbf{d} relativ zur prognostizierten Koordinate geschätzt wird
\mathbf{r}'	Werte der Zielfunktion $R'(\mathbf{m})$, angeordnet in einem Zufallsvektor
$\hat{R}_i(\mathbf{m})$	Normierte Kreuzkorrelationsfunktion beim Block-Matching (Zielfunktion)
ρ_i	Korrelationskoeffizient der i -ten Punktkorrespondenz
$\bar{\rho}_{\text{BFA}}$	Mittlerer Korrelationskoeffizient beim Block-Matching; gemittelt über alle Blöcke während einer Messung; Index BFA steht für „Bildfolgen-Analyse“
$\sigma_{v_x}^2$	Unsicherheit (Varianz) der x -Komponente des Geschwindigkeitsvektors
σ_{β}^2	Unsicherheit (Varianz) des Geschwindigkeitswinkels β
$\sigma_{ \mathbf{v} }^2$	Unsicherheit (Varianz) des Geschwindigkeitsbetrags $ \mathbf{v} $
σ_x^2	Unsicherheit (Varianz) des Block-Matchings in x -Richtung
σ_y^2	Unsicherheit (Varianz) des Block-Matchings in y -Richtung
σ_{xy}^2	Kovarianz des Block-Matchings
$\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$	Geschätzte Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors als Gütemaß; Index BFA steht für „Bildfolgen-Analyse“
$\mathbf{t} = (t_x, t_y)^T$	Translationsvektor zwischen zwei Bildern
t_0	Fester Referenzzeitpunkt
T	Zeitraum zwischen zwei Geschwindigkeitsmessungen
$\mathbf{x}_i = (x_i, y_i)^T$	Allgemeine Koordinate im Bild 1
$\mathbf{x}_{Pi} = (x_{Pi}, y_{Pi})^T$	Allgemeine prognostizierte Koordinate im Bild 2; Index „P“ steht für Prognose
$\hat{\mathbf{x}}'_i = (\hat{x}'_i, \hat{y}'_i)^T$	Allgemeine Koordinate im Bild 2; mit einem ^-Zeichen gekennzeichnet, da unsicherheitsbehaftet

C.4.6 Messergebnisse und bewertender Vergleich

d	Abstand zwischen Drehpunkt des Fahrzeugs und Kamera bzw. Correvit®-SL-Sensor
G_{EBA}	Gütemaß für einen Messwert des Geschwindigkeitsvektors; Index „EBA“ steht für Einzelbild-Analyse

$\bar{\rho}_{\text{BFA}}$	Mittlerer Korrelationskoeffizient beim Block-Matching; gemittelt über alle Blöcke während einer Messung; Index BFA steht für „Bildfolgen-Analyse“
$\hat{\sigma}_{\text{BFA}}$	Geschätzte Standardabweichung der Komponenten des Geschwindigkeitsvektors als Gütemaß; Index BFA steht für „Bildfolgen-Analyse“

C.4.7 Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Kapitel sind keine speziellen Symbole zu definieren.

Institut für Mess- und Regelungstechnik Universität Karlsruhe (TH)

Bei vielen technischen Prozessen ist neben dem Geschwindigkeitsbetrag auch die Bewegungsrichtung von großer Bedeutung. Zum Beispiel spielt die Richtung der Fahrzeuggeschwindigkeit über Grund bei der Weiterentwicklung von Fahrwerken eine zentrale Rolle. Fahrdynamikregelsysteme, wie z.B. ABS oder ESP, benötigen ebenfalls eine präzise Information über Betrag und Richtung der Geschwindigkeit. Die Bewegung eines Fahrzeugs über Grund kann als Bewegung über einer texturierten Oberfläche aufgefasst werden. Gegenstand dieser Arbeit ist die Untersuchung, Neu- und Weiterentwicklung von Verfahren zur bildbasierten 2D-Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen.

Zur bildbasierten Messung des Geschwindigkeitsvektors wird die Fahrbahn vom Fahrzeug aus mit einer Kamera beobachtet, welche die zweidimensionale Relativbewegung zwischen Fahrbahn – der texturierten Oberfläche – und Fahrzeug erfasst. Schwerpunkt der Ausführungen dieser Arbeit ist die Beschreibung der Bildverarbeitungsverfahren zur Messung des Geschwindigkeitsvektors aus Bildsequenzen der bewegten Fahrbahn. Es werden zwei Verfahren aufgezeigt, diskutiert und bewertend verglichen.

Die *Einzelbild-Analyse* erweitert den Gedanken der Analyse von Bewegungsschärfe, indem die Belichtung während der Bildaufnahme gezielt variiert wird. Durch Auswertung der Radon-Transformierten des Betragsspektrums eines gepulst belichteten Bildes werden Geschwindigkeitsbetrag und -winkel gemessen.

Bei der *Bildfolgen-Analyse* werden in zeitlich festem Abstand zwei Bilder der bewegten Oberfläche aufgenommen. Der Verschiebungsvektor der beiden Bilder zueinander repräsentiert die zu schätzende Information – den Geschwindigkeitsvektor. Anhand von korrespondierenden Einzelpunkten werden translatorische und rotatorische Bewegungsparameter geschätzt.

Zusätzlich erfolgt neben einer Diskussion hinsichtlich Messunsicherheiten ein bewertender Vergleich der beschriebenen Verfahren. Analysiert wurden bei den betrachteten Messungen synthetisch generierte Bildsequenzen, Laboraufnahmen und reale Bildsequenzen von Messfahrten in einem Versuchsfahrzeug.