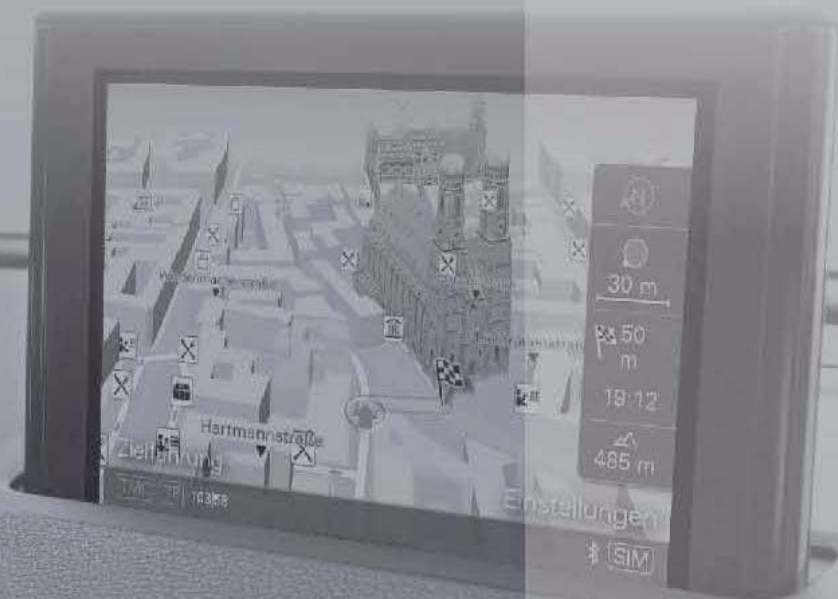




# Kopplung von Sensor- informationen und Geodaten zur modellbasierten Lokalisierung und Kartierung im Automobil

Kristin Schönherr





Audi-Dissertationsreihe, Band 51





TECHNISCHE UNIVERSITÄT MÜNCHEN  
Lehrstuhl für Echtzeitsysteme und Robotik

# Kopplung von Sensorinformationen und Geodaten zur modellbasierten Lokalisierung und Kartierung im Automobil

Kristin Anita Schönherr

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

Doktors der Naturwissenschaften (Dr. rer. nat.)

genehmigten Dissertation.

Vorsitzender: Univ.-Prof. Michael Beetz, Ph.D.

Prüfer der Dissertation: 1. Univ.-Prof. Dr. Alois Knoll

2. Univ.-Prof. Dr. Hermann Rohling,

Technische Universität Hamburg-Harburg

Die Dissertation wurde am 23.05.2011 bei der Technischen Universität München eingereicht und durch die Fakultät für Informatik am 19.10.2011 angenommen.



## Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliographie; detaillierte bibliographische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

1. Aufl. - Göttingen: Cuvillier, 2012

Zugl.: (TU) München, Univ., Diss., 2011

978-3-95404-020-9

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2012

Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen

Telefon: 0551-54724-0

Telefax: 0551-54724-21

[www.cuvillier.de](http://www.cuvillier.de)

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.

1. Auflage 2012

Gedruckt auf säurefreiem Papier.

978-3-95404-020-9



# Danksagung

Im Rahmen meiner Tätigkeit als Doktorandin entstand die vorliegende Arbeit in der Vorentwicklung der AUDI AG in Ingolstadt in den Jahren 2007 bis 2011. Ganz besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr. Alois Knoll, der mich über die gesamte Zeit betreut hat. Sein motivierendes Interesse für das Thema, seine Tipps und Anregungen haben zum Gelingen der Arbeit beigetragen. Mein Dank gilt ebenso Prof. Dr. Herrmann Rohling für die Übernahme des Koreferates und die beruhigenden Worte vor dem Rigorosum.

Allen Mitarbeitern der Audi Electronics Venture GmbH danke ich für die gute Zusammenarbeit, die kollegiale Atmosphäre und die themenbezogenen Anregungen und Diskussionen. Insbesondere meinem Betreuer Dr. Björn Giesler möchte ich für seine Motivation, Anregungen und die mit ihm geführten konstruktiven Fachdiskussionen danken. Auch bedanke ich mich bei Martin Roehder und Dr. Patrick Heinemann, die mir mit Ihren Fragen immer wieder neue Perspektiven auf meine Arbeit eröffnet haben. Meinem Vorgesetzten Andreas Reich danke ich für den Rückhalt und die Unterstützung für meine Dissertation in der Abteilung.

Ein herzliches Dankeschön geht auch an meine Studenten, an Andreas Lehmann für seine Sorgfalt und sein außergewöhnlich hohes Engagement bei der Softwareentwicklung und der Erstellung von Simulationsdaten, an Michael Keller für die vielzähligen Aufnahmen von Realszenen und deren Erstanalyse, an Sonja Wahju für die intensive Auseinandersetzung mit Gebäudekanten, an Jürgen Richter für die ausgiebigen Recherchen und ständigem Hinterfragen der Filtermethoden, an Stefan Besl für die Unterstützung während der Konzeptphase und Philipp Wagner für die Softwareanpassungen.

Bei Dominik Hahne und Dr. Peter Pilgram möchte ich mich für die kritische Durchsicht meines Manuskriptes bedanken. Insbesondere die Latex-Tipps während der finalen Phase haben mir so manche schlaflose Nacht erspart.

Ganz besonderer Dank gilt meinen Eltern für die vorbehaltlose Unterstützung und Rücksichtnahme während der gesamten Zeit.





# Abstract

The development and refining process for driving assistant and safety systems is constantly demanding higher detail and performance from the environmental detection and the creation of the corresponding surrounding model. Urban areas with high traffic and dynamic surroundings are generating a particular challenge for sensorial perception. Exemplarily in cases of accident avoidance and injury reduction in combination with complex crossroad scenarios the vehicle based environment detection has to be involved to intermodal concepts.

These approaches rely on the one hand on a precise vehicle localization and on the other hand on a ideally gapless description of the environment.

For automotive use cases the intelligent combination of already built in, proven sensors has a higher priority than the integration of additional detectors with high sensitivity and high cost. The camera as one of the already established sensors in modern cars develops to a multipurpose detector as it provides a high density of information.

This work represents an image based approach for precise positioning evaluation of a vehicle with simultaneous map generation in urban environments. The approach focuses on buildings especially on their vertical borders which are detected by the camera. The detected borders are 3D-reconstructed in real time. The fast reconstruction in 3D allows a comparison of these features with a base map suitable for automotive purposes and leads stepwise to a high precise vehicle pose.

At the same time the generated additional information are being stored in local maps which enables the possibility to conclude on constructional changes of the buildings. This creates a supplementary cyclic description model of the vehicles surrounding environment.







# Kurzfassung

Die Weiterentwicklung von Fahrerassistenz- und Sicherheitssystemen generiert immer neue Ansprüche an die Umgebungserfassung und Erstellung eines Umfeldmodells. Das städtische Gebiet mit einer hohen Verkehrs- und Umgebungsdynamik stellt eine besondere Herausforderung für die sensorielle Wahrnehmung dar. Zur Unfallvermeidung oder Minderung des Verletzungsrisikos an beispielsweise komplexen Kreuzungssituationen muss die fahrzeugbezogene Umfelderkennung auf übergreifende Konzepte ausgedehnt werden. Diese Ansätze sind sowohl auf eine präzise Fahrzeuglokalisierung als auch auf eine möglichst lückenlose Umgebungsbeschreibung angewiesen. Für die Anwendung im Automotivbereich steht dabei weniger die Integration teurer zusätzlicher Sensoren im Fokus, sondern primär die intelligente Kombination bereits bewährter. Die Kamera als ein Sensor mit hoher Informationsdichte erfreut sich eines zunehmend vielseitigen Verwendungszweckes.

Diese Arbeit stellt einen bildbasierten Ansatz zur präzisen Positionsbestimmung eines Fahrzeuges mit gleichzeitiger Kartierung in urbaner Umgebung vor. Dabei stehen Gebäude und insbesondere deren markante vertikale Kanten im Vordergrund, welche von einer Kamera detektiert und 3D-rekonstruiert werden. Der Abgleich dieser Merkmale mit einer automotive-tauglichen Basiskarte ermöglicht dabei die schrittweise Präzisierung der Fahrzeugpose. Gleichzeitig werden die generierten Zusatzinformationen in lokalen Karten abgelegt und anschließend Rückschlüsse auf bauliche Veränderungen im Basismaterial gezogen. Damit wird eine zyklisch ergänzende Beschreibungsform für die Fahrzeugumgebung geschaffen.





# Inhaltsverzeichnis

<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>v</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>ix</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Motivation und Zielstellung . . . . .	2
1.2 Öffentliche Sicht der Thematik . . . . .	5
1.3 Struktur der Arbeit . . . . .	5
<b>2 Stand der Technik</b>	<b>7</b>
2.1 Positionsschätzung im Automobil . . . . .	7
2.1.1 Koppelortung . . . . .	8
2.1.2 Karteneinpassung . . . . .	10
2.1.3 Referenzsystem . . . . .	11
2.2 Kartierung im Automobil . . . . .	11
2.3 Positionsschätzung und Kartierung in der Robotik . . . . .	12
<b>3 Lösungsansatz zur modellbasierten Lokalisierung und Kartierung</b>	<b>17</b>
3.1 Lokalisierungsmodul . . . . .	17
3.1.1 Parameterraum . . . . .	19
3.1.2 Absolute Lokalisierung . . . . .	20
3.1.3 Relative Lokalisierung . . . . .	22
3.2 Probabilistische Verfahren . . . . .	22
3.2.1 Partikel-Filter . . . . .	24
3.2.2 Unscented-Kalman-Filter . . . . .	27
3.2.3 Winkelschätzung . . . . .	28
3.3 Kartierungsmodul . . . . .	29



3.3.1	Extraktion von Linien als Bildmerkmale . . . . .	29
3.3.2	Linienverfolgung über Bildsequenzen . . . . .	29
3.3.3	Ablegen von Merkmalen . . . . .	30
3.3.4	Hierarchische Kartierung . . . . .	31
3.4	Stufenkonzept . . . . .	31
3.5	Zusammenfassung . . . . .	32
<b>4</b>	<b>Fahrzeuglokalisierung</b>	<b>33</b>
4.1	Absolute Lokalisierung . . . . .	33
4.1.1	Strukturmerkmale der urbanen Umgebung . . . . .	34
4.1.1.1	Vorverarbeitung des Kartenmaterials . . . . .	35
4.1.1.2	Kombination von Bild- und Modellinformation . . . . .	36
4.1.1.3	Analyse der Schätzmethodik und Strukturmerkmale . . . . .	37
4.1.2	Bewertung in der Bodenebene . . . . .	38
4.1.3	Realisierungsvariante des Partikel-Filters . . . . .	39
4.1.4	Anforderungen an das Gütemaß . . . . .	44
4.2	Tracking-Verfahren . . . . .	46
4.3	Zusammenfassung . . . . .	47
<b>5</b>	<b>Merkmalskartierung</b>	<b>49</b>
5.1	Merkmalsdetektion . . . . .	49
5.1.1	Kantenextraktion . . . . .	50
5.1.2	Kantenverfolgung durch Stützpunkte . . . . .	50
5.1.3	Sammeln von Kanten in „Schläuchen“ . . . . .	53
5.1.4	Kombination von extrahierten Kanten . . . . .	55
5.1.5	Kombination von verfolgten und extrahierten Kanten . . . . .	55
5.1.6	Steigerung der Robustheit für die Merkmalserkennung . . . . .	56
5.2	3D-Rekonstruktion . . . . .	58
5.2.1	Zwei-Geraden-Rekonstruktion . . . . .	58
5.2.2	Steigerung der Genauigkeit von 3D-Rekonstruktionen . . . . .	59
5.2.3	Kombination mehrerer 3D-Rekonstruktionen . . . . .	59
5.3	Merkmalsablage . . . . .	61
5.3.1	Hierarchische Kartenergänzung . . . . .	63
5.3.1.1	Lokale Karte . . . . .	64



5.3.1.2	Globale Karte . . . . .	64
5.3.2	Gütekriterium . . . . .	65
5.4	Zusammenfassung . . . . .	66
<b>6</b>	<b>Versuchsaufbau und -durchführung</b>	<b>67</b>
6.1	Softwarekomponenten . . . . .	67
6.1.1	Datenquellen . . . . .	68
6.1.2	Allgemeine Vorverarbeitung . . . . .	70
6.1.3	Ausgabe . . . . .	70
6.2	Teststrecke . . . . .	70
6.3	Versuchsträger . . . . .	71
6.3.1	GPS-Empfänger . . . . .	72
6.3.2	Raddrehzahlsensor . . . . .	74
6.3.3	Gyrosensor . . . . .	76
6.3.4	Integrierte Gyrosensoren im Navigationssystem . . . . .	77
6.3.5	Inertialsensoren im Automobil . . . . .	78
6.3.6	Monovideo-Kamera . . . . .	78
6.3.7	Referenzbox . . . . .	80
6.4	Simulierte Sensordaten . . . . .	82
6.5	Kartenmaterial . . . . .	82
6.5.1	Zusatzdatenbank mit Gebäudegrundrissen . . . . .	84
6.5.2	Gauß-Krüger-Koordinatensystem . . . . .	86
<b>7</b>	<b>Versuchsauswertung</b>	<b>89</b>
7.1	Ergebnisse der Merkmalskartierung . . . . .	89
7.2	Ergebnisse der Lokalisierungsmethodiken . . . . .	94
7.2.1	Analyse der Bildbewertung . . . . .	94
7.2.2	Analyse des Trackingverfahrens . . . . .	95
7.3	Ergebnisse der gleichzeitigen Kartierung und Lokalisierung . . . . .	98
7.3.1	Analyse der Bewertung in der Bodenebene . . . . .	98
7.3.2	Lokalisierung mittels Referenzdaten . . . . .	102
7.3.3	Lokalisierung mittels künstlicher Rauschdaten . . . . .	104
7.3.4	Sequentielle Gewichtung . . . . .	110
7.4	Analyse von Lokalisierungsserien . . . . .	116



7.4.1	Bestimmung der optimalen Partikelanzahl . . . . .	116
7.4.2	Bestimmung der optimalen Gütefunktion . . . . .	120
7.5	Lokalisierung mittels realer Sensordaten . . . . .	121
7.6	Zusammenfassung . . . . .	128
<b>8</b>	<b>Zusammenfassung und Ausblick</b>	<b>129</b>
<b>A</b>	<b>Datenbank eines Navigationssystems</b>	<b>133</b>
A.1	WGS84-Referenzsystem . . . . .	136
<b>B</b>	<b>Dichteanalyse verschiedener Gewichtsfunktionen</b>	<b>139</b>
<b>C</b>	<b>Zusätzliche Visualisierungen</b>	<b>149</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>151</b>



# Abbildungsverzeichnis

1.1	Identifikation von Gefahrenstellen im Kreuzungsbereich . . . . .	2
1.2	Gesamtmodell der Umfeldanalyse . . . . .	4
2.1	Positionsbestimmung eines eingebetteten Navigationssystems . . . . .	8
2.2	Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion durch aussagekräftige Sig- mapunkte (in Anlehnung an [TFBD00]) . . . . .	9
2.3	Einteilung bildbasierter Lokalisierungsmethoden . . . . .	12
2.4	Erstellte Umgebungskarte eines Roboters mit Laserscanner [GSB07] . . . . .	14
2.5	Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion durch Partikel [TFBD00] .	15
2.6	Teilnehmerfahrzeug der Urban Challenge . . . . .	16
3.1	Lokalisierungsaufgabe . . . . .	18
3.2	Gerenderter Kartenausschnitt eines Navigationssystems . . . . .	19
3.3	Parameterräume gliedern sich in 3D-Raum, Bild- und Bodenebene . . . . .	20
3.4	Bottom-Up-Methode: Generierung von 3D-Gebäudemodellen aus Grundrissda- ten mit anschließender Bildprojektion . . . . .	21
3.5	Ablaufschema des Partikel-Filters . . . . .	26
3.6	Kartierungsaufgabe . . . . .	29
3.7	Top-Down-Methode: Übergang von der Bildebene in den 3D-Raum mit anschlie- ßender Projektion auf die Bodenebene . . . . .	30
4.1	Analyse der Bildebene zur Positionsbestimmung . . . . .	34
4.2	Bestimmung von Distanzen zwischen Objekt- und Modellkanten . . . . .	36
4.3	Bewertung in der Bodenebene . . . . .	39
4.4	Zustandsautomat . . . . .	40
4.5	Gewichtete Partikelmenge . . . . .	42





4.6 Ähnlichkeitsanalyse zwischen Ziel- und Gütedichte . . . . . 45

5.1 Extraktionsergebnis aus Canny-Sobel-Kombination . . . . . 50

5.2 Verfolgung der Kanten anhand verteilter Stützpunkte . . . . . 51

5.3 Schematische Darstellung des Schlauchprinzips . . . . . 54

5.4 Kombination und Separation von extrahierten Kanten zum Zeitpunkt  $t - 1$  und  
von extrahierten bzw. verfolgten Kanten bei  $t$  . . . . . 56

5.5 Kaskadierter 3D-Rekonstruktionsprozess einer Bildsequenz . . . . . 60

5.6 Kantenarten . . . . . 62

5.7 Ebenen der hierarchischen Kartierung . . . . . 63

5.8 Bestätigung von (a) Referenzbasiskanten und (b) Referenzlotkanten . . . . . 65

6.1 Überblick über Funktionsblöcke der Software . . . . . 68

6.2 Teststrecke mit Trajektorien vom Referenzsystem (grün) und GPS-Empfänger  
(rot) . . . . . 71

6.3 GPS-Empfänger GR-213 der Firma Holux . . . . . 72

6.4 Analyse des Holux-GPS-Signals . . . . . 75

6.5 Aufbau eines Drehzahlsensors [Czi08] . . . . . 76

6.6 (a) Aufbau eines mikromechanischen Beschleunigungssensors, (b) Kapazitives  
Wirkprinzip [Czi08] . . . . . 77

6.7 BlueFOX Monovideo-Kamera der Firma Matrix Vision, Modell mvBlueFOX-  
120G mit Objektiv . . . . . 79

6.8 Aufbau eines CCD-Sensors . . . . . 80

6.9 Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position der realen Daten . . . . . 81

6.10 SimGPS - die verrauschte VTD-Referenz . . . . . 83

6.11 Trajektorien VTD-Referenz versus SimGPS . . . . . 84

7.1 Analyse der Kantenverfolgung . . . . . 90

7.2 Lage der rekonstruierten Kanten im Bezug auf die VTD-Referenzposition im  
Zeitraum 33s – 40s . . . . . 92

7.3 Seitliche Darstellung der rekonstruierten Kanten . . . . . 93

7.4 Analyse der Bildbewertung  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Hypothesen . . . . . 96

7.5 Analyse des Kalman-Filter-Ergebnisses . . . . . 97



7.6	Analyse der Bewertungsmethodik in der Bodenebene mit einer gleichverteilten Hypothesengenerierung . . . . .	99
7.7	Analyse der Gewichtsfunktion $G_4^{[k]}$ bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition . . . . .	101
7.8	Analyse der Positions-Verteilung bei Referenz als Eingangsgröße . . . . .	103
7.9	Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position bei Referenz-VTD-Daten . . . . .	105
7.10	Analyse des Partikel-Filters unter Verwendung des SimGPS als GPS-Signal . . . . .	106
7.11	Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position unter Verwendung von SimGPS . . . . .	108
7.12	Trajektorien von Schätzung, SimGPS und Referenz im Zeitraum 15.72 s - 19.72 s . . . . .	109
7.13	Analyse des Partikel-Filters mit sequentieller Gewichtung unter Verwendung der VTD-Referenz als GPS-Signal . . . . .	112
7.14	Abweichungen bei sequentieller Gewichtung . . . . .	113
7.15	Analyse des Partikel-Filters mit sequentieller Gewichtung unter Verwendung des SimGPS als GPS-Signal . . . . .	114
7.16	Abweichungen bei sequentieller Gewichtung . . . . .	115
7.17	Fehler in y-Richtung in Abhängigkeit von der Partikel-Anzahl bei VTD-Referenz als Eingangspose . . . . .	117
7.18	Fehler in x-Richtung in Abhängigkeit von der Partikel-Anzahl bei VTD-Referenz als Eingangspose . . . . .	118
7.19	Darstellung der Fehler in der geschätzten Pose des Partikel-Filters . . . . .	122
7.20	Darstellung der Fehler in der geschätzten Pose des Partikel-Filters bei Anwendung unterschiedlicher Gütefunktionen $G_1^{[k]}$ bis $G_9^{[k]}$ . . . . .	123
7.21	Einblendung der kartierten Kanten für die am höchstgewichtete Hypothese zum Zeitpunkt $t = 15.930$ . . . . .	125
7.22	Trajektorien von Schätzung (rot), Holux (petrolfarben) und iTrace (grün) im Zeitraum $t = 60.59$ s - 62.67 s . . . . .	126
7.23	Gewichtung der gleichverteilten Partikelstreuung bei Verwendung des iTrace . . . . .	127
7.24	Gewichte der gleichverteilten Partikel $t = 13.85$ s . . . . .	127
7.25	Simultane Ergebnisanalyse . . . . .	128



A.1 Modellierungsformen des Straßennetzes (a) Ebene 1 des GDF: Beschreibung der Geometrie des Straßennetzes durch Knoten- und formende Stützpunkte sowie verbindende Kanten (b) Ebene 2 des GDF: Modell eines Kreisverkehrs mit vektorieller Repräsentation der Richtungsattribute (c) Ebene 3 des GDF: Vereinfachte Darstellung des Kreisverkehrs anhand eines Knotenpunktes (d) Gerendertes Straßennetz wie beim Navigationssystem . . . . . 135

B.1 Analyse der Gewichtsfunktion  $G_0^{[k]}$  bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition . . . . . 141

B.2 Analyse der Gewichtsfunktion  $G_8^{[k]}$  bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition . . . . . 142

B.3 Vergleichende Betrachtung der Gütefunktionen bei Kreuzungssituation mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition . . . . . 143

B.4 Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 6.680 s$  bis  $t = 11.720 s$  . . . . . 144

B.5 Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 12.720 s$  bis  $t = 17.720 s$  . . . . . 145

B.6 Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_7^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 6.680 s$  bis  $t = 11.720 s$  . . . . . 146

B.7 Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_7^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 12.720 s$  bis  $t = 17.720 s$  . . . . . 147

C.1 Lage der Positions-Hypothesen zum Zeitpunkt  $t = 18.72 s$  . . . . . 149



# Tabellenverzeichnis

6.1	Abweichungen von Drehrate und Beschleunigung der Inertialsensorik über Teststrecke . . . . .	78
6.2	Sensorgüte des Referenzsystem iTrace laut Datenblatt des Herstellers . . . . .	81
6.3	Beschreibung des Bessel-Ellipsoids durch äquatoriiellen Radius $a$ , polaren Radius $b$ und Abplattung $f$ . . . . .	87
6.4	Positionsangabe für das Audi-Forum Ingolstadt in <a href="#">GK</a> -Koordinaten . . . . .	87
7.1	Abweichungen der 3D-Rekonstruktionen im Bezug auf die Grundrisskanten . . . . .	93
7.2	Bestimmung der numerischen Genauigkeit . . . . .	120
A.1	Beschreibung des Erd-Ellipsoids nach <a href="#">WGS84</a> durch äquatoriiellen Radius, polaren Radius und Abplattung . . . . .	136
A.2	Positionsangabe für das Audi-Forum Ingolstadt in <a href="#">WGS84</a> -Koordinaten . . . . .	136





# Abkürzungsverzeichnis

<b>ADC</b>	Analog-Digital-Konverter
<b>ADTF</b>	Automotive Data and Time triggered Framework
<b>C2C-CC</b>	Car 2 Car - Communication Consortium
<b>CCD</b>	Charge Coupled Device
<b>COMeSafety</b>	Communication for eSafety
<b>CTRA</b>	Constant Turn Rate and Acceleration
<b>GSM</b>	Global System for Mobile Communications
<b>DARPA</b>	Defense Advanced Research Projects Agency
<b>DGPS</b>	Differential Global Positioning System
<b>DXF</b>	Drawing Exchange Format
<b>EFA 2014</b>	Energieeffizientes Fahren 2014
<b>EKF</b>	Extended Kalman Filter
<b>EIF</b>	Extended Information Filter
<b>GDF</b>	Geographic Data File
<b>GIS</b>	Geoinformationssystem
<b>GK</b>	Gauß-Krüger
<b>GPS</b>	Global Positioning System
<b>NOW</b>	Network-On-Wheels

<b>PF</b>	Partikel-Filter
<b>RANSAC</b>	Random Sample Consensus
<b>RAPiD</b>	Real-time Attitude and Position Determination
<b>SEIF</b>	Sparse Extended Information Filter
<b>SIFT</b>	Scale-Invariant Feature Transform
<b>SimGPS</b>	Simuliertes GPS
<b>SLAM</b>	Simultaneous Localization and Mapping
<b>SPmaps</b>	Symmetries and Pertubations maps
<b>UKF</b>	Unscented Kalman Filter
<b>VTD</b>	Virtual Test Drive
<b>WGS84</b>	World Geodetic System 1984
<b>XML</b>	Extensible Markup Language









# Kapitel 1

## Einleitung

*Mobilität* und *Individualverkehr* sind Schlagwörter der heutigen Gesellschaft, welche den Stellenwert des Fahrzeuges implizit repräsentieren. Aus dem verknüpfenden Wortspiel *Individuelle Mobilität* ist direkt eine Beschreibung für das Automobil erhältlich. Nur dieses Fortbewegungsmittel bietet die Entscheidungsfreiheit in Bezug auf Zeitpunkt, Zielort und Teilnehmer der Reise, welche der Spontanität des Menschen entgegenkommt. Dadurch ist es natürlich nur allzu verständlich, dass die Anzahl der Fahrzeuge in Deutschland weiterhin wächst. So erhöhte sich laut Statistik [KB10a] des Kraftfahrt-Bundesamtes der Bestand von Personenkraftwagen im Jahr 2009 um 1.0 Prozent auf 41.7 Millionen Fahrzeuge. Dies impliziert natürlich auch eine wachsende Verkehrsdichte.

Die Unfallhäufigkeit weist ebenfalls eine steigende Tendenz auf, wobei die Anzahl von Personenschäden und Unfalltoden rückläufig sind, siehe [KB10b]. Damit zeigen die präventiven Maßnahmen der Automobilhersteller in Form von Fahrerassistenz- und Sicherheitssystemen Wirkung. Das Vermeiden von Unfällen und das Reduzieren der Unfallfolgen stehen im Fokus technischer Entwicklungen und Forschungsaktivitäten. Mit zunehmender Komplexität des Verkehrsgeschehens steigen die Ansprüche an die Umfeldwahrnehmung und Situationsinterpretation. Diese Anforderungen haben auch Automobilhersteller und Zuliefererfirmen erkannt und reagieren mit der Gründung eines gemeinsamen Konsortiums, dem CAR 2 CAR Communication Consortium, kurz C2C-CC [CC10]. Schwerpunkt dieses Zusammenschlusses ist die Standardisierung der fahrzeugübergreifenden Kommunikation, welche zur Regulierung des Verkehrsflusses und zur Unfallvermeidung eingesetzt werden soll.

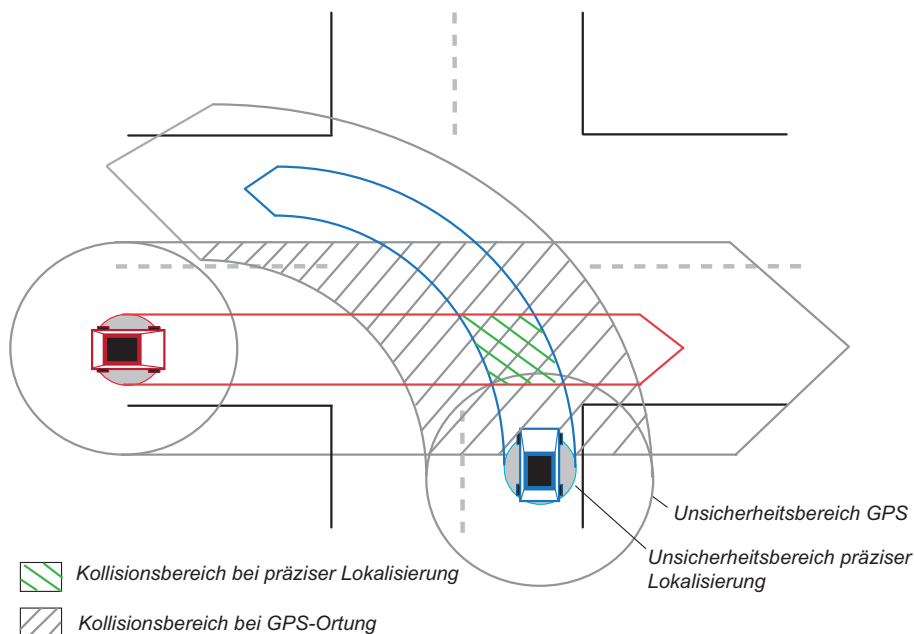
Die Voraussetzung für eine solche Interaktion ist dabei eine präzise Fahrzeuglokalisierung. Nur mit einem genauen örtlichen Bezug kann eine aussagekräftige Gefahrenabschätzung realisiert



werden. Diese Anforderung kann nicht der Fahrzeugverbund selbst, sondern jedes einzelne Fahrzeug für sich lösen. Die GPS-Technologie kann dabei dem hohen Genauigkeitsanspruch im Bezug auf Position und Ausrichtung des Automobils nicht gerecht werden. Auch für den Hoffnungsträger, das europäische Satellitennavigationssystem Galileo [ESA10], welches voraussichtlich 2014 den offiziellen Betrieb aufnehmen wird, steht eine Verfälschung des Signals zur Diskussion. So wird der angebotene offene Dienst eine geringere Positionsgenauigkeit aufweisen als der kommerzielle. Die Integration zusätzlicher Empfänger, das Erheben von Lizenzgebühren auf deren Nutzung und die wagen Aussagen über die Genauigkeit von Galileo führen zur Notwendigkeit der konkreten Analyse des lokalen, fahrzeugspezifischen Umfeldes zur Generierung präziser Positionsaussagen. Die Fahrzeugkommunikation kann dabei jedoch im Umkehrschluss mit dem Austausch detaillierter Umgebungskarten in Bezug auf ein globales Koordinatensystem unterstützen bzw. die Basis schaffen.

Die Ziele Unfallvermeidung, Reduzierung der Risiken und letztendlich das autonome Fahren lassen sich immer wieder auf eine Kernproblematik zurückführen, nämlich die Frage: Wo genau befindet sich das Fahrzeug?

## 1.1 Motivation und Zielstellung



**Abbildung 1.1:** Identifikation von Gefahrenstellen im Kreuzungsbereich

In Abbildung 1.1 ist eine typische Kreuzungssituation mit zwei Verkehrsteilnehmern dargestellt. Aufgrund der Ungenauigkeit der GPS-Ortung erstreckt sich der Kollisionsbereich zwischen beiden Fahrzeugen fast über die gesamte Kreuzung. Eine präzise Lokalisierung würde hingegen die konkrete Bestimmung des Gefährdungsschwerpunktes erlauben. Während bei der Fahrzeugnavigation ein kleiner Maßstab für die Darstellung der Karte und der Position ausreichend ist, erfordern Anwendungen wie die Kollisionsvermeidung eine mikroskopische Betrachtung und damit das lupenhafte Vergrößern des Materials. Damit steigt auch der Anspruch an den Detaillierungsgrad und an die Genauigkeit der Karte. Die präzise Fahrzeuglokalisierung begründet sich auf der Umfelderkennung mittels Sensoren. Dabei wird eine möglichst flächendeckende bzw. lückenlose Beschreibung der Fahrzeugumgebung angestrebt. Diese Zielsetzung kann durch zwei Vorgehensweisen realisiert werden:

1. Erhöhung der Sensorausstattung im Fahrzeug
2. Verbesserung der Erkennung bzw. Sensitivität eines Sensors

Da die Integration von Zusatzsensorik mit einem Kostenfaktor und der Frage nach Verbauraum und minimaler Gehäusegröße einhergeht, wird der zweitgenannte Ansatz von Automobilherstellern wie der AUDI AG bevorzugt. Ein in das Fahrzeug integrierter Sensor sollte ein möglichst breites Spektrum an Funktionalität abdecken und verschiedene Applikationen bedienen. Durch diese spezifischen Anforderungen wird die Sensorentwicklung maßgeblich mit vorangetrieben. So liefert beispielsweise eine Kamera mittlerweile nicht mehr nur ein Videobild als Einparkunterstützung, sondern erfüllt als zentrales Element des Spurhaltesystems eine zusätzliche komplexe Aufgabe. Wie in Abbildung 1.2 umgesetzt, bildet die Kamera eine Szene aus der Umgebung ab, um wiederum mit den erfassten Informationen eine Interaktion mit der Welt zu ermöglichen. Diese Darstellung unterstreicht den Einsatzschwerpunkt des optischen Sensors insbesondere im Bereich der Umfelderkennung. So verbirgt sich hinter der *Bildverarbeitung* beispielsweise die klassische 2D-Analyse unter Verwendung lokaler Operatoren und bildet damit das Werkzeug für das *Bildverstehen*. Mit Hilfe des „Verstehens“ wird wiederum der Schritt vom 2D-Abbild zur Szenenbeschreibung vollzogen und damit die Rekonstruktion des 3D-Raumes fokussiert. Diese optische Wahrnehmung der Umgebung wird insbesondere im Rahmen von Forschungen über die Künstlichen Intelligenz als *Maschinelles Sehen* untersucht. Zusätzlich wird das Potenzial der Kamera durch Untersuchungen im Bereich der Robotik untermauert, bei denen bildbasierte Ansätze zur Lokalisierung und Kartierung unter anderem in [DM98] und [Dav03] vorgestellt wurden.

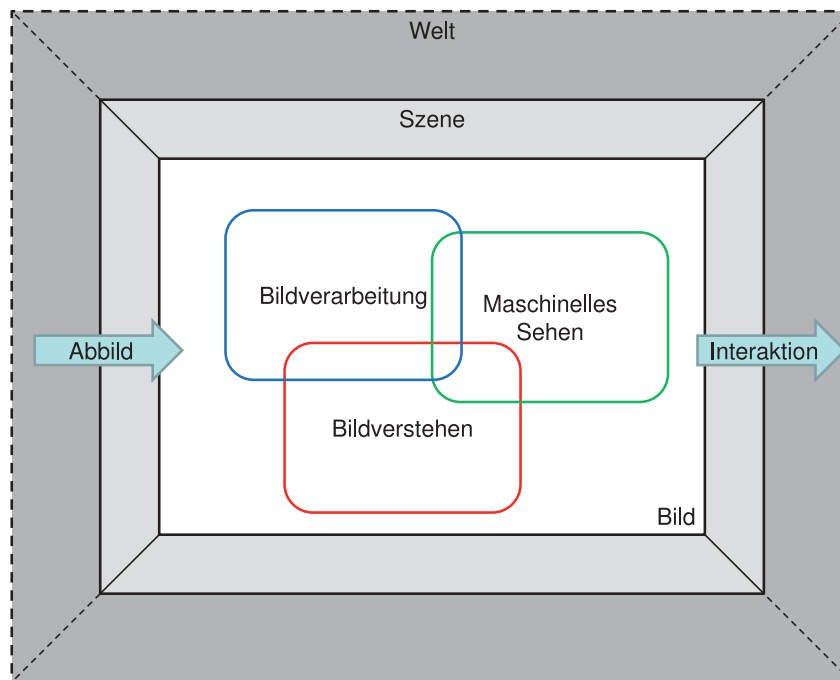


Abbildung 1.2: Gesamtmodell der Umfeldanalyse

Einen Beitrag zur Funktionserweiterung bildgebender Sensorik für den Einsatz im Automobil liefert diese Arbeit. Dabei stehen folgende zu lösende Kernaufgaben im Vordergrund:

- **Präzise Lokalisierung:** Hochgenaue Bestimmung der Pose des Fahrzeuges
- **Kartierung:** Fahrzeugbezogene Ablage von ermittelten Merkmalen in lokale Karten
- **Kartenanalyse:** Abgleich und Ergänzung von globalen Karten, wie Navigationskarten, durch lokale Merkmale

Da sich der Lokalisierungsansatz auf Kartenmerkmale begründet, interagieren die aufgeführten Punkte miteinander, wofür sich in der Fachwelt der abkürzende Begriff **SLAM** – engl. Simultaneous Localization and Mapping – etabliert hat. Mit dem Hauptaugenmerk auf die *urbane Umgebung* wird ein weiterer Schritt zur Situationsanalyse komplexer Bereiche vollzogen. Während Ansätze in der Robotik sich häufig auf ein künstlich geschaffenes Umfeld [AZ95] oder Innenszenen [HDW<sup>+</sup>04] konzentrieren, steht nun die Untersuchung mannigfaltiger Außenszenen im Vordergrund. Den Anforderungen eines Automobilherstellers, Datenbanken kompakt zu halten und nur notwendige Informationen im Hinblick auf die Buslast auszutauschen, wird dabei Rechnung getragen.



## 1.2 Öffentliche Sicht der Thematik

Die Erfassung und Beschreibung der Fahrzeugumgebung tritt immer wieder als zentrales Element verschiedener europa- und deutschlandweiter Förderprojekte auf. Jedes Aktionskonzept setzt eine gründliche Umgebungsanalyse voraus. Selbst das Thema Energieeffizienz geht mit einer vorausschauenden Strategie einher, die wiederum auf einer sensoriiellen Wahrnehmung basiert. So wird in dem vom Bundesministerium für Bildung und Forschung geförderten Projekt [EFA 2014 \[eNo11\]](#) die Vorausschau als Arbeitspunkt behandelt und gleichzeitig die fahrzeugübergreifende Umfeld erfassung und deren Austausch untersucht. Bis 2014 soll das Potenzial der kommunikativen Sensorwahrnehmung, Verarbeitung und der daraus resultierenden Aktionskonzepte im Hinblick auf die Energiebilanz ermittelt werden. Die fahrzeugübergreifende Kommunikation und damit der globale Austausch von Sensordaten liegt den Förderprojekten [NOW \[NOW10\]](#), [SAFESPOT \[SAF10\]](#) und der EU Initiative [COMeSafety \[COM10\]](#) zu Grunde. Damit fügt sich die Wahrnehmung eines einzelnen Fahrzeuges zu einem umfassenden Gesamtbild.

## 1.3 Struktur der Arbeit

Da die *Lokalisierung* und *Kartierung* die Kernkomponenten für das Gesamtvorhaben darstellen, stehen aktuelle Konzepte aus dem Automobil- und Robotikbereich im Fokus des Kapitels 2. Die Betrachtungen beziehen sich insbesondere auf die Kamera als Sensor für die Umgebungserfassung. Daraus lassen sich erste Anforderungen formulieren und Erfahrungen für den urbanen Einsatzzweck ableiten. Insbesondere die simultane Kartierung und Lokalisierung ist ein breit gefächertes Themenfeld mit einer Vielfalt an Realisierungsmöglichkeiten. Mit Kapitel 3 wird eine strukturelle Unterteilung des Gesamtvorhabens vorgenommen, Schwerpunkte des Ansatzes eingeordnet und das stufenweise Lösungskonzept eingeführt. Damit ergibt sich ein genereller Überblick über die Herangehensweise und das Vorgehen bei der Realisierung. Den beiden Kernthemen Kartierung und Lokalisierung sind jeweils mit 4 und 5 eigene Kapitel gewidmet. Darin sind neue Ansätze dargelegt, deren Funktionsweise es nachzuweisen gilt. In Kapitel 6 wird mit der Aufführung der Softwarekomponenten zunächst ein Überblick über das programmiertechnische Konzept gegeben. Da für den Funktionsnachweis einzelner Module Aussagen über die Präzision generiert werden, stehen sowohl die Sensorik im Fahrzeug als auch die simulierten Daten im Fokus der Betrachtungen. Dem Kartenmaterial und den Auswahlkriterien



## 1. EINLEITUNG

---

für die Teststrecke sind zusätzlich eigene Abschnitte zugeordnet. Das Kapitel 7 stellt einen umfangreichen Analyseumfang dar. Begonnen bei der Einzelbetrachtung der Module Kartierung und Lokalisierung wird schließlich deren Zusammenspiel im Gesamtsystem untersucht und dokumentiert. Dabei bilden zunächst die simulierten Messwerte die Basis für die Eingangsdaten, um in letzter Instanz auf die realen Sensorwerte überzugehen.



## Kapitel 2

# Stand der Technik

Navigationssysteme mit integriertem Lokalisierungsmodul erfreuen sich wachsender Beliebtheit. Während die portablen Nachrüstlösungen entkoppelt vom Bussystem agieren, nutzen integrierte Systeme Zusatzinformationen von zur Verfügung stehender Sensorik im Fahrzeug. Dennoch findet bei den Zweitgenannten nur ein eingeschränkter Informationsaustausch statt, so dass trotz Nutzung zusätzlicher Daten das Navigationssystem eine weitgehend unabhängige Einheit darstellt. Mit einer präzisen Positionsberechnung des Automobils kann diese Isolation durchbrochen werden. Speziell im Bereich der Robotik wurden Ansätze entwickelt, deren Nutzung im Automobil sehr vielversprechend sind.

### 2.1 Positionsschätzung im Automobil

Zunächst soll jedoch die Positionsbestimmung eines Navigationssystems als Basistechnologie im Fahrzeug beleuchtet werden. Diese stützt sich bei eingebetteten Systemen hauptsächlich auf die Module *Koppelortung* – engl. Dead Reckoning – und *Karteneinpassung* – engl. Map Matching –, siehe Abbildung 2.1. Dabei wird zum einen fortlaufend die Bewegungsrichtung und Geschwindigkeit des Fahrzeuges ermittelt, daraus der zurückgelegte Weg berechnet und zur letzten bekannten Position addiert. Des Weiteren wird der Bezug des Fahrzeuges zum Straßennetz durch Abgleich der ermittelten absoluten Position und der Karte hergestellt. Die Komponente *Hybride Ortung* deutet bereits an, dass nicht nur eine Quelle für die absolute Positionsermittlung genutzt werden kann. Zunehmend verbreiten sich Empfänger, die Korrekturdaten auf Basis von DGPS auswerten können. Nachteilig sei an dieser Stelle erwähnt, dass diese ergänzenden Informationen nicht flächendeckend in Deutschland zur Verfügung stehen.



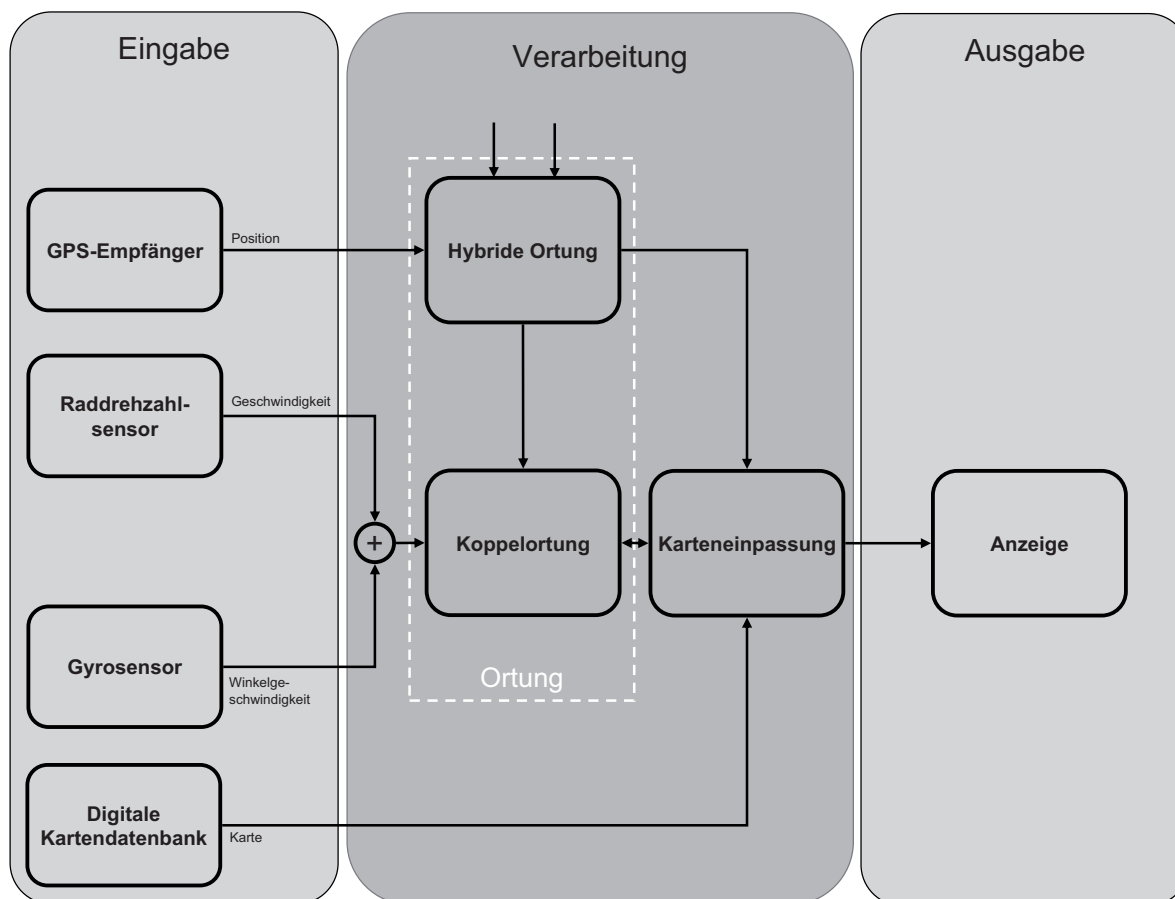


Abbildung 2.1: Positionsbestimmung eines eingebetteten Navigationssystems

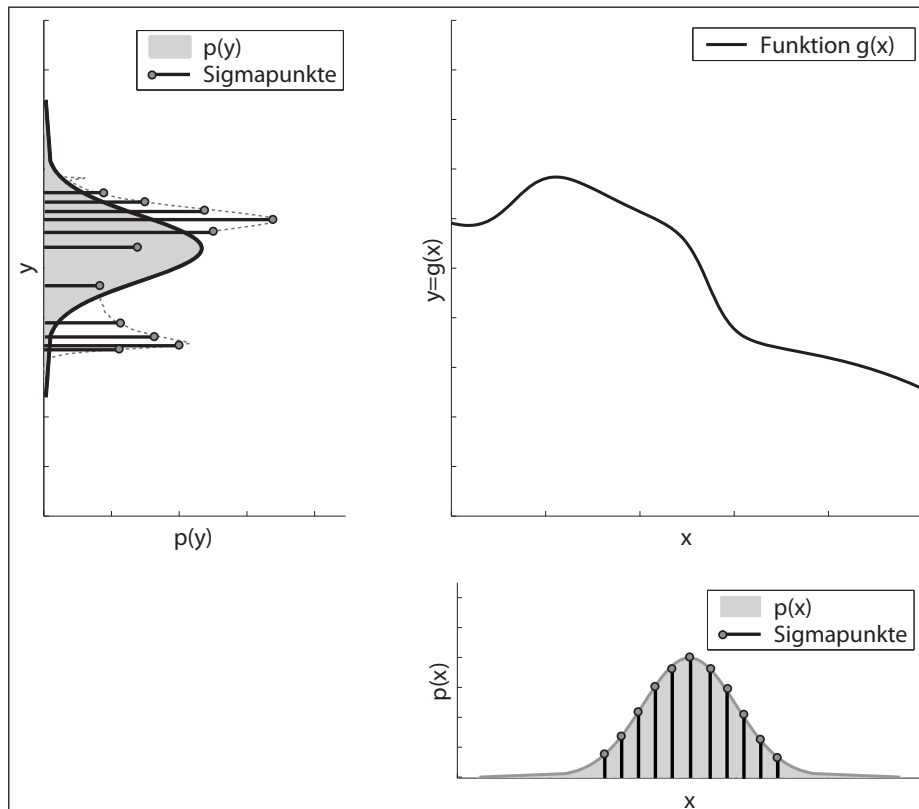
### 2.1.1 Koppelortung

Die Koppelortung [Mat94] als wesentlicher Bestandteil der Navigation bietet die Möglichkeit, unabhängig vom GPS-Signal eine Positionsermittlung fortzuführen. Damit kann die nur im Sekundentakt zur Verfügung stehende GPS-Position kurzfristig bzw. bei temporärem Ausfall im Tunnel längerfristig interpoliert werden. Die systeminternen Gyrosensoren liefern dabei Informationen über die Ausrichtung und Raddrehzahlsensoren über die Geschwindigkeit des Fahrzeuges, welche sich über den betrachteten Zeitraum in die zurückgelegte Strecke umrechnen lassen. Eine detaillierte Betrachtung der Fahrzeugsensorik befindet sich im Abschnitt 6.3.

Funktional begründet sich die Koppelortung auf Datenfusionsalgorithmen, bei denen stochastische Filter Anwendung finden, siehe [KHW88] und [Wen07]. Als klassischer Vertreter ist dabei das *Kalman-Filter* zu nennen, welches ein normalverteiltes Rauschen der System- bzw. Messwerte und ein Vorhersagemodell für den Zustand voraussetzt. Dieses Verfolgen der Ausrichtung

und Position eines Fahrzeuges – mit dem Begriff Pose zusammengefasst – wird auch als *Tracking* bezeichnet.

Eine Herausforderung der Filtermethode liegt in der Beschreibung einer realitätsnahen Fahrzeugbewegung, die sich im Systemmodell ausdrückt, wie [SRW08] zeigt. Der Einsatz von nichtlinearen Modellen erfordert Erweiterungen im Ursprungs-Algorithmus. Während das Extended-Kalman-Filter **EKF** dieses Problem durch einen Linearisierungsschritt mittels Taylorreihenentwicklung erster Ordnung umgeht. So approximiert das Unscented-Kalman-Filter **UKF** [JU97] die Gaußverteilung  $p(x)$  mit wenigen, aber aussagekräftigen Sigmapunkten und unterwirft diese anschließend der nichtlinearen Transformation  $g(x)$ . Dieses Vorgehen ist in Abbildung 2.2 dargestellt. Aus den resultierenden Sigmapunkten (links oben) wird anschließend der Mittelwert und die Varianz ermittelt. Damit ist wiederum eine normalverteilte Ausgangssituation  $p(y)$  für einen etwaigen Folgeschritt hergestellt. Laut Wan et al. [WM01] ist bei stark nichtlinearen



**Abbildung 2.2:** Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion durch aussagekräftige Sigmapunkte (in Anlehnung an [TFBD00])

Prozessen das Unscented-Kalman-Filter deutlich zu bevorzugen. Für die Herleitung der Berechnungsvorschrift sei auf den Abschnitt 3.2.2 verwiesen.



Die Art und Weise wie die Datenfusion [HL97] erfolgt und welche Informationen [Col90] kombiniert werden, stehen immer wieder im Fokus aktueller Untersuchungen. Hervorzuheben sei an dieser Stelle, dass bei einer präzisen Ausgangspose des Fahrzeuges vorübergehend auf Trackingmethoden gesetzt werden kann. Bei der näheren Betrachtung der Ortungseinheit im Navigationssystem wird deutlich, dass nicht nur die absolute Lokalisierung mittels GPS, sondern auch die relative Bestimmung der Fahrzeuglage zum Gesamtergebnis beitragen.

### 2.1.2 Karteneinpassung

Für die Navigationsanwendung liefert der sich an die Koppelortung anschließende Vergleich mit dem Straßennetz die notwendige Genauigkeit. Dabei wird davon ausgegangen, dass sich ein Fahrzeug typischerweise auf der Straße befindet. Die sensoruell ermittelte Position wird bei der Karteneinpassung immer auf ein in der Nähe befindliches Straßensegment gezogen, vgl. [BK96], [DTA+96], [DVP09]. Als Grundlage dient die Datenbank eines Navigationssystems, welche eine approximierende Repräsentation des Straßennetzes als Liniensegmente beinhaltet. Dass die Entwicklung von Algorithmen für die Karteneinpassung mit dem Ziel der weiteren Präzisierung längst nicht abgeschlossen ist, zeigen die Untersuchungen von [NAD08], [TMT08], [XY10].

Maßgeblich hängt das Lokalisierungsergebnis auch von der Genauigkeit des Kartenmaterials ab. Ist beispielsweise eine mehrspurige Straße nur anhand eines Vektors erfasst, dann ergeben sich unmittelbar Ungenauigkeiten bei der Positionsbestimmung. Auch fokussiert die Karteneinpassung primär ein besseres Lokalisierungsergebnis in lateraler und weniger in longitudinaler Fahrzeugrichtung. Für Sicherheitsanwendungen steht jedoch die generelle Präzisierung der Fahrzeugposition im Vordergrund. Diese grundsätzliche Verbesserung lässt sich in folgende Vorgehensweisen unterteilen. Während einerseits verschiedene Sensortechnologien und deren Datenfusion [RS07] untersucht werden, steht andererseits die Erweiterung und Präzisierung des Kartenmaterials als Referenz [TMBP10] im Fokus. Ein zusätzliches Problem bei der Verwendung von autarken Datenbanken, wie sie im Fahrzeugnavigationssystem vorzufinden sind, stellt die Aktualität des Materials dar. Die Karten werden nur sporadisch in großen Abständen erneuert, wodurch sich Lokalisierungsfehler auf Basis eines veralteten Datenbestandes ergeben. Eine fortwährende Aktualisierung durch Informationssammlung eines jeden Fahrzeuges würde die Lücke zwischen den Bereitstellungszyklen des Kartenlieferanten schließen und den Detaillierungsgrad des Basismaterials erhöhen.



### 2.1.3 Referenzsystem

Technologisch besteht bereits die Möglichkeit, die Fahrzeugposition im Zentimeterbereich präzise zu bestimmen. Dabei kommen Zweifrequenzempfänger zum Einsatz, die selbst Verbesserungen berechnen und/oder Korrektursignale auf unterschiedlichen Wegen empfangen. Als *Hybrides Modul* in Abbildung 2.1 bereits angedeutet, wird auch beim sogenannten Referenzsystem das GPS als absoluter Positionslieferant um Zusatzinformationen aus verschiedenen Quellen ergänzt. Die Korrektursignale können einerseits per stationärem Satellit oder kostenpflichtig über GSM bereitgestellt werden. Zusätzlich besitzt das Referenzsystem hochpräzise Gyrometer und Beschleunigungssensoren. Im Abschnitt 6.3 des Kapitels 6 wird die Funktionsweise der Fahrzeugsensorik ausführlich erläutert. Ein solches Messsystem kommt als Fahrzeugausstattung aus Kosten- und Platzgründen nicht in Frage. Dennoch wird eine Referenzbox in den Versuchsträger eingemessen und zum Vergleich hinzugezogen.

## 2.2 Kartierung im Automobil

Während das Kartenmaterial im Navigationssystem statisch ist und zyklisch erneuert werden muss, gibt es bereits Anwendungen im Automobilbereich bei denen lokale Karten eine Rolle spielen. So bilden beispielsweise Belegungskarten die Grundlage für automatische Einparksysteme. Dabei vermessen aktuell Ultraschallsensoren die Parklückengröße und bilden die Basis für das Einscheren. Auch Kameras sind in der Lage Umgebungsinformationen für den Einparkvorgang zu liefern. Neben der Generierung einer Rundumsicht vom Fahrzeug mittels Sensorverbund, gibt es bereits Ansätze das Umfeld zu analysieren [SJBK10, FBV<sup>+</sup>04]. Mit dem Verfahren der Rekonstruktion werden Bildmerkmale in die lokalen Karten mit räumlichem Bezug abgelegt. Dabei wird das Bildmaterial im Gegensatz zu Stereokameras sequentiell analysiert und die Bewegung im Bild zur Rückrechnung in den dreidimensionalen Raum genutzt. Diese Karten sind in ihrer Ausdehnung stark begrenzt und die hohe Dichte der Merkmale setzt leistungsfähige Systemressourcen voraus. Mit diesen eingeschränkten lokalen Karten können keine Rückschlüsse auf das Kartenmaterial eines Navigationssystems gezogen werden. Dennoch zeigen diese Anwendungen, dass die Kartierung in Verbindung mit der Bildverarbeitung zunehmend Einzug in die Automotive-Welt hält.



## 2.3 Positionsschätzung und Kartierung in der Robotik

Die Kartierung und Lokalisierung stellen seit vielen Jahren wichtige Forschungsgebiete in der Robotik dar. Viele Umsetzungen im Automobilbereich lassen sich auf die Untersuchungen dieses Zweiges begründen. In der Welt der Roboter ist es viel einfacher Bedingungen zu definieren und konstant zu halten, um eine schrittweise intensive Untersuchung von Algorithmen zu ermöglichen. Die zum Teil künstliche Umgebung in der sich dieser bewegt, lässt es zu, bestimmte Annahmen zu treffen und damit die Komplexität der Aufgabenstellung zu entschärfen. Die Lokalisierung eines Roboters stellt trotzdem ebenso eine Herausforderung, wie die eines Fahrzeuges dar. Da sich dieser aber primär im Innenbereich bewegt, entfällt der GPS-Empfänger als globaler Positionslieferant. Es sollte daher für den Roboter möglich sein, sich grundsätzlich mit abstandsgebender Sensorik anhand topologischer Besonderheiten, den sogenannten Landmarken [BG97, SD98, Thr98a] zu orientieren. Die Frage nach dem besten Sensor für die Umgebungserfassung - Radar, Laserscanner oder die Kamera [WC00], [ZXA06] und [Skr07] - stellt sich auch im Bereich der Robotik. Aufgrund der Entwicklung leistungsfähiger Prozessoren sind jedoch bildbasierte Ansätze stark auf dem Vormarsch [BrYYmZZ05, DK02, PJSK08]. Die Kamera mit ihren digitalisierten Videobildern gehört zu den detailreichsten verfügbaren Informationsquellen, woraus sich enorme Anwendungsmöglichkeiten eröffnen. Die Abbildung 2.3 stellt die

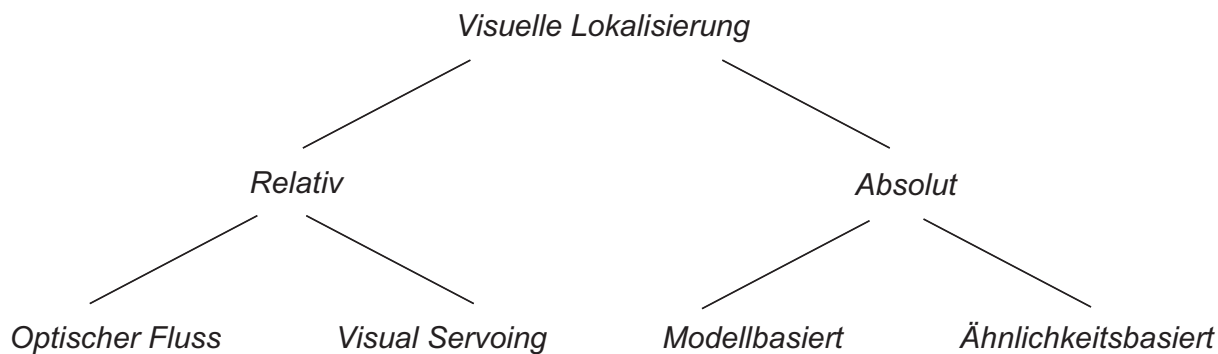


Abbildung 2.3: Einteilung bildbasierter Lokalisierungsmethoden

Unterteilung bildbasierter Lokalisierungsmethodiken in Anlehnung an [Web02] dar, welche zunächst auf oberster Ebene zwischen *absoluter* und *relativer* Positionsbestimmung unterscheidet. Der *optische Fluss* als relatives Verfahren schätzt die Kamerabewegung aus zwei Bildern, die von unterschiedlichen Zeitpunkten einer Sequenz stammen. Die Anwendung dieser Methode, insbesondere über einen längeren Zeitpunkt, birgt natürlich den Nachteil der Fehlerakkumulation in sich. Die zweite Klasse, das geregelte Nachführen, besser als *Visual Servoing* bekannt,

steuert den Roboter relativ zu einem Zielobjekt. So werden beispielsweise Merkmale an einem Bauteil sensoruell erfasst und der Roboter während des Bearbeitungsprozesses dynamisch nachgeführt.

Die *absolute Lokalisierung* setzt auf die eindeutige Wiedererkennung bestimmter Merkmale der Umgebung. Bei dem *ähnlichkeitsbasierten* Ansatz werden die in einer Datenbank abgelegten Bilder mit den aktuellen Aufnahmen der Kamera eines Roboters verglichen, was eine umfangreiche Bildersammlung voraussetzt.

Bei dieser Arbeit steht jedoch ein ressourcensparender Ansatz im Vordergrund. So liefert das benutzte Kartenmaterial eine dedizierte Draufsicht der Umgebung. Die aus dem Bildmaterial der Videokamera extrahierten Merkmale gilt es speziell mit den Grundrissdaten der Gebäude in Beziehung zu setzen. Diese Herangehensweise entspricht dem *modellbasierten* Lokalisierungsansatz. Dabei besteht die Herausforderung, die extrahierten Merkmale eindeutig den Kartenobjekten zuzuordnen. Da für die Bildanalyse kein Stereo-System zur Verfügung steht, sondern eine einzelne Kamera, werden aus Bildsequenzen Umgebungsinformationen 3D-rekonstruiert. Mit der vorgeschalteten Generierung von Umgebungskarten im Bezug auf das Fahrzeug und dem anschließenden Abgleich mit globalen Karteninformationen ergibt sich eine modellbasierte visuelle Lokalisierung, welche auf einem relativen Ansatz beruht.

Die Untersuchungen von Azad et al. [AAD09] untermauern die Verwendung von bildbasierten Ansätzen zur Lageschätzung von Objekten durch die dargestellte Präzision und Robustheit. Lediglich in der Genauigkeit der Tiefenschätzung unterscheiden sich stereobasierte Methoden geringfügig von monokularen. Dieser vernachlässigbar kleine Vorteil rechtfertigt jedoch nicht den Einsatz preisintensiverer Stereosysteme im Automobil, so dass durchaus auf sequentielle Analyseverfahren einer Monokamera zurückgegriffen werden kann.

Anders als bei der Fahrzeugnavigation liegen dem Roboter häufig keine Umgebungsinformationen in Form von Karten vor. Schrittweise, über die sensorielle Erfassung baut er sich ein Abbild der Umgebung auf. Die Präzisierung der Positionsinformationen ist erst nach erfolgtem *Loop Closing*, d. h. der vollständigen Beschreibung eines geschlossenen Rundweges, möglich. Dadurch zeigt sich, dass die Themen Lokalisierung und Kartierung nicht unabhängig voneinander behandelt werden können. So stellt die *simultane Positionsschätzung und Kartengenerierung*, **SLAM**, eines der umfangreichsten Forschungsgebiete in der Robotik dar. In Abbildung 2.4 ist die generierte Umgebungskarte auf Basis eines Laserscanners und die Trajektorie des Trägerroboters dargestellt. Der Schwerpunkt der Untersuchungen von Grisetti et al. [GSB07] liegt dabei auf der Reduzierung der Positionshypothesen durch gezielte Streuung, um den Berechnungsaufwand zu

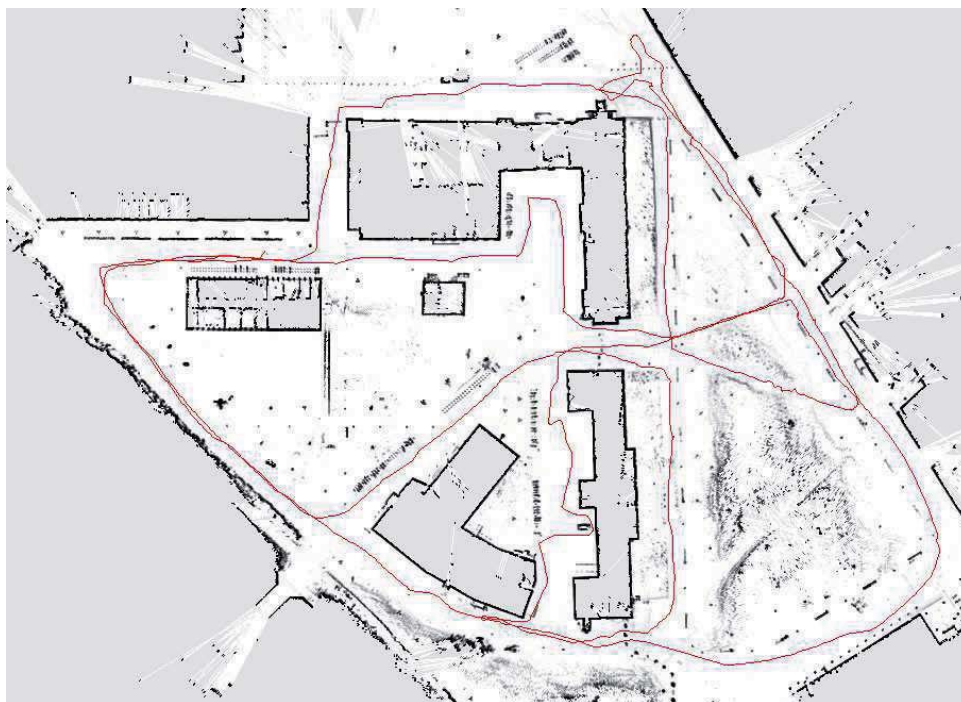


Abbildung 2.4: Erstellte Umgebungskarte eines Roboters mit Laserscanner [GSB07]

reduzieren, bei gleichzeitiger Erstellung qualitativ hochwertiger Umgebungskarten. Neben der Betrachtung von Laserscanner und unter anderem Sonar tritt in diesem Anwendungsbereich auch die Kamera immer stärker in den Fokus der Forschungsaktivitäten verschiedener Institute. Das Active Vision Lab der Oxford Universität präsentiert beispielsweise [SLAM](#)-Untersuchungen auf Basis des [SIFT](#)-Ansatzes, siehe [DRMS07]. Hierbei stehen insbesondere Innenraumszenen im Blickpunkt, aus denen lokale Bildmerkmale extrahiert werden, die sich robust gegenüber Bildrauschen, Beleuchtungsvariationen und Koordinatentransformationen verhalten. Aufgrund der hohen Anzahl an Merkmalen ist dieser Ansatz für echtzeitfähige Anwendungen im städtischen Gebiet weniger geeignet. Auch für mehrfach aufgelöste Deskriptoren, die aus den Untersuchungen der Bristol Universität [CPMCC06] hervorgehen, existieren bisher nur Ergebnisse in kleinen Umgebungen. Liniensegmente dagegen sind laut Gee et al. [GMC06] robuster gegenüber Verdeckungen und auch für den Fernbereich einsetzbar. Die Merkmalsanzahl ist dabei deutlich reduziert, womit sich die Anforderung an den Speicherbedarf für die Kartierung verringert. Bei allen drei genannten Ansätzen wird ohne Vorwissen, ausgehend von einer beliebigen Startposition, die Trajektorie und die Position der Landmarken geschätzt. Für eine derartige Rückgewinnung der Kamerapositionen in unbekanntem Gebiet und für das Verfolgen von Umgebungsmerkmalen kommen hier Kalman-Filter zum Einsatz. Dabei vergrößert sich über die

Zeit die Unsicherheit der Positionsschätzung und damit auch die der Landmarken. Erst bei geschlossenem Rundkurs kann die Positionsdrift und demzufolge auch die Unsicherheit korrigiert werden.

Die Untersuchungen von Eade et al. [ED06] konzentrieren sich hingegen auf Kanten als die zu extrahierenden Bildmerkmale. Dabei werden beliebige Grauwertübergänge im Bild als Teilkanten repräsentiert. Um diese wird jeweils eine Suchregion definiert, worin die zu assoziierende Kante im Folgebild vermutet wird. Eine lückenlose Objektbeschreibung wird damit zwar nicht erzielt, aber das Problem der teilweisen Verdeckung von Kanten geschickt umgangen. Selbst kurvige Objektkonturen lassen sich durch kurze Kantensegmente näherungsweise erfassen. Um die Schätzung der Merkmalspositionen probabilistisch unabhängig von der Kameraposition zu betrachten, wird bei diesem SLAM-Ansatz deren Unsicherheit als Hypothesen modelliert. Diese enthalten die Kameratrajektorien und eine Menge von Merkmalschätzungen. Mit Hilfe des Partikel-Filters werden diese Hypothesen dem Namen nach als Partikel verfolgt und gewichtet.

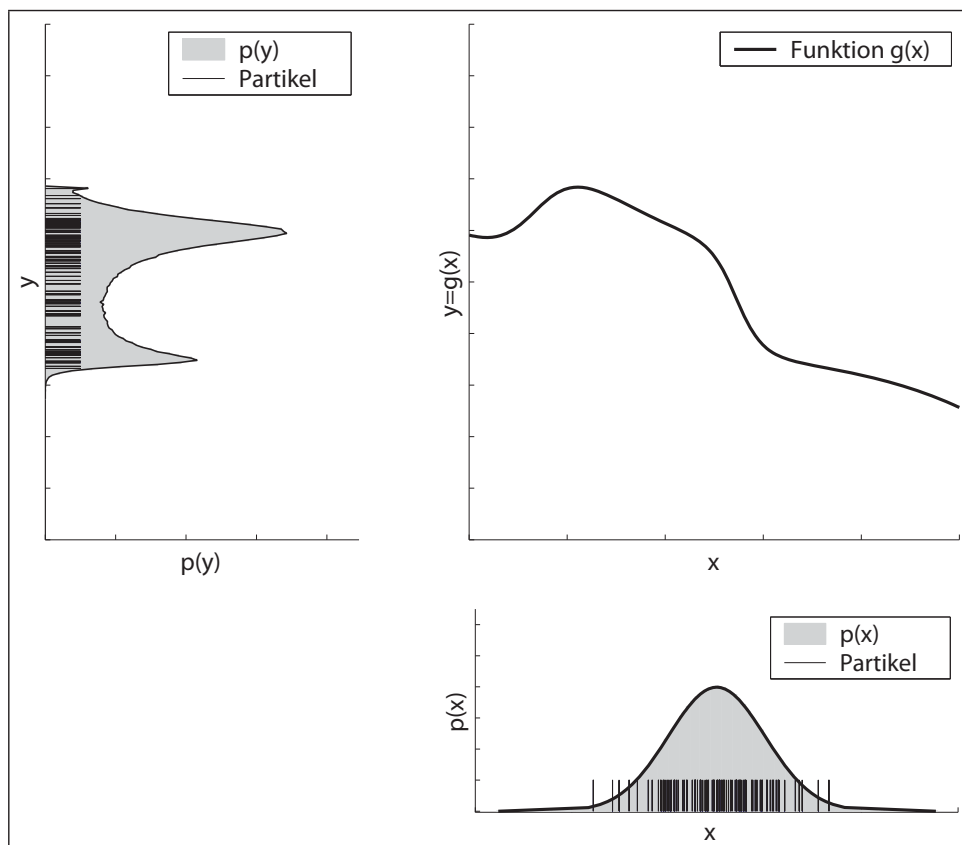


Abbildung 2.5: Repräsentation der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion durch Partikel [TFBD00]



In Abbildung 2.5 ist einseitig die Approximation einer gaußförmigen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion mit Hilfe von Partikeln dargestellt. Selbst multimodale Dichteverläufe, wie sie beispielsweise nach einer nichtlinearen Transformation entstehen, lassen sich damit abbilden. Das gleichzeitige Verfolgen mehrerer Maxima ist ein wesentlicher Vorteil des Partikel-Filters gegenüber dem Kalman-Ansatz. Die mathematischen Grundlagen können dem Abschnitt 3.2.1 entnommen werden. Die verschiedenen Untersuchungen aus der Robotik zeigen, dass sowohl die Bildmerkmale als auch die Wahl der probabilistischen Filterungsmethodik dem jeweiligen Anwendungsfall angepasst werden muss. Auch wenn der Nachweis für den Einsatz im Fernbereich und Außeneinsatz aussteht, so liefern sie doch wichtige Anregungen für den zu entwickelnden Einsatzzweck im Automobil. Auch bestätigen sie die Anwendungsvielfalt einer Kamera und bieten berechtigt die Annahme, die Sensorik zur Lokalisierung im Fahrzeug kompakt zu halten und wie im Fall des Teilnehmerfahrzeuges der DARPA Urban Challenge [Sta11] deutlich zu reduzieren, siehe Abbildung 2.6.

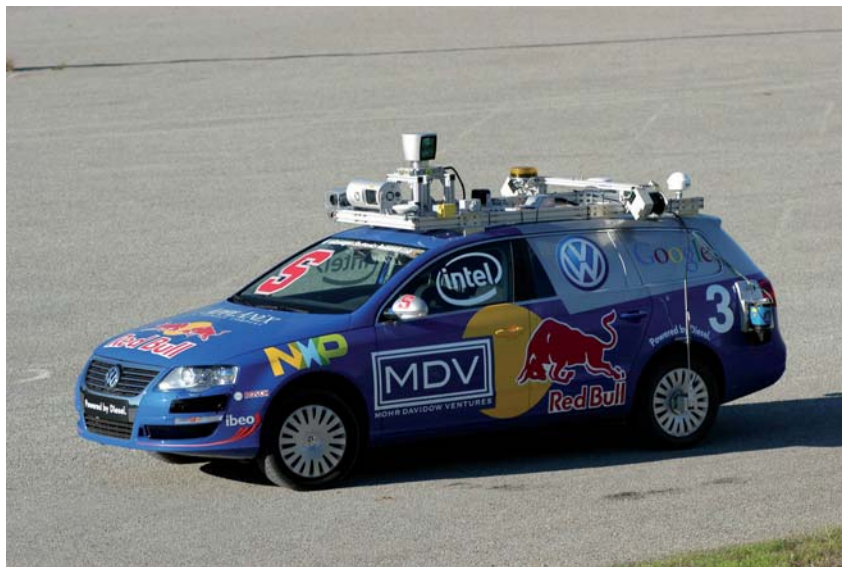


Abbildung 2.6: Teilnehmerfahrzeug der Urban Challenge



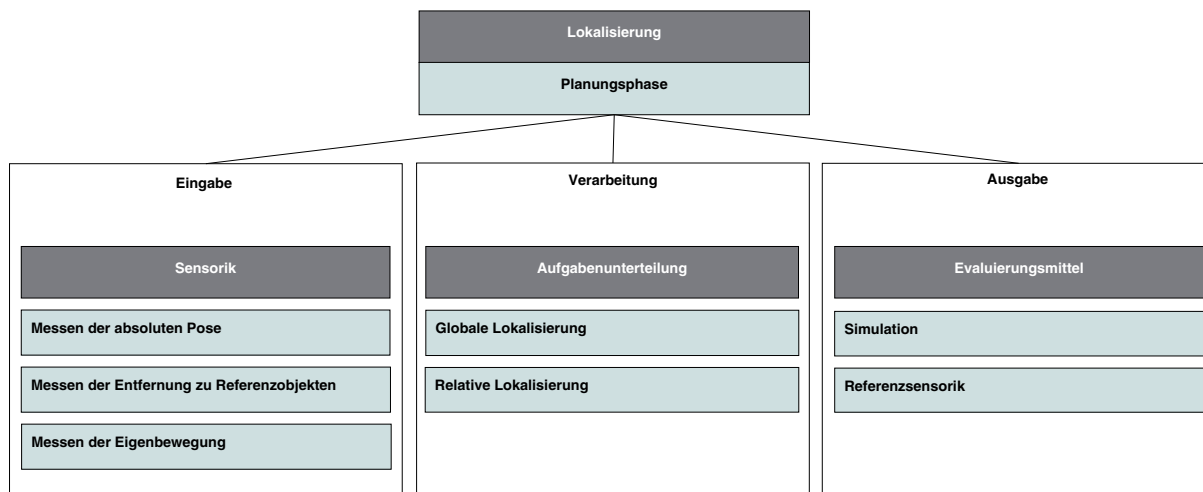
## Kapitel 3

# Lösungsansatz zur modellbasierten Lokalisierung und Kartierung

Das im vorherigen Kapitel dargestellte Spektrum an Methoden und deren Charakteristiken zeigen, dass selbst die präzise Positionsbestimmung bereits eine schwer zu lösende Aufgabe darstellt. Um das in dieser Arbeit zu entwickelnde Wirkungsgefüge, bestehend aus den Kernmodulen Lokalisierung und Kartierung, beherrschen zu können, gilt es einige Vorbetrachtungen vorzunehmen. Beide Bausteine stehen in gegenseitiger Wechselwirkung, so dass die Lokalisierung von Kartierungsergebnissen profitiert und umgekehrt. Jedoch erst nach der Einzelbetrachtung und Erörterung der Kernschwerpunkte eines Elementes kann in die Gesamtanalyse übergegangen werden.

### 3.1 Lokalisierungsmodul

Die Abbildung 3.1 zeigt strukturell die Arbeitspaketunterteilung für die Lokalisierung in Analogie zum Grundschema der elektronischen Datenverarbeitung. Bei den folgenden Erläuterungen wird mit dem Verarbeitungsschwerpunkt begonnen und davon ausgehend auf die angrenzenden Elemente, die Eingabe und Ausgabe verwiesen. Die *absolute Lokalisierung* lässt sich in grober Betrachtungsweise zunächst auf die zwei Hauptaufgaben Initialpositionierung und Verortung mit der Karte unterteilen. Dabei liefert der GPS-Sensor eine grobe absolute Pose, welche bereits mit der Karte in Bezug gesetzt werden kann. Aufgrund der dargestellten Ungenauigkeiten des Empfängers ist eine referenzierte Verbesserung der Pose notwendig. Ausgehend vom präzisen Kartenmaterial stellen die Gebäudegrundrisse die Bezugsobjekte für die nachträgliche Verortung dar. Jedes Navigationssystem beinhaltet eine speziell konvertierte Datenbank und erlaubt



**Abbildung 3.1:** Lokalisierungsaufgabe

keinen direkten Zugriff auf die Kartendaten. Daher ist eine separate Datenbank einzubinden, deren Informationen passend zum Anwendungsfall extrahiert und verarbeitet werden. Der Abgleich zwischen Realität und Karte kann über die Bildinformationen der Kamera vorgenommen werden. Dabei besteht die Herausforderung darin, Merkmale im Bild zu extrahieren, welche anschließend auf die Referenzdaten der Karte abgebildet werden können. Die im Kartenmaterial enthaltenen Grundrissinformationen stellen eine Abstraktionsstufe der Referenzobjekte, den Gebäuden, dar. Wie die Entwicklungen von Kartenlieferanten bereits zeigen, bilden einfache Modelle, welche die Basisdaten mit Höhendaten vereinen, den nächsten Schritt hinsichtlich einer künstlichen Umgebungsmodellierung. Abbildung 3.2 zeigt die Kartendarstellung eines Navigationssystems. Neben den Gebäudemodellen sind vereinzelt auch texturierte Objekte dargestellt. Daran ist die stufenweise Weiterentwicklung des Kartenmaterials und damit die Erweiterung der Datenbank eines Navigationssystems nachzuvollziehen. Mit der detailgetreuen Nachbildung von Dachformen und komplexen architektonischen Besonderheiten, wie beispielsweise der aufwändige Nachbau der Münchener Frauenkirche, wird ein weiterer Schritt hin zum Original, aber mit deutlich höherem Ressourcenanspruch vollzogen. Die texturierte Belegung dieser Modelle stellt letztendlich die höchste Abstraktionsebene dar. Bei näherer Betrachtung der Referenzobjekte liefern Linien wie bei der Grundrissmodellierung das markante Beschreibungsmerkmal. Sogar Bestandteile wie Türen und Fenster sind auf einer 2-dimensionalen Ebene vereinfacht als Linienzug abbildbar. Aus den identifizierten dominanten Merkmalen lässt sich der Anspruch an die Bildverarbeitung formulieren, was letztendlich auf eine Kantenextraktion hinausläuft. Mit dem betrachteten sensorischen Trio, bestehend aus Karte, Kamera und GPS, sind zunächst die Basiselemente für die erste Verarbeitungsstufe der absoluten Lokalisierung ermittelt.



Abbildung 3.2: Gerenderter Kartenausschnitt eines Navigationssystems

### 3.1.1 Parameterraum

Um weitere Annahmen und Voraussetzungen für den Lokalisierungsschritt treffen zu können, folgt nun nach der Identifizierung der Basissensoren die Analyse der einzelnen Parameterräume der verwendeten Daten. Während sich die Grundrissinformationen der Gebäude auf die Bodenebene beziehen, lässt sich die Realität mittels Kamera auf der Bildebene abbilden. Die Extraktion von Kanteninformationen allein, welche sich auf die Referenzobjekte beziehen, ermöglicht noch keine direkte Verknüpfung von Bild- und Kartenkoordinatensystem, vergleiche Abb. 3.3. Dabei ist ersichtlich, dass der dreidimensionale Raum das Bindeglied zwischen beiden Bezugssystemen darstellt. In Anbetracht der vorliegenden Daten kann zum einen mittels räumlicher Aufbereitung der Grundrissinformationen durch Annahme von Höhenwerten der Schritt in den gemeinsamen Parameterraum vollzogen werden. Die dabei generierten Gebäudebegrenzungskanten gilt es wiederum im Bildmaterial zu erkennen und zu extrahieren. Im eigentlichen Wortsinn wird diese Vorgehensweise, von unten nach oben, fortführend als *Bottom-Up-Methode* bezeichnet. Die Vorgehensweise ist schematisch in Abbildung 3.4 dargestellt. Die erzeugten 3D-Modelle in Abbildung 3.4(b) sind mit der Kartendarstellung eines Navigationssystems aus

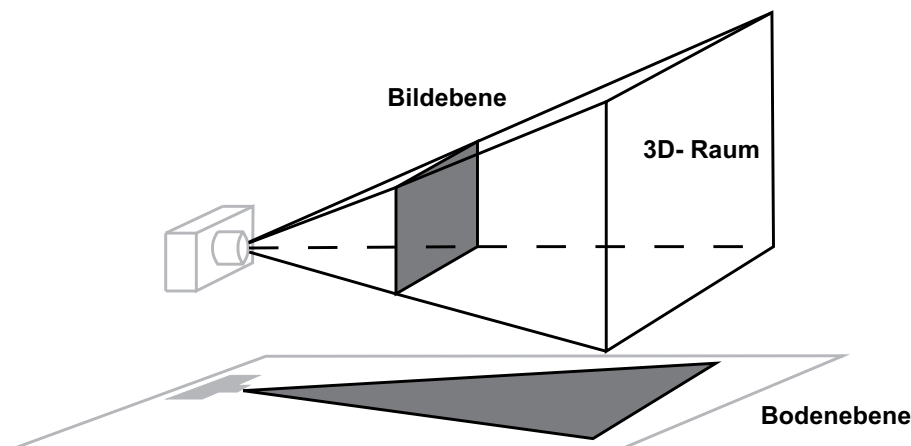


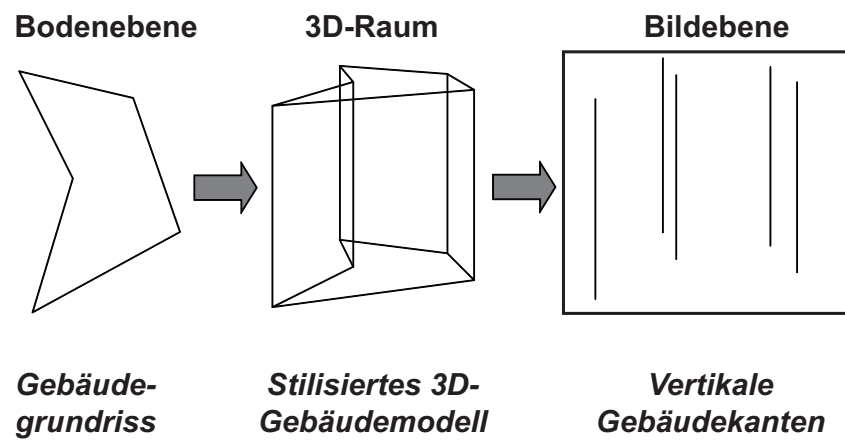
Abbildung 3.3: Parameterräume gliedern sich in 3D-Raum, Bild- und Bodenebene

Abbildung 3.2 vergleichbar. Damit kann der Entwicklungsstand eines Navigationssystems nachempfunden werden.

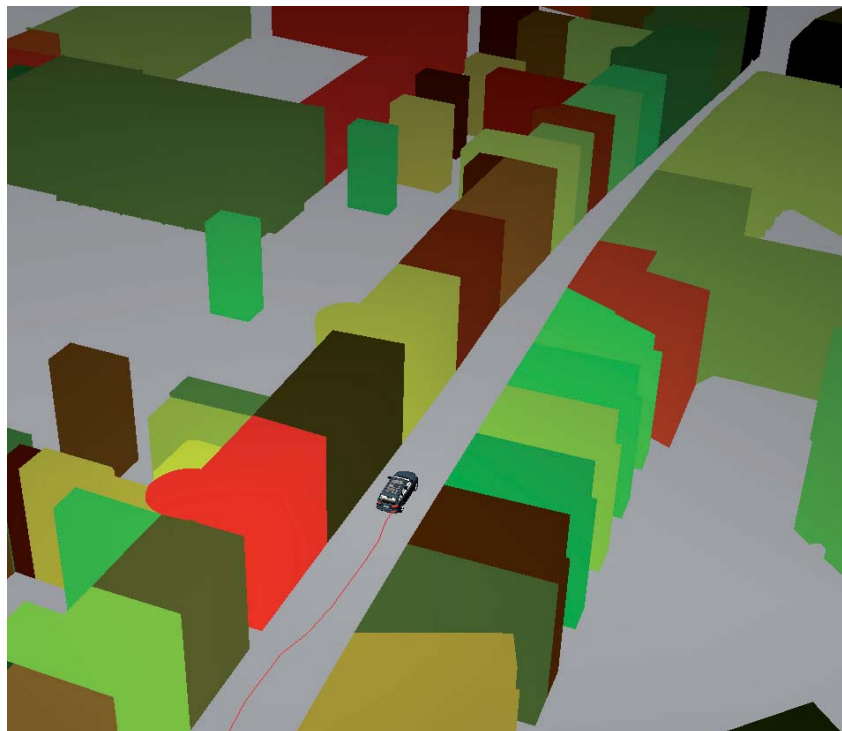
Umgekehrt besteht natürlich auch die Möglichkeit, ausgehend vom Bildkoordinatensystem den Schritt in die räumliche Beschreibung zu vollziehen. Durch Analyse von Bildsequenzen können mittels 3D-Rekonstruktion markante Gebäudemerkmale im Raum erzeugt werden. Durch Bestimmung von Fußpunkten, beispielsweise von rekonstruierten vertikalen Linien ist wiederum der Bezug zur Bodenebene dargestellt. Die zuletzt genannte Abfolge vom Bildkoordinatensystem in die Bodenebene, d. h. von oben nach unten, wird im Kapitel Kartierung weiter beleuchtet und trägt die Bezeichnung *Top-Down-Methode*. Bei beiden Verknüpfungsvarianten stellt die Kantenextraktion einen wesentlichen Schritt dar. Um die Gefahr von Fehldetektionen zu verhindern und um im Gegenzug die Trefferquote für Gebäudekanten zu erhöhen, konzentriert sich diese Arbeit hauptsächlich auf die Erkennung von vertikalen Gebäudekanten. Besonders im urbanen Bereich verdecken Störobjekte wie parkende Fahrzeuge die Sicht auf die Basiskanten. Mit dem Verzicht auf die bildverarbeitende Erkennung dieser Elemente wird zusätzlich die Detektion von Bordsteinkanten als Gebäudekorrespondenz, aufgrund des ähnlichen Verlaufes, vermieden.

#### 3.1.2 Absolute Lokalisierung

In den bisherigen Ausführungen wurden die Grundsensoren und der Zusammenhang der Parameterräume dargestellt. Auf die eigentliche Positionsbestimmung und deren Anforderungen soll nun im Folgenden eingegangen werden. Das initiale Aufsetzen und demzufolge Ermitteln einer Startposition wird, wie aus dem Robotikbereich bekannt, auch als *Kidnapping-Problem*



(a) Übergang von der Bodenebene zur Bildebene über 3D-Raum durch Höhenannahme



(b) Gerenderter Kartenausschnitt unter Verwendung der Zusatzdatenbank

**Abbildung 3.4:** Bottom-Up-Methode: Generierung von 3D-Gebäudemodellen aus Grundrissdaten mit anschließender Bildprojektion



### 3. LÖSUNGSANSATZ ZUR MODELLBASIERTEN LOKALISIERUNG UND KARTIERUNG

bezeichnet. Hierbei besteht die Herausforderung für den Roboter darin, sich im unbekanntem Gebiet zurechtzufinden. Während diesem meist keine Sensorik zur Verfügung steht, die eine absolute Positionsinformation liefert, vereinfacht sich die Initialproblematik beim Fahrzeug durch Anwendung der GPS-Technologie. Damit lässt sich das zu betrachtende Gebiet sofort einschränken, aber die Herausforderung liegt primär in der Präzisierung dieser Pose, so dass beispielsweise auch eine Spurzuordnung des Fahrzeuges erfolgen kann. Aufgrund der vielseitigen und komplexen Umgebungsstruktur wird eine exakte Verortung nicht an jeder Stelle bzw. sofort möglich sein. Daher ist es auch Bestandteil dieser Arbeit die entsprechenden Voraussetzungen für diesen Teil der Lokalisierung zu bestimmen.

#### **3.1.3 Relative Lokalisierung**

Neben dem Aufsetzen der Position besteht die zweite Herausforderung darin, diese Position während der Bewegung des Fahrzeuges zu verfolgen. Auch in Bereichen, in denen die Initiallokalisierung nicht durchgeführt werden kann, beispielsweise aufgrund fehlender Referenzobjekte, sollte zumindest eine temporäre Überbrückung der Positionsbestimmung gewährleistet sein. Dieses *Verfolgen* der Position wird in Literatur auch als *Tracking* bezeichnet. Die eingangs festgelegte Basissensorik bestehend aus Kamera, Karte und GPS muss für diese spezielle Aufgabe erweitert werden. Mit Hilfe des Geschwindigkeitssignals und der Inertialsensorik, welche die Beschleunigungs- bzw. Rotationskräfte bestimmt, kann die relative Bewegung bestimmt werden. Damit lassen sich ausgehend von einer absoluten Ausgangsposition Interpolationswerte generieren. Für die durchgehende Lokalisierung eines Fahrzeuges während einer Fahrt ergibt sich damit ein Wechselspiel zwischen der Bestimmung der Ausgangsposition und der Verfolgung. Das Erkennen eines solchen Wechsels anhand der Sensordaten bzw. die Definition der Bedingungen für die Anwendung der jeweiligen Methode ist ein weiterer wesentlicher Schwerpunkt dieser Arbeit.

## **3.2 Probabilistische Verfahren**

Die in Kapitel 2 beschriebenen probabilistischen Verfahren bilden die Grundlage für die Lokalisierung. Anhand der zu lösenden Aufgabe kann bereits im Vorhinein die Verwendung bestimmter Ansätze festgelegt werden. Da die Kamera einen wesentlichen Bestandteil des Basissensorsatzes darstellt und den Abgleich zwischen Realität und Karte vornimmt, ist die Bildverarbeitung

Kernbestandteil des Lokalisierungs- und Kartierungsteils. Die Möglichkeit von falschen Korrespondenzen zwischen Kartenmodell und Bild verhindert die alleinige Anwendung des Kalman-Filters zur Positionsbestimmung. Da eine unimodale Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion seine Basis bildet, führen derartige ausreißende Sensorwerte zu einem lokalen Maximum in dem das Kalman-Filter längerfristig verharrt. Um die Abdeckung des Streubereichs des GPS-Empfängers und die Flexibilität im Bezug auf die Verfolgung mehrerer Positionshypothesen zu gewährleisten, scheint das Partikel-Filter, kurz PF, für das Initialproblem das geeignete Mittel zu sein, vgl. [SGK10a].

Sowohl das Kalman- als auch das Partikel-Filter gehören zur Klasse der Bayes Filter und vereinen in sich, wie der Name Bayes<sup>1</sup> vermuten lässt, wahrscheinlichkeitstheoretische Betrachtungsweisen. Unter dem Begriff *Filterung* ist die Schätzung des Zustandes  $x$  eines dynamischen Systems zu einem bestimmten Zeitpunkt  $t_k$  unter Berücksichtigung der Messungen  $y_{t_\tau}$  für das Beobachtungsintervall  $t_0 \leq t_\tau \leq t_k$  zu verstehen. Unter dem wahrscheinlichkeitstheoretischen Aspekt lässt sich damit folgende Fragestellung formulieren, die es zu beantworten gilt - welcher Zustand des Systems ist im Mittel zu erwarten, wenn Beobachtungen bzw. Messinformationen gegeben sind. Diese Sichtweise lässt sich klassischerweise als Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(x_k|Y_k)$  ausdrücken, wobei der Zustand  $x$  zum Zeitpunkt  $t_k$  als  $x_k$  verkürzt geschrieben wird und  $Y_k$  die Messungen  $y$  über den gesamten betrachteten Zeitraum 0 bis  $k$  umfasst. Unter Anwendung des Bayestheorems wird die a-posteriori-Wahrscheinlichkeit  $p(x_k|Y_k)$  wie folgt interpretiert:

$$p(x_k|Y_k) = p(x_k|y_k, Y_{k-1}) = \frac{p(y_k|x_k, Y_{k-1})p(x_k|Y_{k-1})}{p(y_k|Y_{k-1})} \quad (3.1)$$

Da für alle Zustände  $x_k$  der Nenner konstant ist, wird dieser mit Hilfe des Normalisierungsfaktors  $\eta$  substituiert. Mit Hilfe der Markow-Annahme, die besagt, dass die aktuellen Sensorwerte nur vom aktuellen Wert der Zustandsgrößen abhängen, kann eine weitere Vereinfachung vorgenommen werden:

$$p(y_k|x_k, Y_{k-1}) = p(y_k|x_k) \quad (3.2)$$

Die formulierten Annahmen überführen die Gleichung 3.1 dann in folgende Form:

$$p(x_k|Y_k) = p(x_k|y_k, Y_{k-1}) = \eta \cdot p(y_k|x_k)p(x_k|Y_{k-1}) \quad (3.3)$$

Die Integration der a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte über den Zustand  $x_k$  zum Zeitpunkt  $t_{k-1}$  führt zu:

$$p(x_k|Y_{k-1}) = \int p(x_k|x_{k-1})p(x_{k-1}|Y_{k-1})dx_{k-1} \quad (3.4)$$

<sup>1</sup>Thomas Bayes: englischer Mathematiker, der maßgeblich zur Wahrscheinlichkeitsrechnung und Statistik beitrug



Dabei lässt sich der vereinfachte Ausdruck  $p(x_k|x_{k-1})$  auf die Annahme eines Markov-Prozesses 1. Ordnung zurückführen, bei dem nur der Zustand des vorherigen Zeitschrittes entscheidend ist. Die beiden Gleichungen 3.4 und 3.3 stellen die beiden rekursiven Grundformeln des Bayes-Filters dar, die sich inhaltlich in *Vorhersage* und *Aktualisierung* gliedern lassen.

$$\text{Vorhersage: } p(x_k|Y_{k-1}) = \int \overbrace{p(x_k|x_{k-1})}^{\text{Systemmodell}} p(x_{k-1}|Y_{k-1}) dx_{k-1} \quad (3.5)$$

$$\text{Aktualisierung: } p(x_k|Y_k) = \eta \cdot \overbrace{p(y_k|x_k)}^{\text{Sensormodell}} p(x_k|Y_{k-1}) \quad (3.6)$$

Aus stochastischer Betrachtungsweise lässt sich ein dynamisches System im zeitdiskreten Zustandsraum mit den nichtlinearen Gleichungen 3.7 und 3.8 formulieren. Die Zustandsübergangsgleichung

$$x_k = F(x_{k-1}) + d_{k-1} \quad (3.7)$$

überführt dabei den Zustand  $x$  zum Zeitpunkt  $k - 1$  in den darauffolgenden  $k$  und charakterisiert somit das Systemmodell  $p(x_k|x_{k-1})$ . Dabei ist  $d_{k-1}$  ein mittelwertfreier Rauschvektor, auch als Prozessrauschen bezeichnet, mit der Kovarianzmatrix  $Q_{k-1}$ . Wohingegen die Messübergangsgleichung

$$y_{k-1} = H(x_{k-1}) + v_{k-1} \quad (3.8)$$

den Zustand  $x$  mit den verrauschten Sensorwerten  $y$  verknüpft und die Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(y_k|x_k)$  beschreibt. Hier stellt  $v_{k-1}$  das mittelwertfreie Sensorrauschen dar mit der dazugehörigen Kovarianzmatrix  $R_k$ . Die Bestimmung oder Approximation der einzelnen Terme der Bayesschen Basisgleichungen 3.5 und 3.6 stellt die Herausforderung an die konkrete Filterungsmethode dar.

#### 3.2.1 Partikel-Filter

Der Ungenauigkeitsbereich des GPS-Empfängers definiert den Bereich, in dem die tatsächliche Position des Fahrzeuges liegt. Damit ist der Streubereich der Positionshypothesen, auch Partikel genannt, definiert. Durch Gewichtung der Partikel und die damit verbundene nähere Betrachtung von hoch bewerteten Hypothesen ist es möglich, sich der tatsächlichen Position anzunähern und sie zu ermitteln. Allein die Bestimmung eines aussagekräftigen Gewichtes stellt den Schwerpunkt für die Anwendung des Partikel-Filters, kurz **PF**, dar. Die unterschiedlichen Parameterräume geben gleichzeitig einen Hinweis auf die Vielfältigkeit der Partikelbewertung,

die sich in der Bild- oder auch Bodenebene abspielen kann. Während das Partikel-Filter für die Lösung des Initialproblems in Frage kommt, so kann das Kalman-Filter für die Fusionsaufgabe und somit für die Bewältigung des Trackings genutzt werden.

Der Kerngedanke des Partikel-Filters ist es die a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(x_k|Y_k)$  durch zahlreiche Stützstellen  $x_k^i$ ,  $i = 1, \dots, M$ , den sogenannten Partikeln, abzutasten, vgl. Abbildung 2.5. Dabei gibt  $M$  die Anzahl der Hypothesen an. Wie gut ein Partikel den wahren Zustand repräsentiert, wird durch sein Gewicht  $w_k^i$  definiert. Mit dieser Größe werden die Messungen in den Berechnungsablauf integriert, wobei die Gewichte über alle Partikel normiert sind und somit  $\sum_{i=1}^M w_k^i = 1$  gilt. Dadurch wird die Wahrscheinlichkeit einer Messung  $y_k$  für ein gewisses Partikel  $x_k^i$  mittels  $w_k^i = p(y_k|x_k^i)$  bestimmt. Durch Verwendung des *Kronecker-Deltas*  $\delta$

$$\delta(x) := \begin{cases} 1 & \text{falls } x = 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (3.9)$$

lässt sich die a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(x_k|Y_k)$  im  $i$ -ten Partikel durch

$$p(x_k|Y_k) \approx \sum_{i=1}^M w_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (3.10)$$

approximieren. Wird nun eine bestimmbare Dichte  $q(x)$  angenommen, die sich ähnlich zu  $p(x)$  verhält, dann wird

$$w_k^i \propto \frac{p(x_k^i|Y_k)}{q(x_k^i|Y_k)} = \frac{\text{Zieldichte}}{\text{Gütedichte}} \quad (3.11)$$

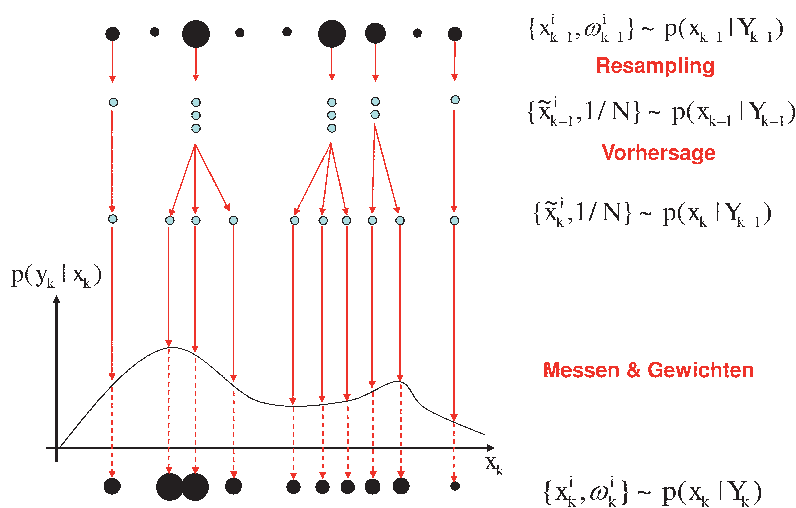
formuliert, wobei  $p(x) > 0 \rightarrow q(x) > 0 \forall x$  gilt. Durch Umformung und Anwendung der Markov-Annahme kann das Gewicht schließlich rekursiv über

$$w_k^i \propto \frac{p(y_k|x_k^i) p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}^i, y_k)} w_{k-1}^i \quad (3.12)$$

bestimmt werden. Dabei wird  $p(x_k^i|x_{k-1}^i)$  anhand der Prozessgleichung 3.7 und  $p(y_k|x_k^i)$  durch Gleichung 3.8 definiert. Für eine detaillierte Herleitung sei auf [AMG02] verwiesen. In Abbildung 3.5 ist exemplarisch eine Umsetzungsvariante des Partikel-Filters abgebildet. Ausgangspunkt dabei ist die Approximation der Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(x_{k-1}|Y_{k-1})$  aus dem vorangegangenen Durchlauf  $t = k - 1$  durch eine Menge  $N$  an Partikeln  $x_i$  und ihren dazugehörigen Gewichten  $\omega_i$ .

$$S_k = \{x_{k-1}^i | \omega_{k-1}^i, i = 1, \dots, M\} \quad (3.13)$$

Die graphisch dargestellten Schritte aktualisieren die Partikelmenge derartig, dass die Wahrscheinlichkeitsdichte zum aktuellen Zeitschritt  $k$  repräsentiert wird. Beim sogenannten *Resampling*-Vorgang erzeugen überwiegend diejenigen Partikel Nachkommen, die ein hohes Gewicht



**Abbildung 3.5:** Ablaufschema des Partikel-Filters

aufweisen. Dabei entstehen Partikel-Klone, die in ihren repräsentierten Zuständen übereinstimmen. Um die Abtastungsdichte in der Nähe von guten Hypothesen zu erhöhen, werden die Zustandswerte der Partikel mit geringen Rauschwerten behaftet. Zusätzlich wird die gesamte Partikelmenge durch ein Prozessmodell verschoben, was auch als *Vorhersage* bezeichnet wird, vergleiche dazu Gleichung 3.7. Die entstandene neue Generation an Partikeln erhält zunächst ein einheitliches Gewicht  $1/M$ . Anschließend werden die Partikel mit Hilfe der aktuellen Sensorwerte neu gewichtet, vergleiche dazu im Bild 3.5 *Messen & Gewichten*. Da es sich bei der Partikel-Filterung um einen iterativen Prozess handelt, steht dieser generierte Partikelsatz einseitig für den erneuten Durchlauf zur Verfügung. Über die Zeit betrachtet, sollte dabei ein gewisser Teil der Hypothesen in der Nähe des wahren Zustandes kondensieren. Mit dieser Darstellung sind die wesentlichen Schritte des Partikel-Filters erfasst. Wie die Ausführungen von [CS09] zeigen, gibt es durchaus Variationen in der Reihenfolge und Umsetzung der Schritte. Je nach Anwendungsfall sind gewisse Variationen und Anpassungen notwendig.

Das Partikel-Filter bietet den Vorteil, dass durch die Partikel multimodale Wahrscheinlichkeitsverläufe sehr gut approximiert werden können. Bei einer angemessenen Dichte an Hypothesen kann davon ausgegangen werden, dass der zu erwartende Wert tatsächlich ermittelt werden kann. Die sich wiederholenden Berechnungsvorschriften in Form von Partikeln bieten geradezu die Möglichkeit der parallelen Verarbeitung. Andererseits führt eine wachsende Anzahl an Hypothesen zu einer signifikanten Erhöhung der Rechnerlast und hebt damit den Nachteil des Partikel-Filters hervor. Natürlich bietet auch das Kalman-Filter die Möglichkeit der parallelen Ausführung und stellt obendrein das schnellere Berechnungswerkzeug dar. Je nach Anwendungsfall können die Vorteile des Partikel- oder Kalman-Filters überwiegen.

### 3.2.2 Unscented-Kalman-Filter

Ausgehend von einer initial geschätzten Pose des Partikel-Filters interpoliert das Kalman-Filter den weiteren Verlauf der Fahrzeugposition. Dabei werden Fahrzeuginformationen, wie Geschwindigkeit, Drehraten- und Beschleunigungsinformationen genutzt. Das Wechselspiel zwischen Positions-Tracking und Ermitteln einer präzisen absoluten Fahrzeuglage spiegelt sich dabei auch in der sich ändernden Anwendung des probabilistischen Verfahrens wider. Da die Fahrzeugbewegung ein nichtlineares Verhalten aufzeigt, steht das spezielle Unscented-Kalman-Filter im Fokus der Betrachtungen. Dieses Filter approximiert die a-posteriori-Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(x_k|Y_{k-1})$  als Gaußsche Glockenkurve, welche durch deterministisch bestimmte Punkte, die Sigmapunkte, repräsentiert wird. Während das Partikel-Filter bewusst eine multimodale Wahrscheinlichkeitsdichte abtastet und mit den ausgedehnten Streubereich für die Hypothesen sich den notwendigen Freiraum für die präzise Positionsbestimmung schafft, werden beim Unscented-Kalman-Filter die Bedingungen wiederum eingegrenzt. Die Terme der Bayesschen Basisgleichungen 3.5 und 3.6 werden durch das UKF als Normalverteilung  $N(x; m, P)$  mit dem Argument  $x$ , dem Mittelwert  $m$  und der Kovarianz  $P$  interpretiert:

$$\begin{aligned} p(x_{k-1}|Y_{k-1}) &= N(x_{k-1}; \hat{x}_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1}) \\ p(x_k|Y_{k-1}) &= N(x_k; \hat{x}_{k|k-1}, P_{k|k-1}) \\ p(x_k|Y_k) &= N(x_k; \hat{x}_{k|k}, P_{k|k}) \end{aligned} \quad (3.14)$$

Ausgehend von dem gegebenen Zustandsvektor zum Zeitpunkt  $k - 1$  mit dem Mittelwert  $\hat{x}_{k-1|k-1}$  und der Kovarianz  $P_{k-1|k-1}$  lassen sich daraus die Sigma-Punkte  $\chi_k^i$  mit ihrem Gewicht  $W_i$  bestimmen. Wie in Abbildung 2.2 dargestellt, werden diese Sigmapunkte der nichtlinearen Funktion  $F(x_{k-1})$

$$\chi_{k|k-1}^i = F(\chi_{k-1}^i), \quad i = 0, \dots, 2L \quad (3.15)$$

unterworfen, wobei  $L$  die Dimension des Zustandvektors  $x$  ist. Der resultierende Satz an Sigmapunkten  $\chi_{k|k-1}^i$  repräsentiert nun die vorhergesagte Dichte  $p(x_k|Y_{k-1})$ . Sowohl Mittelwert als auch Kovarianz des nächsten Zustandes werden daraus abgeleitet:

$$\hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{k|k-1}^i \quad (3.16)$$

$$P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}] [\chi_{k|k-1}^i - \hat{x}_{k|k-1}]^T + Q_{k-1} \quad (3.17)$$

In Analogie kann für die Messung im Aktualisierungsschritt dann geschrieben werden:

$$\hat{y}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} H(\chi_{k|k-1}^i) \quad (3.18)$$

Der dazugehörige Mittelwert und die Kovarianz lässt sich anhand der Gleichungen 3.19 und 3.20

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (3.19)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k P_k^{YY} K_k^T \quad (3.20)$$

ermitteln, wobei  $K_k$  den Gewichtungsfaktor – auch engl. als kalman gain bezeichnet – zum Zeitpunkt  $k$  darstellt. Dessen Berechnung kann folgendermaßen formuliert werden:

$$K_k = P_k^{XY} (P_k^{YY} - R_k)^{-1} \quad (3.21)$$

$$P_k^{YY} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [H(\chi_{k|k-1}^i) - \hat{y}_{k|k-1}] [H(\chi_{k|k-1}^i) - \hat{y}_{k|k-1}]^T + R_k \quad (3.22)$$

$$P_k^{XY} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{k|k-1}^i - \hat{y}_{k|k-1}] [H(\chi_{k|k-1}^i) - \hat{y}_{k|k-1}]^T + R_k \quad (3.23)$$

Weiterführende Informationen können den Arbeiten von Wan et al. [WM01] entnommen werden.

### 3.2.3 Winkelschätzung

An dieser Stelle sei nochmals darauf hingewiesen, dass sich hinter dem Begriff Lokalisierung nicht nur allein die Bestimmung der Position des Fahrzeuges verbirgt. Auch die Ermittlung der Ausrichtung ist Bestandteil dieses Moduls, was sich zusammenfassend als Pose beschreiben lässt. Die zunächst eingrenzende Betrachtung der Position allein reduziert wiederum die Anfangskomplexität der Aufgabenstellung. Dennoch soll die Positionsbestimmung auch im weiteren Verlauf um die Ausrichtung des Fahrzeuges erweitert werden. Demzufolge ist die Ausrichtung ein wesentlicher Bestandteil des definierten Zustandsvektors. Die anfängliche Reduzierung der Freiheitsgrade führt gleichzeitig zu einer eingeschränkten Anzahl an Zustandsparametern, was die Komplexität der probabilistischen Verfahren eingrenzt. Das stufenweise Vorgehen beginnt bei einer reduzierten Problemstellung durch Formulierung bestimmter Bedingungen, die schrittweise gelockert werden. Das bietet den Vorteil, (Zwischen-)Ergebnisse intensiv evaluieren zu können, ohne dabei das Gesamtziel außer Acht zu lassen.

### 3.3 Kartierungsmodul

Auch die Thematik der Kartierung wird in einzelne Problemstellungen unterteilt und separat beleuchtet, siehe Abbildung 3.6. Wie weiter oben in diesem Kapitel bereits erwähnt, handelt es

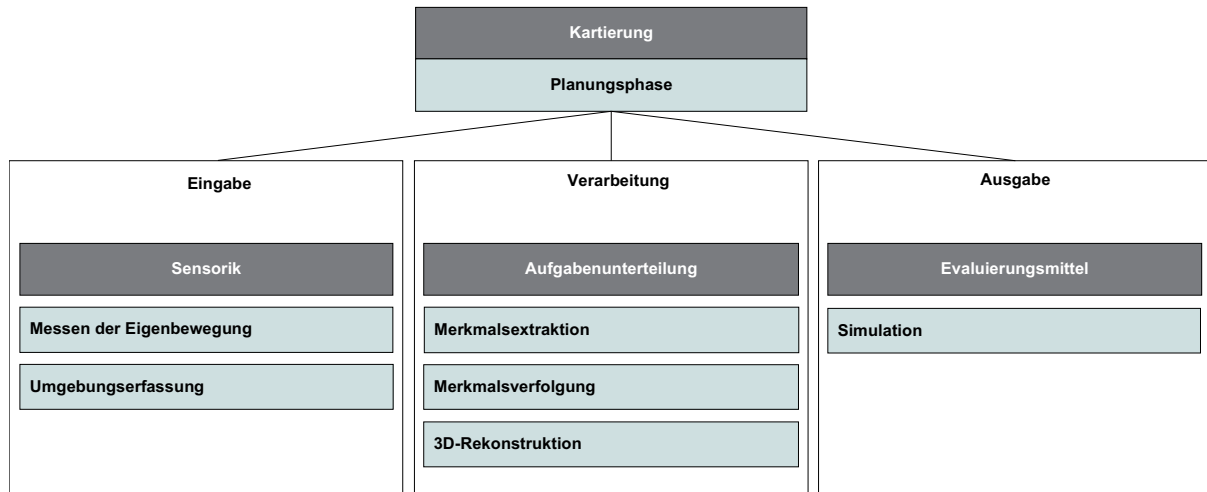


Abbildung 3.6: Kartierungsaufgabe

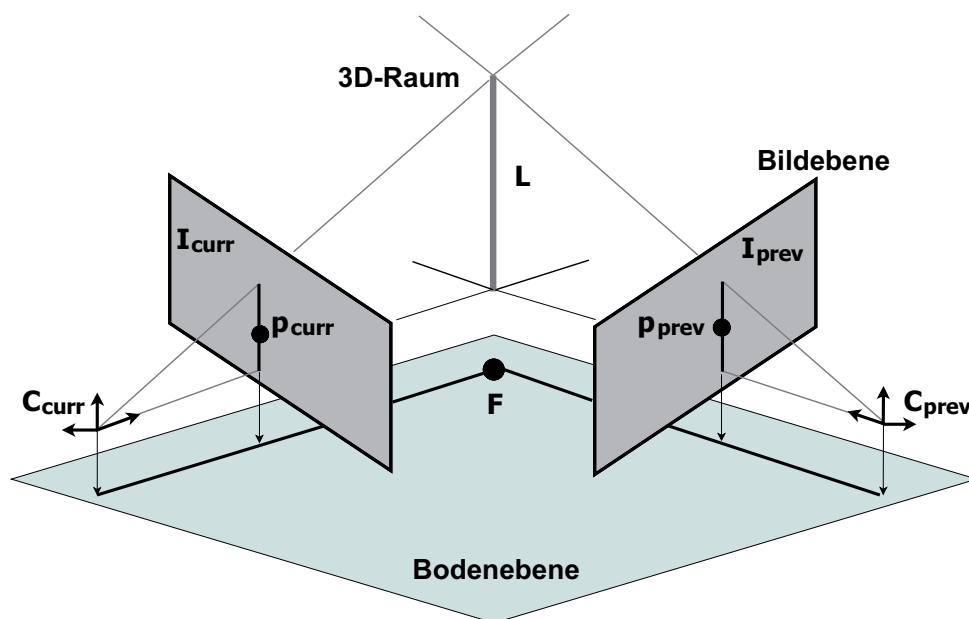
sich bei den zu betrachtenden Verarbeitungsschritten um einen Top-Down-Prozess. Merkmale, die typischerweise auf die statischen Elemente, den Gebäuden im Speziellen, bezogen werden können, gilt es mittels Bildverarbeitungsmethoden zu extrahieren, in den Raum zu übertragen und letztendlich den Bezug in der Bodenebene herzustellen, vergleiche Abbildung 3.7.

#### 3.3.1 Extraktion von Linien als Bildmerkmale

Die zuverlässige Extraktion von Kanten, welche in geometrischer Beschreibungsform als Linien vorliegen, ist eine wichtige Teilaufgabe der Kartierung. Um die Ergebnisse der Bildverarbeitung evaluieren zu können, sei bereits an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass auch Simulationsszenen als wesentlicher Bestandteil der Auswertung genutzt werden. Diese Szenen unterscheiden sich im Bezug auf ihre Komplexität, was im einfachsten Fall der Verzicht auf Störobjekte bedeutet. Damit kann zunächst die Funktionsweise des bildverarbeiteten Algorithmus sichergestellt und mit der Erhöhung der Szenenqualität, was mit einer detaillierten Umgebungsbeschreibung einhergeht, die Robustheit betrachtet und schrittweise erhöht werden.

#### 3.3.2 Linienverfolgung über Bildsequenzen

Die zeitliche Analyse von Bildsequenzen und die robuste Verfolgung von Bildmerkmalen ist eine wesentliche Voraussetzung für die sich anschließende Rekonstruktion dieser im dreidimensiona-



**Abbildung 3.7:** Top-Down-Methode: Übergang von der Bildebene in den 3D-Raum mit anschließender Projektion auf die Bodenebene

len Raum. Hier spielt das Fahrzeugverhalten eine wesentliche Rolle. Um das Verfahren selbst zu überprüfen, werden zunächst Randparameter wie die Fahrzeugrotation in den Freiheitsgraden Nicken, Gieren und Rollen von der Betrachtung durch Verwendung von simulierten Sensordaten ignoriert. Nachgelagerte Auswertungen beziehen dann die zusätzlichen Einflussparameter mit ein.

### 3.3.3 Ablegen von Merkmalen

Nach der Überführung der Bildmerkmale in den dreidimensionalen Raum folgt der Vergleichsschritt mit der globalen Karte. Die Bodenebene kann einerseits als Parameterraum für die Bewertung der Positionshypothesen genutzt werden, aber andererseits ist auch der Einfluss der Kartierung auf das Ursprungsmaterial zu formulieren. Das bedeutet insbesondere, dass die Kartierung Hinweise auf bauliche Veränderungen geben kann. Demzufolge muss die Kartierung quantitative Aussagen treffen können, indem die Güte der Kartierung selbst und die des Kartenmaterials erfasst, mit jedem Schritt überprüft und wiederum angepasst wird. Die gegenseitige Beeinflussung der verschiedenen Parameterräume bewirkt natürlich eine Verschmelzung von Lokalisierung und Kartierung. Dabei bieten jedoch die definierten Annahmen die Möglichkeit, die Gesamtaufgabe stufenweise zu modularisieren. Um die beiden großen Verarbeitungsmodule anschließend zusammenführen zu können und deren gegenseitigen Einfluss bestimmen zu können, werden auch für diese Bewertungskriterien bzw. Güteparameter formuliert.



### 3.3.4 Hierarchische Kartierung

Die Lokalisierung stellt einen gewissen Anspruch an die Karte und insbesondere an deren Inhalte. Während initial nur die Gebäudegrundrisse für die Positionsschätzung herangezogen werden, kann mit Hilfe der Kartierung der ursprüngliche Informationsgehalt erweitert werden. Wird zunächst die absolute Position als bekannt vorausgesetzt, können Kartierungsergebnisse direkt in die globale Karte einfließen. Die Auswirkung der erweiterten Daten auf die präzise Lokalisierung können darauf aufbauend untersucht werden. Mit diesem Zwischenschritt lässt sich die Mindestanforderung an die Karte für die präzise Lokalisierung analysieren und formulieren. Generell können strukturelle Zusatzinformationen im Kartenmaterial zu einer besseren Lokalisierung beitragen. Es stellt sich aber die Frage nach dem Detaillierungsgrad, da im Fahrzeug mit begrenzter Datenbank ein Kompromiss gefunden werden muss. Bei Betrachtungen des gesamten Regelkreises von Kartierung und Lokalisierung ist wiederum davon auszugehen, dass nicht in jeder Situation eine exakte Fahrzeugposition bestimmt werden kann. Daher werden die Kartierungsergebnisse in einer lokalen Karte, d. h. relativ zum Fahrzeug, gesammelt und zum Zeitpunkt einer präzise ermittelten absoluten Position Rückschlüsse auf das globale Kartenmaterial gezogen. Die Erschließung der Umgebung und systematische Ablage bzw. Adaption wird auch als hierarchische Kartierung bezeichnet.

## 3.4 Stufenkonzept

Da sowohl in der Lokalisierung als auch in der Kartierung die Bildverarbeitung einen essentiellen Bestandteil darstellt, muss die Möglichkeit der intensiven algorithmischen Evaluierung gegeben sein. Auch an dieser Stelle spiegelt sich die stufenweise Herangehensweise wider. Im ersten Schritt wird die funktionale Absicherung des Algorithmus in den Vordergrund gestellt. Daher wird insbesondere für die Kantenverfolgung eine *Modellszene* verwendet, welche keine Störobjekte beinhaltet. Ähnlich wie bei dem Erweiterungspotenzial der Karten, stellen texturierte Gebäudemodelle die nächste Evaluierungsstufe dar. Hier liegen zusätzliche Umgebungsinformationen vor, so dass eine virtuelle Szene vorliegt, welche einer realen Kamerafahrt schon sehr nahe kommt. Die als *Virtual Test Drive* bezeichnete Simulationsumgebung hat zusätzlich den Vorteil, dass nicht nur das Kamerabild selbst, sondern auch das Verhalten der anderen





### 3. LÖSUNGSANSATZ ZUR MODELLBASIERTEN LOKALISIERUNG UND KARTIERUNG

Sensoren nachempfunden werden kann. Damit lassen sich beispielsweise auch Nick- und Wankbewegungen des Fahrzeuges simulieren und deren algorithmische Auswirkungen überprüfen. Die dritte Evaluierungsstufe stellt die *reale Szene* dar, welche insbesondere mit Verdeckungen durch Störobjekte umgehen muss.

#### **3.5 Zusammenfassung**

Die in diesem Kapitel dargestellten Betrachtungen geben einen groben Überblick über die Untergliederung des Gesamtproblems und weisen gleichzeitig auf die zu bewältigenden Schwerpunkte hin. Weiterhin gibt es Hinweise auf die Verflechtung und damit verbundene Komplexität der einzelnen Arbeitspakete. Die separate Betrachtung einer Aufgabe stellt immer die erste Stufe der Umsetzung dar. Jede Lösung muss aber im späteren Verlauf auf das Verhalten im Gesamtverbund überprüft werden.



## Kapitel 4

# Fahrzeuglokalisierung

Für die Positionsschätzung wird die Kamera als zentraler Sensor untersucht. Sie stellt den Bezug zwischen Referenzobjekt und Realität dar und dient somit als Messinstrument. Zur Ermittlung quantitativer Entfernungsaussagen mit Hilfe der Kamera müssen geeignete Verfahren herausgearbeitet und untersucht werden. Zur Vorstellung der entwickelten Ansätze dient dieses Kapitel. Die exakte Bestimmung einer Ausgangspose des Fahrzeuges stellt den höchsten Anspruch an die Kamera dar. Es soll die Frage beantwortet werden, inwieweit dieser Sensor der Präzisierung gerecht werden kann. Der Einsatz einer Kamera für den Lokalisierungszweck ist bereits aus dem Robotikbereich bekannt, vergleiche dazu [DM98] und [Dav03]. Hierbei sind jedoch sterile Randbedingungen existent, so dass Störobjekte oder dynamische Umgebungsveränderungen kaum eine Rolle spielen. Der Einsatz der Kamera im urbanen Gebiet stellt aufgrund der komplexen Umgebungsbeschreibung eine besondere Herausforderung dar. Die Eignung dieses optischen Sensors für die präzise Lokisierungsaufgabe wird schrittweise untersucht.

### 4.1 Absolute Lokalisierung

Zunächst steht die globale Lokalisierung im Fokus der Betrachtungen, wobei die absolute GPS-Pose präzisiert werden soll. Selbst bei idealen Empfangsbedingungen ergeben sich Fehlerradien für das GPS-Signal von mehreren Metern, wie auch die Abbildung 6.4(a) im Abschnitt 6.3 des Kapitels 6 zeigt. Darin ist die Draufsicht der Positionsabweichungen des eingesetzten Holux-Empfängers, gegenüber dem Referenzsystem dargestellt. Zusätzlich ist die Winkelabweichung der Fahrzeugausrichtung farblich codiert. Ein geringer Fehler zeigt sich anhand der blauen Einfärbung, während große Abweichungen rot markiert sind. Die präzise Schätzung der Fahrzeug-



pose  $x_t^* = (x, y, \theta)^T$ , bestehend aus den Positionskoordinaten  $x$ ,  $y$  und der Fahrzeugausrichtung  $\theta$  ist die Hauptaufgabe der absoluten Lokalisierung.

#### 4.1.1 Strukturmerkmale der urbanen Umgebung

Zunächst soll der Einsatz der Kamera als Distanzsensord für die urbane Umgebung unabhängig von der Kartierung überprüft werden. Dabei stehen die vertikalen Kanten als Strukturmerkmale im Vordergrund, worüber sich die Eignung der degenerierten Kartendaten formulieren lässt. Auch sollte in erster Instanz die Befähigung des Partikel-Filters als Kernmethodik für die absolute Lokalisierung nachgewiesen werden. Für diese initialen Betrachtungen bieten die Bildebene und damit die im Kapitel 3 vorgestellte *Bottom-Up-Methode* die Basis. Grob umschrieben, werden dabei die Grundrissdaten aufbereitet, im Bezug auf verschiedene Positionshypothesen in die Bildebene projiziert und schließlich analysiert. Die hochpräzisen Referenzdaten bilden dabei die Vergleichsbasis. Die Abbildung 4.1 stellt das Vorgehen in übersichtlicher Form dar, deren einzelne Schritte in den folgenden Abschnitten ausführlich erklärt werden.

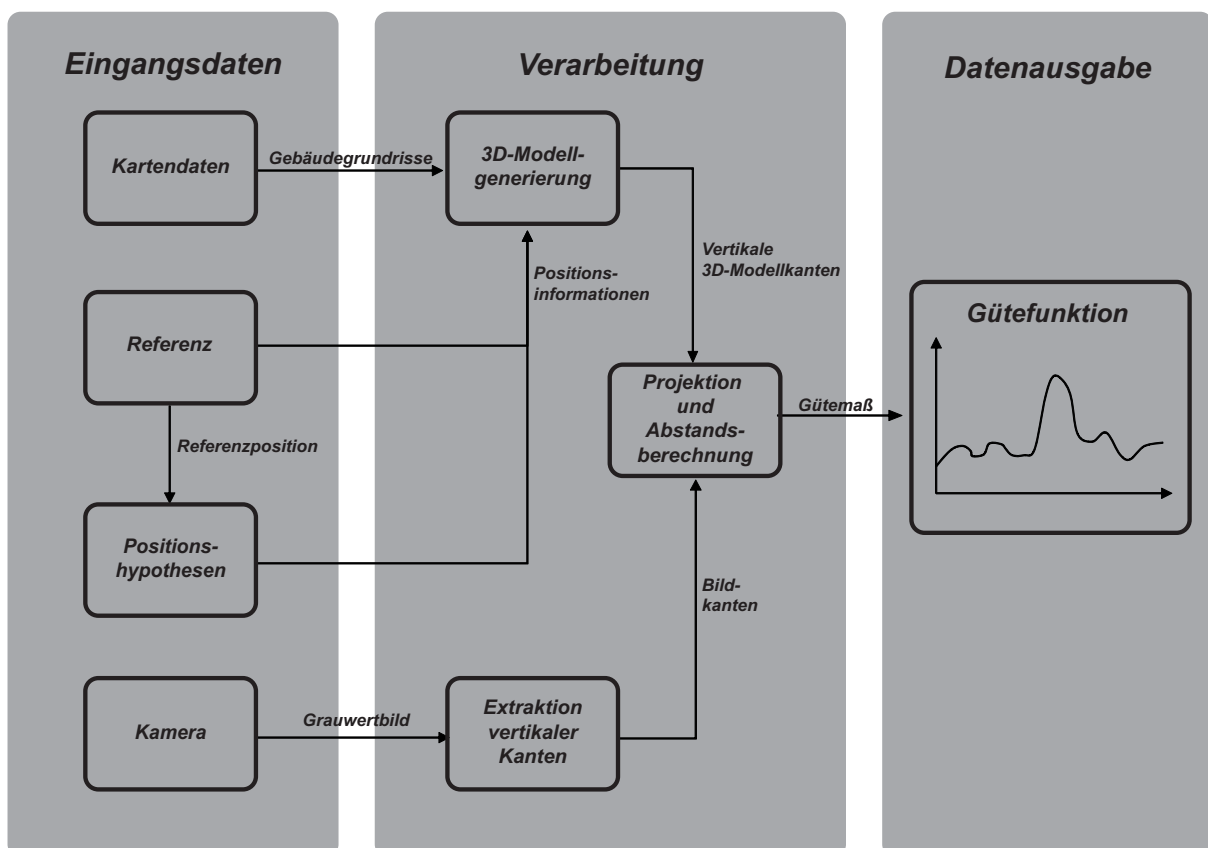


Abbildung 4.1: Analyse der Bildebene zur Positionsbestimmung

#### 4.1.1.1 Vorverarbeitung des Kartenmaterials

Der Bewertungsansatz verschiedener Positionshypothesen in der Bildebene wurde durch die Arbeiten von [Low91], [AZ95] und [LF05] inspiriert. Bei den dabei beschriebenen Ansätzen stehen 3D-Objektmodelle im Vordergrund, welche mit den Bildinformationen abgeglichen werden. Diese Herangehensweise lässt sich ebenso auf die Lokalisierungsproblematik übertragen. Zwar beinhaltet das Kartenmaterial keine dreidimensionalen Gebäudemodelle, aber deren Grundrissinformationen. Mit der Annahme eines durchschnittlichen Höhenwertes können aus diesen Basisdaten ebenfalls dreidimensionale Gittermodelle erstellt werden, wodurch die einleitenden Ansätze Anwendung finden. Um die Analyse in der Bildebene durchführen zu können, sind vor der Projektion der Modelle noch einige vorverarbeitende Schritte notwendig. Abhängig von der Position und Ausrichtung, folglich dem Blick des Betrachters auf die Szene, ist nur ein bestimmter Ausschnitt sichtbar. Weiterhin werden Teile von Gebäuden abgeschattet. Bei der Ermittlung der sichtbaren Szenenelemente im Bezug auf den Betrachter steht die effiziente Berechnung in der zweidimensionalen Bodenebene im Vordergrund. Ausgehend von einer absoluten Position werden betroffene Gebäudegrundrisse aus dem Gesamtmaterial extrahiert. Da die Polygonzüge gerichtet im Uhrzeigersinn vorliegen, kann mittels Vergleich der Sichtvektoren  $v_i$  mit den Normalenvektoren der Gebäudesegmente  $n_i$  deren rückwärtige oder vordergründige Lage bestimmt werden.

$$\begin{pmatrix} n_x \\ n_y \\ n_z \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} \quad \begin{cases} > 0 : & \text{nicht sichtbar} \\ \leq 0 : & \text{sichtbar} \end{cases} \quad (4.1)$$

In der 3D-Computergrafik ist dieses Verfahren als *Backface Culling* [NFH07] bekannt. Im zweiten Schritt werden beginnend von den vordersten sichtbaren Basissegmenten schrittweise deren belegte Winkelbereiche ermittelt. Liegen hintere Segmente innerhalb eines bereits erfassten Ausschnittes, so sind diese Grundrisselemente ebenfalls nicht sichtbar. Ein Segment wird beschnitten, wenn es nur zum Teil von dem belegten Winkelbereich erfasst wird. Das ausführliche Verfahren wurde in [SGK10c] umfangreich beschrieben. Erst nach der Bestimmung aller sichtbaren Grundrisselemente in der Bodenebene wird der Schritt in den 3D-Raum vollzogen. Die Abbildung 3.4 stellt schematisch die Modellierung der vertikalen Gebäudekanten dar. Mit einer durchschnittlichen Höhenannahme von 10 m entstehen dreidimensionale Gebäudemodelle. Bei dem Vergleich in der Bildebene werden einerseits die Bodenkanten aufgrund von häufig vorgefundenen Störobjekten nicht berücksichtigt. Andererseits werden auch die Oberkanten der Gebäude vernachlässigt, da keine exakten Höhenangaben und damit Modellierungsinformatio-



nen vorliegen. Dennoch ist es mit diesem Vorgehen möglich, senkrechte Referenzgebäudekanten zu erstellen.

### 4.1.1.2 Kombination von Bild- und Modellinformation

Im Anschluss an den vorher beschriebenen Modellierungsschritt werden die vertikalen Gebäudemodellkanten in die Bildebene projiziert. Damit liegen aktuelle Sensorinformationen der Kamera und die Referenzdaten im selben Koordinatensystem vor. Durch den Vergleich von Bild- und Modellinformationen sollte eine wertende Aussage über die aktuelle Position getroffen werden können. Dafür muss eine mathematische Beschreibung für den Vergleich gefunden werden. Bei der Methode von Harris et al. [HS90] dem sogenannten RAPiD-Algorithmus werden Abweichungen zwischen Modell- und Objektkanten anhand von Distanzwerten  $l$  bestimmt. Dieses Vorgehen, vgl. Abbildung 4.2, lässt sich für die Erstellung einer Bewertungsmethodik in der Bildebene ebenfalls anwenden. Dafür werden auf den ins Bild projizierten vertikalen Gebäudemodellkanten in äquidistanten Abständen Stützpunkte erzeugt. Ausgehend von diesen wird in Normalenrichtung nach Objektkanten im Bild gesucht, vergleich dazu auch [SGK10b]. Die

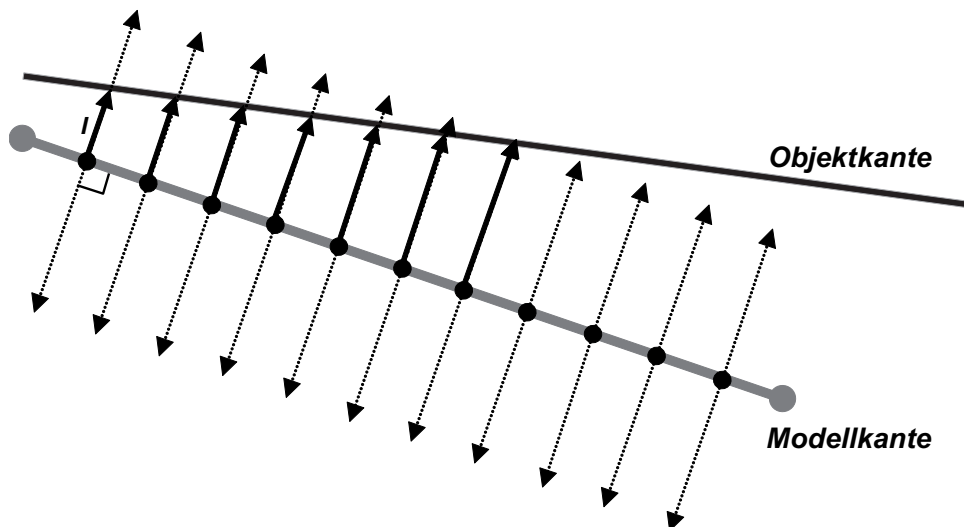


Abbildung 4.2: Bestimmung von Distanzen zwischen Objekt- und Modellkanten

ausgehend vom Modell erzeugten Trefferpunkte auf den Objektkanten im Bild werden im Anschluss RANSAC-gefiltert um Ausreißer zu identifizieren. Es gibt jedoch auch Stützpunkte, die keine Distanzwerte liefern, da der Suchbereich begrenzt ist. Um eine Gewichtung für eine Pose zu berechnen, muss daher eine ausgewogene Behandlung zwischen den Stützpunkten mit und ohne Distanzwert gefunden werden.

Durch die Einblendung der vertikalen Gebäudekanten ins Bild kann zunächst eine grobe visuelle Einschätzung für die Strukturmerkmale abgegeben werden. Wohingegen die Distanzwerte nach Überführung in ein Bewertungsmaß konkrete Rückschlüsse für dessen Integration in einen Partikel-Filter-Zyklus zulassen.

#### 4.1.1.3 Analyse der Schätzmethodik und Strukturmerkmale

Mit Hilfe des zu ermittelnden Gütemaßes lassen sich unterschiedliche Hypothesen von Fahrzeugposen nach dem Kernprinzip des Partikel-Filters gewichten. Bei passender Bewertung sollte sich das Maximum des Gewichtes bei der tatsächlichen Fahrzeugposition ergeben. Diese kann mit Hilfe der Referenz eindeutig angegeben werden. Nach Möglichkeit sollten sich um den Bereich der Referenzposition ebenfalls hochgewichtete Hypothesen zeigen. Damit kann sich unter Verwendung von wahrscheinlichkeitstheoretischen Filterverfahren später schrittweise dem zunächst unbekanntem Maximum angenähert werden.

An dieser Stelle sei erwähnt, dass keine Hypothesen innerhalb von Gebäuden erzeugt werden. Durch Anwendung des Even-Odd-Rule-Algorithmus, siehe [MKH08], lässt sich die Lage innerhalb eines Gebäudes eindeutig bestimmen.

Aus der im vorherigen Abschnitt dargestellten Distanzbestimmung zwischen Modell- und Objektkanten können die wesentlichen Elemente für die zu definierenden Berechnungsvorschriften formuliert werden. Nicht jeder generierte Stützpunkt wird bei einem begrenzten Suchbereich auf einen Kantenübergang im Bild stoßen. Daher ergibt sich neben der Summe der Distanzwerte  $d_{sum}^{[k]}$  in Normalenrichtung für eine Modellkante auch die dazugehörige Anzahl der Stützpunkte  $n_{gef}^{[k]}$ , die einen Treffer im Bild erzielten. Aus diesen beiden Elementen lässt sich beispielhaft das Gewicht  $G_0^{[k]}$  definieren, welches auf die unterschiedlichen Hypothesen  $k$  angewandt wird.

$$G_0^{[k]} = \frac{n_{gef}^{[k]}}{d_{sum}^{[k]}} \quad (4.2)$$

Bei dieser Variante wird die Anzahl der Stützpunkte, welche einen Distanzwert zurückliefern, durch die Summe ihrer Abstände in Normalenrichtung geteilt. Je mehr korrespondierende Punkte gefunden werden und je kürzer die Distanzwerte sind, desto höher sollte das Maß sein. Jene Art der Gewichtung ist jedoch sehr empfindlich gegenüber Störungen im Bild, da nur die Treffer in die Betrachtung einfließen. Es findet keine Unterscheidung zwischen langen Kanten, die nur wenige treffende Stützpunkte und kurzen Kanten, die eine ähnliche Anzahl aufweisen, statt. Viele Hypothesen könnten dadurch ein ähnliches Gewicht erhalten, so dass ein Konvergenzverhalten bei Filteriteration kaum zu beobachten wäre. Eine Verbesserung stellt daher die Berück-



sichtigung von Stützpunkten, die keine Korrespondenz im Bild aufweisen, dar. Je größer das Verhältnis  $\frac{(n_{gef}^{[k]})}{n_{ges}}$  zwischen korrelierten und gesamten Stützpunkten ist, desto höher sollte das Maß ausfallen. Die Assoziationsfähigkeit einer Kante mit den Bildinformationen wird dadurch widergespiegelt und fließt belohnend bei dem erstellten Maß  $G_2^{[k]}$  ein.

$$G_2^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)}{d_{sum}^{[k]}} \quad (4.3)$$

Mit dieser Überlegung ist die dritte aussagekräftige Kenngröße  $n_{ges}$  für das Gütemaß identifiziert. Durch unterschiedliche Potenzierung der einzelnen Terme üben diese unterschiedlich stark Einfluss auf das Gesamtergebnis. Um verschiedene Kombinationsmöglichkeiten der Kenngrößen und die daraus resultierenden Berechnungsvorschriften evaluieren zu können, werden um die Referenz im Unsicherheitsbereich des GPS-Signals Hypothesen gleichverteilt generiert. Diese werden nach der jeweiligen Funktion gewichtet und anschließend analysiert. Mit diesem Vorgehen lassen sich erste Aussagen zur Schätzmethodik und den verwendeten Strukturmerkmalen des Bildes treffen.

### 4.1.2 Bewertung in der Bodenebene

Bei der rudimentären Hypothesenbewertung in der Bildebene können Fehlassoziationen zwischen Modell- und Objektkanten nicht ausgeschlossen werden. So erzeugen beispielsweise Laternenmasten oder Regenrinnen auch Kantenübergänge, die mit dem Modell korrespondieren. Für mehr Stabilität und eine bessere Zuordnung sorgt die Bewertung in der Bodenebene, die sich über die *Top-Down-Methode* realisieren lässt. Eine eindeutige Differenzierung der Kanten wie im Bild ist nun nicht mehr so strikt gefordert, denn auch Fenster- und Türkanten können mit den Gebäudegrundrissen verknüpft werden. Mit der nun notwendigen 3D-Rekonstruktion der Bildkanten hält ein Teil des Kartierungsvorgangs Einzug in den Lokalisierungsprozess, was zu einer Steigerung der Komplexität führt. Für den neu geschaffenen Bewertungsraum müssen ebenfalls geeignete Kriterien herausgearbeitet werden. Die Herangehensweise in der Bildebene Modellkanten mit Objektkanten über Lotbildung in Beziehung zu setzen, lässt sich dabei auch auf dieses Kartenkoordinatensystem übertragen. In Abbildung 4.3 sind die globale Karte mit ihrer Gebäudegrundrissen und die mit der Hypothese assoziierten Rekonstruktionen dargestellt. In einem definierten Unsicherheitsbereich wird zwischen den kartierten Fußpunkten und den Grundrisskanten das Lot gefällt und daraus die Distanzwerte ermittelt. Auch hier muss sorgfältig der Suchbereich definiert werden, um möglichst viele Fußpunkte der lokalen Karte,

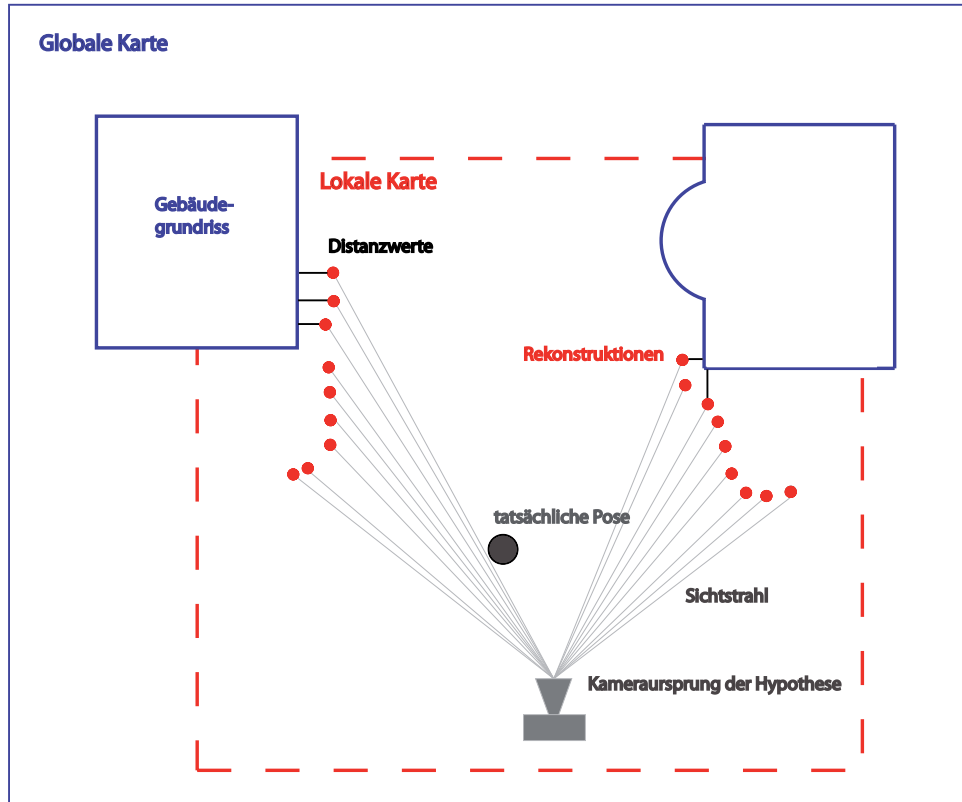


Abbildung 4.3: Bewertung in der Bodenebene

dem Einzugsgebiet der richtigen Kante zuzuordnen. Die ermittelten Abstände  $d_{sum}^{[k]}$  zwischen den rekonstruierten Merkmalen und den Kartendaten fließen in die Gütemaßberechnung ein. Weicht die Hypothese von der tatsächlichen Pose ab, dann drückt sich dies bei grober Betrachtung durch höhere Abstandswerte aus. Anhand der Analogie zum Vorgehen in der Bildebene können ähnliche Gütefunktionen formuliert werden. Kanten mit entsprechender Korrespondenz werden zu  $n_{gef}^{[k]}$  zusammengefasst und stellen eine Teilmenge zur Gesamtanzahl  $n_{ges}$  dar. Damit ergeben sich in mathematischer Notation dieselben Terme wie für die Gütefunktion in der Bildebene. Für die Ausformulierung und Analyse der verschiedenen Berechnungsvorschriften sei auf das Kapitel 7 verwiesen.

### 4.1.3 Realisierungsvariante des Partikel-Filters

Die Definition einer aussagekräftigen Gütefunktion ist zwar der notwendige Kern der Partikel-Filter-Realisierung, dennoch lässt diese Methode Variationen in den einzelnen Schritten zu. Die Ausarbeitungen des Filterungskonzeptes erfolgte zum Teil in den betreuten Abschlussarbeiten von [Ric09] und [Leh11]. Folgende konkrete Funktionsweise für die absolute Lokalisierung lässt



sich dabei abbilden. Zum Zeitpunkt  $t$  stehen als Eingangsgrößen  $e_t = (i_t, m_{t-1}, x_t^{GPS})$  das aktuelle Kamerabild  $i_t$ , die Bewegung  $m_{t-1}$  und die grobe GPS-Pose  $x_t^{GPS}$  zur Verfügung. Wie aus dem vorherigen Abschnitt entnehmbar fließen die Kartendaten indirekt bei der Bewertung des Bildes  $i_t$  in das Verfahren ein. Die Differenz zweier aufeinander folgenden GPS-Positionen  $m_t = x_t^{GPS} - x_{t-1}^{GPS}$  wird vereinfacht als Bewegung angenommen. Eine genauere Berechnung aus Odometrie-Daten oder die Definition eines Dynamik-Modells haben einen geringen Einfluss auf den Partikel-Filter. Bei einem Streubereich von beispielsweise  $30\text{ m} \times 20\text{ m}$  liegt ein Fehler von z. B.  $1\text{ m}$  auf jeden Fall im Unsicherheitsradius des Global Positioning System (GPS) mit ca.  $12\text{ m}$ . Der angenommene Bereich, auch als *Sampling-Bereich* bezeichnet, begrenzt die Ausdehnung der zu streuenden Hypothesen und bildet einen Teil des Zustandsraums  $(X, Y, \Theta)$  ab. Das Sampling-Center  $s_t = (x, y, \theta)^T$  definiert dabei stets den Mittelpunkt und  $\theta$  die Hauptachse des Streubereichs. Die Abbildung 4.4 stellt die zeitliche Abfolge der einzelnen inneren Zustände des

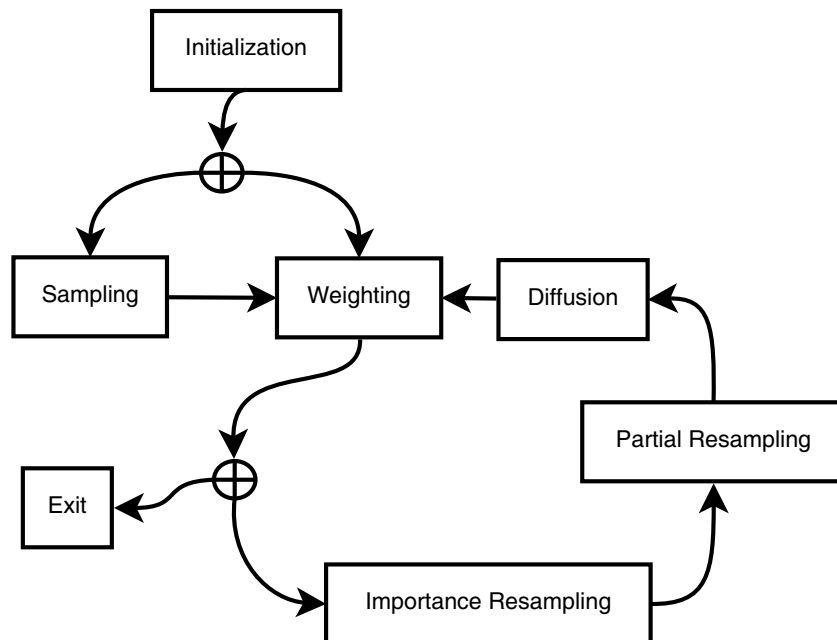


Abbildung 4.4: Zustandsautomat

Partikel-Filters in Analogie zur Implementierung dar. Anhand der gerichteten Kanten kann der Ablauf im Einzelnen nachvollzogen werden. An einem Knotenpunkt entscheidet die Erfüllung bestimmter Bedingungen über den weiteren Fortgang. Zu jedem Zeitpunkt  $t$  ist *Initialization* der Eintrittszustand und *Exit* der definierte Endzustand. Aus Gründen der Übersichtlichkeit wurde auf die Darstellung der *Fehlerzustände* verzichtet.



- **Initialization:**

In diesem Zustand wird für den aktuellen Zeitpunkt  $t$  die Position des *Sampling-Centers* festgelegt. Dabei lassen sich die folgenden drei Fälle unterscheiden: Zum Startzeitpunkt  $t = 0$ , wird initial die aktuelle GPS-Pose  $x_0^{GPS}$  gewählt, aufgrund fehlender anderweitiger Informationen. Für den Fall  $t \neq 0$  wird das Ergebnis des vorherigen Durchlaufs des Partikel-Filters einbezogen. Dabei ist zu unterscheiden, ob zum vorangegangenen Zeitpunkt  $t - 1$  eine Konvergenz zu verzeichnen war oder nicht. Bei einem eindeutigen Ergebnis des Partikel-Filters wird diesem vertraut und das Sampling-Center entsprechend der Bewegung  $m_{t-1}$  verschoben. Dabei ist darauf zu achten, dass es einer möglichen Fahrzeugposition entspricht und sich beispielsweise nicht innerhalb der Gebäudegrundrisse befindet. Im Nicht-Konvergenzfall steht wiederum die aktuelle GPS-Pose im Fokus. Neben der Handhabung des Sampling-Centers werden auch alle Partikel entsprechend der Bewegung  $m_{t-1}$  verschoben. Liegen die Partikel nach ihrer Verschiebung in einem verbotenen Bereich, dann werden sie um das neue Sampling-Center (vgl. Sampling) gestreut. Mit Blick auf die Filter-Theorie stellt dieses Vorgehen den Vorhersageschritt dar.

- **Sampling:**

Ausgehend von dem bei der Initialisierung definierten Sampling-Centers  $s_t$  werden nun die Partikel  $x_k^{[i]}$  nach Gleichung 4.4 über den Streubereich verteilt.

$$\begin{aligned}
 d_x &\sim N(0, \sigma_x^2), \quad d_y \sim N(0, \sigma_y^2), \quad d_\theta \sim U(-\gamma, \gamma) \\
 d^{[i]} &= (d_x^{[i]}, d_y^{[i]}, d_\theta^{[i]}) \\
 x_k^{[i]} &= s_k + d^{[i]} \tag{4.4}
 \end{aligned}$$

Die generierten Zustandshypothesen beim Sampling erstrecken sich dabei normalverteilt über den zweidimensionalen Streubereich mit einer Standardabweichung  $\sigma_x$  entlang und  $\sigma_y$  quer zur Ausrichtung  $\theta$  des Sampling-Centers. Um auch die aktuelle Fahrzeugausrichtung zu schätzen, wird diese über den Öffnungswinkel  $\gamma$  zufällig gestreut.

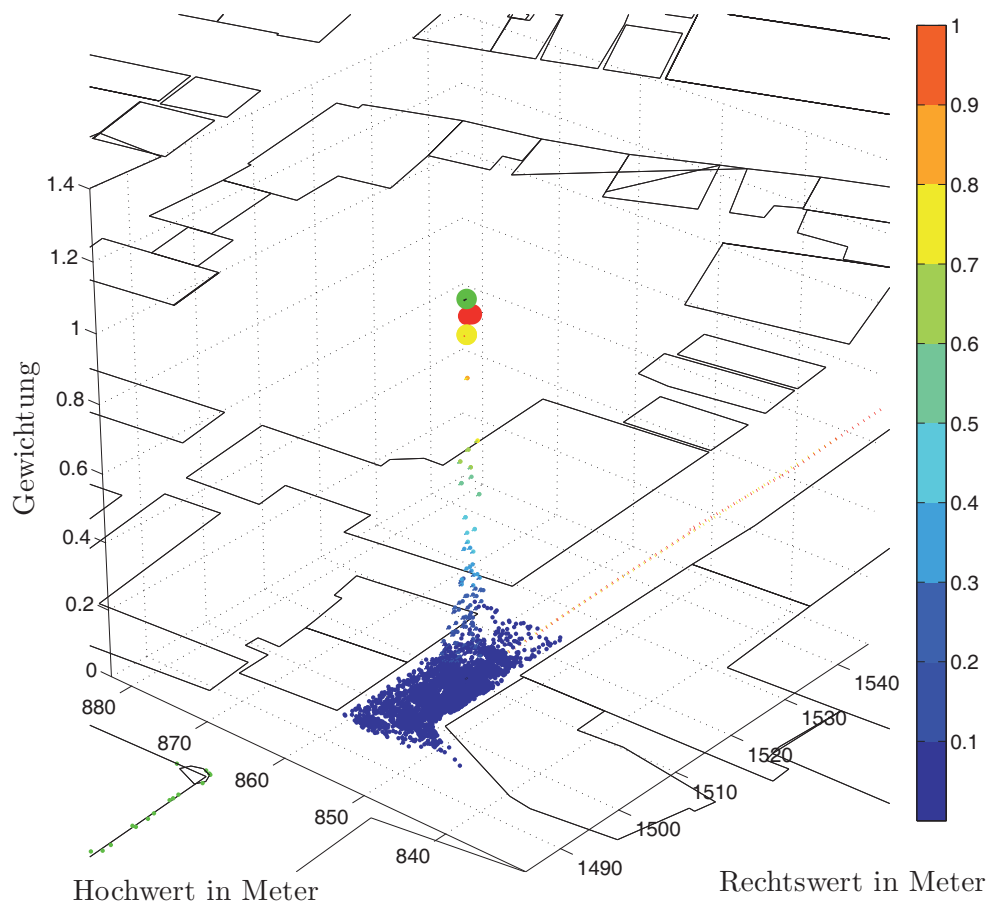
- **Weighting:**

Um für jedes Partikel  $x_t^{[k]}$  eine Aussage über ihre Treffergenauigkeit gegenüber der tatsächlichen Pose generieren zu können, wird ihm im *Weighting-Zustand* jeweils ein Gewicht  $w_k^{[i]}$  zugeordnet. Dabei können eine oder mehrere Gütefunktionen parallel auf die jeweilige Zustandshypothese angewandt, die Ergebniswerte zu einem *Gewicht* umgerechnet und anschließend normiert werden. Neben der Variation des Gütemaßes besteht auch die Möglichkeit, die Bewertungsmethode zu verändern. Dabei stehen die Boden- und die Bildebene



als Bewertungsbasis zur Verfügung. Auch können diese Methoden sequentiell angewandt werden, so dass beispielsweise die bestbewerteten Partikel der Bodenanalyse anschließend im Bild untersucht und zur Entscheidungsfindung herangezogen werden.

$$w_k^{[i]} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N G_j^{[i]} \quad (4.5)$$



**Abbildung 4.5:** Gewichtete Partikelmenge

Die Gleichung 4.5 stellt die Berechnungsvorschrift für das normierte Gesamtgewicht je Partikel über alle betreffenden Gütefunktionen  $G$  der Anzahl  $N$  dar. Der Gewichtungprozess, welcher die Messungen der Sensorik – hier der Kamera – integriert, stellt in der Filtertheorie den Korrekturschritt dar. Je nach Partikel-Filter-Konfiguration können sich nach dem Gewichten noch weitere Zyklen bestehend aus Importance Resampling, Partial Resampling und Diffusion anschließen. Die Abbildung 4.5 zeigt exemplarisch eine gewichtete Partikel-Menge innerhalb des definierten Streubereiches gemeinsam mit den Grundrissen der Gebäude. Die Farbe der einzelnen Partikel spiegelt die Höhe des Ge-

wichts wider. Bei diesem Beispiel liegt die Schätzung des Partikel-Filters (rot) nah an der tatsächlichen Pose (grün).

- **Importance Resampling:**

Der Zustand des *Importance Resampling* erzeugt eine neue Partikel-Generation auf Basis der bestehenden. In Anlehnung an die Darwin'sche Evolutionstheorie generieren Partikel mit hohem Gewicht viele Nachkommen, wohingegen die mit niedrigem Gewicht keine oder nur spärlich Nachkommen hervorbringen. Dabei ist davon auszugehen, dass Partikel mit niedrigem Gewicht aussterben, da sie unwahrscheinliche Bereiche der Dichte abtasten. Bei den wichtigen Partikeln entsteht vielmehr eine Konzentration und somit eine Fokussierung auf die Bereiche mit hoher Wahrscheinlichkeit. Mathematisch betrachtet, handelt es sich bei diesem Vorgang um eine Varianz-Reduktion der Gewichte, da viele Doppelgänger in der Partikelmenge entstehen. Dieser Schritt sollte daher mit Bedacht durchgeführt werden, denn eine mehrfache Anwendung zeigt, dass wenige unterschiedliche Partikel mit hohem Gewicht entstehen. Demzufolge muss ein Maß definiert werden, welches die Zulässigkeit der Durchführung prüft und widerspiegelt. Nach [DDFG01] ist die effektive Partikelanzahl  $N_{eff}$  dafür ein geeignetes Mittel.

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^M (w_t^i)^2} \quad (4.6)$$

Liegt eine Gleichverteilung  $w_t^k = \frac{1}{M}$  vor, dann ist  $N_{eff}$  maximal, so dass gilt:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{k=1}^M \frac{1}{M^2}} = M \quad (4.7)$$

Unterschreitet die Partikelanzahl einen gewissen Schwellwert  $N_{eff} < \frac{M}{2}$ , dann kann laut [DDFG01] ein Importance Resampling durchgeführt werden.  $N_{eff}$  verhält sich demzufolge gegenteilig zur Varianz der Gewichte. Existieren nur wenige Partikel mit verschiedenen Gewichten, dann ist die Varianz der Gewichte hoch. Bei einer Gleichverteilung weisen die Partikel ein gleiches oder ähnliches Gewicht auf, wodurch  $N_{eff}$  den Schwellwert überschreitet und das Resampling unterbunden wird.

- **Partial Resampling:**

Da das Importance Resampling die Abdeckung des Streubereiches und damit gegebenenfalls auch die Trefferchance reduziert, wird diesem Schritt das *Partial Resampling*

angegliedert. Dabei werden alle Partikel mit einem niedrigen Gewicht neu verteilt und eine umfassende Abtastung des gesamten Sampling-Gebietes gewährleistet.

- **Diffusion:**

Da beim Importance Resampling ein Partikel der vorherigen Generation mehrere Nachkommen erzeugen kann, liegt deren Zustandshypothese in mehrfacher Ausführung vor. Ziel ist es, die Dichte in der Nähe von Partikeln mit hohem Gewicht engmaschig abzutasten. Daher werden die Partikel geringfügig in ihrer Pose variiert, was als *Rauschüberlagerung* oder *Diffusion* bezeichnet wird.

- **Exit:**

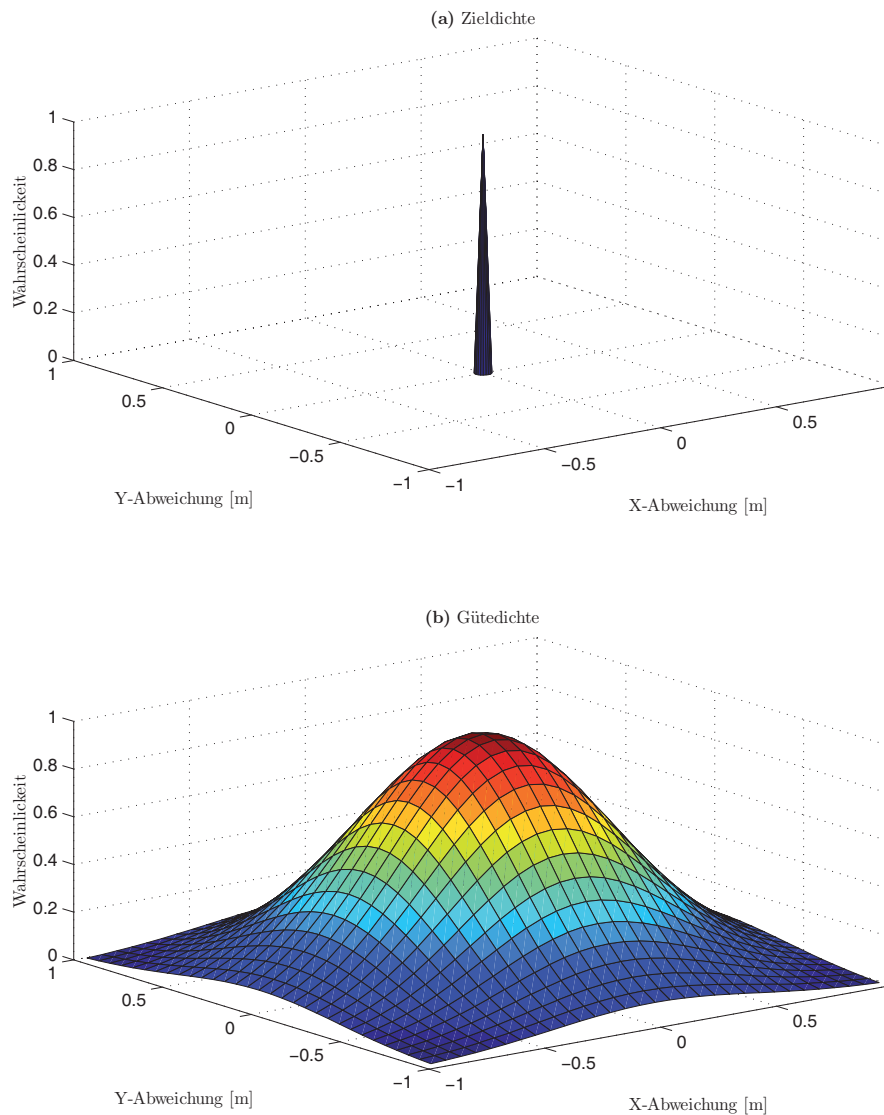
Bei Erreichen dieses Zustandes liegt die Approximation der Dichte durch die aktuelle Partikel-Generation vor. Nun stellt sich die Frage nach der wahrscheinlichsten Pose, die als Schätzung ausgegeben werden kann. Dazu werden die besten Hypothesen, d. h. Partikel mit hohem Gewicht, ausgewählt und ihr Umfeld analysiert. Liegt innerhalb eines bestimmten Radius um das beste Partikel ein Drittel dieser Top-Menge, dann gilt diese Pose als Schätzung zum Zeitpunkt  $t$ . In diesem Fall ist der Partikel-Filter konvergiert. Nach der Ermittlung der besten Schätzung oder dem Erreichen der maximalen Wiederholungsdurchläufe des Importance-Resampling-Schrittes startet die Lokalisierung erneut.

Diese Realisierung des Partikel-Filters unterscheidet sich von der allgemeinen Darstellung 3.5 im Abschnitt 3.2.1. Die einzelnen Schritte sind adaptiert und auf den konkreten Anwendungsfall zugeschnitten. Damit zeigt sich einmal mehr die Vielfalt und der Interpretationsspielraum des Partikel-Filters.

### 4.1.4 Anforderungen an das Gütemaß

Die Formeln 4.2 und 4.3 zeigen bereits einfache Realisierungsmöglichkeiten der Gütefunktion für eine Bewertung im Bild. Die beschreibenden Elemente können ebenso auf die Bodenebene übertragen werden, so dass  $n_{ges}$  die Anzahl aller Fußpunkte der rekonstruierten Kanten,  $n_{gef}$  die Anzahl der assoziierten Fußpunkte mit einer Grundrisskante und  $d_{sum}$  die Summe der lotrechten Abstände aller Korrespondenzen darstellt. Bei der theoretischen Betrachtung des Partikel-Filters 3.2.1 wird gefordert, dass sich die Gütedichte  $q(x)$  ähnlich zur Zieldichte  $p(x)$  verhält. Was bedeutet diese Ähnlichkeit im Detail? Für die Abgabe einer Schätzung wäre es für einen Partikel-Filter ideal, wenn sich im Streubereich ein Partikel mit einem hohen Gewicht befindet, während alle anderen einen Wert von nahezu 0 annehmen. So lässt sich die

tatsächliche Fahrzeugpose eindeutig bestimmen. Dabei besteht allerdings die Gefahr, dass die Verteilung der Hypothesen nicht diesen Peak treffen und somit keine Aussage erzeugen. Daher wird bei der Realisierung des Partikel-Filters eine Gütedichte formuliert, die das Kondensieren der Partikel um ein Maximum ermöglicht. In Abbildung 4.6 ist der Zusammenhang zwischen idealer Zieldichte mit ihrem lokalen Peak und der Gütedichte dargestellt. Wie ein Luftballon haben die Partikel die Möglichkeit bei der Gaußform zum Maximum von jeder Position aus emporzusteigen. Bei der Definition eines Gütemaßes ist eine derartige ideale Form anzustreben.



**Abbildung 4.6:** Ähnlichkeitsanalyse zwischen Ziel- und Gütedichte

Dennoch zeigt sich in der Praxis, dass Nebenmaxima durchaus auftreten können. Die Natur des Partikel-Filters ist es jedoch, über das zeitliche Verhalten ein starkes Maximum herauszufiltern.



Daher wird bei der Abgabe einer Schätzung immer das Umfeld um ein hoch gewichtetes Partikel mit analysiert. Auch die exemplarischen Gütemaße 4.2 und 4.3 würden bei Anwendung auf der Bodenebene erwartungsgemäß Nebenmaxima erzeugen. So besteht bei Gleichung 4.2 die Gefahr, dass wenige zugeordnete Fußpunkte mit einem sehr geringen Abstand zur Grundrisskante ein hohes Maß liefern. Wohingegen eine höhere Anzahl an referenzierten Fußpunkten mit einem etwas höheren Abstand eine durchaus niedrige Güte erzeugen könnte. Die Assoziationen mehrerer Kanten sollte daher belohnt werden, was mit Gleichung 4.3 angestrebt wird. Dennoch kann die „Hebelwirkung“ der sehr kleinen Abstände nicht völlig ausgeschlossen werden. Letztendlich gilt es, mit den vorliegenden Kenngrößen einen guten Kompromiss zu finden, um sich dem Ideal weit anzunähern.

### 4.2 Tracking-Verfahren

Die Präzisierung der absoluten Fahrzeugpose ist primär von den Strukturmerkmalen im Bild abhängig. Dennoch kann im innerstädtischen Bereich nicht von einer lückenlosen Bebauung ausgegangen werden. Grünflächen oder beispielsweise großzügige Kreuzungsbereiche werden als strukturarme Regionen aufgefasst, da sie keine Korrespondenz zum Kartenmaterial liefern. Um dennoch in diesen Gebieten ein Lokalisierungsergebnis zu erhalten, übergibt das Partikel-Filter seine letzte gute Schätzung der Pose an das Tracking-Verfahren, das Kalman-Filter. Unter Hinzunahme der zusätzlichen Eingangsdaten, Drehrate und Geschwindigkeit, lässt sich über einen bestimmten Zeitbereich das Fahrzeug weiterhin verfolgen. So können die Problembereiche des Partikel-Filters überbrückt werden, welcher im Anschluss an eine Tracking-Periode die Bestimmung der absoluten Pose wiederum übernimmt. Da eine Fahrt im innerstädtischen Bereich durch zahlreiche Abbiegevorgänge gekennzeichnet ist, stehen gerade und kurvige Abschnitte im ständigen Wechsel. Insbesondere die Wegkrümmungen fordern eine nicht-lineare Prozessbeschreibung für die Fahrzeugbewegung, womit das Unscented-Kalman-Filter laut den Ausführungen [MWJ04] sehr gut umgehen kann und im Fokus steht. Da es sich bei diesem Verfahren um eine vielfach untersuchte Methode im Bereich der Fahrzeuglokalisierung [NGL<sup>+</sup>09], [SMW08], auch in Kombination mit verschiedenen Bewegungsmodellen [SRW08] handelt, sei direkt auf das Ergebnis-Kapitel verwiesen.



## 4.3 Zusammenfassung

Es zeigt sich, dass mit der Verarbeitung von fahrzeugbezogenen Merkmalskarten ein Teil der Kartierung bereits Einzug in die Schätzung der Pose hält. Diese gegenseitige Abhängigkeit zwischen Kartierung und Lokalisierung spiegelt die typische „Henne-Ei-Problematik“ wider. Dennoch lassen sich aus dem Nachweis der präzisen Bestimmung der absoluten Fahrzeugpose, Aussagen über das Gesamtsystem ableiten. Die globale Lokalisierung stellt damit einen der Hauptschwerpunkte in dieser Arbeit dar. Nicht allein das Erkennen von strukturreichen Regionen in der Innenstadt, sondern auch die Güte der 3D-Rekonstruktion definieren den Einsatz des Partikel-Filters. Anderenfalls ist ein Wechsel zur Tracking-Methode notwendig.







# Kapitel 5

## Merkmalskartierung

Der Kartierungsprozess stellt ein wichtiges Ergänzungselement für die Lokalisierung dar. Er liefert Objektinformationen aus Sicht des Fahrzeuges, welche zum Abgleich mit der globalen Karte herangezogen werden. Daher ist bei der Auswahl der Merkmale darauf zu achten, dass diese mit den Gebäudegrundrissen des Kartenmaterials in Beziehung gesetzt werden können. Mit der Ablage der generierten Informationen lässt sich eine weitere Anforderung an die Merkmale definieren. Sie sollten charakteristisch Gebäude beschreiben, aber gleichzeitig wenig Ressourcen in Anspruch nehmen.

### 5.1 Merkmalsdetektion

Die für die 3D-Rekonstruktion häufig in der Literatur verwendeten Basismerkmale sind markante Punkte. Sie werden beispielsweise durch Interest-Operatoren erzeugt und zeichnen sich durch eine gute Verfolgung über eine Bildsequenz aus, vergleiche [HS88, ST94, HZ03]. Das typische Merkmal für die Beschreibung von Gebäuden sind jedoch Kanten, die insbesondere in vertikaler Richtung ausgedehnt sind. Für andere Objekte im urbanen Bereich ist diese Beschreibungsform weniger charakteristisch. Des Weiteren lässt sich durch die reguläre Anordnung der Fußpunkte dieser Kanten der Bezug zu den Gebäudegrundrissen herstellen. Wie bei den Punktemerkmalen ist auch bei den Kanten eine zuverlässige Erkennung und Verfolgung ausschlaggebend für die darauf aufsetzende 3D-Rekonstruktion. Der komplette Verarbeitungsprozess für vertikale Kanten wurde in der Literatur derartig noch nicht beschrieben, so dass die Entwicklung eigener Verfahren hierfür notwendig war, vergleiche dazu auch [SGWK10].



### 5.1.1 Kantenextraktion

Da es sich bei den Merkmalen insbesondere um vertikale Kanten handelt, die robust in einer Bildfolge extrahiert werden sollen, ist eine geeignete Kombination existierender Operatoren durchaus zielführend. Für den geplanten Automobileinsatz gilt es, einen guten Kompromiss zwischen Qualität und Ressourcenanspruch zu finden. Das von Chandraker [CLK09] vorgestellte Kantenverfolgungsverfahren mittels *Edge Blobs* wurde aufgrund der hohen Rechenzeit verworfen. Stattdessen lieferte die Kombination aus Canny- und Sobel-Operator das beste Extraktionsergebnis. Dabei werden im ersten Schritt die Kanten durch Anwendung des Canny-Verfahrens extrahiert und anschließend durch Vergleich mit dem Sobel-Bild im Bezug auf ihre Richtung innerhalb eines definierten Toleranzbereiches gefiltert. Die Abbildung 5.1 zeigt das



Abbildung 5.1: Extraktionsergebnis aus Canny-Sobel-Kombination

Extraktionsergebnis der beschriebenen Kombinationsmethode, welche auf eine Aufnahme aus dem urbanen Bereich angewendet wurde. Auch bei nicht optimalen Bedingungen, wie schlechten Kontrastverhältnissen durch Sonneneinstrahlung, liefert dieser Ansatz verwertbare Ergebnisse. Die Schwierigkeit, die sich jedoch aus dem Kantenprinzip ergibt, ist die Extraktion einer Objektkante in mehrere Teilsegmente. Daraus lässt sich der Anspruch an das Tracking-Verfahren für die Merkmale formulieren, welches in der Lage sein sollte, detektierte Kanten zu kombinieren und zu trennen.

### 5.1.2 Kantenverfolgung durch Stützpunkte

Die wiederholte Extraktion von vertikalen Kanten in aufeinanderfolgenden Bildern ist der erste Schritt zur dreidimensionalen Umgebungserfassung. Das sich daran anschließende Tracking dieser Kanten, welches die Herstellung von Assoziationen zwischen den einzelnen Bildern erlaubt,

stellt die nächste Stufe in Richtung 3D-Rekonstruktion dar. Der von Tian et al. [TGVZ08] vorgestellte linienbasierte Tracking-Algorithmus verfolgt nicht die Kante selbst, sondern markante Punkte in deren unmittelbaren Umgebung. In Anlehnung an die genannte Methode wurde ein Ansatz entwickelt, bei dem Stützpunkte entlang einer Kante verteilt werden. Die Ausarbeitung des Konzeptes erfolgte zum Teil in der betreuten Abschlussarbeit von [Wah10]. Damit lässt sich das von den Kanten erzeugte Aperturproblem reduzieren. Eine zweidimensionale Kante  $\kappa$  in der Bildebene ist durch ihren Anfangspunkt

$$\mathbf{k}_S = [x_S, y_S]^T \quad (5.1)$$

und Endpunkt

$$\mathbf{k}_E = [x_E, y_E]^T \quad (5.2)$$

definiert. Zusätzlich ist jeder Kante  $\kappa_{n_\kappa}^t$  der Zeitpunkt  $t$ , zu dem sie gesehen wird, und der eindeutige Identifikator  $n_\kappa$  aus dem Namensraum  $\mathbb{N}_K$  zugeordnet. Anhand des Namens ist eine Unterscheidung der Kanten innerhalb eines Bildes, aber auch die Herstellung der Assoziation über eine Bildsequenz möglich. Des Weiteren wird per Definition der Start- und Endpunkt einer vertikalen Kante anhand des  $y$ -Wertes  $y_S < y_E$  unterschieden. Um eine Verfolgung über die Zeit zu ermöglichen, werden Stützpunkte  $\mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^t$  im äquidistanten Abstand  $a$  auf der Kante verteilt. In der Abbildung 5.2 sind die generierten Punkte zum Zeitpunkt  $t$  grau dargestellt. Ein so erzeugter Kantenpunkt ist als

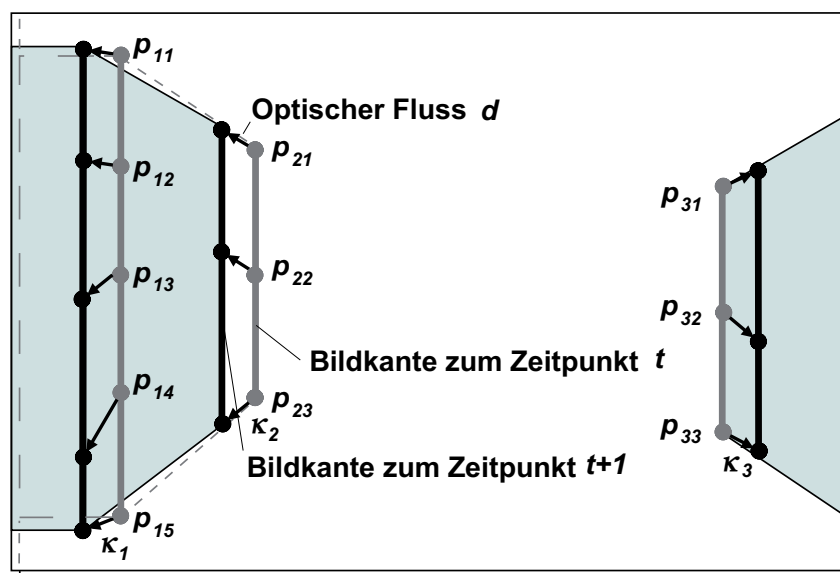


Abbildung 5.2: Verfolgung der Kanten anhand verteilter Stützpunkte

$$\mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^t = [p_x, p_y] \quad (5.3)$$

zum Zeitpunkt  $t$  definiert. Die Unterscheidung der Punkte untereinander erfolgt wiederum anhand ihres Namens als Identifikator  $n_p \in \mathbb{N}_P^t \in \mathbb{N}_P$ , wobei  $\mathbb{N}_P$  deren Namensraum darstellt. Zusätzlich wird jedem Punkt der assoziierte Kantename  $n_\kappa \in \mathbb{N}_K^t$  zugeordnet. Obwohl eine Kante durch ihren Anfang- und Endpunkt eindeutig definiert ist, reichen diese Informationen für deren robuste Verfolgung nicht aus. Aufgrund von Objektverdeckungen können starke Änderungen in diesen Punkten über die Zeit auftreten und erschweren die Abschätzung der Bewegungsrichtung. Die generierten Stützpunkte helfen, dieses Problem zu minimieren und ermöglichen die Berechnung des optischen Flusses. Ein Verrutschen der Punkte auf der Kante kann zwar nicht ausgeschlossen werden, aber durch die Betrachtung von annähernd vertikalen Kanten ist deren horizontale Bewegung, die zu ermittelnde Hauptrichtung. Der Parameter  $a$  kennzeichnet den Abstand der Stützpunkte zueinander und ist grundsätzlich frei wählbar. In der vorgestellten Methodik wird ein  $a_{max}$  vorgegeben und daraus

$$a = \frac{l_\kappa}{s} \leq a_{max} \quad (5.4)$$

aus der Kantenlänge  $l_\kappa = |\mathbf{k}_E - \mathbf{k}_S|$  und der Schrittweite  $s = \text{sup}(\frac{l_\kappa}{a_{max}})$  mit  $s \in \mathbb{N}$  berechnet. Als Vorbereitung für die Kantenverfolgung wird mit Hilfe des Differenzvektors zwischen Start- und Endpunkt

$$\mathbf{k}_{Diff} = \mathbf{k}_E - \mathbf{k}_S \quad (5.5)$$

die Kante  $\kappa_{n_\kappa}^0$  als Punktmenge  $\mathbb{P}_{n_\kappa}^0$  mit  $i = 0, 1, 2, \dots, s = |\mathbb{P}_{n_\kappa}^0| - 1$

$$\kappa_{n_\kappa}^0 \mapsto \mathbb{P}_{n_\kappa}^0 : \mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^t = \mathbf{k}_S + i \cdot a \cdot \mathbf{k}_{Diff} \quad (5.6)$$

abgebildet. Die so erzeugte Punktmenge wird nun mit dem iterativen Lucas-Kanada-Verfahren, wie in [Bou02] ausführlich beschrieben, verfolgt. Dabei wird bei dieser optischen Flussmethode der Einfluss des Bildrauschens durch wiederholte mehrstufige Berechnung auf immer feiner werdenden Pyramiden minimiert. In Abbildung 5.2 ist der optische Fluss  $\mathbf{d}$  zum nachfolgenden Bild als Pfeil dargestellt, womit sich die Punktmenge  $\mathbb{P}_{n_\kappa}^t$  auf  $\mathbb{P}_{n_\kappa}^{t+1}$  des nächsten Zeitschrittes abbilden lassen.

$$\mathbb{P}_{n_\kappa}^t \mapsto \mathbb{P}_{n_\kappa}^{t+1} : \mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^{t+1} = \mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^t + \mathbf{d}_{n_\kappa n_p}^t = \begin{pmatrix} p_x \\ p_y \end{pmatrix}_{n_\kappa n_p}^t + \begin{pmatrix} d_x \\ d_y \end{pmatrix}_{n_\kappa n_p}^t \quad (5.7)$$

Durch die ursprünglich zu einer Kante  $n_\kappa$  gehörigen Punkte wird nun im Zeitschritt  $t + 1$  mit Hilfe des RANSAC [FB81] wiederum eine Kante gelegt, so dass

$$\mathbb{P}_{n_\kappa}^{t+1} \mapsto \kappa_{n_\kappa}^{t+1} : \text{dist}(\mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^{t+1}, \kappa_{n_\kappa}^{t+1}) \leq \epsilon \quad \forall \mathbf{p}_{n_\kappa n_p}^{t+1} \in \mathbb{P}_{RANSAC_{n_\kappa}}^{t+1} \subseteq \mathbb{P}_{n_\kappa}^{t+1}. \quad (5.8)$$

gilt. Da aufgrund des Aperturproblems, Punkte auf der rekonstruierten Kante verrutscht sein können oder zusätzliche Teile der Kante im Bild entdeckt werden, ist es notwendig regelmäßig neue Stützpunkte zu bilden. Ist der Abstand zwischen zwei benachbarten Kantenpunkten kleiner als  $a_{max}$  werden zwischen diesen neue hinzugefügt, so dass sich die Gesamtmenge aus den verfolgten und neu gebildeten Punkten zusammensetzt.

### 5.1.3 Sammeln von Kanten in „Schläuchen“

In einigen Fällen ist es notwendig einzelne Kanten miteinander zu kombinieren:

- Das verwendete Kantenextraktionsverfahren erkennt eine eigentlich zusammengehörige Kante in mehreren Teilen. Dazu können insbesondere Störungen oder Verdeckungen im Bild führen. Für die sich anschließende 3D-Rekonstruktion erzeugen ausgedehnte Merkmale, in diesem Fall lange Kanten, ein besseres Ergebnis. Daher war es notwendig, zusätzlich ein Verfahren zu entwickeln, welches die Kantenmenge  $\mathbb{K}_{Teil}^t$  in  $\mathbb{K}_{Ext}^t$  abbildet, wobei Einzelkanten miteinander kombiniert werden.
- Der zweite Fall resultiert aus den vorher beschriebenen Kantenerzeugungsmethoden. Zum einen bilden die verfolgten Punkte Kanten im Bild ab und zum anderen liefert die Anwendung der Canny-Sobel-Extraktionsmethode ebenfalls Kanteninformationen. Diese beiden Gruppen von verfolgten und extrahierten Kanten müssen in Beziehung gesetzt werden, um festzustellen, ob sie dieselbe Objektkante beschreiben. Wäre der optische Fluss ideal berechenbar, würde ein einfacher Vergleich zwischen beiden Kanten zum Ergebnis führen. Weder die Kamerabilder, das Kantenextraktionsverfahren, die Methode der optischen Flussberechnung noch das RANSAC-Verfahren sind ideal, so dass es zu minimalen Abweichungen kommen kann.

Aus den genannten Gründen wurde das *Schlauchprinzip* entwickelt, welches die Assoziationen zwischen den extrahierten Kanten aus unterschiedlichen Zeitschritten herstellt. Dafür werden die Kanten in einem Toleranzbereich, dem *Schlauch*, gesammelt, analysiert und gruppiert. Die schematische Beschreibung des Schlauches um eine Kante  $\kappa$  ist in Abbildung 5.3 dargestellt. Die Variablen, welche den Schlauch beschreiben, werden in verkürzender Schreibweise mit der englischen Übersetzung „Tube“ indiziert. Um das Ursprungskantensegment  $\kappa$  mit seinem Anfangs- und Endpunkt  $\mathbf{k}_S = [x_S, y_S]$  und  $\mathbf{k}_E = [x_E, y_E]$  werden die Schlauchgrenzen  $\mathbf{g}^l$  und  $\mathbf{g}^r$  mit dem Abstand  $r_{Tube}$  definiert. Die beiden Toleranzgeraden lassen sich folgendermaßen bestimmen:

$$\mathbf{k}_S^l = \begin{pmatrix} x_S - r_{Tube} \\ y_S \end{pmatrix}, \mathbf{k}_E^r = \begin{pmatrix} x_E + r_{Tube} \\ y_E \end{pmatrix} \in \mathbf{g}^l \quad (5.9)$$

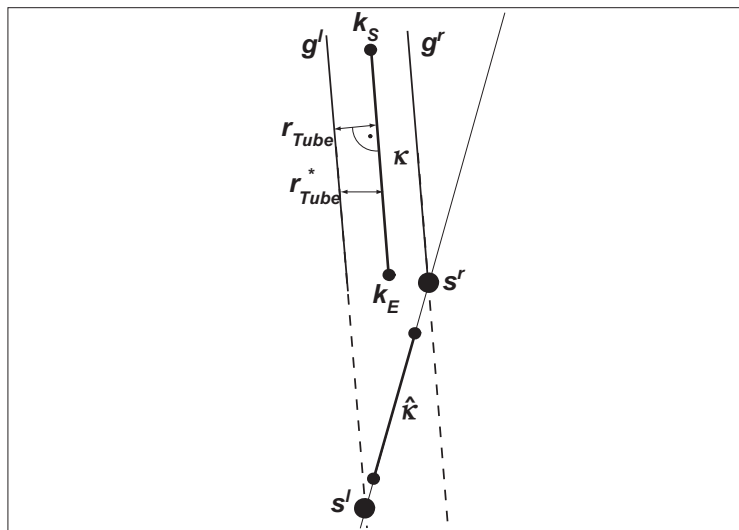


Abbildung 5.3: Schematische Darstellung des Schlauchprinzips

$$\mathbf{k}_S^r = \begin{pmatrix} x_S + r_{Tube} \\ y_S \end{pmatrix}, \mathbf{k}_E^r = \begin{pmatrix} x_E + r_{Tube} \\ y_E \end{pmatrix} \in \mathbf{g}^r \quad (5.10)$$

Zur Einsparung von Rechenzeit wird anstelle des senkrechten Abstandes  $r_{Tube}$  zur Kante die horizontale Distanz  $r_{Tube}^*$  verwendet. Diese Vereinfachung kann angewendet werden, da sich die Betrachtungen auf vertikale Kanten beziehen und somit  $r_{Tube}^* \approx r_{Tube}$  gilt. Die Berechnung der Lage eines weiteren Kantensegmentes  $\hat{\kappa}$  gegenüber des ursprünglichen  $\kappa$  erfolgt mit Hilfe der Schlauchgrenzen. Dabei werden die Schnittpunkte zwischen der durch das Kantensegment definierten Geraden  $\hat{\mathbf{g}}$  und den Toleranzgeraden  $\mathbf{g}^l$  und  $\mathbf{g}^r$  bestimmt und ausgewertet.

$$\mathbf{s}_l = \begin{pmatrix} x_l \\ y_l \end{pmatrix} = \hat{\mathbf{g}} \cap \mathbf{g}^l \quad (5.11)$$

$$\mathbf{s}_r = \begin{pmatrix} x_r \\ y_r \end{pmatrix} = \hat{\mathbf{g}} \cap \mathbf{g}^r \quad (5.12)$$

Folgende Möglichkeiten ergeben sich aus der Analyse der Schnittpunkte:

- Die Kante liegt vollständig innerhalb des Schlauches und ist nach links geneigt:

$$(y_l < \hat{y}_S) \wedge (y_r > \hat{y}_E) \quad (5.13)$$

- Die Kante liegt vollständig innerhalb des Schlauches und ist nach rechts geneigt:

$$(y_r < \hat{y}_S) \wedge (y_l > \hat{y}_E) \quad (5.14)$$

- Die Auswertung aller weiteren Kombinationsmöglichkeiten der Schnittpunkte ergibt, dass die Kante nicht vollständig innerhalb des Schlauches liegt.
- Für den Fall, dass beide Kantensegmente parallel liegen, lassen sich keine Schnittpunkte berechnen. Um dennoch zu ermitteln, ob sich die Kante innerhalb des Schlauches befindet wird der Abstand zwischen den zu betrachtenden Kanten berechnet und mit dem Toleranzwert  $r_{Tube}$  verglichen.

Nachdem alle Kanten in die jeweiligen Schläuche eingruppiert wurden, muss eine Entscheidung über deren Kombination oder Teilung getroffen werden.

#### 5.1.4 Kombination von extrahierten Kanten

Mit Hilfe des Schlauchprinzips lässt sich bereits das Extraktionsergebnis beeinflussen. Liegt eine extrahierte Teilkante  $\hat{\mathbf{k}}_2$  innerhalb des Toleranzbereiches einer bereits extrahierten Kante  $\hat{\mathbf{k}}_1$ , dann werden diese miteinander kombiniert. Dabei bildet der Punkt mit dem kleinsten y-Wert den neuen Startpunkt und der mit dem größten y-Wert den Endpunkt der kombinierten Kante

$$\mathbf{k}_S^{12} = \begin{pmatrix} x_S^1 \\ y_S^1 \end{pmatrix}, \text{ wenn } y_S^1 < y_S^2 \quad (5.15)$$

$$\mathbf{k}_S^{12} = \begin{pmatrix} x_S^2 \\ y_S^2 \end{pmatrix}, \text{ wenn } y_S^2 < y_S^1 \quad (5.16)$$

$$\mathbf{k}_E^{12} = \begin{pmatrix} x_E^1 \\ y_E^1 \end{pmatrix}, \text{ wenn } y_E^1 > y_E^2 \quad (5.17)$$

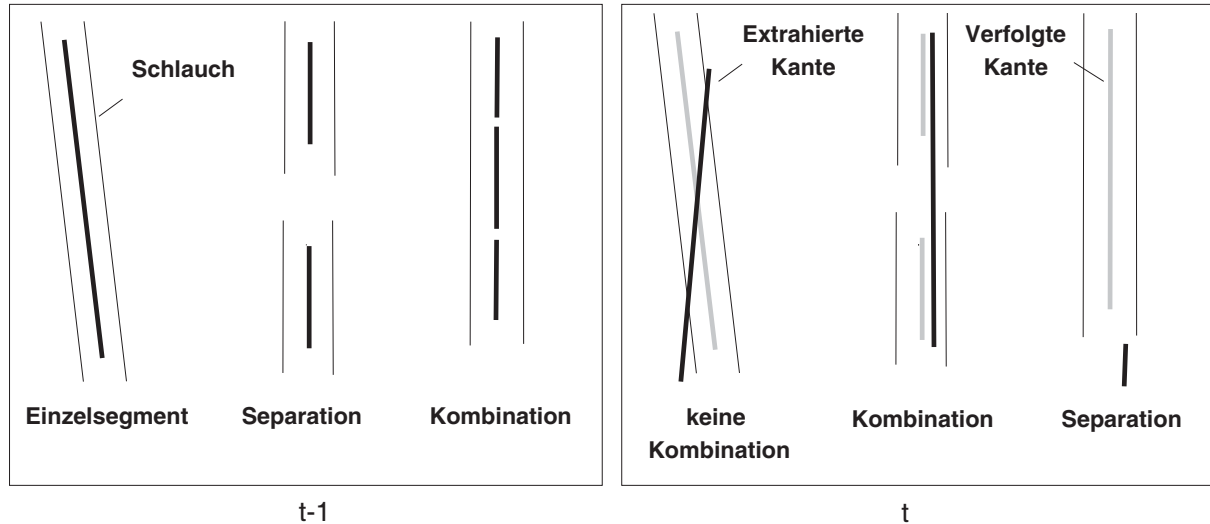
$$\mathbf{k}_E^{12} = \begin{pmatrix} x_E^2 \\ y_E^2 \end{pmatrix}, \text{ wenn } y_E^2 > y_E^1 \quad (5.18)$$

Mit Hilfe eines zusätzlichen Toleranzwertes in Verlängerung der Kante können potenzielle kleinere Unterbrechungen überbrückt werden und ermöglichen so die Kombination zu einer Gesamtkante. Im linken Teil der Abbildung 5.4 werden die Unterscheidungsfälle für die extrahierten Kanten dargestellt.

#### 5.1.5 Kombination von verfolgten und extrahierten Kanten

Um die extrahierten Kanten aus der Menge  $\mathbb{K}_{Ext}^t$  mit den verfolgten  $\mathbb{K}^{(t-1) \rightarrow t}$  in Verbindung bringen zu können, wird ebenfalls auf das Schlauchverfahren zurückgegriffen. Mit dem rechten Teil der Abbildung 5.4 fließt die zeitliche Betrachtung in die Fallunterscheidung ein. Für den Kombinationszweck wird der Toleranzbereich um die Menge der Kanten  $\mathbb{K}^{(t-1) \rightarrow t}$  festgelegt und die extrahierten Kanten  $\mathbb{K}_{Ext}^t$  darin gesammelt. Der extrahierten Kante aus dem aktuellen





**Abbildung 5.4:** Kombination und Separation von extrahierten Kanten zum Zeitpunkt  $t - 1$  und von extrahierten bzw. verfolgten Kanten bei  $t$

Bild  $\kappa_{Ext}$  wird mehr Vertrauen geschenkt als der verfolgten  $\kappa^{(t-1) \rightarrow t}$ , was ein abgewandeltes Kombinationsverfahren zur Folge hat. Zunächst wird der minimale y-Wert der beiden Startpunkte

$$y_{Min} = \min(y_S^{Ext}, y_S^{(t-1) \rightarrow t}) \quad (5.19)$$

und der maximale y-Wert der Endpunkte

$$y_{Max} = \max(y_E^{Ext}, y_E^{(t-1) \rightarrow t}) \quad (5.20)$$

bestimmt. Mit Hilfe des normierten Richtungsvektors der extrahierten Kante kann schließlich der Startpunkt

$$\mathbf{k}_S = \mathbf{k}_S^{Ext} + (y_S^{Ext} - y_{Min}) \cdot \mathbf{k}_{Diff_N} \quad (5.21)$$

und Endpunkt

$$\mathbf{k}_E = \mathbf{k}_E^{Ext} + (y_{Max} - y_E^{Ext}) \cdot \mathbf{k}_{Diff_N} \quad (5.22)$$

der resultierenden Kante  $\kappa$  berechnet werden. Dieses Kombinationsverfahren unterstreicht den Aspekt, dass die Koordinaten extrahierter Kanten zuverlässiger bestimmt werden können als die der verfolgten Punkte und deren Ausgleichsgerade.

### 5.1.6 Steigerung der Robustheit für die Merkmalerkennung

Bei ersten Auswertungen des Verfahrens zeigte sich dessen Wirksamkeit und Leistungsfähigkeit. Um die Robustheit weiterhin zu steigern, werden folgende Verbesserungen vorgenommen:



- Es kann in Einzelfällen vorkommen, dass sich innerhalb eines Bildes verfolgte Kanten anhand der extrahierten nicht bestätigen lassen. Zur Überbrückung kann für eine definierte Dauer die Regressionsgerade der verfolgten Punkte als fiktives Extraktionsergebnis verwendet werden. Auf diese künstlichen Kanten wird jedoch besonders geachtet um über die Zeit keine Geisterkanten zu erzeugen. Kommt es innerhalb der folgenden Bilder nicht zu einer Bestätigung durch eine extrahierte Kante, wird die Regressionsgerade verworfen. Mit dieser Methode können Extraktionslücken minimiert werden.
- Die Bewegung des Fahrzeuges spiegelt sich gleichzeitig in der Drift der Kanten wieder. Beim Vorwärts- und Rückwärtsfahren unterscheidet sich die Richtung der Drift von den rechtsseitigen zu den linksseitigen Kanten. Bei rotatorischen Bewegungen des Fahrzeuges ist eine einheitliche Drift aller Kanten im Bild zu beobachten. Die Bestimmung der dominanten Richtung der Kanten wird bei der Identifizierung von Ausreißern verwendet.
- Die verfolgten Kanten werden im Anschluss an ihre Bestimmung auf Winkelplausibilität überprüft. Dabei wird bestimmt, ob sich der Winkel noch innerhalb eines definierten Toleranzbereiches für die Orthogonalität befindet. Um Rollbewegungen des Fahrzeuges auszugleichen, wird jeweils der Winkelmittelwert  $\beta_m$  aller Kanten hinzugezogen. Dieser gibt die tatsächliche Steigung vor und wird mit dem Toleranzbereich belegt.
- Zusätzlich kann die Driftbestimmung der Kanten zur Verdeckungsrechnung hinzugekommen werden. Da sich die Bewegungsrichtungen im Bild nicht abrupt ändern, wird der Drift für jede Kante ins nächste Bild prädiziert. Dadurch ist es möglich, zukünftige Kantenüberlappungen zu erkennen. Ist dies der Fall wird die im Vordergrund befindliche Kante anhand der stärkeren Änderung im Drift identifiziert. Die Kante im Hintergrund wird dann zum Zeitpunkt der Überlagerung verworfen, so dass sich eine Falschkombination der Kanten verhindern lässt.
- Kanten im Bildrandbereich werden mit besonderer Sorgfalt behandelt. Diese sind Kandidaten, welche zum Teil außerhalb des Bildes liegen. Werden diese Teilkanten algorithmisch erfasst, verfälschen sie die Ergebnisse. Zu diesem Zweck werden am Bildrand gelagerte Kanten, häufig nicht mit in die Betrachtungen einbezogen.

Mit diesen nützlichen Fallanalysen lässt sich die Robustheit der Merkmalerkennung verbessern.



## 5.2 3D-Rekonstruktion

Die Identifikation von statischen Objekten, wie Gebäuden, anhand von dominanten Merkmalen ist essentiell für die Umgebungserfassung eines Fahrzeuges. An die beschriebene Extraktion und Verfolgung von Kanten schließt sich nun deren 3D-Rekonstruktion an. Wie eingangs dargelegt, stellt der 3D-Raum das Bindeglied zwischen Kartenmaterial und Kamerabild dar. Grundsätzlich wird laut [TK95] zwischen zwei Arten von 3D-Rekonstruktionsalgorithmen unterschieden:

- Simultane Verarbeitung aller Daten
- Erstellung einer 3D-Schätzung und deren schrittweise Aktualisierung anhand neuer Messungen

Die erste Algorithmen-Klasse benötigt eine hohe Rechenanforderung, so dass diese vordergründig für Offline-Berechnungen Anwendung finden. Für den Anspruch der Echtzeitfähigkeit kommen vielmehr die zweitgenannten Algorithmentypen in Betracht. Je länger Kanten eindeutig über eine Bildsequenz verfolgt werden konnten, desto besser ist das Rekonstruktionsergebnis. Bei den folgenden Ausführungen steht primär die geometrische Betrachtung und weniger die Merkmalsebene der *Kanten* im Vordergrund. Daher wird hauptsächlich von *Geraden* gesprochen. Bei der 3D-Rekonstruktion spielen die künstlich generierten Stützpunkte für den Verfolgungsprozess keine Rolle mehr. Die über Bildfolgen hinweg assoziierten Geraden stehen im Fokus. Das Aufspannen einer Ebene zwischen Kameraursprung und Kante im Bild stellt die Basis der Rekonstruktion im Raum dar. Es sei erwähnt, dass Rollbewegungen des Fahrzeuges sich negativ auf das räumliche Ergebnis in Form von schrägen Kanten auswirken. Zur Filterung von Fahrzeugneigungen können zusätzlich die Daten von 3D-Gyrosensoren herangezogen werden. Um den Einfluss der rotatorischen Fahrzeugbewegungen um die x-Achse zu minimieren, wird die Ebenenbeschreibung auf eine in die Bodenebene projizierte Gerade reduziert. Sie werden auch als Basislinien bezeichnet.

### 5.2.1 Zwei-Geraden-Rekonstruktion

Eine 3D-rekonstruierte Kante  $L$  wird analog einer Bildkante folgendermaßen mathematisch durch ihren Anfangspunkt

$$\mathbf{l}_S = [x_S, y_S, z_S]^T \quad (5.23)$$

und Endpunkt

$$\mathbf{l}_E = [x_E, y_E, z_E]^T \quad (5.24)$$

beschrieben. Die Projektion des Kameraursprungs  $C$  und der vertikalen Kante eines Bildes  $I$  auf die Bodenebene generiert Basispunkte, die Geraden definieren, vergleiche Abbildung 3.7. Winkelabweichungen der ermittelten, beinahe senkrechten Bildkanten lassen sich durch die Bestimmung des Mittelpunktes  $p$  minimieren. Die erzeugten Basislinien von aufeinander folgenden Bildern schneiden sich in  $F$ . Dieser stellt gleichzeitig den Fußpunkt der rekonstruierten Kante  $L$  dar. Mit dieser Methode lassen sich auf einfache Art und Weise senkrechte Kanten im 3D-Raum rekonstruieren.

### 5.2.2 Steigerung der Genauigkeit von 3D-Rekonstruktionen

Die Genauigkeit der 3D-Rekonstruktion hängt von der Güte der Kantenverfolgung und dem Abstand der Kamerapositionen ab. Je größer die Positionsänderung ist, desto besser ist das Ergebnis im 3D-Raum. Gleichzeitig weisen Bildmerkmale mit einer großen Entfernung zur Kamera größere Fehler auf. Die Abbildung 5.5 zeigt den gesamten kaskadierten 3D-Rekonstruktionsprozess. Während die optische Flussberechnung von Bild zu Bild durchgeführt wird, sind größere inhaltliche Bewegungsänderungen Voraussetzung für die Kantenverfolgung und deren 3D-Rekonstruktion. Anhand der Odometriedaten des Fahrzeuges kann bestimmt werden, wie weit sich dieses seit dem letzten Kantenverfolgungsergebnisse bewegt hat. Dabei wird ein Weg von mindestens  $0.3\text{ m}$  und eine Rotation von  $1^\circ$  für das erneute Starten der Verfolgungsbestimmung vorausgesetzt. Andernfalls wird die zurückgelegte Strecke akkumuliert. Dieses Vorgehen verhindert eine 3D-Rekonstruktion zwischen zwei dicht nebeneinander liegenden Positionen und schafft gleichzeitig das notwendige translatorische und rotatorische Mindestmaß für die zuverlässige Kantenverfolgung. Die betrachteten Kanten werden über mehr als einen Zeitschritt zwischengespeichert, so dass über drei Verfolgungsschritte hinweg rekonstruiert wird. Für den Ausgleich der Rollbewegung eines Fahrzeuges insbesondere bei Kurvenfahrten wird das gemittelte Winkelmaß  $\beta_m$  herangezogen. Eine veränderte rotatorische Fahrzeuglage kann auf dessen Basis ermittelt werden, was in eine gedrehte Kameraposition bei der Bestimmung der 3D-Rekonstruktion einfließt.

### 5.2.3 Kombination mehrerer 3D-Rekonstruktionen

Bisher wurde immer nur ein Rekonstruktionsschritt pro Merkmal betrachtet. Die Kanten werden jedoch über einen längeren Zeitraum verfolgt, so dass die iterativen Ergebnisse die Qualität der Rekonstruktion schrittweise verbessern. Im Laufe der Zeit nähert sich das Fahrzeug den

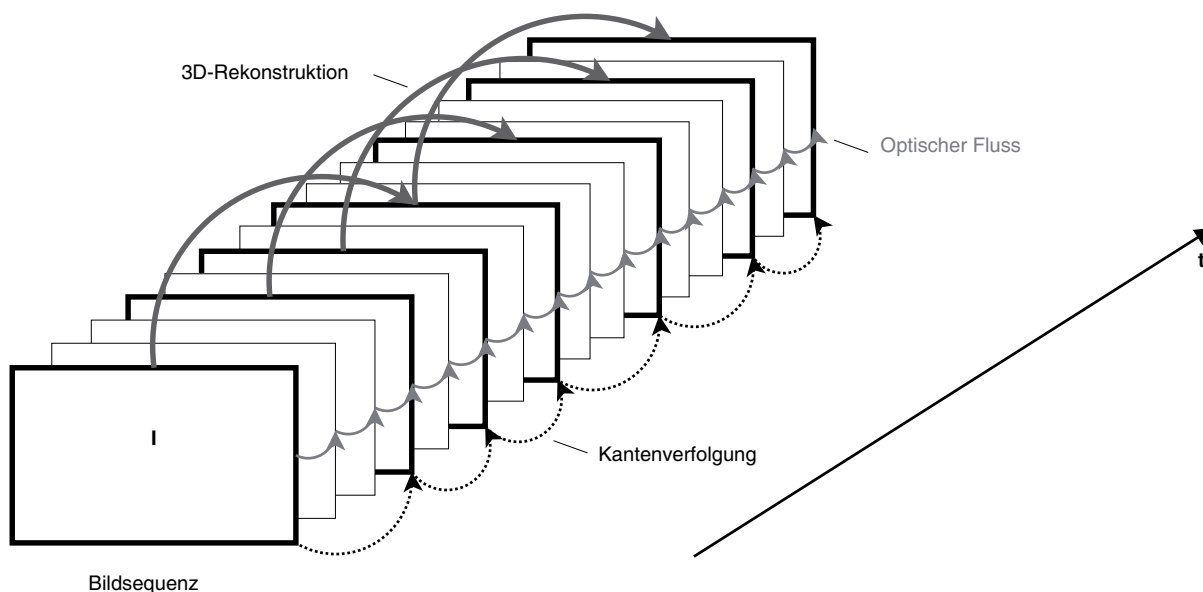


Abbildung 5.5: Kaskadierter 3D-Rekonstruktionsprozess einer Bildsequenz

Gebäuden und deren prägnante Kanten weisen einen zunehmend geringeren Abstand zur Kamera, aber eine größere Bewegung im Bild auf. Die dadurch verbundene höhere Sicherheit der 3D-Rekonstruktion muss zahlenmäßig erfasst werden. Dafür wird die rekonstruierte Kante zu verschiedenen Zeitschritten als verrauschte Messung aufgefasst. Der Erwartungswert für einen 3D-rekonstruierten Fußpunkt  $L$  ergibt sich vereinfacht aus dem arithmetischen Mittel von  $n$  3D-Rekonstruktionen über die Zeit.

$$\bar{L} = E[L] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_i \quad (5.25)$$

Die dazugehörige Varianz lässt sich bei angenommenem normalverteilten Rauschen allgemein mit Hilfe der Gleichung 5.26 beschreiben.

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_i^2) - \bar{L}^2 \quad (5.26)$$

Diese bildet einen kontinuierlichen Prozess unter Verwendung des Verschiebungssatzes ab, was die fortlaufende Integration von Messwerten ermöglicht.

Da sich die Position des Fußpunktes der rekonstruierten Kante im Zweidimensionalen definiert, erweitert sich die statistische Betrachtung auf die beiden anteiligen Zufallsvariablen  $L_x$  und  $L_y$  im lokalen Koordinatensystem. Die sich daraus abzuleitende Kovarianz ergibt sich dann zu

$$Cov_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (L_{x_i} \cdot L_{y_i}) - \bar{L}_x \cdot \bar{L}_y. \quad (5.27)$$

Die vollständige Beschreibung der elliptischen Unsicherheit des rekonstruierten Fußpunktes bildet schließlich die Kovarianzmatrix  $\mathbf{C}$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & Cov_{xy} \\ Cov_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Cov_{xx} & Cov_{xy} \\ Cov_{xy} & Cov_{yy} \end{bmatrix} \quad (5.28)$$

ab. Da die Hauptachse primär entlang des Sichtstrahls verläuft, lässt sich die Ellipse mittels Hauptachsentransformation in die gewünschte Ausrichtung überführen. Die resultierende 3D-Rekonstruktion inklusive ihrer Unsicherheit wird auch als probabilistische Kante  $\tilde{\mathbf{L}}$  bezeichnet. Durch Mehrfacherkennung über die Zeit sollte deren Position gestärkt und damit die Unsicherheit verkleinert werden. Zunächst unabhängig von der Basiskarte lässt sich somit die relative Kantenposition im Bezug auf das Fahrzeug präzisieren.

### 5.3 Merkmalsablage

Bei den 3D-rekonstruierten Merkmalen handelt es sich um Landmarken, anhand deren sich orientiert werden soll. Abstandsgebende Sensorik wie Laserscanner [YCZD05], Ultraschall [NR07, ME85, Yam97] und Stereokamerasysteme [BPU<sup>+</sup>06, CO05] generieren üblicherweise Belegtheitskarten, die zur Kategorie der metrischen Kartierung gehören. Sie beinhalten geometrische Repräsentationen während die topologische Kartierung spezifische Objekte wie die Landmarken fokussieren, vgl. [Thr98b]. In dem zu entwickelnden Ansatz finden sich beide Darstellungsformen wieder. So stellt die 3D-Rekonstruktion der Kanten einen lokalen topologischen Kartierungsprozess dar, dessen Daten auf die globale Basiskarte als metrische Repräsentation abgebildet werden soll. Nicht nur der Abgleich, siehe Kapitel Lokalisierung, sondern auch die Ablage beider Repräsentationen in einer gemeinsamen Karte stellt eine besondere Herausforderung dar. Es ist darauf zu achten, dass einerseits redundante Informationen identifiziert, aber auch Änderungen in der globalen Karte erkannt und markiert werden. Hierfür werden die in Abbildung 5.6 dargestellten Kantenarten unterschieden. Die Referenzlotkanten resultieren aus den Grundrissinformationen der Basiskarte durch Annahme eines Höhenwertes. Die Kanten der 3D-Rekonstruktion stellen gemeinsam mit dem Fahrzeug einen lokalen Bezugsraum dar. Relativ zu einer Ausgangspose lassen sich über einen bestimmten Zeitraum lokale Karten erstellen. Daher wird bei den rekonstruierten Kanten auch gleichzeitig von kartierten Kanten gesprochen, die anschließend mit der globalen Karte in Verbindung gebracht werden. SLAM-Ansätze, bei denen die Positionen der Merkmale direkt in den Zustandsvektor einfließen, haben ein Komplexitätsproblem, denn sie benötigen zunehmend mehr Rechenleistung. Über die Zeit wächst die Anzahl der Merkmale

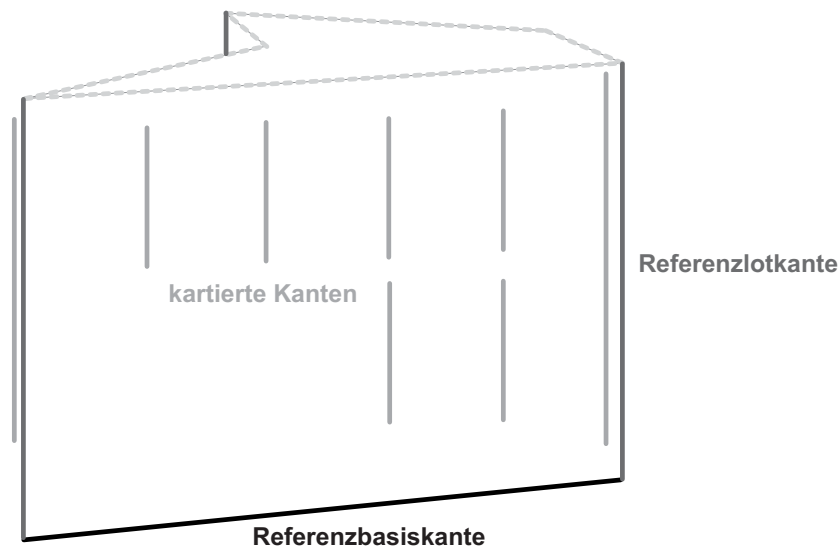


Abbildung 5.6: Kantenarten

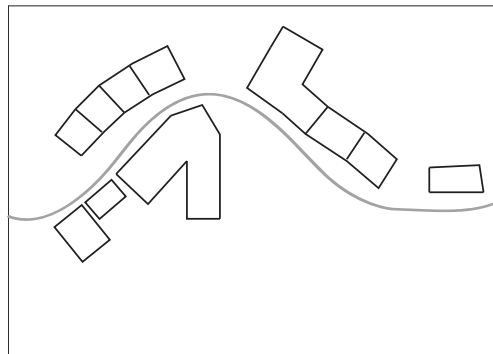
stetig und vergrößert nicht nur die Ausdehnung des Zustandsvektors sondern quadratisch die Elemente der Kovarianzmatrix. Die Komplexität der Karte und eines Kalman-Filter-Schrittes lässt sich durch  $\mathcal{O}(n^2)$  ausdrücken, wobei  $n$  die Anzahl der Merkmale darstellt.

Knight et al. [KDR01] stellen eine Methode vor, die auf dem Prinzip des Zurückstellens basiert. Dabei werden bei der Verwendung eines EKF zur Schätzung von Fahrzeug- und Merkmalspositionen nur Teile der Kovarianzmatrix aktualisiert. Daten die keine direkte Beziehung zum gemessenen Merkmal haben, werden gesammelt und zurückgestellt. Erst bei Aktualisierung der Gesamtdaten in regelmäßigen Abständen kommen diese Informationen zum Tragen. Beim merkmalsintensiven Kartierungsprozess im urbanen Gebiet hält sich jedoch ein Fahrzeug nicht sehr lange in einer Unterkarte auf, so dass die Aktualisierung über die Gesamtdaten sehr häufig angestoßen werden müsste. In [TKG<sup>+</sup>02] wird im Gegensatz zum EKF die Verwendung des EIF beschrieben. Der Unterschied zwischen beiden Filtern liegt in der Art und Weise der Informationsrepräsentation. Anstelle der Kovarianzmatrix wird die Inverse verwendet, auch Informationsmatrix genannt. Bei der in dieser Veröffentlichung dargestellten Spezialform des EIF, dem SEIF, wird davon ausgegangen, dass nur zwischen dicht beieinander liegenden Merkmalen ein Zusammenhang besteht. Diese Annahme resultiert in einer ausgedünnten Informationsmatrix, deren Werte nur für nahe beieinander liegende Merkmale ungleich Null sind. Die Dimensionen dieser Matrix bleiben jedoch unangetastet. Von Unterrepräsentation wird auch bei [LN03] ausgegangen. Die globale Position wird dabei aus sich überlappenden Unterkarten geschätzt. Bereits vorliegende Informationen, beispielsweise in Form einer Basiskarte, finden dabei keine Berücksichtigung.

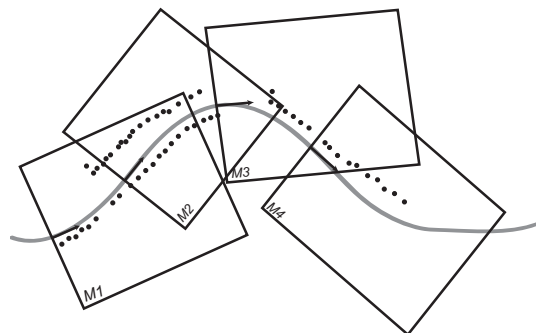
Die direkte Übertragung der vorgestellten Methoden auf eine effiziente Lösung der Fahrzeuglokalisierung und -kartierung ist also nicht möglich. Dennoch fließt die Idee der Subkarten, als eine Art *Teile-und-Herrsche*-Prinzip, auch in den zu entwickelnden Ansatz ein. Weiterhin steht die wiederholte konsistente Integration der lokalen Karten in die globale Basiskarte im Vordergrund ohne vorliegenden Ringschluss.

### 5.3.1 Hierarchische Kartenergänzung

Die von Estrada et al. [ENT05] beschriebene hierarchische Kartierung baut auf sogenannte *SPmaps* auf, die detailliert in [CMNT99] behandelt werden. Diese Kartentheorie lässt sich auf die Integration verschiedener Sensordaten adaptieren. Bei diesem Ansatz wird einerseits eine vollständig Kovarianzmatrix für die lokale Karte vorausgesetzt. Andererseits entsteht die globale Karte erst bei vollständiger Beschreibung eines Rundweges.



(a) Globale Ebene mit Grundrissinformationen



(b) Lokale Ebene mit Fahrzeugposen und rekonstruierten Kanten

**Abbildung 5.7:** Ebenen der hierarchischen Kartierung

Bei der zu entwickelnden Methode liegt bereits eine globale Karte vor, die als Referenz fungiert. Auf deren Basis lässt sich die Pose des Fahrzeuges präzisieren, so dass eine zyklische Ablage der





rekonstruierten Informationen auch ohne Ringschluss gewährleistet sein sollte. Während des Lokalisierungsprozesses halten die verschiedenen Hypothesen eine lokale Karte. Diejenige mit dem höchsten Gewicht stellt das Schätzungsergebnis dar und lässt mit den lokalen Informationen Rückschlüsse auf das Basismaterial zu. Abbildung 5.7 zeigt die verschiedenen Kartenebenen in Anlehnung an die von Estrada et al. vorgestellte hierarchische Kartierung. Die globale Ebene beinhaltet zunächst nur die Grundrissinformationen, die sich mit Hilfe der rekonstruierten Informationen bestätigen lassen. Gleichzeitig besteht die Möglichkeit, auch die Merkmale der lokalen Karte zu integrieren, wobei deren Aussagekraft für das Gesamtsystem überprüft werden muss.

### 5.3.1.1 Lokale Karte

Mit Hilfe der lokalen Karte lässt sich das Kartierungsproblem partitionieren. Alle rekonstruierten Informationen und deren Unsicherheiten werden zunächst im Bezug auf eine bestimmte Fahrzeugposition und -ausrichtung erfasst. Die Startpose stellt den Ursprung der lokalen Karte dar, worauf sich die Merkmale und die Fahrzeugtrajektorie über einen bestimmten Zeitraum  $t_1$  bis  $t_2$  beziehen. Um Inkonsistenzen zwischen den lokalen Karten und bei der Integration ins Gesamtmaterial zu vermeiden, werden Informationen überlappend abgelegt, vergleiche dazu [PT08]. Dadurch lassen sich Assoziationen zwischen den einzelnen Karten herstellen. Eine lokale Karte  $\mathcal{M}$

$$\mathcal{M}_n^{t_1:t_2} = \left\{ I, \mathbb{P}, \tilde{\mathbb{L}}_{\sigma < \sigma_{max}}, \mathbb{A}_{\mathcal{M}_{t-1} \rightarrow \mathcal{M}_t} \right\} \quad (5.29)$$

besteht demzufolge aus einem eindeutigen Identifizierer  $I$ , der Trajektorie des Fahrzeuges  $\mathbb{P}$ , den sicheren rekonstruierten Kanten  $\tilde{\mathbb{L}}_{\sigma < \sigma_{max}}$  und einer Liste von Assoziationen  $\mathbb{A}_{\mathcal{M}_{t-1} \rightarrow \mathcal{M}_t}$ .

### 5.3.1.2 Globale Karte

Die globale Karte stellt mit den beinhalteten Grundrissinformationen die Vergleichsbasis dar. Dennoch lassen bauliche Veränderungen diese Referenzdaten altern. Der Gesamtkartierungsprozess umfasst die Adaption des Basismaterial durch die lokalen Karten. Mit Hilfe der rekonstruierten Kanten wird das globale Kartenmaterial *plausibilisiert*, gegebenenfalls *korrigiert* und *ergänzt*. Dieser permanente Prozess erhöht die Aktualität des Karteninhaltes.

### 5.3.2 Gütekriterium

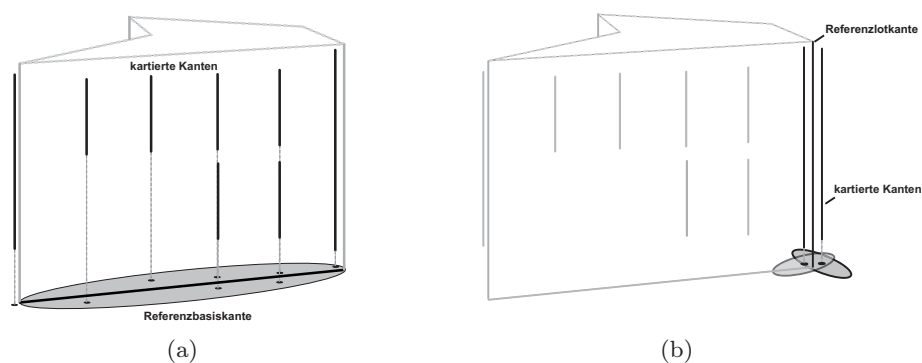
Bauliche Umgestaltungen lassen die Basiskarte altern. Diese Veränderungen sollen mit Hilfe der kartierten Informationen zunächst detektiert und nach Möglichkeit korrigiert werden. Daher wird für die Kartendaten ein Zusatzfaktor, die Güte  $\mathcal{G}$  im Material hinterlegt. Dieser Parameter ist auf einen Wert zwischen 0 und 1 normiert, woraus sich folgende Fallunterscheidungen ableiten:

- $0 \leq \mathcal{G} < g$ : Ein geringer Gütewert klassifiziert die Kante als unsicher. Bei der Lokalisierung wird dieses Element nicht verwendet.
- $g \leq \mathcal{G} \leq 1$ : Je höher die Güte, desto sicherer ist die Kante. Damit wird dieses Element bei der Lokalisierung berücksichtigt.

Die Schwelle  $g$  nimmt bei linearer Skalierung den Wert 0,5 an. Die Güte selbst setzt sich aus verschiedenen Faktoren zusammen und ist damit eine Funktion über die unterschiedlichen gesammelten Informationen  $\gamma_i$ :

$$\mathcal{G} = f(\gamma_1, \gamma_2, \dots) \quad (5.30)$$

Primär lassen sich die Referenzlotkanten direkt durch die 3D-Rekonstruktion bestätigen, indem sie sich in deren Unsicherheitsbereich befinden. Wird der Nachweis auch aus unterschiedlichen Blickrichtungen erbracht, ist die Güte umso höher. Auch auf die rekonstruierten Kanten lässt sich diese Berechnungsmethode anwenden, wobei die Länge und der Abstand zum Boden als Differenzierungsmerkmal mit einbezogen wird.



**Abbildung 5.8:** Bestätigung von (a) Referenzbasiskanten und (b) Referenzlotkanten

Die Referenzbasiskanten müssen gleichzeitig durch die Fußpunkte mehrerer 3D-Rekonstruktionen bestätigt werden. Es ist davon auszugehen, dass Fenster und Türen als Elemente eines jeden



Gebäudes eine gewisse Menge an vertikalen Kanten produzieren. Ihre Fußpunkte werden in der Bodenebene mit den Grundrissen in Beziehung gesetzt, wobei die Anzahl innerhalb eines Toleranzbereiches ausschlaggebend für die Güteberechnung ist. Mit diesem Vorgehen können die anfänglich sicheren Referenzelemente schrittweise herunter priorisiert werden, so dass sie letztendlich für die Lokalisierung keine Rolle mehr spielen. Insbesondere beim erstmaligen Abfahren eines Kartenausschnittes werden die probabilistischen Kanten mit den Referenzlotkanten in Beziehung gesetzt, um Kombinationsmöglichkeiten zu bestimmen. Ob die Referenzlotkante  $\mathbf{L}_0$  im Einflussbereich der probabilistischen Kante liegt, wird mit Hilfe der Mahalanobis-Distanz  $d$  [Mah36] bestimmt.

$$d(\tilde{\mathbf{L}}_1, \mathbf{L}_0) = \sqrt{(\mathbf{L}_1 - \mathbf{L}_0)^T \cdot \mathbf{C}_1^{-1} \cdot (\mathbf{L}_1 - \mathbf{L}_0)} \quad (5.31)$$

Liegt die 3D-Rekonstruktion im Bereich der zulässigen Varianz der Referenzlotkante, dann werden beide miteinander kombiniert. Bei mehreren Überschneidungen wird dem Paar mit der größten Korrespondenz-Wahrscheinlichkeit der Vorzug gegeben. Die Kombination selbst umschließt die Ermittlung der neuen Kantenposition und das Zusammenführen der Standardabweichungen zu einer neuen Kovarianzmatrix. Durch die Bestimmung von Kantenassoziationen und die anschließende Kombination verringert sich die Anzahl der abzulegenden Merkmale einerseits. Gleichzeitig verfestigt sich aber über die Zeit die Kantenposition selbst. Mit jeder zusätzlichen Integration einer rekonstruierten Kante zu einer bereits bestehenden erhöht sich deren Genauigkeit und Sicherheit, was gesamtheitlich in die Güte einfließt.

### 5.4 Zusammenfassung

Ziel der Kartierung ist es, einerseits Strukturmerkmale für die Lokalisierung in Form von lokalen Karten zu liefern. Dieser Vorgang lässt sich kurz als *Struktur aus Kantenbewegung* – engl. *Structure From Edge Motion* – bezeichnen. Die Genauigkeit der 3D-Rekonstruktionen beeinflussen maßgeblich das Lokalisierungsergebnis. Die Datenablage und damit die Anreicherung der Ursprungskarte stellt einen weiteren Verarbeitungsblock dar. Dabei muss sauber abgewogen werden, welche Informationen in das Ursprungsmaterial Einzug halten.



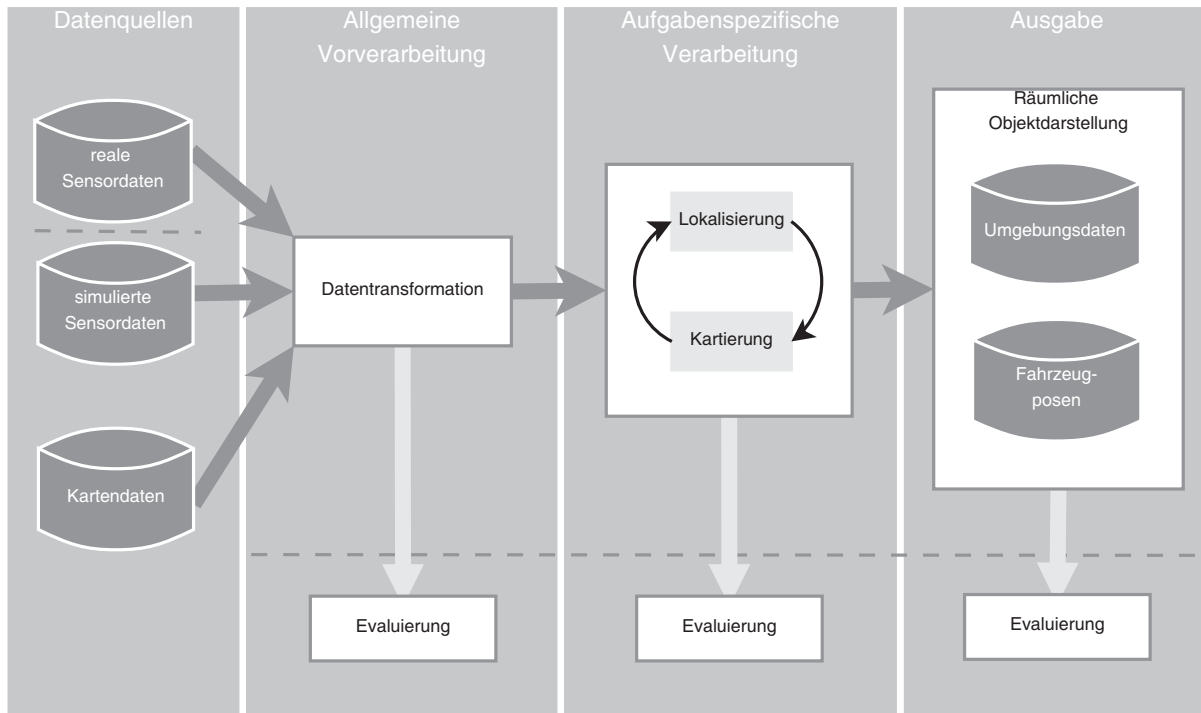
## Kapitel 6

# Versuchsaufbau und -durchführung

In diesem Kapitel wird die Herangehensweise an die gestellte Aufgabe und der eingeschlagene Lösungsweg systematisch vorgestellt. Damit unmittelbar verknüpft, ist die Darlegung des softwaretechnischen Entwicklungsprozesses.

### 6.1 Softwarekomponenten

Abbildung 6.1 gibt einen funktionalen Überblick, von dem sich gleichzeitig die Philosophie der zu Grunde liegenden Softwareentwicklung ableiten lässt. Bei der Konzeption wurde ein modularer und generischer Ansatz verfolgt. Das bedeutet zum einen, dass Teilaufgaben streng gekapselt werden und der Datenaustausch über definierte Schnittstellen stattfindet. Das von der Audi Electronics Venture GmbH entwickelte und für die Umsetzung verwendete Framework [ADTF](#) unterstützt mit seinem Filterkonzept diese Herangehensweise. Zum anderen ist auf eine gewisse Abstraktion der Software und damit verbundene Wiederverwendbarkeit zu achten. Hinter der in Abbildung 6.1 dargestellten allgemeinen Vorverarbeitungssäule verbirgt sich die Transformation der Eingangsdaten in ein definiertes Simulationskoordinatensystem. Damit wird sichergestellt, dass die nachfolgende Prozesskette zwischen realen und simulierten Fahrzeugdaten nicht mehr unterscheiden muss. Gleichzeitig ist jede verarbeitende Säule mit einem Evaluierungsmodul bestückt, welches eine stufenweise separate Auswertung und damit eine Entzerrung der Aufgabenkomplexität sicherstellt. Die Darstellung der generierten Umgebungsdaten und die dazugehörigen Fahrzeugposen in einer 3D-Umgebung ermöglicht die sofortige Betrachtung und oberflächliche Beurteilung der Ergebnisse. Eine gleichzeitige Ablage der generierten Informationen bietet die Voraussetzung für eine anschließende tiefgründige Analyse und Auswertung. Mit Hilfe eines Optimierungstools kann die Software automatisch gestartet und je



**Abbildung 6.1:** Überblick über Funktionsblöcke der Software

Berechnungszyklus die Parameter variiert werden. Damit ist eine systematische Ermittlung der optimalen Parametersätze und Einstellung sichergestellt.

### 6.1.1 Datenquellen

Die stufenweise Erhöhung der Komplexität zeigt sich auch durch die Verwendung differenzierter Datenquellen. Nur mit Hilfe simulierter Eingangsdaten können die Funktionsblöcke, *Kartierung* und *Lokalisierung*, unabhängig voneinander untersucht und die Fehler der verwendeten Methodiken ermittelt werden. Erst nach erfolgreicher Softwareevaluierung und dem erbrachten Nachweis, dass die Algorithmen die geforderten Bedingungen erfüllen, ist die Verwendung realer Fahrzeugdaten angedacht.

#### Simulierte Fahrzeugdaten

Die Simulationsumgebung *Virtual Test Drive* bietet die Möglichkeit, Szenarien zu definieren, wobei die Umgebung und das Fahrzeugverhalten individuell bestimmt werden kann. Anhand der festgelegten Fahrzeugtrajektorie innerhalb des simulierten Innenstadtbereiches von Ingolstadt können Fahrzeugposition, -bewegung und die Umgebung sensoruell erfasst werden. So spiegelt beispielsweise die Aufnahme der Simulationsumgebung aus Sicht des Fahrzeuges den

gewünschten Videostrom als Pendant zu einer realen Kamera wider, vergleiche Abbildung 6.2(b) mit 6.2(a).



(a) Real-Szene



(b) VTD-Szene

Anhand realer Sensorwerte lässt sich das Fehlermodell bestimmen und auf die virtuellen Daten anwenden, um diese zu verfälschen.

### Reale Fahrzeugdaten

Das Framework [ADTF](#) eignet sich nicht nur zur modularisierten Softwareentwicklung, sondern bietet auch die Möglichkeit Sensordaten im Fahrzeug synchron aufzuzeichnen und wiederum abzuspielen. Zusätzlich können die entwickelten Algorithmen auch einem Live-Test im Fahrzeug unterzogen werden. Um die realen Sensordaten mit Blick auf die präzise Lokalisierung später evaluieren zu können, werden parallel Daten einer hochgenauen Referenzbox auf Basis von [DGPS](#) aufgezeichnet. Diese wurde bei der Datenerfassung in den Versuchsträger integriert.



### 6.1.2 Allgemeine Vorverarbeitung

Da die simulierte Szene in **VTD** ein Abbild der Ingolstädter Innenstadt darstellt, lässt die Definition eines Simulationskoordinatensystems einen Vergleich der Lokalisierungsergebnisse durch Überlagerung zu. Auch die vom Lieferanten zur Verfügung gestellten Kartendaten werden einem Vorverarbeitungsprozess unterzogen. So werden aus den **DXF**-Dateien die Gebäudegrundrisse extrahiert und in einer definierten XML-Struktur abgelegt.

### 6.1.3 Ausgabe

Für die Beobachtung der Fahrzeugbewegung dient eine einfache 3D-Umgebung, welche das Fahrzeug innerhalb einer 3D-Modellwelt darstellt. Das Abspeichern von aussagekräftigen Parametern und Werten erlaubt hingegen eine tiefgründige Analyse der Schätzungen. Die abgelegten Daten werden mittels Skripten eingelesen und die Ergebnisse als Tabelle oder Diagramme ausgegeben. In dieser übersichtlichen Form lassen sich leicht Aussagen über das entwickelte Gesamtsystem ableiten.

## 6.2 Teststrecke

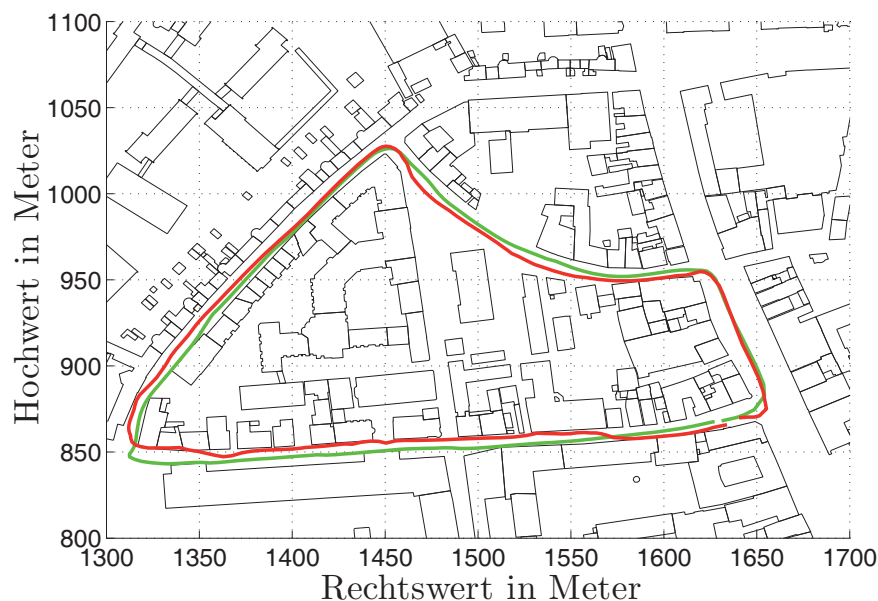
Die zu wählende Teststrecke sollte möglichst viele Facetten der innerstädtischen Umgebung abbilden. Erst durch verschiedene Fallunterscheidungen können Rückschlüsse auf die Eignung des Gesamtsystems im urbanen Bereich gezogen werden. Folgende Kriterien wurden bei der Wahl des Testgebietes berücksichtigt.

### Strukturarme vs. strukturreiche Umgebung

Aus Sicht der Kamera unterteilt sich eine Innenstadtszene in Regionen mit unterschiedlich stark ausgeprägten Merkmalsstrukturen. In Gebieten mit einer hohen Bebauungsdichte lassen sich Gebäude in der Kamerazene abbilden und die vertikalen Kanten aus dem Bildmaterial extrahieren. Damit kann die Assoziation zwischen Umgebung und Kartendaten hergestellt werden. Diese Bereiche eignen sich insbesondere für die Anwendung des Partikel-Filters. Strukturschwache Regionen wie Kreuzungsbereiche bieten der Kamera kaum Gelegenheit, Gebäudekanten zu extrahieren. Hier ist der Übergang zum Tracking mit Hilfe des Kalman-Filters notwendig.

### Kurvenfahrt vs. Geradeausfahrt

Die Qualität der 3D-Rekonstruktion ist unmittelbar abhängig von der Fahrzeugbewegung. So bietet die Geradeausfahrt eine sehr gute Basis für die Merkmalerkennung und -verfolgung. Wohingegen eine Kurvenfahrt durch schnelle Bewegungen im Kamerabild gekennzeichnet ist und eine Herausforderung für die Verfolgung der vertikalen Kanten darstellt. Da das Kartierungsergebnis unmittelbar in die Lokalisierung einfließt, muss auch das Partikel-Filter für diese Unterscheidungsfälle untersucht werden. Für das Bewegungsmodell des Tracking-Verfahrens, welches das Verhalten des Fahrzeuges nur bedingt abbildet, sind die Betrachtungen der Variationen ebenfalls lohnenswert. Die Abbildung 6.2 zeigt durch die eingetragenen Trajektorien die gewählte Teststrecke. Für diesen Innenstadtbereich liegen sowohl die realen Fahrzeugmessdaten als auch die simulierten Umgebungs- und Bewegungsdaten im [VTD](#) vor. Da die Straßen in dem Bereich sehr schmal sind, verdecken Gebäude die Sicht auf die GPS-Satelliten und provozieren den Effekt der Mehrwegeausbreitung.



**Abbildung 6.2:** Teststrecke mit Trajektorien vom Referenzsystem (grün) und [GPS-Empfänger](#) (rot)

## 6.3 Versuchsträger

Für die Aufgabe der präzisen Fahrzeuglokalisierung wurde eigens ein Versuchsträger sensoruell ausgerüstet. Neben den klassischen Sensoren, die für die Lokalisierung mittels Navigationssys-





tem zum Einsatz kommen, vergleiche Kapitel 2, wurden für die Präzisierung und Kartierung zusätzliche Messfühler integriert. Wird ein Sensor als Datenlieferant interpretiert, so kann das Kartenmaterial als künstliche bzw. statische Variante mit zu dieser Rubrik hinzugezählt werden. Für die Auswertung der Sensordaten selbst und deren Verarbeitung ist eine simultane Aufzeichnung notwendig. Dies erfordert definierte Schnittstellen zu den Datenquellen, wobei teilweise nur über Umwege an die Basisinformationen gelangt werden konnte.

### 6.3.1 GPS-Empfänger

Die integrierte GPS-Maus ist direkt über einen speziellen Anschluss mit dem Navigationssystem verknüpft. Da dieser nicht konform zum Computer ist, wurde stattdessen auf den zusätzlichen GPS-Empfänger GR-213 der Firma Holux mit kompatibelem Anschluss ausgewichen, siehe Abb.6.3.



Abbildung 6.3: GPS-Empfänger GR-213 der Firma Holux [HOL10]

#### Funktionsweise

Für die Standortbestimmung mittels des amerikanischen Ortungssystems GPS stehen 24 Satelliten auf 6 Umlaufbahnen zur Verfügung, die fortwährend ihre Identifikationsnummer, Position und aktuelle Uhrzeit in alle Richtungen des Raumes aussenden. Wie in [Man10] beschrieben, ermittelt der Empfänger über die Analyse der Signallaufzeit die Entfernung zum jeweiligen Satelliten. Für die genaue Standortbestimmung auf der Erdoberfläche werden Radiuskurven von mindestens 3 Satelliten benötigt. Die Schnittpunkte der drei Signal-Kugeln ergeben die Position des GPS-Empfängers. Diese einfache Beschreibung der Positionsbestimmung setzt jedoch eine

präzise Empfängeruhr voraus. Da die im Empfänger integrierten Quarzuhren diese geforderten Genauigkeiten nicht erreichen, wird ein vierter Satellit zur Uhrensynchronisation hinzugezogen.

### Fehlercharakteristik

Die vereinfachte Beschreibung der Funktionsweise des Ortungssystems GPS sollte jedoch nicht darüber hinwegtäuschen, dass zahlreiche Einflüsse berücksichtigt werden müssen und somit zum Teil aufwändige Korrekturen für die präzise Positionsbestimmung notwendig sind.

- Relativistische Korrekturen nach Einstein durch Einfluss von Zeitdilatation und Schwerkraft
- Erkennen von ungünstigen Satellitenkonstellation
- Berücksichtigung der Erdrotation bei Laufzeitbestimmungen (Sagnac-Effekt)
- Einbeziehen des schwankenden Satellitenlaufs durch Nichteinhaltung einer sauberen elliptischen Bahn
- Beachten von Störungen in der Signalausbreitung durch Streuung und Brechung der elektromagnetischen Signalwellen an geladenen Molekülen der Ionosphäre
- Betrachtung von Reflexion und dadurch Mehrwegeausbreitung des Satellitensignals

Während die zuerst genannten relativistischen Fehler durch Adaption der Modulationsfrequenzen für das GPS-System leicht korrigiert werden konnten, können die Einflüsse der zusätzlich aufgezählten Punkte überwiegend nur durch Zusatztechnik wie DGPS eingeschränkt werden. Die für den Einsatz in Navigationssystemen hergestellten, kostengünstigen Empfänger weisen die aufwändigen Korrekturmechanismen nicht auf, so dass Positionsungenauigkeiten vorliegen. Laut Datenblattauszug ergeben sich für den Holux-Empfänger Abweichungen für die Positionen von ca. 25 – 25m. Eigens durchgeführte Untersuchungen für diesen GPS-Empfänger im Vergleich zu der im weiteren Kapitelverlauf beschriebenen Referenzsensorik haben die in der Abbildung 6.4(a) dargestellte Fehlerverteilung für die Teststrecke ergeben. Der maximale euklidische Abstand von ca. 13.03m in 6.4(b) liegt im Mittelfeld des vom Hersteller angegebenen Ungenauigkeitsbereiches. Aufgrund des beschriebenen Fehlerspektrums zeigt die Fehlerverteilung in 6.4(c) und 6.4(d) kein sauberes normalverteiltes Rauschen. Dabei ist zu berücksichtigen, dass auch das Messverfahren der Referenzbox nicht fehlerfrei ist. Auch können Synchronisationsabweichungen zwischen GPS- Empfänger und der Referenz nicht ausgeschlossen werden, was

ebenfalls eine Verlagerung des Häufungsschwerpunktes begründen würde. Bei der Erzeugung synthetischer Messdaten wird daher von einer Gaußverteilung ausgegangen.

### 6.3.2 Raddrehzahlsensor

Das Steuergerät im Fahrzeug leitet die Drehgeschwindigkeit der Räder aus den Signalen von sogenannten Raddrehzahlsensoren ab. Diese Art der indirekten Wegmessung wird auch als *Odometrie* bezeichnet. Raddrehzahlsensoren [Czi08] arbeiten nach dem Hall-Prinzip und messen die Drehzahl berührungslos über Magnetfelder. Sie werden in passive und aktive Sensoren unterteilt, wobei jedoch heute im Einsatz die aktive Variante aufgrund ihrer höheren Genauigkeit und geringeren Baugröße überwiegt.

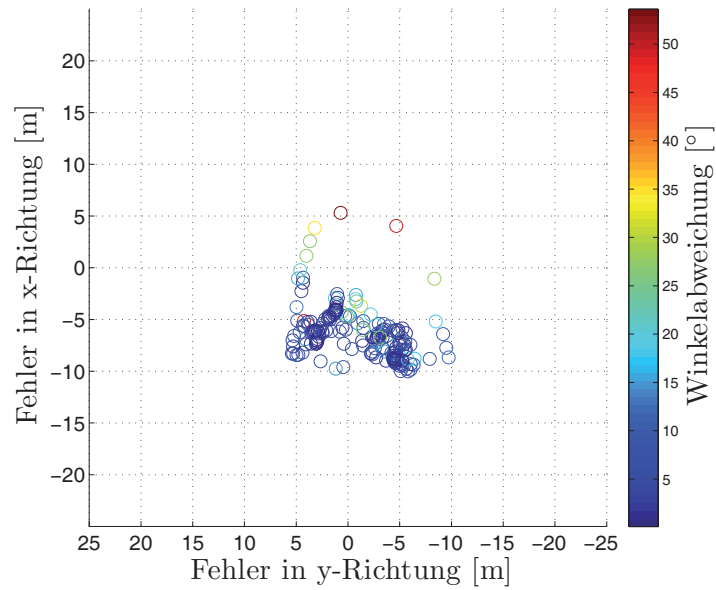
#### Funktionsweise

Der aktive Sensor benötigt für den Betrieb eine externe Spannungsquelle und hat den Vorteil, dass er die Drehrichtung und den Stillstand des Rades erkennt. Der Hallsensor detektiert das Drehzahlsignal vom Geberring, auf dem wechselseitig Magnete angeordnet sind, in Form eines Rechtecksignals dessen Frequenz proportional der Raddrehgeschwindigkeit ist, siehe Abbildung 6.5. Durch Umformen der Definition der Geschwindigkeit  $v = ds/dt$  - als Ableitung des zurückgelegten Weges  $s$  nach der Zeit  $t$  - lässt sich die Geschwindigkeitsmessung als Wegmessungstechnik anwenden. Mit diesem Messprinzip ist eine Sensierung bis  $v_{min} = 0$  [km/h] möglich. Die schärferen Minimum-Bedingungen von beispielsweise Navigationssystemen sind damit abdeckbar.

#### Fehlercharakteristik

Auf die Bestimmung der Wegdifferenz und damit auf die Genauigkeit der Positionsbestimmung haben folgende Faktoren Einfluß:

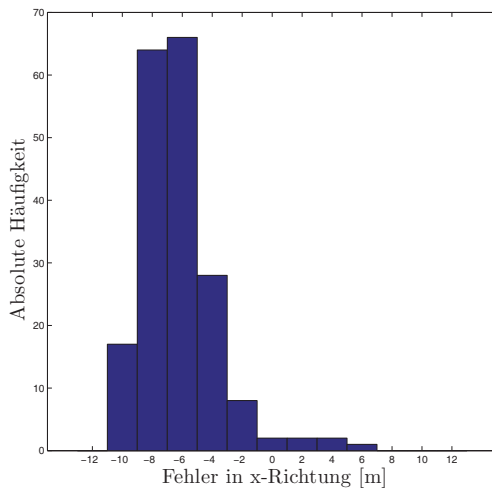
- Zustand des Untergrundes, wie Unebenheiten, die zum Schlupf der Räder führen
- Fehlerhafte Fahrgestellgeometrie, wie Spiel und Abweichungen der Radabstände und Lenkeinrichtungen
- Gewichtsverteilung und Verformung einzelner Räder
- Abweichungen in der Radgeometrie wie Unrundheit, Verschleiß und Durchmesserungenauigkeiten



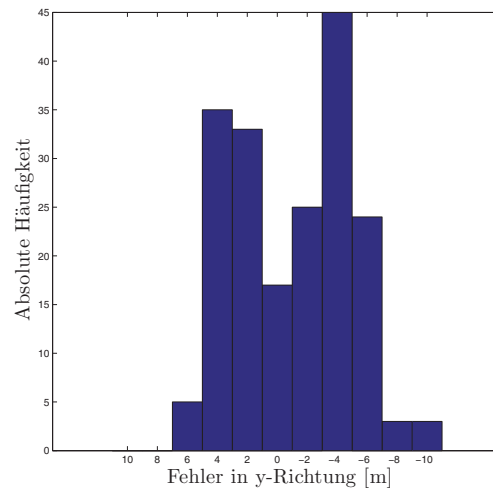
(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem der Referenzbox

	<b>X</b>	<b>Y</b>	$\ X - Y\ _2$
<b>Minimum</b>	0.22543	0.045815	2.7319
<b>Maximum</b>	10.0133	9.7313	13.0286
<b>Mittelwert</b>	6.4814	3.5086	7.5549
<b>Standardabweichung</b>	2.0417	1.8643	2.2073

(b) Statistik



(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 6.4:** Analyse des Holux-GPS-Signals

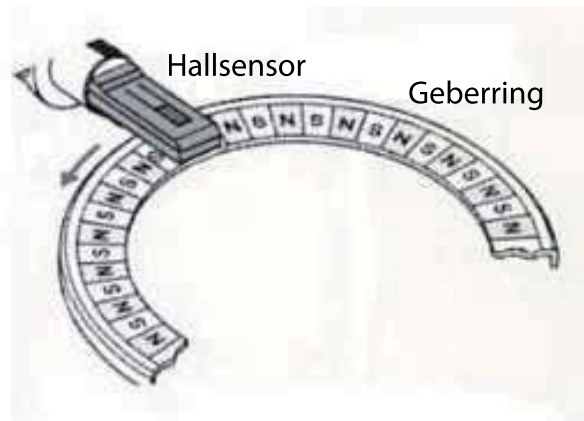


Abbildung 6.5: Aufbau eines Drehzahlsensors [Czi08]

Da die aktuelle Position durch Aufaddieren der Wegdifferenzen ermittelt wird, summieren sich die Fehler mit jedem Messschritt. Je länger die Messung andauert, desto größer ist die Abweichung. Auch bei Minimierung der Fehlerfaktoren lässt sich eine derartige Regeldifferenz in der odometrischen Positionsberechnung nicht vermeiden.

Üblicherweise sind im Fahrzeug alle vier Räder mit dieser Sensortechnologie ausgestattet, so dass auch eine grobe Aussage über die Drehrichtung des Fahrzeuges durch Vergleichsbetrachtung getroffen werden kann.

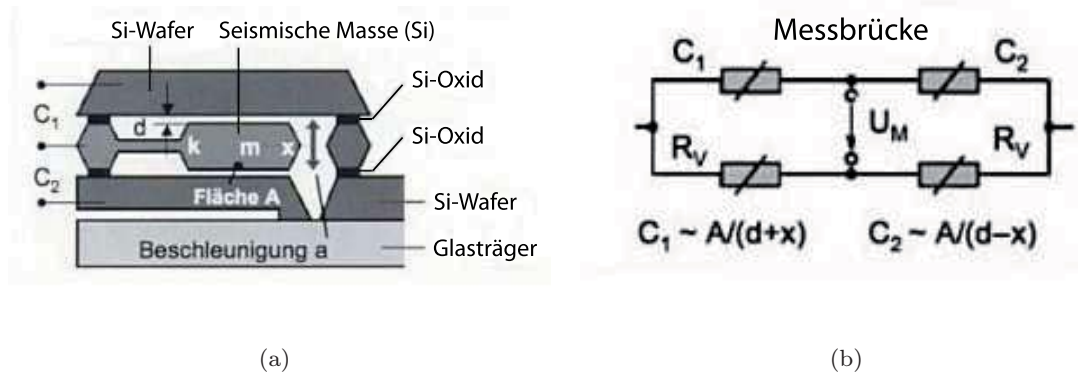
### 6.3.3 Gyrosensor

Da bei der Positionsbestimmung des Fahrzeuges die Ausrichtung eine entscheidende Rolle spielt, ermitteln zusätzlich integrierte Gyrosensoren die Rotationsgeschwindigkeiten. Dabei wird der Corioliseffekt ausgenutzt.

#### Funktionsweise

Das Sensormodul besteht aus zwei mikromechanischen Beschleunigungssensoren (vergleiche [Czi08] und [HE07]), die nach dem kapazitiven Prinzip arbeiten. In der Messzelle ist dabei eine seismische Masse  $m$  federnd aufgehängt. Diese durch dünne elastische Federstege  $k$  gehaltene Kondensatorplatte ist beidseitig von auf dem Chip festen, kammförmige Elektroden umgeben, vergleiche Abbildung 6.6a. Diese Anordnung von feststehenden und beweglichen Elektroden entspricht einer Reihenschaltung von zwei Kondensatoren, siehe Abbildung 6.6(b). Aufgrund der federnd gelagerten mittleren Kondensatorplatte, bewirkt eine lineare Beschleunigung in Messrichtung eine Änderung des Abstandes zwischen den beweglichen und starren Elektroden, was

mit Kapazitätsänderungen  $C_1 \sim A/(d+x)$  und  $C_2 \sim A/(d-x)$  an dem Doppelkondensatorsystem einhergeht. Die Auswertelektronik filtert und verstärkt diese Veränderung. Die Differenz der Signale beider Beschleunigungssensoren ist direkt proportional der Winkelgeschwindigkeit  $\omega$ .



**Abbildung 6.6:** (a) Aufbau eines mikromechanischen Beschleunigungssensors, (b) Kapazitives Wirkprinzip [Czi08]

### Fehlercharakteristik

Mit jedem Messschritt wird die relative Änderung der Orientierung des Fahrzeuges bestimmt. Der Gyrosensor ist jedoch mit charakteristischen Fehlergrößen behaftet. Darunter ist unter anderem der Biasfehler, welcher die Scheindrehrate im ruhendem Zustand widerspiegelt, und der Skalenfaktorfehler, welcher die lineare Abweichung gemessener und tatsächlicher Drehrate angibt, zu verstehen. Diese Fehlergrößen weisen zusätzlich Temperaturabhängigkeiten auf. Durch die Akkumulation des Fehlers über die Zeit tritt ein Versatz zwischen tatsächlicher und gemessener Orientierung auf, welcher als *Drift* (der Orientierung) bezeichnet wird.

### 6.3.4 Integrierte Gyrosensoren im Navigationssystem

Idealerweise sollten die Gyrosensoren im Fahrzeugschwerpunkt angeordnet sein. Für die Kopplertung des Navigationssystems sind jedoch Gyrosensoren für die Bestimmung der Gier- und Rollrate direkt im Navigationssystem integriert. Diese abweichende Verbaulage führt zu Ungenauigkeiten in der Bestimmung der Rotationsgeschwindigkeiten. So wird für die Umsetzung auf Daten der Inertialsensorik zurückgegriffen.



### 6.3.5 Inertialsensoren im Automobil

Um die Verwendung der Gyrosensoren auf Sicherheitssysteme weiter auszudehnen und um sensible Kamera-Anwendungen robust zu gestalten, gilt es auch die Nickrate mit einzubeziehen und die Genauigkeit zu erhöhen. Daher werden mittlerweile Sensorverbunde (Cluster), bestehend aus Beschleunigungssensoren und Gyrosensoren für alle drei Freiheitsgrade im Schwerpunkt des Fahrzeuges verbaut. Verschiedene Anwendungen greifen dann über das Bussystem auf die Beschleunigungswerte und Rotationsgeschwindigkeiten zentral zu. Durch softwaretechnische Analyse werden thermisch bedingte Messfehler kompensiert. Damit werden separate Gyrosensoren im eingebetteten Navigationssystem überflüssig. Die Drehraten- und Beschleunigungswerte im Fahrzeug werden auf Basis dieser Inertialsensorik ermittelt. Für die beiden Hauptgrößen ergaben sich über die gesamte Distanz der Teststrecke folgende Abweichungen gegenüber einer präziseren Referenzsensorik:

**Tabelle 6.1:** Abweichungen von Drehrate und Beschleunigung der Inertialsensorik über Teststrecke

	Mittlerer Fehler	Standardabweichung
Drehrate um z-Achse	$\pm 0.017 \text{ }^\circ/s$	$\pm 0.186 \text{ g}$
Beschleunigung in x-Richtung	$\pm 0.033 \text{ m/s}^2$	$\pm 0.613 \text{ m/s}^2$

### 6.3.6 Monovideo-Kamera

Videokameras finden bereits heute verbreiteten Einsatz im Fahrzeug beispielsweise in Spurhaltesystemen oder als Einparkhilfe. Die Graustufenkamera stellt den zentralen Sensor dieser Arbeit für die Umfelderkennung dar. Die mittlerweile geringe Baugröße von Kantenlängen unter  $3 \text{ cm}$  erlaubt eine Integration der Kamera hinter dem Rückspiegel, so dass eine Ausrichtung in Fahrtrichtung gewährleistet ist. Eingesetzt wird eine Industriekamera der Firma Matrix Vision basierend auf der Charge Coupled Device (CCD)-Technologie, siehe Abbildung 6.7.

#### Funktionsweise

CCD-Sensoren sind für die Aufnahme von optischen Informationen verantwortlich. In aktuellen Fahrzeugen kommen CCD-Sensoren in Kameras, zumeist auf dem Grauwertbereich beschränkt, zur Anwendung. Die CCD-Sensoren arbeiten nach dem von Einstein beschriebenen inneren photoelektrischen Effekt, welcher besagt, dass freibewegliche Photonen beim Auftreffen auf ein



**Abbildung 6.7:** BlueFOX Monovideo-Kamera der Firma Matrix Vision [Mat10], Modell mvBlueFOX-120G mit Objektiv

Leitermaterial bei genügend großer Energie in z. B. einem Atom gebunden werden können und dabei ein Elektron aus dem Leitermaterial bzw. Teilchenverbund herauslösen. Dieser Effekt wird bei den **CCD**-Sensoren ausgenutzt. Ein Transistor, entspricht einem Pixel einer Grauwertkamera, bestehend aus polykristallinem Silizium (Gate), Siliziumdioxidschicht (Isolationsschicht) sowie einem p-dotierten Substrat (siehe Abbildung 6.8), nimmt einfallende Photonen auf. Diese passieren das positiv geladene Gate sowie die Isolationsschicht und lösen in der darunter liegenden Grenzschicht Elektronen aus dem Verbund, so dass positiv geladene "Löcher" entstehen. Bei mehreren einfallenden Photonen fungiert der Grenzbereich als Potenzialtopf. Der entstehende Potenzialunterschied stellt ein lineares Maß für die eingefallenen Photonen dar. Somit wirkt die einzelne **CCD**-Zelle wie ein Kondensator, da hier die entstehende Ladung gespeichert wird. Der **CCD**-Sensor besteht nun aus einer matrizenförmig angeordneten Anzahl an eben diesen Transistoren, wobei jeder ein Pixel des resultierenden Bildes darstellt. Nach Abschluss des Belichtungsvorgangs werden die Reihen des Rasters ausgelesen, indem durch Potenzialänderung die gespeicherte Ladung jeweils an die benachbarte Zelle verschoben und danach zeilenweise über das am Rand des **CCD**-Sensors befindliche serielle Register ausgelesen wird. Vergleichbar ist dieser Vorgang mit einem Schieberegister.

### Fehlercharakteristik

Um die erhaltene Information nun digital nutzen zu können, muss das erhaltene Signal durch einen Analog-Digital-Konverter (**ADC**). Durch verschiedene Umgebungszustände wie



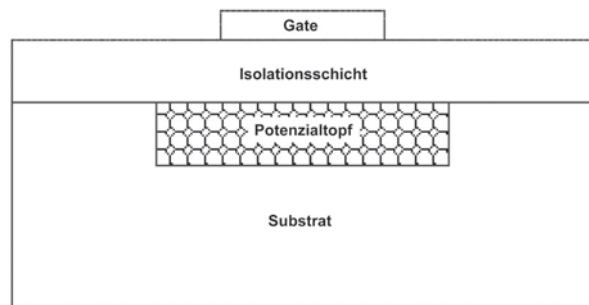


Abbildung 6.8: Aufbau eines CCD-Sensors

- ungenügende Beleuchtung der Szene,
- zu geringer Lichteinfall durch die Linse bei bauartbedingt kleinen Objektiven oder
- Verwendung von sehr hochauflösenden CCD-Sensoren (wenig Photonen pro Fläche)

können sehr schwache Signale entstehen, welche dann verstärkt werden müssen. Durch den geringen Signal-Rausch-Abstand werden dabei auch unerwünschte Bildanteile mit verstärkt, was zu einem erhöhten Rauschen des Bildes führen kann. Durch die zwingend nachgelagerte A/D-Wandlung werden zusätzliche Baugruppen benötigt, was sich bei höherwertigen Modellen natürlich in den Kosten widerspiegelt.

### 6.3.7 Referenzbox

Für die Analyse und Bewertung, der im Fahrzeug standardmäßig integrierten Sensoren, wurde zusätzlich eine sogenannte Referenzbox der Firma „iMar“ in dem Versuchsträger integriert. Diese kombiniert Lokalisierungsdaten eines hybriden Moduls mit den Informationen einer hochwertigen Inertialsensorik. Für den GPS-Empfang wird ein Zweifrequenzempfänger verwendet, der mit einem DGPS-Signal gestützt wird. Die Korrekturdaten hierfür werden wiederum per GSM-Modul empfangen. Als Drehratensensoren kommen präzisere Faserkreisel zum Einsatz. Tabelle 6.2 stellt einen Auszug vom Datenblatt des Herstellers für die auch als *iTrace* bezeichnete Referenzbox dar. Mit der aufwendigeren Datenerfassung ergeben sich präzisere Messdaten für die Position, Drehrate und Beschleunigung des Versuchsträgers. Diese Daten werden als Bezugswerte für die Fahrzeugsensorik hergenommen. Die Abbildung 6.9 vergleicht die Messwerte des Holux-Empfängers mit der Referenzbox über die gesamte Teststrecke. In Abbildung 6.9(a) ist der deutlich sanftere Verlauf der grün dargestellten Winkeländerung der Referenzbox zu sehen. Dahingegen zeigt die rot eingefärbte Holux-Kurve sichtbar sprunghafte Veränderungen,

Tabelle 6.2: Sensorgüte des Referenzsystem iTrace laut Datenblatt des Herstellers

	Position	Drehrate	Beschleunigung	Geschwindigkeit
Genauigkeit	$\pm 2 \text{ cm}$	$0.2 \text{ }^\circ/\text{h}$	$0.1 \text{ mg}$	$0.01 \text{ m/s}$
Messbereich	unbegrenzt	$\pm 450 \text{ }^\circ/\text{s}$	$\pm 5 \text{ g}$	unbegrenzt

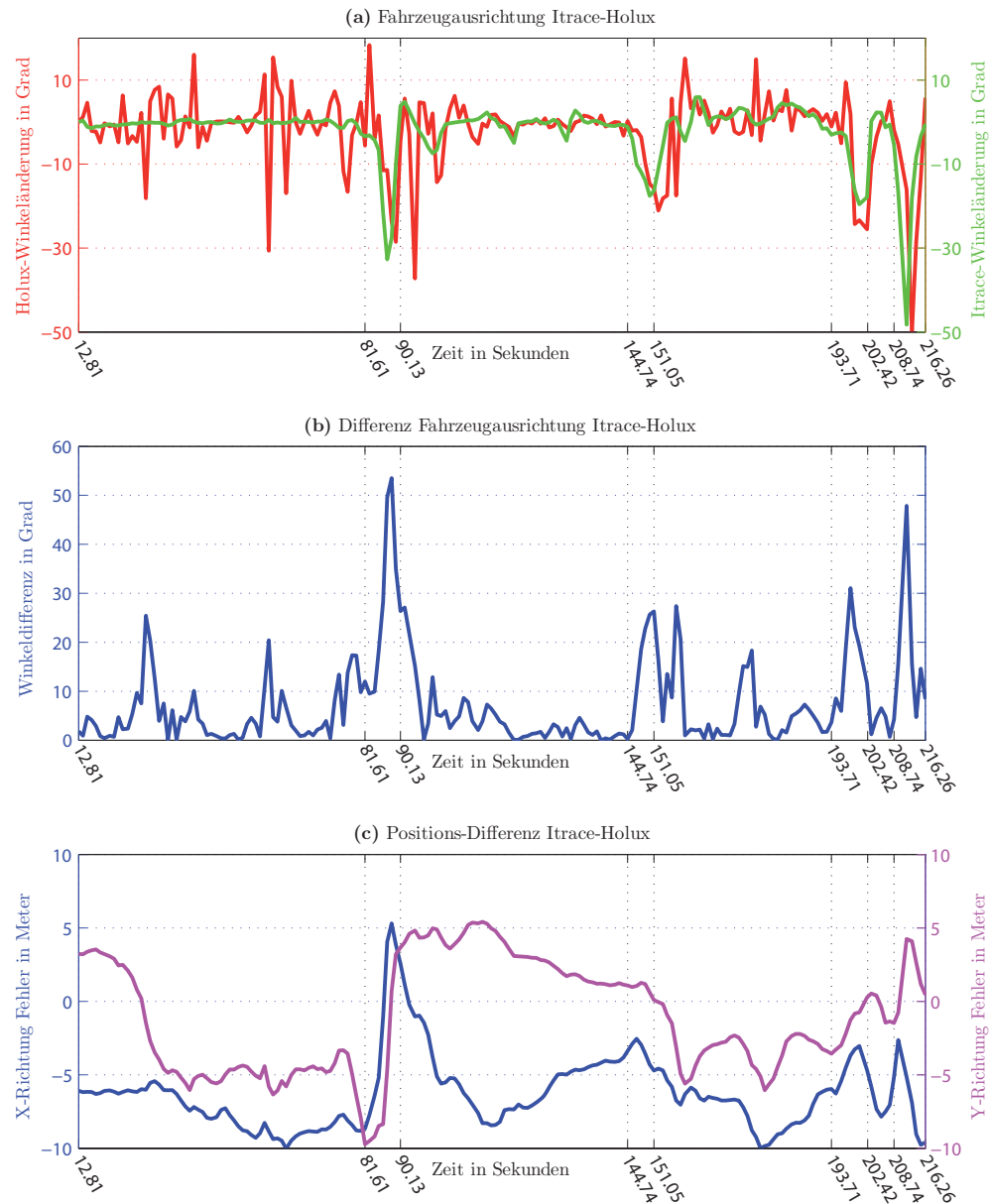


Abbildung 6.9: Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position der realen Daten



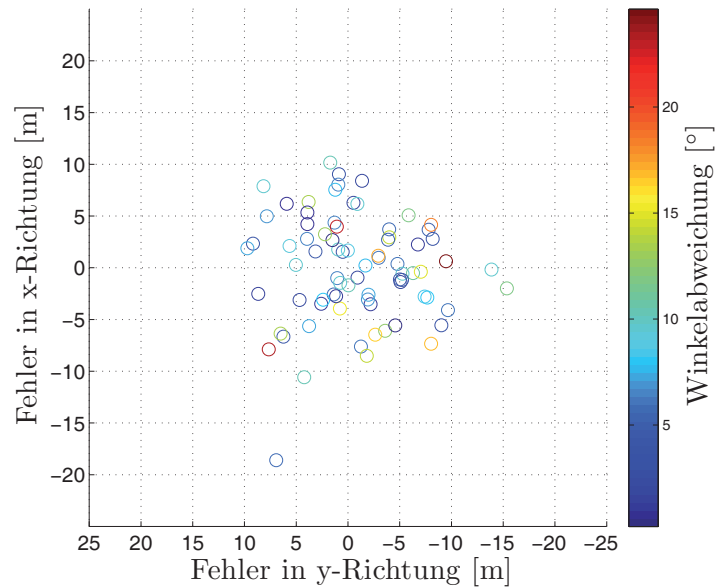
die auf die Unsicherheit des Sensors zurückzuführen sind. Die Abweichungen der Winkeländerung sind detailliert in 6.9b) beziffert. Abschließend sind die Kurvenverläufe für die Fehler in der x- und y-Richtung in 6.9c) abgebildet. Zusätzlich sei erwähnt, dass der Holux-Empfänger die gemessene Pose mit einer Frequenz von 1 Hz seltener bereitstellt, als das Referenzsystem *iTrace* mit 100 Hz.

### 6.4 Simulierte Sensordaten

Wie die Analyse der Sensorik im vorherigen Abschnitt zeigt, weisen diese unterschiedliche Fehlercharakteristiken auf. Selbst die Referenzbox ist fehlerbehaftet, so dass sich eine Evaluierung der Schätzmethodik auf Basis der realen Messdaten als schwierig erweist. Daher wird für den generellen Funktionsnachweis auf simulierte Daten, kurz *SimGPS* zurückgegriffen. Sowohl die im Fokus stehende Fahrzeugposition als auch die -ausrichtung lassen sich mit Hilfe des *VTD* exakt bestimmen. Um der Charakteristik der realen Daten in nächster Instanz zu entsprechen, werden die Simulationsgrößen künstlich verrauscht. Abbildung 6.10 zeigt die als *SimGPS* verrauschten Eingangsposen, die dem Holux-Empfänger nachempfunden sind. Mit einem maximalen euklidischen Abstand von 19.843 m in 6.10(b) gegenüber dem exakten Wert ist diese Abweichung deutlich höher als die für den Holux-Empfänger über die gesamte Teststrecke ermittelte. Dennoch liegt dieser Wert innerhalb des Bereichs der Herstellerangabe. Im Gegensatz dazu bilden die Histogramme 6.10(c) und 6.10(d) eine Normalverteilung besser ab. Die künstlich generierte Trajektorie der verrauschten Posen ist in Abbildung 6.11 dargestellt. Wie der Vergleich zu Abbildung 6.2 im Bezug auf die Holux-Messdaten zeigt, wurden damit erschwerte Bedingungen und ein hoher Anspruch an das Schätzverfahren formuliert.

### 6.5 Kartenmaterial

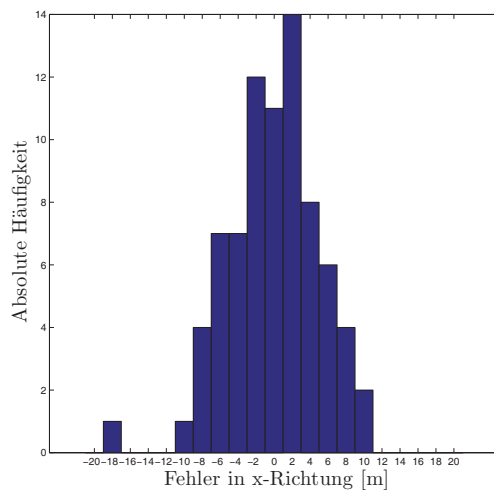
Wie im Kapitel 2 bereits erwähnt, bezieht das Navigationssystem digitale Kartendaten für die Präzisierung der Position ein. Zur Routenplanung und -führung ist grundsätzlich das Abbild des Straßennetzes von Interesse. Der dieser Arbeit zu Grunde liegende modellbasierte Ansatz zur Positionsschätzung setzt jedoch Zusatzinformationen von statischen Objekten, wie Gebäuden, voraus. Zwar erfahren die Datenbanken von Navigationssystemen schrittweise Erweiterungen wie beispielsweise die Integration von texturierten 3D-Gebäudeinformationen, bieten aber nur eine eingeschränkte Schnittstelle für einen externen Zugriff in Form einer fahrzeugbezogenen, limitierten Streckenvorausschau. Daher wurde auf eine zusätzliche computer-basierte Datenbank,



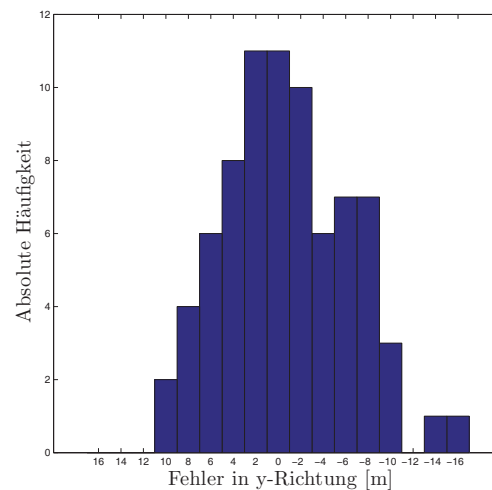
(a) Verteilung im Koordinatensystem der VTD-Referenz

	<b>X</b>	<b>Y</b>	$\ X - Y\ _2$
<b>Minimum</b>	0.17704	0.0063488	1.3181
<b>Maximum</b>	18.5922	15.3613	19.843
<b>Mittelwert</b>	3.9897	4.419	6.6262
<b>Standardabweichung</b>	3.1085	3.261	3.4241

(b) Statistik

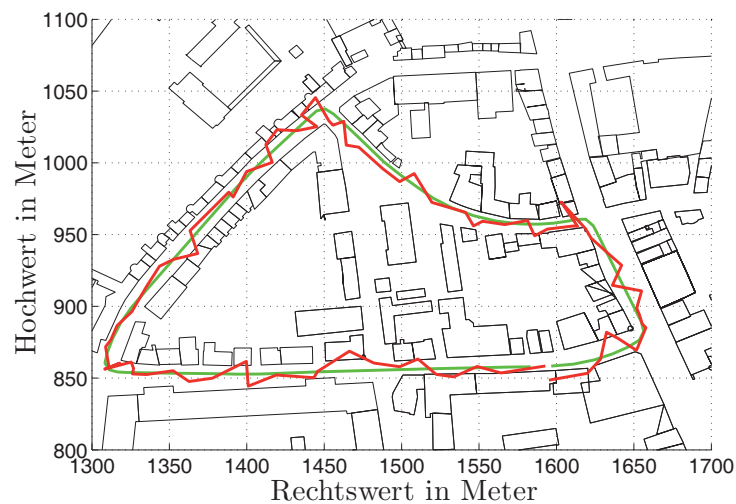


(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 6.10:** SimGPS - die verrauschte VTD-Referenz



**Abbildung 6.11:** Trajektorien VTD-Referenz versus SimGPS

welche die geforderten Erweiterungen, wie Gebäudegrundrisse beinhaltet, zurückgegriffen. Der Aufbau beider Datenbanken unterscheidet sich grundsätzlich. Da für diese Arbeit primär die Grundrissdaten im Fokus stehen, sei zum Vergleich einer integrierten Datenbank im Navigationssystem auf den Anhang A verwiesen. Im Abschnitt A.1 befindet sich auch eine Beschreibung für das GPS-Referenzsystem, dem WSG84.

### 6.5.1 Zusatzdatenbank mit Gebäudegrundrissen

Die approximierten Straßenkarte eines Navigationssystems selbst bietet Referenzdaten nur mit eingeschränkter Nutzungsmöglichkeit aufgrund mangelnder Genauigkeit und quantitativer Relationen. Neben dem fehlerbehafteten GPS lassen damit auch die stilisierten Kartendaten eine spurgenaue Zuordnung des Fahrzeuges nicht zu. Um dennoch eine georeferenzierte Positionsschätzung durchführen und evaluieren zu können, wird zusätzlich auf eine hochpräzise Datenbasis eines Kartenlieferanten zugegriffen. Landkarten und Stadtpläne liegen mittlerweile auch in elektronischer Form vor, deren Erstellung, Verarbeitung und Auswertung unter dem Oberbegriff Geoinformationssystem (GIS) zusammengefasst wird. Eine Möglichkeit der digitalen Repräsentation dieser Karten bieten Vektorformate, die damit einen wichtigen Bestandteil des geocodierten Datenpools für GIS darstellen. Zur Ablage kartographischer Informationen wird beispielsweise das für CAD-Programme entwickelte Drawing Exchange Format (DXF)-Dateiformat benutzt.

## Funktionsweise

Im Gegensatz zum Geographic Data File (GDF) liefern die DXF-Dateien des Zusatzmaterials qualitativ hochwertige Informationen, da primär ein detailgetreues und weniger ressourceneffizientes Abbild der Umgebung im Fokus steht. Bei DXF handelt es sich um ein textähnliches Format, wodurch es sich mit einem Editor erzeugen und verändern lässt. Die DXF-Datei weist eine sequentielle Struktur auf und unterteilt sich in folgende Abschnitte:

- **Header:** Systemvariablen, aktueller Zustand des Quellsystems
- **Table:** Ablage der zeichenabhängig definierten Einträge (Layer, Textstil, Bemaßungsstil)
- **Blocks:** Definition der in der Zeichnung benutzten Blöcke
- **Entities:** Beschreibung der Geometrien
- **EOF:** End of File - Plattformübergreifende Marke für das Dateiende

Die vom Kartenlieferanten zur Verfügung gestellte Datei beinhaltet ein breites Spektrum an Informationen, deren Rubriken bestimmten Layern zugeordnet sind. Durch Auswertung des Layernamens ist es möglich, die benötigten Gebäudegrundriss- und Straßenbegrenzungsinformationen von den nicht relevanten Angaben wie beispielsweise Baumbestand zu unterscheiden. In einer DXF-Datei gehören jeweils zwei Zeilen zusammen, wie der folgende Auszug demonstriert:

```

1 DKF_5-GEBGRUNDRISS //Layername "Gebäudegrundriss"
2 62 //Farbe
3 1 //rot
4 370 //Liniendicke
5 -1
6 6
7 ByLayer
8 10 //Rechtswert des Anfangspunktes einer Linie
9 3719011.0000000000
10 20 //Hochwert des Anfangspunktes einer Linie
11 5931445.0000000000
12 30 //Höhe des Anfangspunktes
13 0.0
14 11 //Rechtswert des Endpunktes einer Linie
15 3719010.0000000000
16 21 //Hochwert des Endpunktes einer Linie
17 5931446.0000000000
18 31 //Höhe des Endpunktes
19 0.0

```



Die Gebäudegrundrissdaten sind in diesem Basismaterial als einzelne Linien abgelegt. Ein wesentlicher Unterschied zum [GDF](#)-Format (Anhang [A](#)) besteht darin, dass nicht die Straße selbst, sondern die Straßenbegrenzung digitalisiert ist. Gekrümmte Verläufe sind dabei durch die Definition von Kreissegmenten angenähert. Die Koordinaten beziehen sich auf das Gauß-Krüger-System, dessen Beschreibung ein eigener Abschnitt gewidmet wurde. Das darin enthaltene Material beinhaltet Gebäudegrundrissinformationen, die als Polygonzug in Gauß-Krüger-Koordinaten angegeben sind. Mit der Definition einer Rastergröße wurden die betreffenden Grundrissinformationen nicht nur in eine Datei, sondern in einer Liste an Extensible Markup Language ([XML](#))-Dateien abgelegt. Diese weisen eine hierarchische Struktur in Anlehnung an einen Szenenbaum auf. Je nach Route und damit Position des Fahrzeuges werden die einzelnen Kartenausschnitte eingelesen. Damit eine durchgängige Darstellung gewährleistet und das Nachladen nur in größerer Distanz zum Fahrzeug spürbar ist, werden neben der aktuellen auch immer die neun angrenzenden Karten des Rasters angezeigt. Bei Überschreitung der Basiskarte werden dann die entsprechenden Kacheln aktualisiert.

### Fehlercharakteristik

Die verwendete [DXF](#)-Datei beinhaltet lediglich zweidimensionale Grundrissinformationen und keine vollständig texturierte 3D-Beschreibung eines Gebäudes, wie beispielsweise von Google Earth bekannt. Da bei der Bottom-Up-Methode auch die z-Komponente eine Rolle spielt und die Kartendaten als Abgleich dienen sollen, gilt es diese per Vorverarbeitung aufzuwerten. Dabei entstehen Gebäudemodelle, deren Höhe nur grob abgeschätzt wird. Weiterhin sind die genauen Transformationsparameter für das Kartenmaterial nicht bekannt. Somit wird bei der Umrechnung der GPS-Koordinaten in Gauß-Krüger-Werte ein Parametersatz gewählt, wodurch Abweichungen nicht ausgeschlossen werden können. Bei der Simulationsumgebung [VTD](#) liegt ein einheitliches Koordinatensystem vor, so dass sich damit dieses Umrechnungsproblem umgehen lässt.

### 6.5.2 Gauß-Krüger-Koordinatensystem

Insbesondere amtliche topologische Kartenwerke mittleren und höheren Maßstabes basieren in Deutschland auf dem metrischen Gauß-Krüger-Koordinatensystem. Der Bessel-Ellipsoid liefert

dabei die Beschreibung für die Erdform, welcher durch die in der Tabelle 6.3 dargestellten Parameter definiert ist. Zusätzlich zur Parameterdefinition variiert auch der Lagerungspunkt des

Bessel-Ellipsoid	$a = 6377397.15508 \text{ m}$ $b = 6356078.96290 \text{ m}$ $f = 1 : 299.15281$
------------------	---

**Tabelle 6.3:** Beschreibung des Bessel-Ellipsoids durch äquatorien Radius  $a$ , polaren Radius  $b$  und Abplattung  $f$

Ellipsoiden und die Streifenbreite des Zonensystems zwischen WGS84 und dem GK-System. Um die Gradangaben in die geforderte metrische Form überführen zu können, ist eine Ebenenabbildung des Gradnetzes notwendig. Die sich aus der Zylinderprojektion ableitende Mercatorprojektion impliziert, dass sich Längen- und Breitengrad senkrecht schneiden. Dies führt zu einer winkeltreuen Abbildung, wobei die Flächenverzerrung in Nord-Süd-Richtung in Kauf genommen wird. In dem resultierenden kartesischen Koordinatensystem gibt dabei der Hochwert den Nord-Süd-Abstand zum Äquator und der Rechtswert den Ost-West-Abstand zum nächstgelegenen Hauptmeridian an. Zur Vermeidung von negativen  $x$ -Werten auf der Südhalbkugel und  $y$ -Werten westlich des Nullmeridians wurden per Definition der Nullmeridian um 500000  $m$  und der Äquator um 10000  $m$  versetzt, vgl. Tabelle 6.4. Für die Umrechnung zwischen GK-

Rechtswert:	$R 4457031 \text{ m}$
Hochwert:	$H 5405196 \text{ m}$

**Tabelle 6.4:** Positionsangabe für das Audi-Forum Ingolstadt in GK-Koordinaten

Koordinaten und dem Referenzsystem WGS84 vom GPS sei auf die Ausführungen von Gruber et al. in [GJ11] verwiesen.







# Kapitel 7

## Versuchsauswertung

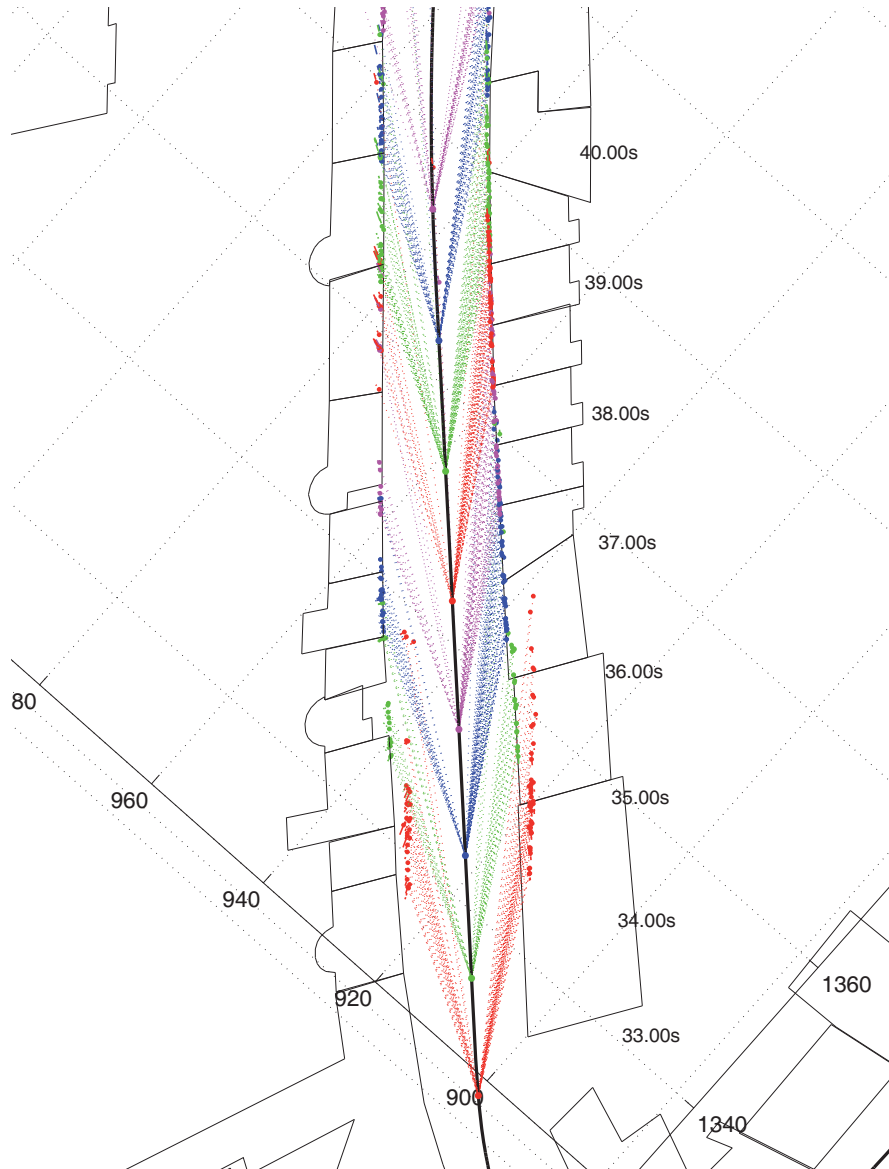
Mit Hilfe der Simulationsumgebung **VTD** kann ein breites Spektrum an Auswertungen durchgeführt werden. Die genaue Kenntnis der Fahrzeugpose und die klare Beschreibung der Umgebung lassen sowohl eine Analyse der Kartierungs- als auch der Lokalisierungsaufgabe zu. Die detaillierten und präzisen Referenzinformationen ermöglichen eine saubere statistische Auswertung. Neben dem Nachweis der Funktionalität einzelner Methoden mittels **VTD** werden Kernkomponenten auch auf Basis realer Daten untersucht, um generelle Aussagen zu formulieren. Obwohl Lokalisierungs- und Kartierungsmodul unabhängig voneinander analysiert werden können, stellen die rekonstruierten Kanten im Gesamtverbund die erforderlichen Eingangsdaten für die Schätzung der Fahrzeugpose dar. Daher wird bei der analytischen Betrachtung mit der Kartierung begonnen. Danach erfolgt die Untersuchung der unabhängigen Lokalisierungsergebnisse, wie beispielsweise das Positions-Tracking. Und schließlich nimmt die Auswertung des Gesamtverbundes den größten Analyseumfang ein.

### 7.1 Ergebnisse der Merkmalskartierung

Die 3D-Rekonstruktion setzt eine robuste Verfolgung der Kanten voraus. An dieser Stelle sei angemerkt, dass die Bildverarbeitung selbst mit der Kombination aus Canny- und Sobel-Berechnungen sowohl für virtuelle als auch für Außenszenen ausreichende Kanteninformationen liefert. Erste grobe Untersuchungen zeigen, dass über 70 Prozent der Kanten in einer Szene über mehr als 7 Bildern verfolgt werden können. Diese längerfristige Assoziation der Merkmale im Bild stärkt die Rekonstruktionsgenauigkeit. Ein kleiner Anteil der Kanten kann zwischen den einzelnen Bildern nicht kombiniert werden. Dabei handelt es sich um Merkmale, die tatsächlich nur kurzfristig im Bild sichtbar sind. Verdeckungen oder das Herauswandern der Kanten aus



der globalen Karte übermäßig ab, dann muss die Kantenverfolgung stärker hinterfragt werden. Bei der Analyse des Rekonstruktionsergebnisses wird von der genauen Kenntnis der Fahrzeugposition ausgegangen. Damit lassen sich die kartierten Merkmale im Bezug auf das Fahrzeug direkt mit den Inhalten der globalen Karte vergleichen. In [Abbildung 7.2](#) sind die Merkmale der lokalen Karte aus verschiedenen Rekonstruktionsschritten auf die Grundrissinformationen projiziert. Um die einzelnen Vergleichsschritte zu unterscheiden, sind diese farblich codiert. Die Kreuzungspunkte der zusätzlich eingezeichneten Sichtstrahlen heben deutlich die referenzierte Fahrzeugposition hervor. Weiterhin ist zu erkennen, dass weit entfernte Merkmale eine zu erwartende größere Abweichung zeigen als Kanten im näheren Umfeld des Fahrzeuges. Dies lässt sich auf die Bewegungsarmut der in der Ferne liegenden Objekte im Bild begründen. Ansatzweise sind die höheren Abweichungen nach einer Kurvenfahrt beim ersten unteren Rekonstruktionsschritt in der [Abbildung](#) zu erkennen. Bei der Kurvenfahrt ergibt sich eine schnelle Querbewegung der Kanten im Bild, welche die Genauigkeit der 3D-Rekonstruktion schmälert. In [Tabelle 7.1](#) sind die Abweichungen der rekonstruierten Merkmale im Bezug auf die Grundrisse zahlenmäßig erfasst. Dabei werden Kanten in einer Entfernung bis zu 100m vor dem Fahrzeug betrachtet und deren lotrechten Abweichungen zum Gebäude erfasst. Überwiegend ergeben sich Werte im Dezimeter-Bereich. Dennoch lassen sich einzelne Ausreißer nicht vermeiden, die natürlich auch auf Störobjekte im Bild zurückzuführen sind. So kann ein als Kante extrahierter Laternenpfahl ebenfalls mit den Gebäudegrundrissinformationen in Beziehung gesetzt werden. Da bei der Kurvenfahrt insbesondere die Rollbewegung des Fahrzeuges und die im Durchschnitt geringe Anzahl an Strukturmerkmalen im Bild zu einer erhöhten Ungenauigkeit der 3D-Rekonstruktion führen, stellen sich diese Situationen als Anwendung für die Tracking-Methode heraus. Dennoch erzielen die kartierten Merkmale für die Geradeausfahrt im Mittel Abweichungen, die im Toleranzbereich einer präzisen Lokalisierung liegen. Die Integration der lokalen Informationen in die Gesamtkarte setzt eine eindeutige Assoziation der Merkmale beim wiederholten Vorbeifahren voraus. So sollten Deskriptoren wie Länge, Höhe und Unsicherheitsbereich der Kante eine Zuordnung im Raum ermöglichen. Auch bei aufeinander folgenden Rekonstruktionsschritten werden zum Teil dieselben Merkmale wiederholt rekonstruiert. Können diese Kanten in Beziehung gebracht werden, dann ist eine dauerhafte Ablage ins globale Kartenmaterial angebracht. In [Abbildung 7.3](#) ist die räumliche Betrachtung der rekonstruierten Kanten zu verschiedenen Zeitpunkten dargestellt. Die Parameter wie Höhe und Länge der Kanten geben zwar Hinweise auf Paarungskandidaten, aber eine Eindeutigkeit kann nicht erzielt werden. Vielmehr lassen



**Abbildung 7.2:** Lage der rekonstruierten Kanten im Bezug auf die VTD-Referenzposition im Zeitraum 33s – 40s

Tabelle 7.1: Abweichungen der 3D-Rekonstruktionen im Bezug auf die Grundrisskanten

<i>Abweichungen der 3D-Rekonstruktionen [m]</i>	<i>Durchschnitt der Abweichungen [m]</i>
0.2506	
0.1973	
0.1296	
0.2132	
0.0872	
0.1608	
0.1270	0.2542
0.0641	
1.1578	
0.1504	
0.2068	
0.3062	

sich aus der Struktur und Häufung der rekonstruierten Informationen Rückschlüsse auf die Gesamtkarte ziehen. Eine geradlinige Anordnung der Kanten gibt beispielsweise Hinweis auf eine Gebäudefront. Damit kann die zugehörige Grundrisskante im Kartenmaterial bestätigt und eine bauliche Veränderung an dieser Stelle entkräftet werden. Wurde ein Gebäude abgerissen, dann spiegeln ausbleibende Rekonstruktionskandidaten die Umgestaltung wider.

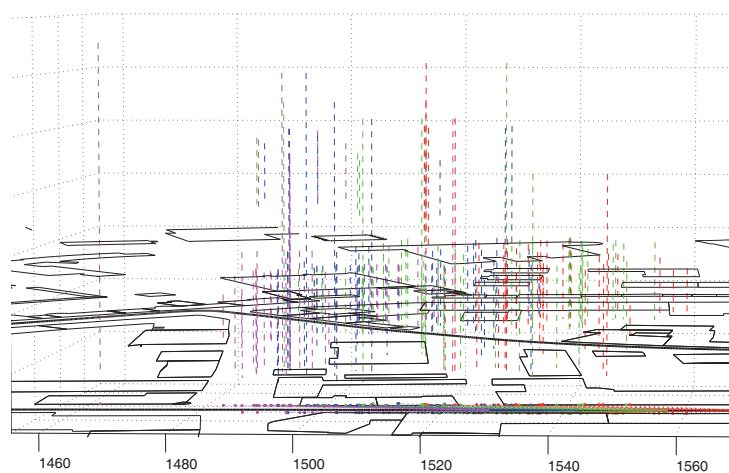


Abbildung 7.3: Seitliche Darstellung der rekonstruierten Kanten



## 7.2 Ergebnisse der Lokalisierungsmethodiken

Die Auswertung der Lokalisierungsergebnisse bezieht sich zunächst auf die von der Kartierung unabhängige Bottom-Up-Methode und auf das Tracking-Verfahren. Zum einen steht dabei die Frage im Vordergrund, ob sich die geringen Strukturinformationen, gemeint sind die extrahierten vertikalen Kanten auf Basis der Gebäudegrundrisse, eindeutig mit den Bildinformationen referenzieren lassen. Weiterhin gilt es, die Genauigkeit für die Verfolgung der Fahrzeugpose darzulegen.

### 7.2.1 Analyse der Bildbewertung

Für die Untersuchung der Bottom-Up-Methode steht eine Einzelbildbetrachtung im Vordergrund. Dafür werden gleichverteilt 1000 Positionshypothesen in einem Bereich von  $3\text{ m} \times 3\text{ m}$  um die tatsächliche Referenz generiert. Der Parameterraum ist auf die  $x$ - und  $y$ -Werte beschränkt und die Fahrzeugausrichtung als bekannt vorausgesetzt. Besteht die Möglichkeit einer eindeutigen Referenzierung der Merkmale im Bild, so sollte sich beispielsweise unter Anwendung des Gütemaßes nach Gleichung 4.3 ein Maximum im Bereich der tatsächlichen Position ausprägen. Die Abbildungen 7.4(a) und 7.4(b) zeigen die Projektion der Modellkanten und ihre Abstandswerte ins Bild im Bezug auf die bestbewertete Hypothese der Gleichverteilung. Im oberen Bild stimmen Modell und Objekt gut überein, so dass der visuelle Vergleich zunächst die Funktionsweise der Bottom-Up-Methode stützt. Auch in der Abbildung 7.4(c) ist das Maximum der Gewichte nahe der Referenzposition gut zu erkennen. Dennoch wirken sich kleine Pixelabweichungen im Bild direkt auf die Genauigkeit der Positionsbestimmung aus. Auch das VTD-Bild liefert einen Abstand zur Referenzposition von  $0.341\text{ m}$ . Die abgebildete Dichte entspricht primär einer Zieldichte mit einem kleinen Treffergebiet und weniger der gewünschten Gütedichte. Die Gewichte der Hypothesen im Umkreis geben kaum Hinweis auf ein in der Nähe liegendes Maximum. Die Trefferquote bei einer zufälligen Streuung, wie es ein Partikel-Filter durchführt, ist sehr gering. Die einzelnen Partikel müssten sehr dicht gestreut werden, um diesen Peak zu identifizieren. Dies geht wiederum mit einer erhöhten Rechenleistung einher. Daher wird vordergründig eine Gütedichte in Gaußform in größerer Ausdehnung angestrebt, um die Partikelanzahl gering zu halten. Bei weiterer Analyse der Bottom-Up-Methode zeigt sich auch, dass nicht immer eine Eindeutigkeit im Bild erzielt werden kann. Wie in Abbildung 7.4(b) dargestellt, können Modellkanten durchaus auf falsche Objekte referenziert werden. Insbesondere bei einer durchgängig ähnlich strukturierten Szene, wie das Abbild eine Reihenhaussiedlung,

ist die eindeutige Zuordnung der Kanten stark erschwert. Störobjekte, wie parkende Fahrzeuge und Bäume, können zudem die Gefahr der Falschassoziationen erhöhen. Die dazugehörige Gewichtsverteilung in Abbildung 7.4(d) zeigt, dass sich kein einzelnes Maximum herausbildet und demonstriert damit die Empfindlichkeit der Bewertungsmethode im Bild. Mit der Reduzierung der Gebäudehöhe, das Zulassen größerer Suchdistanzen im Bild und der Verringerung der Interpolationsdistanzen konnte keine deutliche Verbesserung der Hypothesengewichtung erzielt werden. Damit zeigt sich deutlich, dass für diese Bewertungsmethode zusätzliche eindeutige Merkmale notwendig sind.

### 7.2.2 Analyse des Trackingverfahrens

Das Unscented-Kalman-Filter gilt als bewährte Methodik für das Verfolgen der Fahrzeugpose. Die Auswertung erfolgt auf Basis von realen Fahrzeugdaten, wobei die Drehrate und Beschleunigung von der Inertialsensorik, die Geschwindigkeit der Raddrehzahlsensoren und das GPS-Signal vom Holux-Empfänger als Eingangsgrößen zur Verfügung stehen. Dabei wird das Filter mit einer genauen Fahrzeugpose der Referenzbox initialisiert und das Verhalten über die definierte Teststrecke untersucht. Die Ausarbeitung des Trackingkonzeptes erfolgte zum Teil in der betreuten Abschlussarbeit von [Kel10]. In Abbildung 7.5 sind die Abweichungen des Kalman-Filter-Ergebnisses unter Anwendung des CTRA-Bewegungsmodell – engl. Constant Turn Rate and Acceleration – dargestellt. Dieses geht von einer konstanten Drehrate bzw. Beschleunigung aus und beschreibt die Fahrzeugbewegung entlang einer Klothoide [MW04]. Über die gesamte Teststrecke konnten die Fehlerwerte des Holux-Empfängers deutlich reduziert werden, wie die Statistiktabelle 7.5(b) belegt. Im Vergleich zur Tabelle 6.4(b) zeigt sich insbesondere beim maximalen euklidischen Abstandes fast eine Halbierung. Dies spricht für die Glättung des Kalman-Filters, wodurch Ausreißer minimiert werden. Auch die Mittelwerte und Standardabweichungen der Fehler weisen eine signifikante Reduktion über die ca. 1 km lange Strecke auf. Damit zeigt sich die Schätzung des Kalman-Filters robust über längere Distanzen hinweg. Anzumerken sei an dieser Stelle, dass kleine Synchronisationsfehler nicht vollkommen ausgeschlossen werden können und in die Ergebnisbewertung mit einfließen.

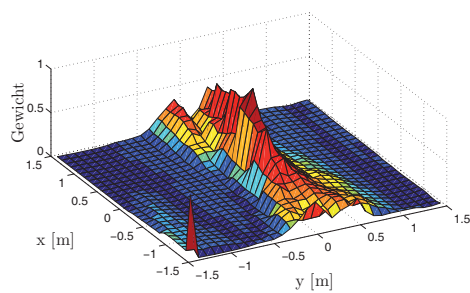




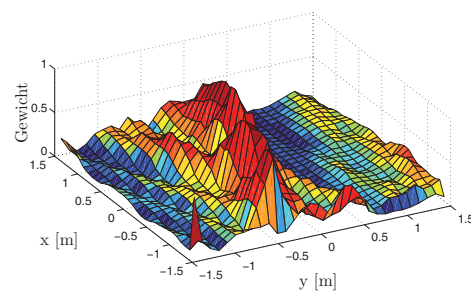
(a) Einblendung der Modellkanten für die höchstgewichtete Hypothese zum Zeitpunkt  $t = 7.80$



(b) Einblendung der Modellkanten für die höchstgewichtete Hypothese zum Zeitpunkt  $t = 33.12$

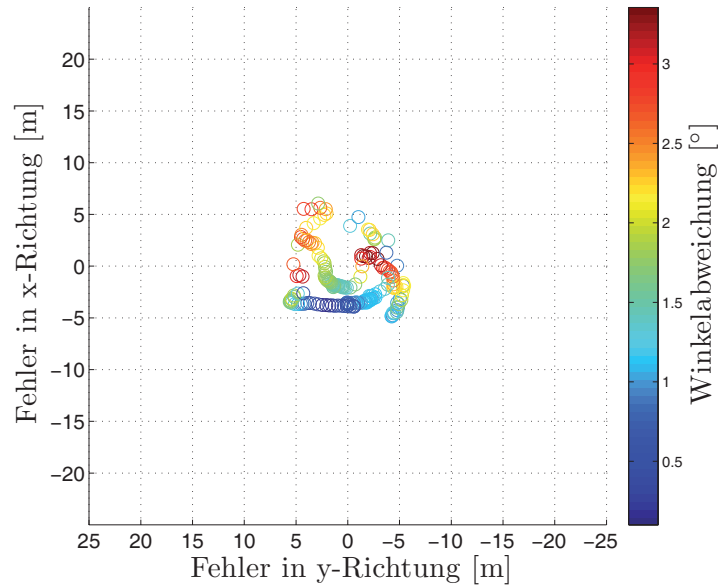


(c) Gewichtsverteilung zum Zeitpunkt  $t = 7.80$



(d) Gewichtsverteilung zum Zeitpunkt  $t = 33.12$  s

**Abbildung 7.4:** Analyse der Bildbewertung  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Hypothesen



(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem der Referenzbox

	<b>X</b>	<b>Y</b>	$\ X - Y\ _2$
<b>Minimum</b>	0.017548	0.033966	1.4078
<b>Maximum</b>	6.049	5.6082	6.982
<b>Mittelwert</b>	2.6229	2.7543	4.1009
<b>Standardabweichung</b>	1.3309	1.6276	1.434

(b) Statistik

Abbildung 7.5: Analyse des Kalman-Filter-Ergebnisses



## 7.3 Ergebnisse der gleichzeitigen Kartierung und Lokalisierung

Mit den folgenden Untersuchungen wird der Blick auf die Bewertungsmethodik in der Bodenebene gerichtet. Die aufgeführten Betrachtungen beginnen mit der Analyse der Gütedichte, stellen die Auswertungen bei Verwendung verschiedener Eingangsdaten dar und fokussieren schließlich das Zusammenspiel von Kartierungs- und Lokalisierungsmodul.

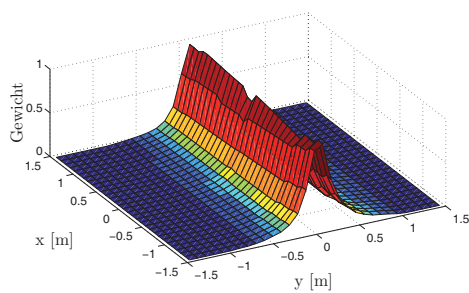
### 7.3.1 Analyse der Bewertung in der Bodenebene

Erste Aussagen für diese Methode können, wie bei der Bewertung in der Bildebene, mit einer gleichverteilten Hypothesenstreuung und der Analyse dieser Gewichtsverläufe generiert werden. Wie die Untersuchungen der rekonstruierten Kanten bereits gezeigt haben, ist eine Verschiebung auf den Grundrisskanten möglich, wenn keine Informationen quer zum Fahrzeug vorliegen. Ein Auszug der Ergebnisse unter Anwendung der Berechnungsvorschrift mit  $G_4^{[k]}$  ist in Abbildung 7.6 dargestellt. Die generierte Gewichtsverteilung in Abbildung 7.6(b) bestätigt den erwähnten Interpretationsspielraum. Damit lässt sich in der Längsrichtung zum Fahrzeug keine Eindeutigkeit erzielen, was sich in Form von mehreren gut bewerteten Hypothesen auf dieser Achse widerspiegelt. Eine klare Zuordnung der Merkmale zeigt sich in lateraler Richtung durch das Herausbilden eines erkennbaren Maximums. Die Hypothesen um die tatsächliche Position geben Hinweis auf den in der Nähe befindlichen Höchstwert durch das Anwachsen ihrer Gewichte. Werden bei einem Rekonstruktionsschritt auch quer zum Fahrzeug Merkmale erfasst, dann wird die Verschiebungsmöglichkeit des Fahrzeuges in Längsrichtung unterbunden. Der dargestellte Kreuzungsbereich in Abbildung 7.6(a) liefert diese gewünschten Informationen, was sich gleichzeitig als Eindeutigkeit in Abbildung 7.6(c) zeigt. Mit dieser abgebildeten Dichteverteilung wird den in Abschnitt 4.1.4 beschriebenen Anforderungen an die Gütefunktion nahezu entsprochen. Damit sind die grundsätzlichen Bedingungen für die Anwendungen des Partikel-Filters erfüllt. Auch für die Berechnungsvorschrift der Gewichte selbst sind Variationen möglich, deren Unterschiede auf Basis der Einzelszenenanalyse abgebildet werden können. Die Gleichungen 7.1 bis 7.3 stellen einen Auszug aus den untersuchten Funktionen dar, an denen wichtige Unterschiede erläutern werden.

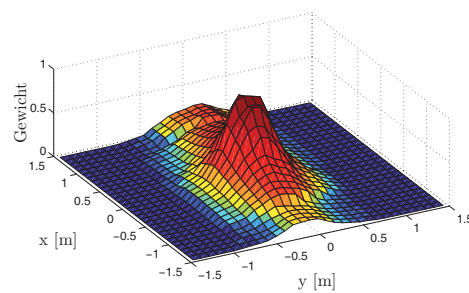
$$G_0^{[k]} = \frac{n_{gef}^{[k]}}{d_{sum}^{[k]}} \quad (7.1)$$



(a) Einblendung der kartierten Kanten für die am höchstgewichtete Hypothese zum Zeitpunkt  $t = 10.720$



(b) Gewichtsverteilung zum Zeitpunkt  $t = 5.680$



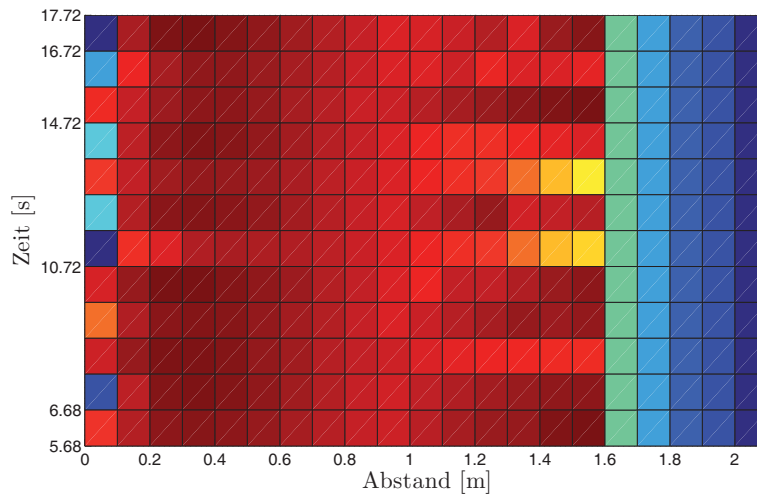
(c) Gewichtsverteilung zum Zeitpunkt  $t = 10.720$

**Abbildung 7.6:** Analyse der Bewertungsmethodik in der Bodenebene mit einer gleichverteilten Hypothesengenerierung

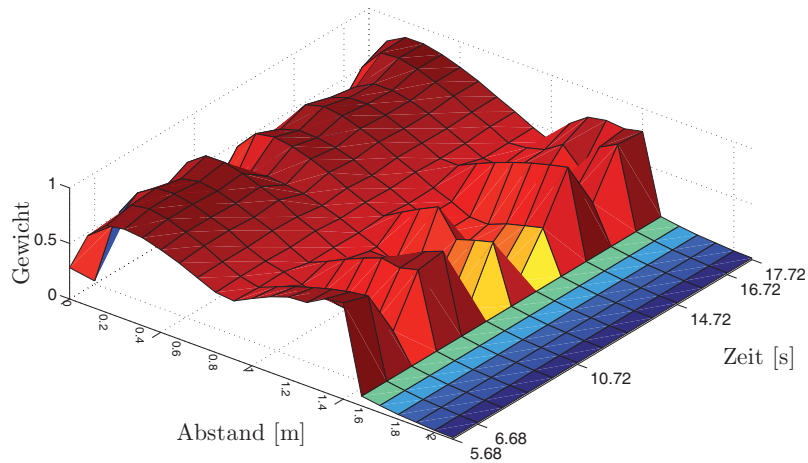
$$G_4^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)^4}{(d_{sum}^{[k]})^2} \quad (7.2)$$

$$G_8^{[k]} = \frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}} \cdot e^{-0.1 \cdot d_{sum}^{[k]}} \quad (7.3)$$

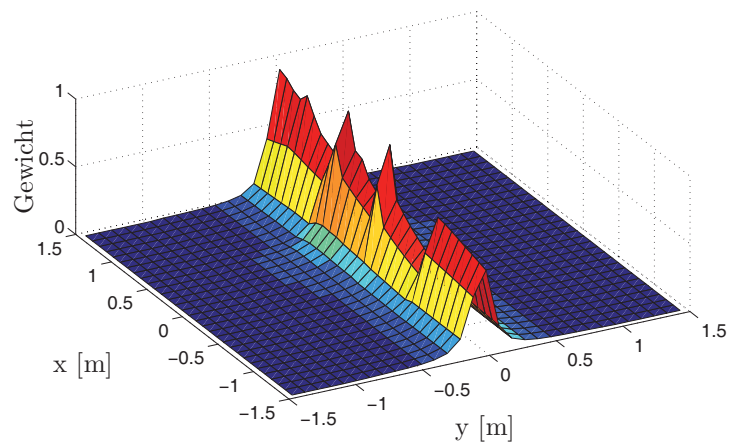
Wie die Darstellung einer geeigneten Gütedichte in Abbildung 4.6 zeigt, bilden sich im Bereich um die tatsächliche Position Hypothesen mit hohen Gewichten heraus. Für die Untersuchung wird die Gaußglocke als Vergleichsbasis verwendet und die Abweichungen zu dieser berechnet. Dazu wird die Differenz zwischen den berechneten Gewichten der Gleichverteilung und des angestrebten Idealverlaufs bestimmt. Ausgehend von der Referenzhypothese lassen sich Radien im Abstand von 10 cm, vergleichbar mit den Trefferbereichen einer Zielscheibe, definieren. In diesen Kreisringen wird der höchste Fehlerwert im Abstand zur Referenz aufgetragen. Aus diesem Fehlerverlauf pro Zeitpunkt lässt sich dann neben der Eindeutigkeit der Gewichtsfunktion in x- und y-Richtung, auch die Passform zur Idealglocke ablesen. Die Erweiterung der Darstellung um die Zeitachse mündet für den ersten Abschnitt der Geradeausfahrt in die Abbildungen 7.7(a) und 7.7(b). Während die Rotfärbung eine hohe Abweichung symbolisiert, belegen blau gefärbte Segmente einen geringen Fehler. Die Gaußglocke weist eine Ausdehnung über den Streubereich auf, wohingegen die Gütefunktion  $G_4^{[k]}$  diese Eigenschaft nicht erfüllen kann. Die ausgedehnte Rotfärbung belegt diesen Formunterschied. Dennoch zeigen sich im 10 – cm-Segment über die Zeit geringe Fehlermaße, was auf eine Eindeutigkeit und damit dem klaren Herausbilden eines Maximums entspricht. Besonders der Kreuzungsbereich zum Zeitpunkt  $t = 10.72$  s zeigt diese Eindeutigkeit und der hellere Rotverlauf belegt eine bessere Passform als zu den anderen Zeitpunkten. Die Abbildung 7.7(c) beweist nochmals als Einzelauszug den eng begrenzten Bereich hoch gewichteter Partikel und die Mehrdeutigkeit in x-Richtung, die sich im betrachteten Zeitraum fortsetzt. Die zum Vergleich im Anhang B dargestellte Abbildung B.1 der Berechnungsvorschrift  $G_0^{[k]}$  zeigt eine diffusere Farbgebung im Randbereich des Streufeldes. Die Segmente mit Rotfärbung geben Hinweis auf stark gewichtete Hypothesenareale entfernt von der tatsächlichen Position. Ein Blick auf die Darstellung der Gewichtsverteilung B.1(c) bestätigt die Existenz von Nebenmaxima. Daher wird diese Funktion keinen weiteren Untersuchungen unterzogen. Die Berechnungsvorschrift  $G_8^{[k]}$  führt hingegen zu einem kontinuierlicheren Farbverlauf in Abbildung B.2(a) und B.2(b). Es zeigt sich eine Glättung, die auch das Maximum im Zentrum nicht mehr so stark hervorheben lässt. Die Folge für die Anwendung des Partikel-Filters wäre eine intensivere Abtastung, um den Höchstwert identifizieren zu können. Einzelne



(a) Draufsicht der Dichtefunktion über die Zeit



(b) Seitenansicht der Dichtefunktion über die Zeit



(c) Dichte zum Zeitpunkt  $t = 9.720$  s

**Abbildung 7.7:** Analyse der Gewichtsfunktion  $G_4^{[k]}$  bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition

Nebenmaxima treten hier für dieselben Analysebereiche nicht auf, wodurch die mathematische Berechnungsvorschrift 7.1 als Schwachstelle identifiziert werden konnte. Sie unterscheidet nicht zwischen der Zuordnung vereinzelter oder mehrerer rekonstruierter Kanten zu einem Grundriss in ihrem Gewicht und lässt dadurch Ausreißer in Form von Nebenmaxima entstehen. Mit den Abbildungen der Gewichtsverteilung zu den verschiedenen Zeitschritten des ersten Teststreckenabschnittes konnte ein weiterer Detailgrad der Analyse erzielt werden. Sie sind im Anhang B für die Gleichung 7.2 und 7.3 dargestellt. Darin bestätigt sich nochmals, dass durch die glättende Eigenschaft der  $e$ -Funktion ein deutliches Maximum verschimmt und auch bei Kreuzungssituationen den Höchstwert kaum erkennen lässt. Die folgenden Auswertungen des Gesamtsystems beruhen daher zunächst auf der Gleichung 7.2.

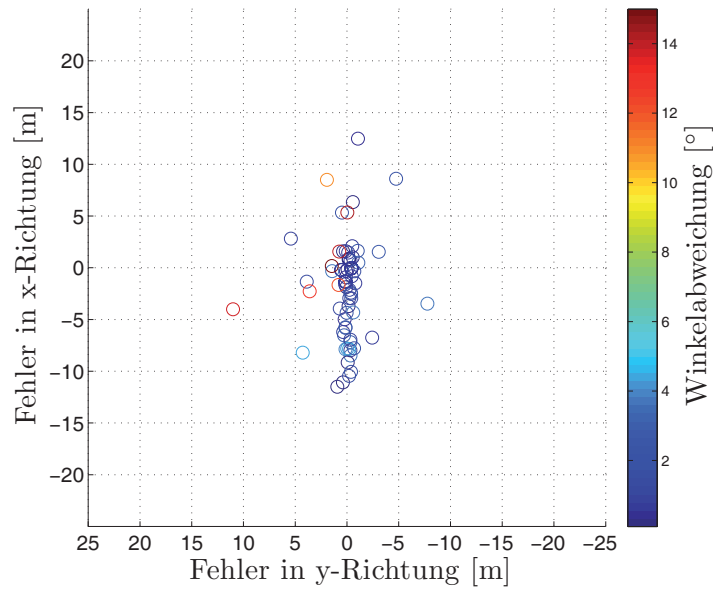
### 7.3.2 Lokalisierung mittels Referenzdaten

Mit der Verwendung von Referenzposen anstelle des GPS werden nun die grundlegenden Untersuchungen für die Interaktion zwischen Lokalisierung und Kartierung durchgeführt. Damit sollen die Funktionsweise des Partikel-Filters nachgewiesen sowie Probleme und Grenzen des Schätzverfahrens erörtert werden. Mit der hier durchgeführten Analyse wird nun erstmalig die Fahrzeugausrichtung in die Betrachtungen einbezogen, womit die Beschreibung des Zustandsraumes komplettiert wird. Die Generierung der Hypothesen unterliegt nun der zufälligen Streuung des Partikel-Filters. In Abbildung 7.8 ist die ausgegebene Schätzung gegenüber der Referenz dargestellt. Deutlich zeigt sich in 7.8(a) eine hohe Konzentration an geschätzten Posen nahe des Ursprungs, welches die Präzision der Methodik untermauert. Die Verschiebung der Merkmale auf den Grundrisskanten längs zum Fahrzeug spiegelt sich durch die höheren Abweichungen in longitudinaler Richtung wider. Die drei Minimumwerte der Tabelle 7.8(b) belegen zahlenmäßig eine Genauigkeit von bis zu 17.3 cm für diese Realisierung. Die hohe Standardabweichung von 1.79 m im Vergleich zum Mittelwert von 98 cm auf der  $y$ -Achse stützt die Vermutung von einzelnen Ausreißern, was durch das Histogramm 7.8(d) bestätigt wird. Während sich die meisten geschätzten Posen im Umkreisradius von bis zu 2 m um die Referenz konzentrieren, weicht nur ein geringer Anteil mit einem höheren Fehlermaß ab. In  $x$ -Richtung bestätigt sich die zu erwartende höhere Streuung. Die ermittelten, maximalen euklidischen Abweichungen von bis zu 12.53 m begründen sich daher überwiegend auf longitudinale Fehler.

Der zeitliche Verlauf der Schätzung gegenüber der Referenz in Abbildung 7.9 spiegelt die Abweichungen nochmals in einer differenzierten Form wider. Die überlagerte Darstellung der Winkeländerungen von Eingangs- und Ausgangsdaten des Partikel-Filters zeigt einen sehr ähnlichen



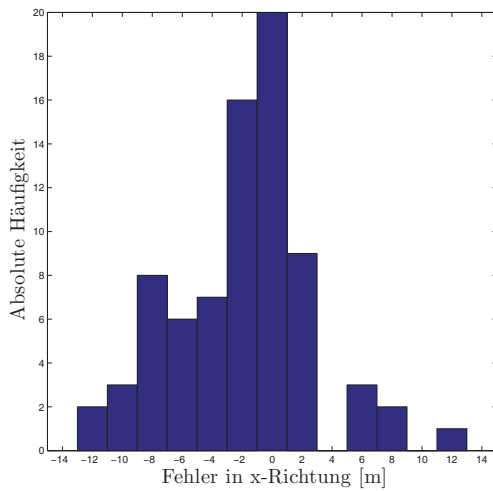
### 7.3 Ergebnisse der gleichzeitigen Kartierung und Lokalisierung



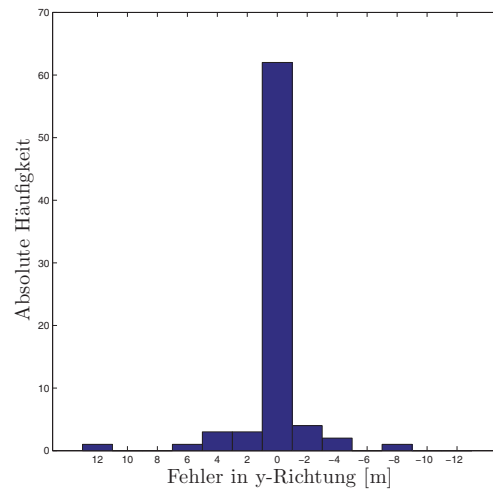
(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem der VTD-Referenz

	X	Y	$\ X - Y\ _2$
Minimum	0.035128	0.029527	0.173
Maximum	12.484	11.0036	12.5292
Mittelwert	3.6577	0.97523	4.101
Standardabweichung	3.3895	1.7894	3.4885

(b) Statistik



(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 7.8:** Analyse der Positions-Verteilung bei Referenz als Eingangsgröße





Verlauf mit wenigen Ausnahmen in 7.9(a). Die größten Abweichungen treten in Kurven auf, wie die Differenz in Abbildung 7.9(b) und insbesondere auch der Fehler in y-Richtung in 7.9(c), belegen. Die geringen Strukturinformationen während der Kurvenfahrten lassen eine mehrdeutige Interpretation zu, was sich sofort in der Qualität des Schätzergebnisses niederschlägt. Die Eindeutigkeit, die sich lateral zur Fahrzeugachse laut Analyse der Gewichtsverteilung vom Abschnitt 7.3.1 ergab, dokumentieren nun auch die Fehlerwerte in y-Richtung. Für die Geradeausfahrt ergeben sich kaum Abweichungen zur Referenz, während die Ausschläge in x-Richtung die Unschärfe zum Ausdruck bringen. Die potentiellen Zielbereiche dokumentiert das Partikel-Filter durch die hohen Gewichtsmaße, verbunden mit der Kondensation der Zustandshypothesen. Für die durchgeführte Analyse wird zu jedem Zeitschritt das höchstgewichtete Partikel als Schätzpose ausgegeben, obwohl durchaus Mehrdeutigkeiten in der Dichte vorhanden sein können. Ob das Ergebnis sicher bestimmt werden konnte, belegt das Partikel-Filter durch ein Konvergenzkriterium. Liegen im unmittelbaren Umkreis des Maximums weitere hoch gewichtete Hypothesen, dann wird das Vertrauen in die Schätzung gestärkt und die Präzision untermauert. Mit dieser Beurteilung kann die Initialpose für die Tracking-Methode identifiziert und übergeben werden. Wie die dargestellten Auswertungen zeigen, kristallisieren sich insbesondere die Kurvenbereiche als Schwachstellen heraus. Diese Areale sind mit der Verwendung des Unscented-Kalman-Filters überbrückbar.

### 7.3.3 Lokalisierung mittels künstlicher Rauschdaten

Nachdem der Nachweis der grundlegenden Funktionalität des Partikel-Filters im vorherigen Abschnitt erbracht wurde, steht nun dessen Robustheit gegenüber verrauschten Eingangsgrößen im Fokus der Untersuchungen. So kann sich schrittweise der Charakteristik realer Sensordaten angenähert werden. Die aus Abschnitt 6.4 künstlich verrauschten Fahrzeugposen, kurz *SimGPS*, bilden die Basis der folgenden Auswertung. Dabei bleiben die Parametrierung und die 3D-Kantensätze unangetastet, so dass dieselben Voraussetzungen wie beim vorherigen Abschnitt gelten. Zunächst wird die bereits bekannte Auswerteübersicht 7.10 nun für die Schätzungen des Partikel-Filters erstellt. In der Verteilung 7.10(a) zeigt sich direkt die überwiegende Konzentration der Fahrzeugposen auf der Längsachse zum Fahrzeug. Zwar ist die Streuung in y-Richtung etwas breiter geworden, aber wie das Histogramm in 7.10(d) belegt, handelt es sich hierbei um einzelne Ausreißer. Der größte Anteil der ausgegebenen Schätzungen weist einen Fehler von  $2m$  -  $4m$  auf. Der mittlere Fehler des stark verrauschten *SimGPS* von  $4.42m$  konnte somit um mehr als die Hälfte auf  $1.83m$  reduziert werden, vergleiche dazu 7.10(b). Zwar kann der Mittelwert

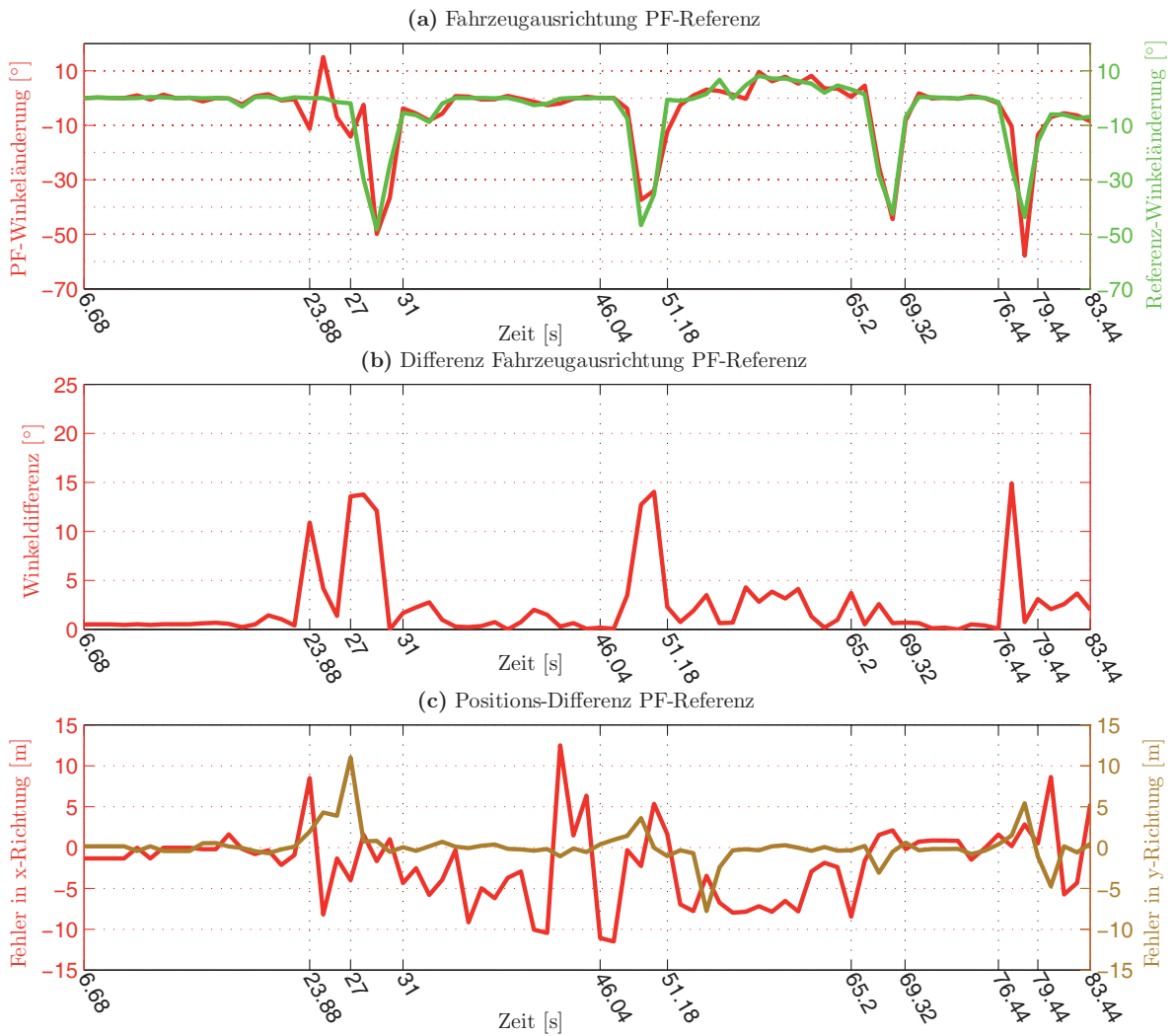
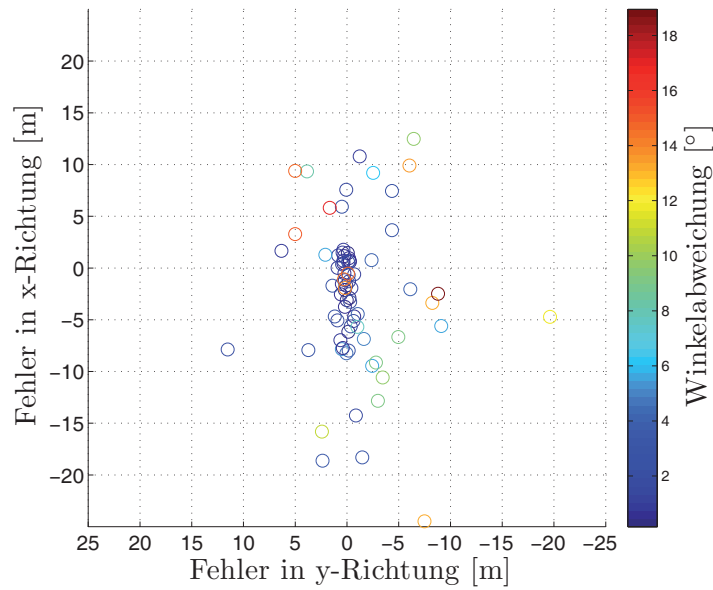


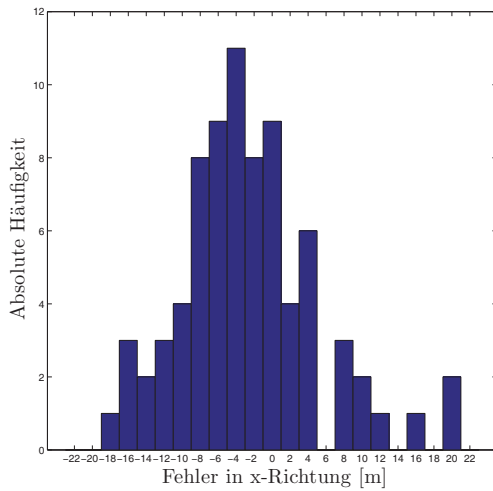
Abbildung 7.9: Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position bei Referenz-VTD-Daten



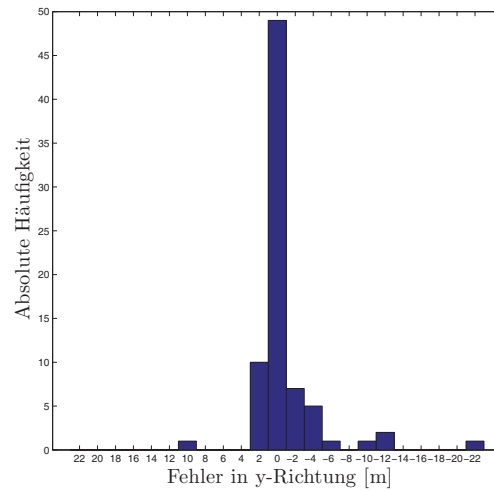
(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem der VTD-Referenz

	<b>X</b>	<b>Y</b>	$\ X - Y\ _2$
<b>Minimum</b>	0.015254	0.018411	0.55808
<b>Maximum</b>	24.4748	19.6227	25.5966
<b>Mittelwert</b>	5.2416	2.2153	6.1816
<b>Standardabweichung</b>	4.8772	3.2586	5.3384

(b) Statistik



(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 7.10:** Analyse des Partikel-Filters unter Verwendung des SimGPS als GPS-Signal

in x-Richtung diese Verbesserung nicht aufweisen, dennoch zeigt sich anhand des Minimums, dass bei Eindeutigkeit in der Szene Genauigkeiten im Zentimeterbereich erzielt werden können. Zum einen spiegelt sich auf dieser Achse der aus der Analyse der Gleichverteilung dargestellte Verschiebespielraum der Merkmale wider. Aber auch die Defizite der Kurvenfahrten sind in der aufgeführten Statistik mit inbegriffen. Somit wird die Präzision auf den geraden Abschnitten von den Abweichungen in der Kurve überlagert. In der Statistik der gesamten Teststrecke zeigt sich damit in x-Richtung ein Mittelwert von  $5.00\text{ m}$  bei einer Standardabweichung von  $4.26\text{ m}$ . Dies entspricht einer Erhöhung gegenüber dem **SimGPS** mit einem mittleren Fehler von  $3.99\text{ m}$  bei einer Standardabweichung von  $3.11\text{ m}$ . Damit verbessert sich unter Anwendung des Partikel-Filters primär der laterale mittlere Fehler um  $2.59\text{ m}$  über die gesamte Teststrecke. Für die Analyse des gesamten Zustandsraumes wird nun in den zeitlichen Betrachtungen auch die jeweilige Fahrzeugausrichtung mit einbezogen. Um zusätzlich einen direkten Vergleich zwischen Eingangs- und Ausgangsdaten des Partikel-Filters zu ermöglichen, wurde die Abbildung 7.11 gegenüber den vorherigen Abschnitten erweitert. So ist für die Fahrzeugausrichtung in Abbildung 7.11(a) neben den Winkeländerungen der Referenz (grün) und dem Ausgangssignal des Partikel-Filters (rot), auch der Verlauf des **SimGPS** (petrolfarben) dargestellt. Für das erste Segment der Geradeausfahrt schwankt das **SimGPS** zunächst zwischen  $-10^\circ$  und  $10^\circ$ , um dann auf  $-30^\circ$  zum Zeitpunkt  $t_1 = 16.72\text{ s}$  anzusteigen. Dort weist es eine absolute Winkeldifferenz von  $25^\circ$  gegenüber der Referenz auf, siehe Abbildung 7.11(b). Diesen starken Schwankungen gegenüber zeigt sich das Ausgangssignal des Partikel-Filters für diesen Abschnitt völlig unbeeindruckt und nimmt einen ähnlichen Verlauf wie die Referenz ein. Jedoch zum Zeitpunkt  $t_3 = 18.72\text{ s}$  reagiert das Partikel-Filter mit einer starken Positions-Änderung, wie die dazugehörigen Abbildungen 7.11(c) und 7.11(d) demonstrieren. Um die Geschehnisse zu diesem Zeitpunkt genauer analysieren zu können, sind in Abbildung 7.12 die einzelnen Trajektorien gestrichelt dargestellt. Gemäß der Referenz (grün) bewegt sich dabei das Fahrzeug senkrecht von unten nach oben. Für die Trajektorie des Partikel-Filters (rot) und des **SimGPS** (petrolfarben) ist die zur Position dazugehörige Ausrichtung als Pfeil dargestellt. Um jeweils den Bezug zum Referenzsignal erkennen zu lassen, sind die Positionsmarker miteinander verbunden. Die Länge dieser Linie entspricht gleichzeitig dem euklidischen Abstand, welcher mit dem genauen Zeitpunkt rechts neben der Schätzung bzw. links neben dem **SimGPS** dargestellt ist. Zum Zeitpunkt  $t_3 = 18.72\text{ s}$  ist ein starker Positionssprung nach rechts im **SimGPS** simuliert, was die Verschiebung des Sampling-Centers innerhalb eines Gebäudegrundrisses bewirkt. Da das Partikel-Filter für die Streuung die Innenfläche eines Grundrisses meidet, generiert dieses Hypothesen neben

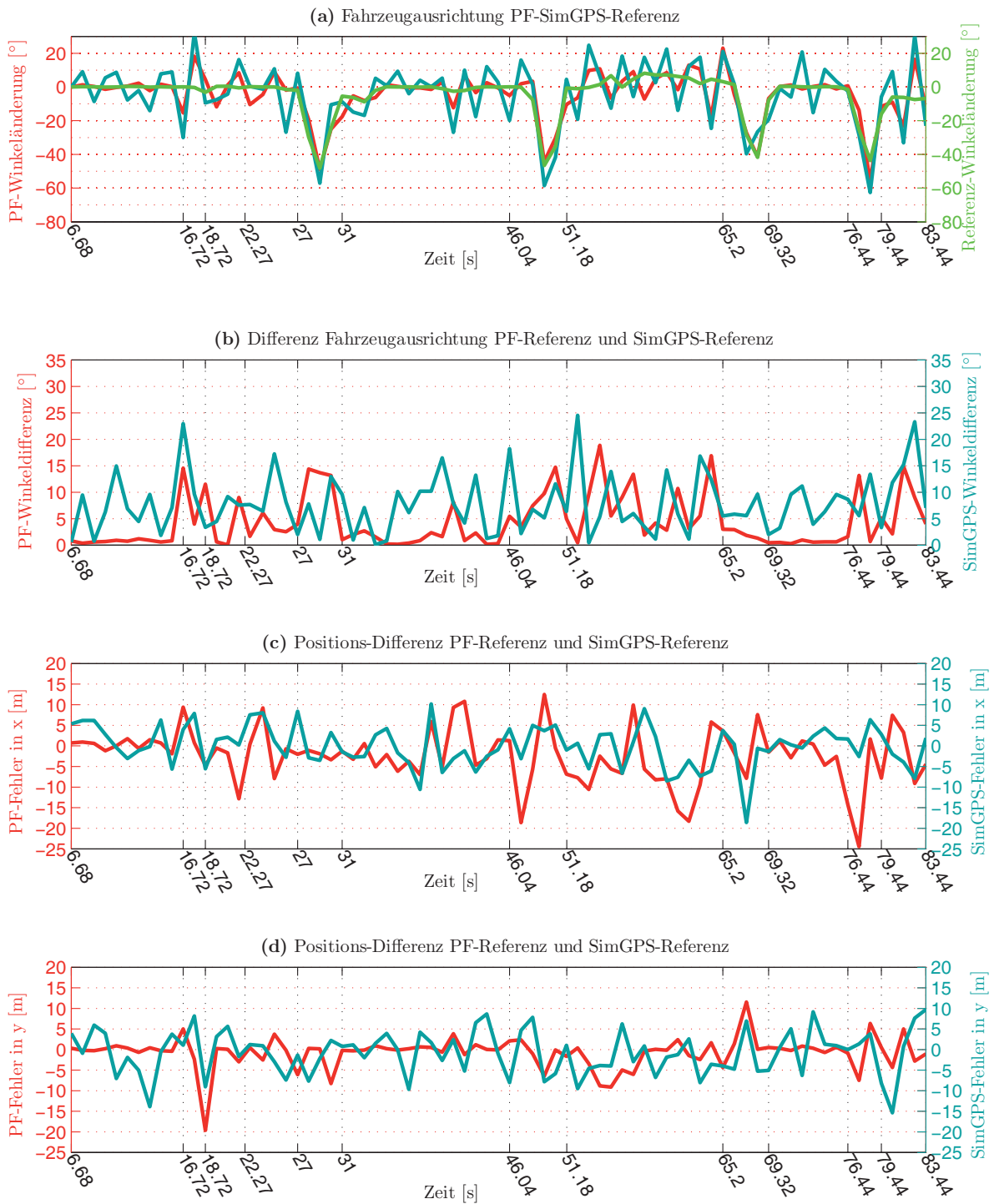


Abbildung 7.11: Analyse der Fahrzeugausrichtung und Position unter Verwendung von SimGPS

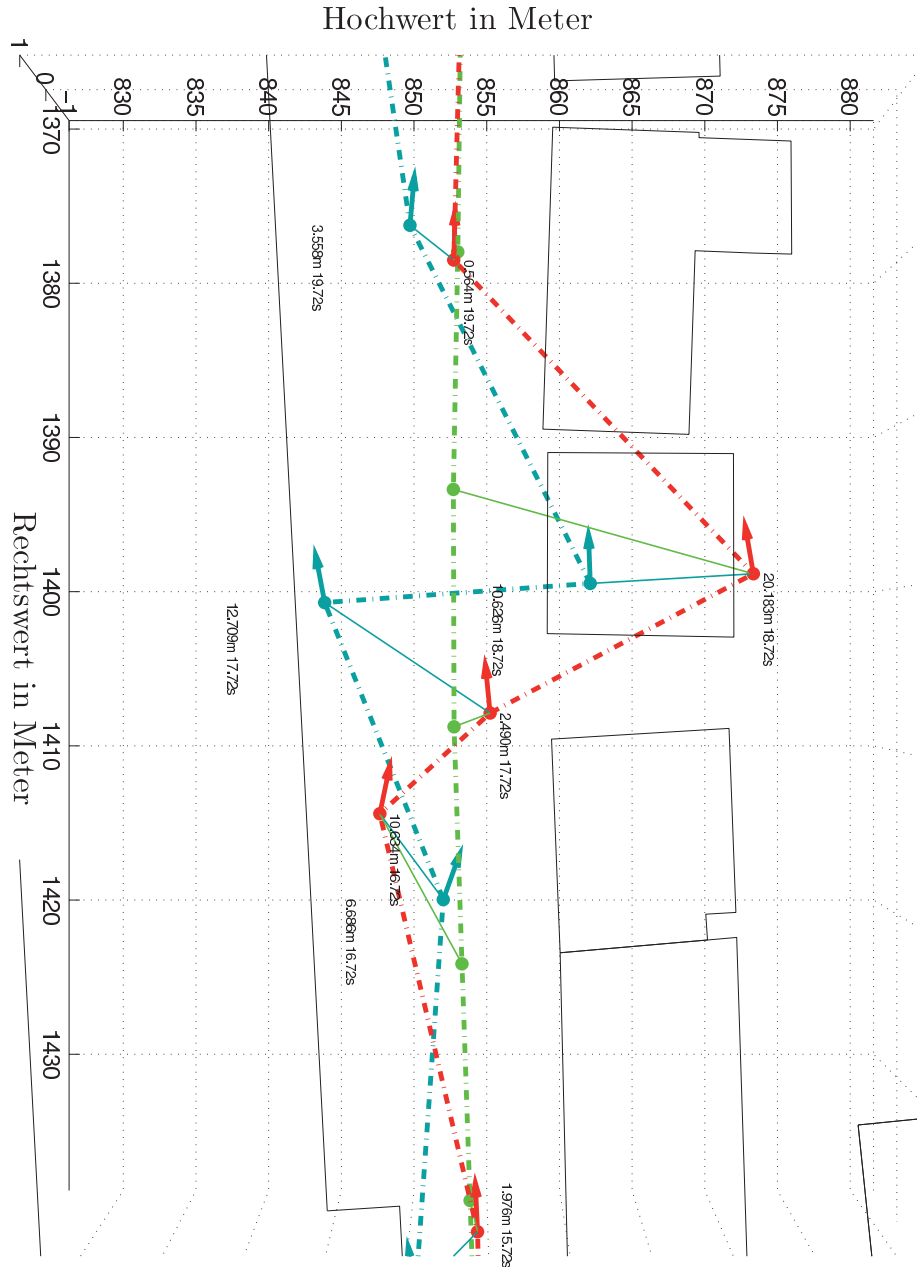


Abbildung 7.12: Trajektorien von Schätzung, SimGPS und Referenz im Zeitraum 15.72 s - 19.72 s

dem betreffenden Gebäude. Damit befinden sich die Partikel fernab der Straße, die aufgrund der in der Nähe liegenden Gebäudekanten auch eine entsprechende Gewichtung erfahren. Zum Vergleich kann die im Anhang aufgeführte Abbildung C.1 betrachtet werden. Diese Darstellung zeigt noch eine Besonderheit, nämlich das Beschneiden des Sampling-Gebietes, um Rücksprünge zu vermeiden. Dieser Kunstgriff findet nur in dieser Konfiguration Anwendung, da das **SimGPS** ein Provokationstest für das Partikel-Filter darstellt. Das Sampling-Center wird dabei auf Basis des Eingangssignals verschoben, wohingegen für die reale Anwendung ein geglättetes **GPS**-Signal oder die Odometriedaten das Verschiebungsmaß liefern. Die ermittelte Schätzung liegt folglich  $20.18\text{ m}$  von der Referenz entfernt. Mit der erneuten sprunghaften Änderung zum Zeitpunkt  $t_4 = 19.72\text{ s}$  verringert sich der euklidische Abstand des Ausgangssignals und nähert sich mit  $0.56\text{ m}$  wieder einem präzisen Wert an. Diese nähere Betrachtung hat gezeigt, dass das Partikel-Filter auch mit schweren Lokalisierungsfehlern umgehen kann und innerhalb kürzester Zeit wieder eine präzise Pose liefert. Außerdem konnte ein äußerst robustes Verhalten der Schätzung gegenüber starkem Rauschen in der Fahrzeugausrichtung nachgewiesen werden. Auch laterale Fehler in der Position können stabil kompensiert werden, solange deren Beträge nicht die Ausdehnung des Sampling-Areals überschreitet. Eine longitudinale Verbesserung der Fahrzeugposition hängt maßgeblich von der Anordnung der rekonstruierten Kanten ab. Mit der Möglichkeit der gezielten Zuordnung der Merkmale zu quer liegenden Gebäudekanten reduzieren sich die Abweichungen der Schätzung sogar auf den Zentimeterbereich. Mit dieser Präzision in der Pose bestätigt sich auch die Genauigkeit der 3D-Rekonstruktion. Mit den Untersuchungen im nächsten Abschnitt werden nun eine Menge von Lokalisierungsdurchläufen mit veränderten Parametern untersucht.

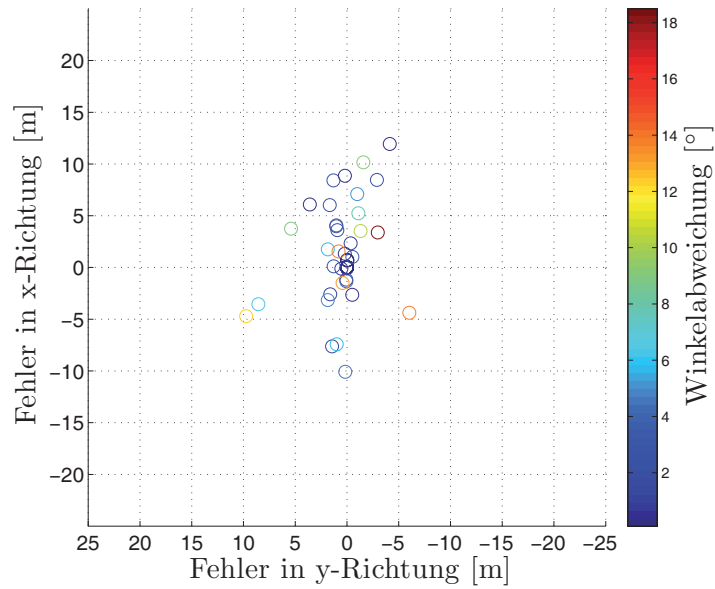
### 7.3.4 Sequentielle Gewichtung

Wie die Analyse der Bildbewertung aus Abschnitt 7.2.1 zeigte, könnte diese Methode den Fehler in longitudinaler Richtung verringern. Die Bewertung in der Bodenebene liefert bereits präzise Werte für die Fahrzeugausrichtung und Position in lateraler Richtung. Mit diesem vorgelagerten Vorgehen könnte die Basis für die Anwendung der Bildebene geschaffen werden, da die Mehrdeutigkeiten durch den begrenzten Zustandsraum bereits reduziert werden. Daher soll untersucht werden, wie sich eine sequentielle Gewichtung auf den longitudinalen Fehler auswirkt. Dabei bildet die Bewertung in der Bodenebene zunächst die Basis, wobei für die 10 bestbewerteten Partikel anschließend die Bildebene hinzugezogen wird. Damit trägt der Abgleich zwischen

Modell- und Objektkanten im Bild zusätzlich zur Entscheidungsfindung bei. Als Konvergenzkriterium wird weiterhin die Partikelhäufung hinzugezogen. Die Konfiguration bleibt bis auf die Erweiterung der Bildbewertung zu den vorherigen Abschnitten unverändert. Zunächst soll das Partikel-Filter-Verhalten wieder mit Hilfe der VTD-Referenz untersucht werden. In Abbildung 7.13 ist das Ergebnis des Partikel-Filters dargestellt. Dabei fällt sofort die Erhöhung der Trefferquote in x-Richtung auf, vergleiche dazu 7.13(c). Auch die statistischen Zahlen der Tabelle 7.13(b) belegen, dass der longitudinale mittlere Fehler sichtbar reduziert wurde. Zusätzlich konnte bei diesem Auswertesatz die tatsächliche Position zufällig ermittelt werden, was die Nullwerte für das Minimum belegen. Eine weitere Präzisierung der Fahrzeugpose durch die Bildanalyse konnte durch erste Auswertungen der Partikel-Filter-Schätzung gezeigt werden. Mit dieser Methode kompensiert sich der Fehler der 3D-Rekonstruktion, da die Bewertung direkt im Bild stattfindet. Ein Blick auf die Abbildung 7.14 bestätigt, dass insbesondere für die Abschnitte der Geradeausfahrt der longitudinale Fehler reduziert wurde. Dies zeigt sich deutlich in Abbildung 7.14 für die Zeiträume von  $t = 6.68 \text{ s} - 23.88 \text{ s}$  und  $t = 31.00 \text{ s} - 46.04 \text{ s}$  bei denen das Fehlermaß in x-Richtung ähnlich kleine Werte wie in y-Richtung annimmt.

Eine deutlich größere Herausforderung stellt die Verwendung des SimGPS-Signals als Eingang für den Partikel-Filter dar. Hierbei treten wesentlich größere Winkelvariationen auf, so dass insbesondere Falschassoziationen im Bild stärker zum Tragen kommen. Die Abbildung 7.15 stellt das Ergebnis für die sequentielle Gewichtung unter Verwendung des SimGPS dar. Auch hier sind zufällige exakte Treffer auf die tatsächliche Position zu verzeichnen, wie die statistische Tabelle 7.15(b) zeigt. Da auf Basis der Bildbewertung die Entscheidung für das bestgewichtete Partikel getroffen wird, spielen die Ungenauigkeiten der 3D-Rekonstruktion keine Rolle mehr. Die weiteren Fehlerwerte zeigen keine signifikante Verbesserung gegenüber der Tabelle 7.10(b). So sind die Maximalwerte sogar leicht erhöht, was sich wiederum auf einzelne Ausreißer zurückführen lässt. Laut Abbildung 7.16 können wiederum die Kurvenfahrten für die Generierung der Maximalwerte identifiziert werden. Für die Mittelwerte und Standardabweichungen sind keine weiteren Verbesserungen zu verzeichnen. Sie liegen vielmehr in Bereichen wie bei der alleinigen Bodenbewertung. Damit bestätigt sich die sensible Reaktion der Bildbewertung auf Winkelabweichungen, die zu Falschassoziation im Bild führen können. Mit der vorgelagerten Bodenbewertung reduziert sich zwar der Winkelfehler, aber dennoch können die eingeblendeten Modellkanten auf falsche Objekte referenzieren. Damit wird die Forderung nach erweiterten und eindeutigeren Bildmerkmalen deutlich. Die ausbleibende Robustheit ist insbesondere für die Anwendung im Realbild als kritisch zu betrachten.

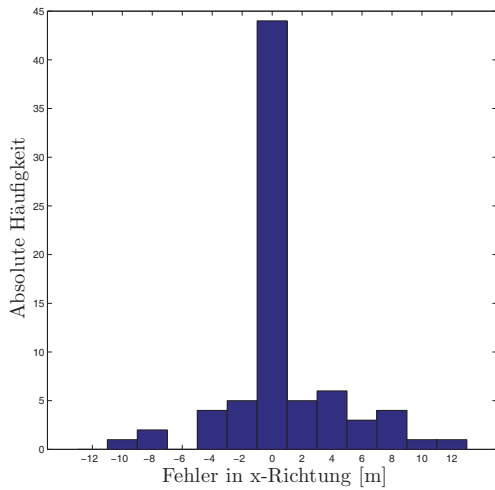




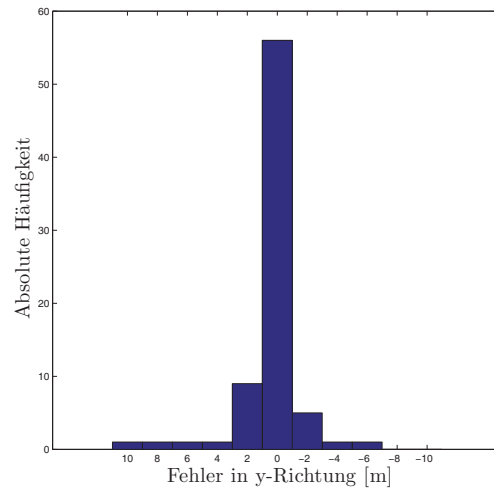
(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem des Partikel-Filterergebnisses

	X	Y	$\ X - Y\ _2$
Minimum	0	0	0
Maximum	11.9371	9.748	12.6342
Mittelwert	2.0499	0.8855	2.3966
Standardabweichung	3.0457	1.8314	3.4442

(b) Statistik



(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 7.13:** Analyse des Partikel-Filters mit sequentieller Gewichtung unter Verwendung der VTD-Referenz als GPS-Signal

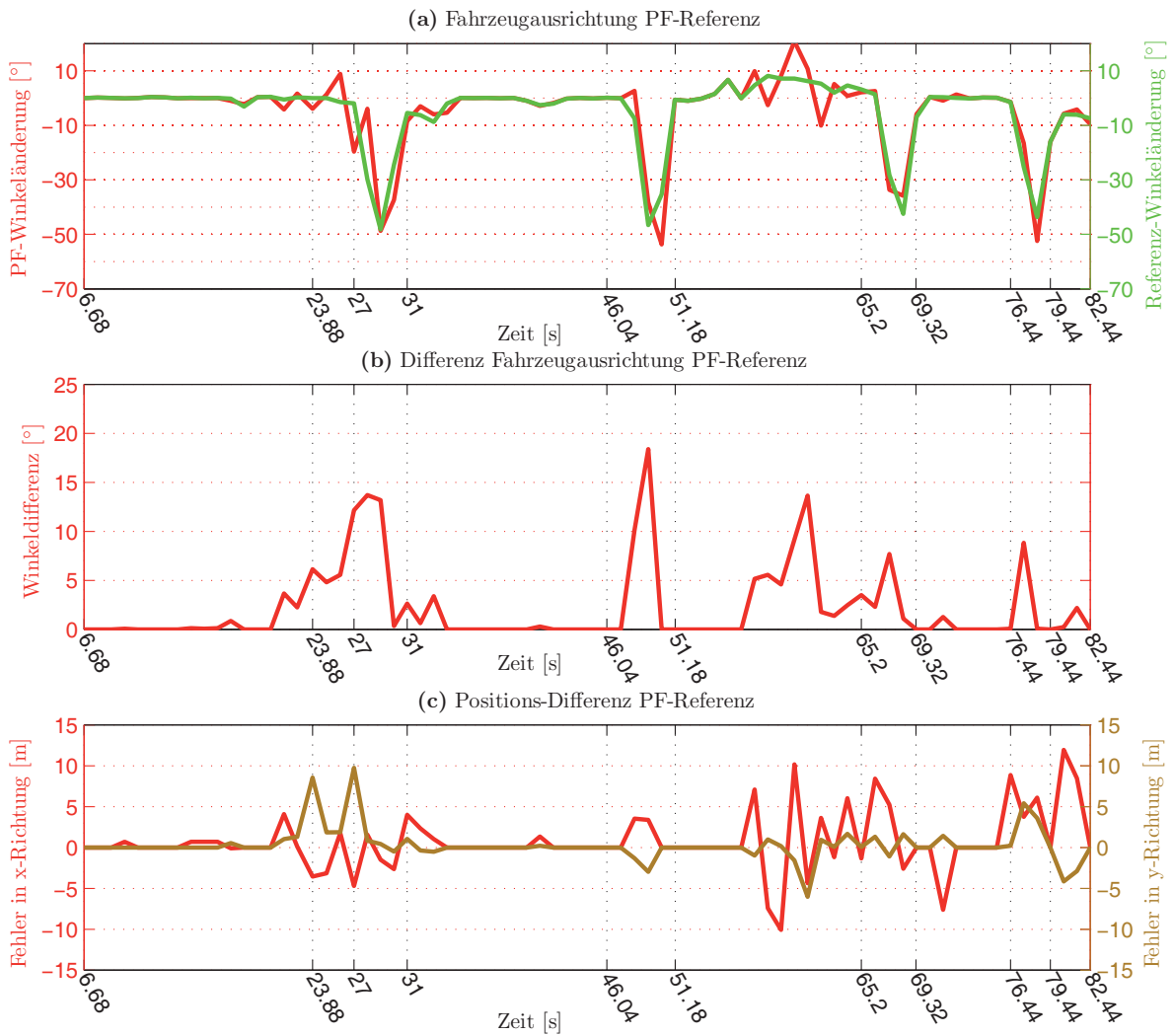
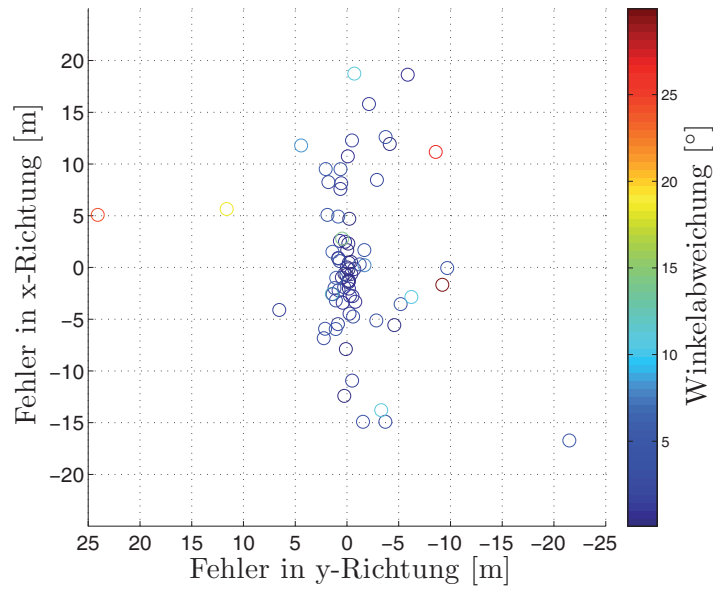


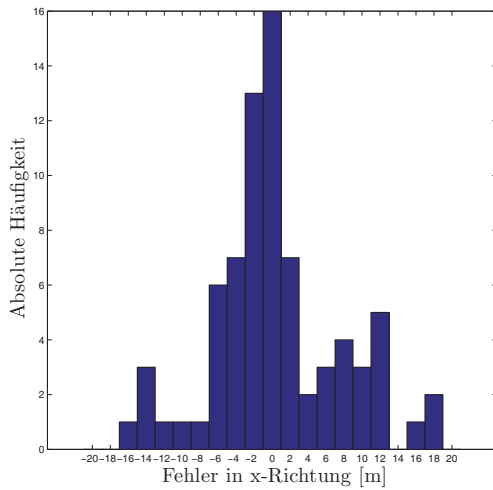
Abbildung 7.14: Abweichungen bei sequentieller Gewichtung



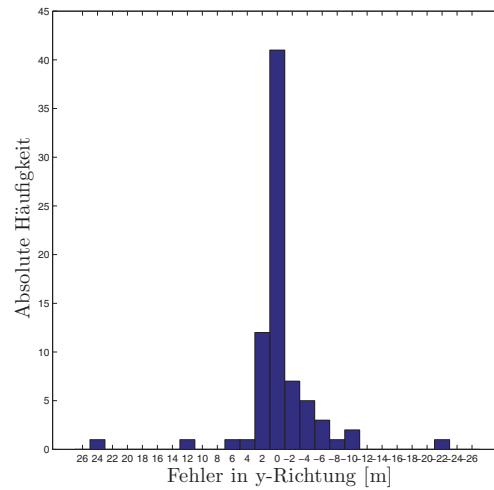
(a) 2D-Verteilung im Koordinatensystem des Partikel-Filterergebnisses

	X	Y	$\ X - Y\ _2$
Minimum	0	0	0
Maximum	18.741	24.0874	27.2186
Mittelwert	5.3204	2.396	6.4336
Standardabweichung	4.9837	4.1692	5.8973

(b) Statistik



(c) Fehler-Verteilung in x-Richtung



(d) Fehler-Verteilung in y-Richtung

**Abbildung 7.15:** Analyse des Partikel-Filters mit sequentieller Gewichtung unter Verwendung des SimGPS als GPS-Signal

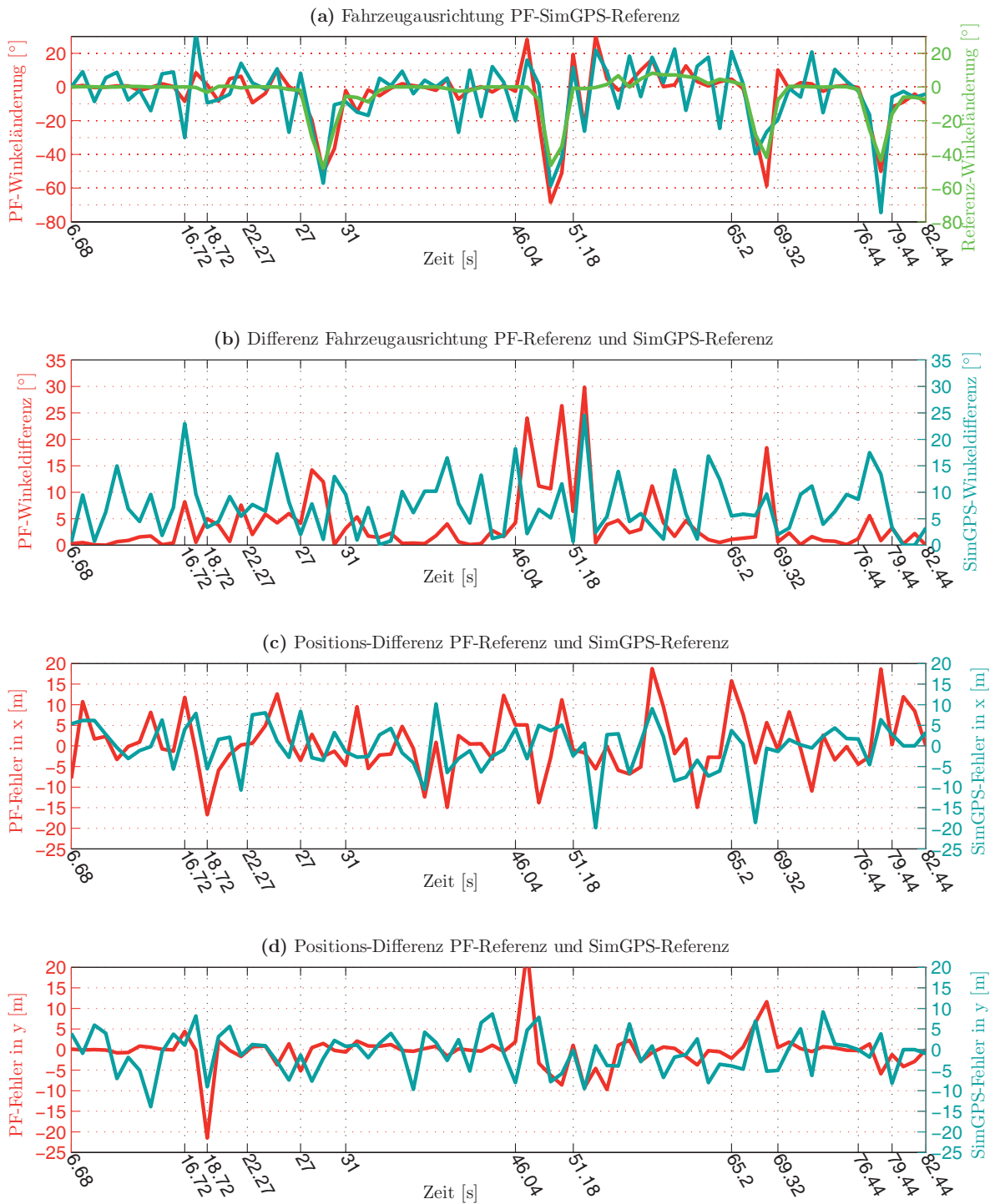


Abbildung 7.16: Abweichungen bei sequentieller Gewichtung

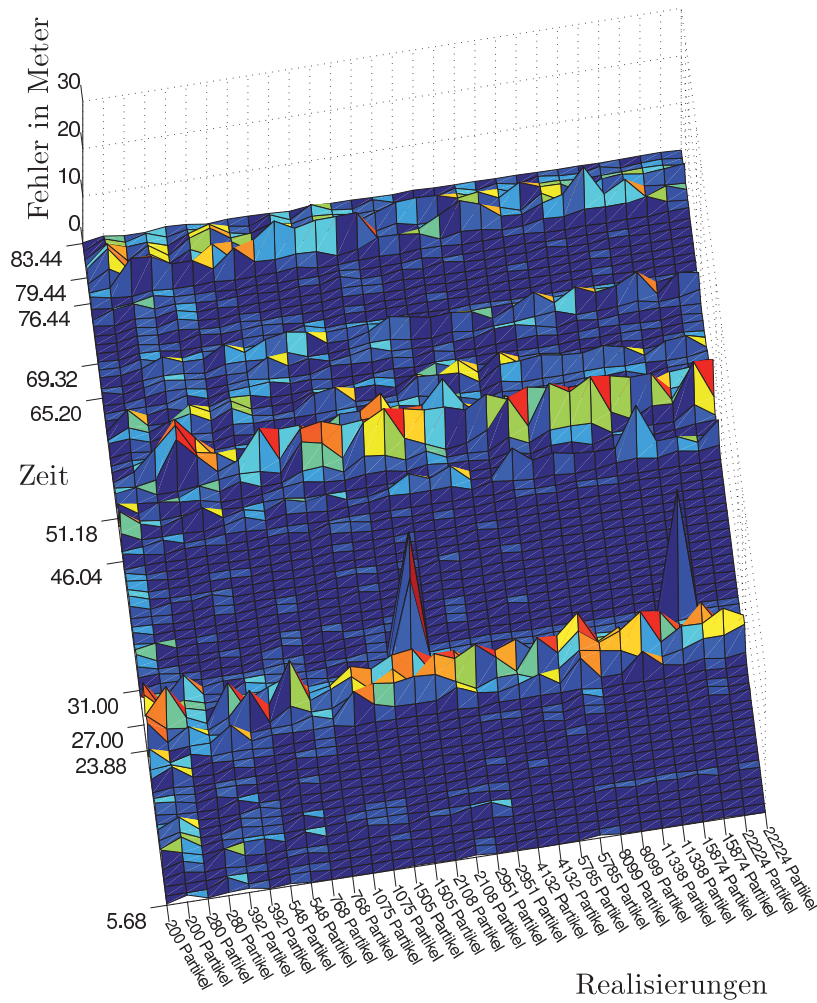


## 7.4 Analyse von Lokalisierungsserien

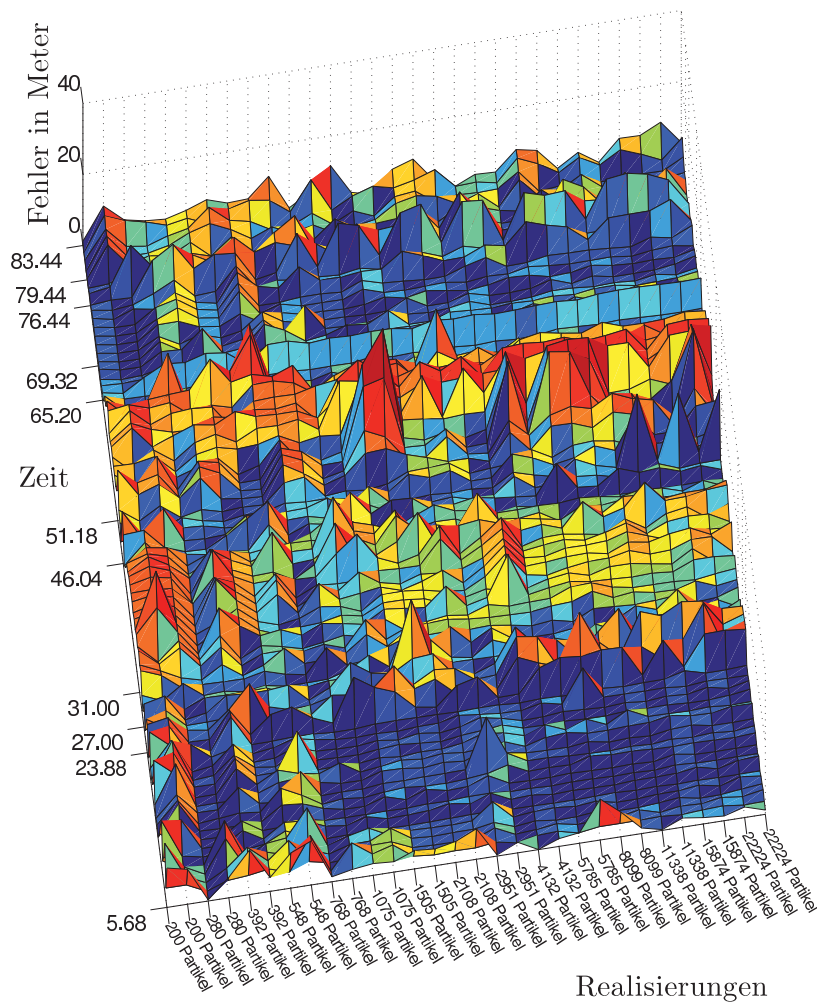
Nachdem mit der Analyse der Gütedichte und ersten statistischen Auswertungen die prinzipielle Funktionsweise des Gesamtsystems nachgewiesen wurde, sind Fragen nach bestimmten Einstellungsparametern offen geblieben. Unter Verwendung des Optimierungstools können gezielt verschiedene Einflussfaktoren automatisch verändert und die Ergebnisse für die Teststrecke generiert werden. Auch das mehrfache Abfahren der Route mit konstantem Parametersatz erzeugt Ausgabeserien, die dann anschließend einer statistischen Untersuchung unterzogen werden.

### 7.4.1 Bestimmung der optimalen Partikelanzahl

Für die Ermittlung der passenden Partikelanzahl werden 60 Realisierungen untersucht, von denen 30 auf [SimGPS](#) und 30 auf der [VTD-Referenz](#) als Eingangspose basieren. Der über die Zeit gewonnene Parametersatz für das Gesamtsystem wurde dabei bis auf die zu untersuchende Partikelanzahl konstant gehalten. Mit der Einstellung eines exponentiellen Wachstums im Bereich von 200 bis 22224 ergeben sich für diese Größe 15 unterschiedliche Werte mit 200, 280, 392, 548, 768, 1075, 1505, 2951, 4132, 5785, 8099, 11338, 15874 und 22224. Um die daraus resultierenden Datensätze nicht einzeln analysieren zu müssen, wurde eine übersichtliche Darstellung generiert, die den direkten Vergleich ermöglicht. Dazu wurde der Fehler gegenüber der Referenz in Abhängigkeit der Zeit parallel für die verschiedenen Realisierungen dargestellt. Die generierte Visualisierung zeigt die [Abbildung 7.17](#). In dem dargestellten 3D-Plot sind die angesprochenen Varianten anhand der Partikelanzahl auf der x-Achse unterscheidbar, wobei als erstes immer das Ergebnis mit der Referenz und danach mit dem [SimGPS](#) als Eingangsgröße betrachtet wird. Mit der Dimension der Zeit als y-Achse spannt sich eine Fläche auf, die anhand des jeweiligen Fehlers zur Referenz unterteilt wird. Der Betrag ist aufsteigend von blau, grün, gelb bis rot farblich codiert. Um wiederum den Streckenverlauf in Kurven- und Geradeausfahrt unterteilen zu können, sind die betreffenden Segmente mit ihren Zeitangaben abgebildet. Bereits vor der Kurve ab dem Zeitpunkt  $t = 23.88 \text{ s}$  zeigt sich anhand des y-Fehlers, dass hier die rekonstruierten Kanten bereits nicht mehr eindeutig den Grundrissen zugeordnet werden können. Ein ähnliches Verhalten bildet sich auch von  $t = 46.04 \text{ s} - 51.18 \text{ s}$  ab, wobei das Fehlermaß nicht so stark ansteigt wie bei  $t = 53.16 \text{ s}$ . Gut ersichtlich ist auch, dass im ersten Segment zwischen  $t = 5.68 \text{ s}$  und  $23.88 \text{ s}$  ab einer Partikelanzahl von 700 nur sehr geringe laterale Fehler auftreten.



**Abbildung 7.17:** Fehler in y-Richtung in Abhängigkeit von der Partikel-Anzahl bei VTD-Referenz als Eingangspose



**Abbildung 7.18:** Fehler in x-Richtung in Abhängigkeit von der Partikel-Anzahl bei VTD-Referenz als Eingangspose

Für den longitudinalen Fehler in Abbildung 7.18 ergeben sich für das erste Segment deutlich stärkere Abhängigkeiten von der Partikelanzahl, da die wenig stark ausgeprägten Maxima eine höhere Abtastdichte erfordern. Erst ab einer Partikelanzahl von 4000 kann stabil von einem geringen Fehler in x-Richtung ausgegangen werden. Bei dem Segment von  $t = 31.00\text{ s} - 46.04\text{ s}$  handelt es sich um eine Fahrt durch eine Reihenhaussiedlung wie sie in Abbildung 7.4(b) dargestellt ist. Die aneinandergrenzenden Häuserfronten lassen sogar eine Verschiebung der Merkmale gebäudeübergreifend zu. Damit ist eine weitere Reduktion des Fehlermaßes für diesen Abschnitt bei Erhöhung der Partikelmenge nicht zu erwarten. Für eine detaillierte Untersuchung wird der Zeitraum von  $6.68\text{ s} - 16.72\text{ s}$  nochmals genauer betrachtet. Dazu sind in Abbildung 7.19 die Visualisierungen je nach Richtung und Eingangspose separat dargestellt. In 7.19(a) und (b) ist der Fehlerverlauf aus den Abbildungen 7.18 und 7.17 deutlich herausgestellt. Die Skalierung der z-Achse zeigt zusätzlich, dass der maximale laterale Fehler mit  $4\text{ m}$  deutlich unter dem longitudinalen von bis zu  $15\text{ m}$  liegt. Auch beim SimGPS als Eingangspose bestätigt sich, dass ab einer Partikelanzahl von 4000 keine maximalen Abweichungen von bis zu  $20\text{ m}$  mehr auftreten. Dennoch können Mehrdeutigkeiten nicht ausgeschlossen werden, die sich zum Beispiel bei einer Partikelanzahl von 5785 durch ein höheres Fehlermaß bereits bei  $t = 6.68\text{ s}$  zeigen. Nach der rein grafischen Auswertung erfolgt nun für den Zeitraum von  $7.68\text{ s} - 16.72\text{ s}$  eine statistische Auswertung basierend auf einer Ausgabenserie von 120 Realisierungen. Dabei entfällt wiederum die Hälfte auf die VTD-Referenz und der Rest auf das SimGPS-Signal als Eingangspose. Die Anzahl der Partikel wird zwischen den beiden Werten 4723 und 8503 unterschieden. Zusätzlich steht das erste Segment der Geradeausfahrt im Fokus der Betrachtungen, um eine Verfälschung der Ergebnisse beim Durchfahren der Kurve auszuschließen. Die Tabelle 7.2 zeigt die Mittelwerte und die Standardabweichung für die einzelnen Fehler. Dabei wurden für alle 10 Posen des Zeitbereiches der mittlere Fehler gegenüber der Referenz je Realisierungsfolge ermittelt und über die Gesamtanzahl gemittelt. Der Tabelle ist zu entnehmen, dass sich bei Verwendung der Referenz als Eingangspose für das Partikel-Filter ein longitudinaler mittlerer Fehler von  $82\text{ cm}$  und lateral von  $20\text{ cm}$  ergibt. Mit einer mittleren Abweichung von  $0.35^\circ$  wurde auch eine äußerst hohe Präzision in der Fahrzeugausrichtung erzielt. Mit der alleinigen Betrachtung der 30 Realisierungsfolgen mit 8503 Partikeln ergibt sich eine leichte Erhöhung der mittleren Fehler um  $5\text{ cm}$  longitudinal und  $1\text{ cm}$  lateral. Dass sich trotz der hohen Anzahl immer noch Abweichungen gegenüber der Referenz zeigen, ist auch auf die Unsicherheit der 3D-Rekonstruktion zurückzuführen. Mit einem mittleren Fehler in lateraler Richtung von  $31\text{ cm}$  zeigt sich ein ähnlich präzises Ergebnis auf Basis des SimGPS. Auf der longitudinalen Achse





Tabelle 7.2: Bestimmung der numerischen Genauigkeit

<i>Mittelwert</i>			
<i>Eingangs-Pose</i>	<i>X</i>	<i>Y</i>	<i>Yaw</i>
VTD-Referenz	0.82130248	0.2038088	0.3499591
SimGPS	1.6154756	0.31141398	0.57547626
<i>Standardabweichung</i>			
<i>Eingangs-Pose</i>	<i>X</i>	<i>Y</i>	<i>Yaw</i>
VTD-Referenz	0.41645462	0.06919778	0.114716
SimGPS	0.69860606	0.14055668	0.31709599

fällt der Fehler mit 1.61  $m$  aufgrund der genannten Mehrdeutigkeiten etwas höher aus. Für die Fahrzeugausrichtung ergibt sich ein Wert von 0.57 °. Zum Vergleich sei hier noch einmal der mittlere Fehler des **SimGPS** selbst mit 3.57  $m$  in  $x$  und 4.39  $m$  in  $y$  aufgeführt. Damit ergibt sich eine mittlere Reduzierung von 1.96  $m$  und 4.08  $m$  für die jeweilige Richtung. Auch der Fehler der Ausrichtung konnte mit Hilfe des Partikel-Filters von 8.42 ° beim **SimGPS** auf 0.57° herabgesetzt werden. Mit diesen Realisierungsfolgen bestätigt sich die Robustheit und Präzision des Gesamtsystems.

#### 7.4.2 Bestimmung der optimalen Gütefunktion

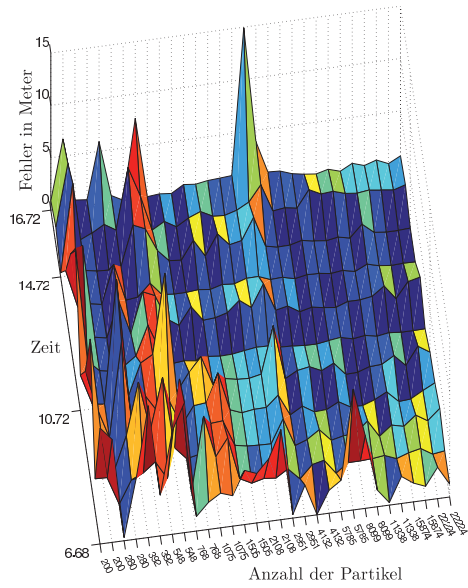
In den Einzelanalysen der Gütefunktionen im Abschnitt 7.3.1 zeigten sich bereits verschiedene Formungseigenschaften für die gleichverteilte Partikelstreuung. Obwohl die Funktionsweise der einzelnen Gütefunktionen mit den identifizierten Kenngrößen nachgewiesen werden konnte, ergeben sich für die Anwendung im Partikel-Filter und der Erweiterung des Zustandsraumes um die Fahrzeugausrichtung feine Unterschiede. Während die Gruppe der Divisionen  $G_1^{[k]}$  bis  $G_5^{[k]}$  einen schmalen Bereich gewichteter Hypothesen aufweist, so dehnt die Gruppe der e-Funktionen  $G_6^{[k]}$  bis  $G_9^{[k]}$  das Einflussgebiet aus. Gleichzeitig findet bei den Zweitgenannten eine Glättung und damit auch eine nicht so starke Ausbildung des Maximums statt. Um diese Unterschiede untersuchen zu können, wird eine Konfiguration des Partikel-Filters gewählt, die nun 4000 Partikel und einen einzelnen Zyklus mit Importance Resampling bzw. Partial Resampling umfasst. Für jede Gütefunktion wird der Streckenverlauf 10 Mal abgefahren und der gemittelte Fehler über die jeweilige Realisierungsfolge bestimmt und dargestellt. Wie die Abbildung 7.20 zeigt, ergeben sich insbesondere Unterschiede in den Genauigkeiten der einzelnen Funktionen. In beiden Gruppen kristallisieren sich mit  $G_4^{[k]}$  und  $G_7^{[k]}$  die Gütefunktionen heraus, die einen

sehr schmalen Bereich gewichteter Partikel aufweisen. Dies lassen insbesondere die Abbildung 7.20(a) bei Anwendung der VTD-Referenz und Abbildung 7.20(b) mit SimGPS als Eingangssignal erkennen. Werden zusätzlich die Ergebnisse für das SimGPS mittels Abbildung 7.20(c) und 7.20(d) in den Vergleich mit einbezogen, dann ergibt sich für die Gütefunktion  $G_4^{[k]}$  der beste Kompromiss für die Fehlerabweichungen in x- und y-Richtung.

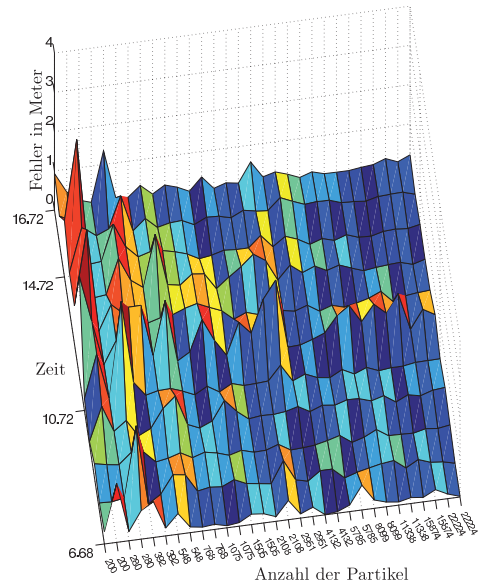
## 7.5 Lokalisierung mittels realer Sensordaten

Die VTD-Szene bietet den Vorteil, dass die Sicht auf die Gebäude kaum durch Störobjekte eingeschränkt ist. Zwar können der abgebildete Baumbestand und Straßenlaternen Falschkanten generieren, dennoch ist eine reale Umgebung durch mehr Variabilität geprägt. Insbesondere parkende Fahrzeuge verdecken den Blick auf die Gebäudemerkmale und liefern selbst vertikale Kanteninformationen. Um diese Einflüsse für die Lokalisierung betrachten zu können, werden nun für die Untersuchung des Gesamtsystems reale Sensordaten als Eingangsgrößen verwendet. Eine Angabe der Genauigkeit ist jedoch nur dann möglich, wenn die Bezugsgrößen eindeutig bekannt sind. Mit dem Einsatz der Referenzbox kann zwar laut Hersteller unter anderem die Position im Zentimeterbereich ermittelt werden, dennoch sind größere Fehler nicht ausgeschlossen. Auch hat die Präzision des Kartenmaterials Einfluss auf das Lokalisierungsergebnis. Bei näherer Betrachtung der Abbildung 6.2 zeigt sich insbesondere für das erste Segment der Geradeausfahrt bei der Referenztrajektorie ein dichtes Vorbeifahren an den linksseitigen Gebäuden. Da das aufgezeichnete Bildmaterial aber primär eine in der Mitte gelegene Fahrt beweist, so scheint der Bezug zwischen Karte und Trajektorie nicht sauber hergestellt zu sein. Damit könnte die Präzision der Referenz in Frage gestellt werden, wobei auch die Umrechnung der GPS-Position ins Gauß-Krüger-Koordinatensystem als Ursache zu identifizieren wäre. Das Kartenmaterial liegt bereits in diesem Bezugssystem vor, so dass die zu Grunde liegenden Umrechnungsparameter nicht bekannt sind. Diese könnten sich von dem für das GPS-Signal verwendeten Datensatz unterscheiden, was jedoch nicht nachgeprüft werden kann. Nichtsdestotrotz müsste die Anwendung des Partikel-Filters diese Diskrepanz aufdecken und durch saubere Analyse des Bildmaterials und der Eingangsdaten eine verlagerte Ausgangspose liefern.

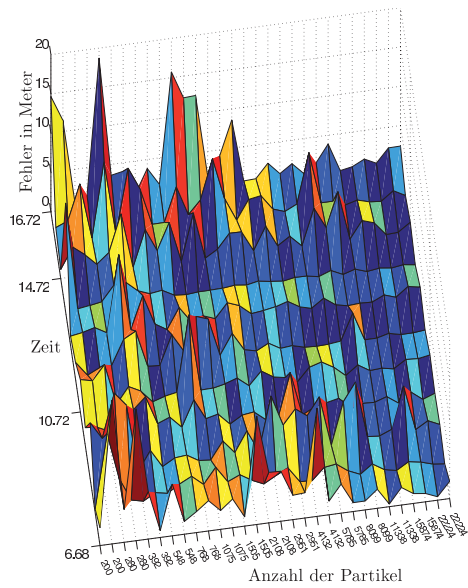
Die Abbildung 7.21 zeigt im ersten Schritt, dass auch für das reale Kamerabild eine ausreichende Anzahl an kartierten Kanten erzeugt werden kann. Sowohl die Extraktion als auch die Verfolgung der Kanten mittels Schlauchprinzip zeigen ein robustes Verhalten für die Geradeausfahrt. Konnten die generierten Kanten einer Referenzbasiskante zugeordnet werden, dann



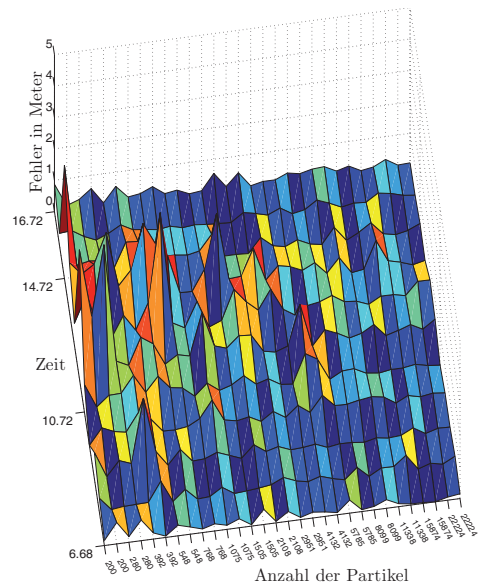
(a) Fehler in x-Richtung mit VTD-Referenz



(b) Fehler in y-Richtung mit VTD-Referenz

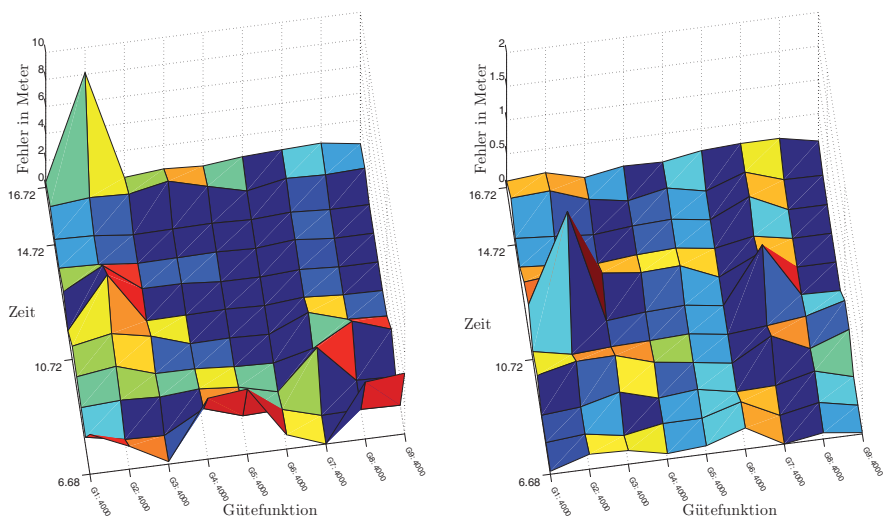


(c) Fehler in x-Richtung mit SimGPS

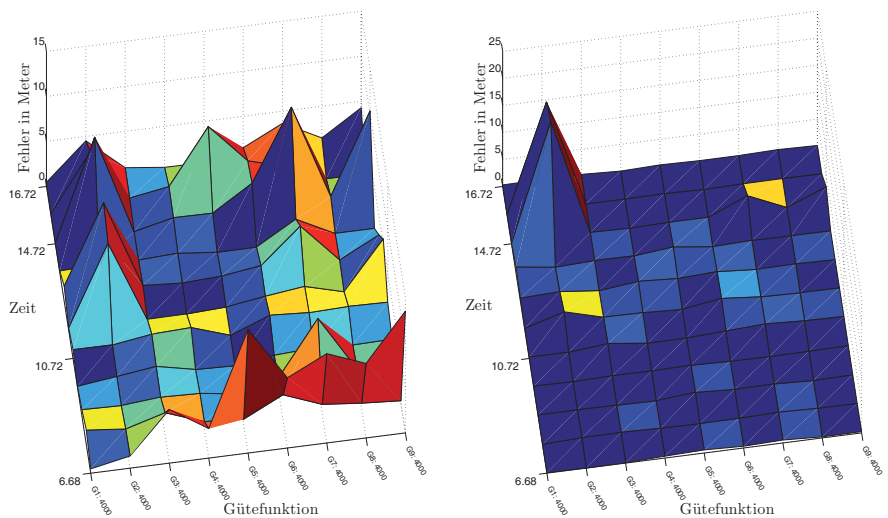


(d) Fehler in y-Richtung mit SimGPS

Abbildung 7.19: Darstellung der Fehler in der geschätzten Pose des Partikel-Filters



(a) Fehler in x-Richtung mit VTD-Referenz (b) Fehler in y-Richtung mit VTD-Referenz



(c) Fehler in x-Richtung mit SimGPS (d) Fehler in y-Richtung mit SimGPS

**Abbildung 7.20:** Darstellung der Fehler in der geschätzten Pose des Partikel-Filters bei Anwendung unterschiedlicher Gütefunktionen  $G_1^{[k]}$  bis  $G_9^{[k]}$

sind sie als rote Punkte in der Draufsicht dargestellt. Kanten ohne Assoziation sind als grüne Punkte erkennbar. Mit der Darstellung zeigt sich auch das Kanten in weiterer Entfernung zum Fahrzeug rekonstruiert werden konnten und bestätigen die gewünschte Fernsicht des Sensors. Die Anzahl der Merkmale ist entscheidend für die Robustheit des Partikel-Filters. Der eingangs erwähnte unstimmige Verlauf des iTrace-Signals bestätigt sich auch bei der Analyse des Schätzergebnisses. Mit Abbildung 7.22 kann das Ergebnis des Partikel-Filters (rot) mit dem verwendeten Eingangssignal des Holux-Empfängers (petrolfarben) und der zusätzlich dargestellten Referenz (grün) im Zeitraum von  $t = 59.55 \text{ s} - 62.67 \text{ s}$  verglichen werden. Die Konfiguration des Partikel-Filters entspricht dabei die der VTD-Szene, die sich durch eine Partikelmenge von 4000 und einem Sampling-Gebiet von  $30 \text{ m} \times 20 \text{ m}$  kennzeichnet. Da sich die Bewertung im Bild als sehr sensibel zeigte, wurde lediglich die Bodenebene als Grundlage gewählt. Die Schätzung des Partikel-Filters bestätigt, dass die tatsächliche Fahrzeugposition sich stärker in der Mitte der Straße befindet. Wie vermutet, kann dadurch das iTrace-Signal nicht als wahre Bezugsgröße für Fehlerberechnungen herangezogen werden. Dennoch konnte auch für reale Sensordaten die Funktionsfähigkeit des Partikel-Filters nachgewiesen werden. Es zeigten sich ähnliche Verfolgungsraten für die Gebäudekanten wie in der VTD-Szene, so dass die rekonstruierten Merkmale auf die Grundrisskanten abgebildet werden konnten. Um festzustellen, dass es sich für den dargestellten Zeitraum, um eine fundierte Verschiebung handelt, die sich bei erneutem Durchlauf wieder in der Partikel-Filter-Schätzung ausprägt, schließt sich eine Analyse der Gütefunktion an. Die Auswertung der Gewichte bei einer gleichverteilten Partikelstreuung bestätigt auch in Abbildung 7.23 für den Zeitraum von  $t = 43.63 \text{ s} - 47.03 \text{ s}$  die Verlagerung der wahren Position gegenüber der Referenz. Das iTrace-Signal bildet dabei das Zentrum der Streuung im Gebiet von  $8 \text{ m} \times 8 \text{ m}$ . Die hochgewichteten Hypothesen bilden sich rechtsseitig zur Referenz aus und bezeugen die Verlagerung der tatsächlichen Position. Für den ersten Abschnitt der Geradeausfahrt zeigen sich zum Zeitpunkt  $t = 13.850 \text{ s}$  hochgewichtete Partikel links neben der iTrace-Position, vergleiche Abbildung 7.24. Dieser Seitenwechsel innerhalb eines kurzen Abschnittes belegt auch, dass nicht nur die Parameter für die Umrechnung in Gauß-Krüger-Koordinaten als einzige Fehlerquelle identifiziert werden kann. Neben der nachgelagerten intensiven Untersuchung, erlaubt die Ergebnisdarstellung im Raum, wie Abbildung 7.25 zeigt, eine simultane Auswertung. Sowohl die Positionshypothesen und deren Ausrichtung als auch die rekonstruierten Kanten im Raum lassen sich darstellen und erlauben eine erste Analyse. Damit können während des Lokalisierungs- und Kartierungsprozess erste Schlussfolgerungen gezogen werden.

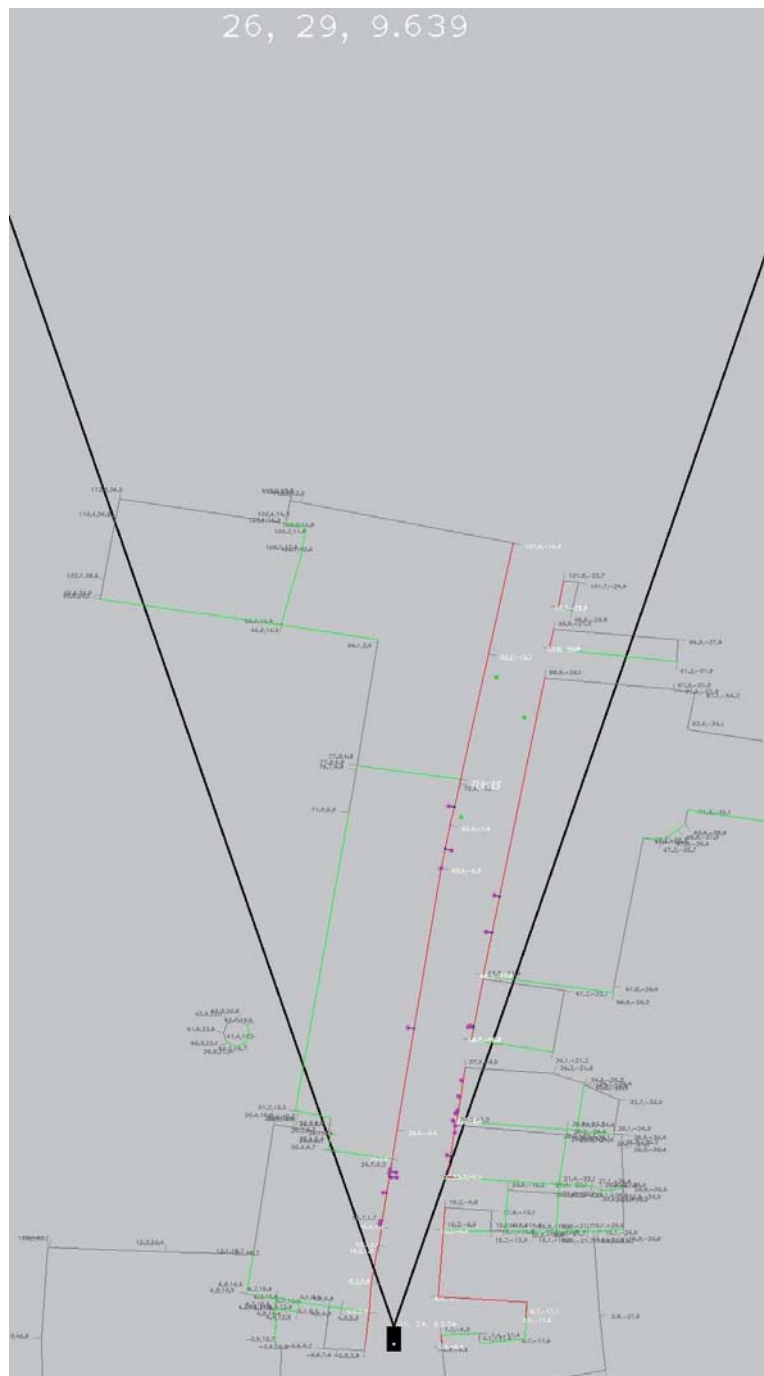
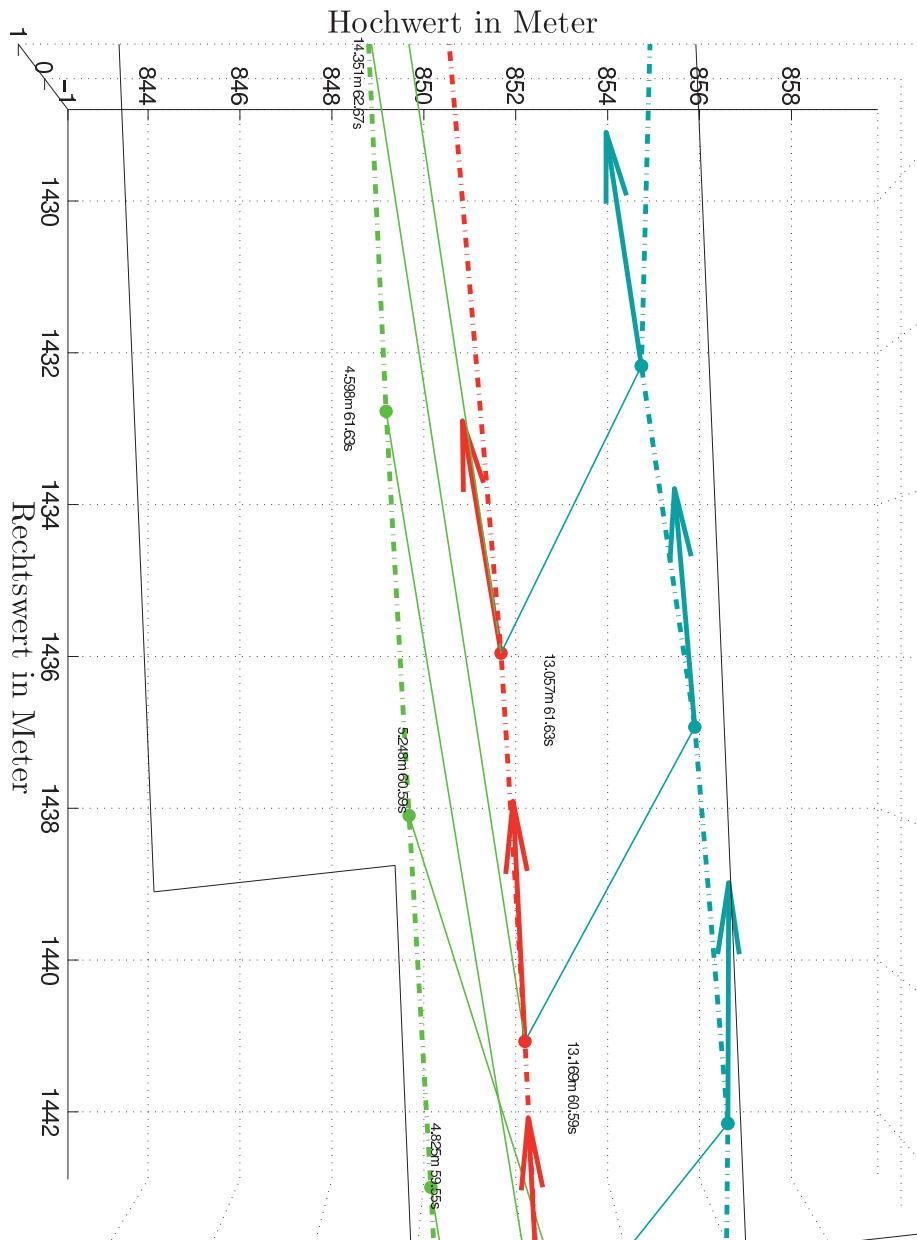
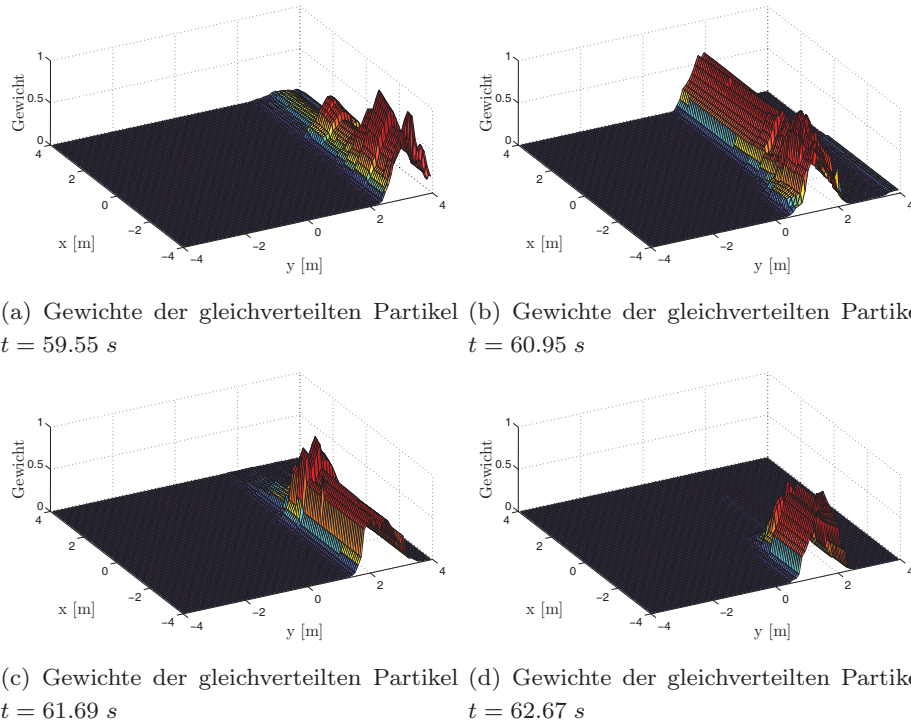


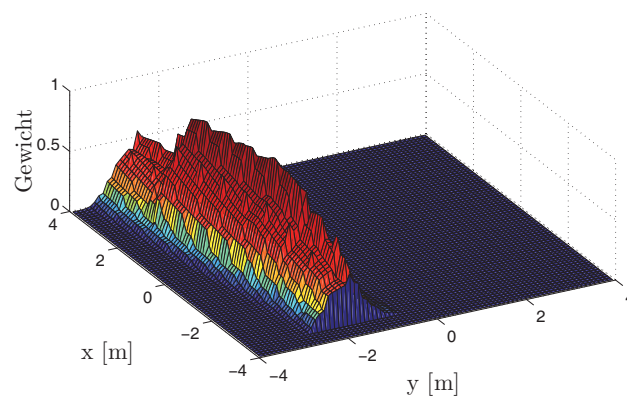
Abbildung 7.21: Einblendung der kartierten Kanten für die am höchstgewichtete Hypothese zum Zeitpunkt  $t = 15.930$



**Abbildung 7.22:** Trajektorien von Schätzung (rot), Holux (petrolfarben) und iTrace (grün) im Zeitraum  $t = 60.59 \text{ s} - 62.67 \text{ s}$



**Abbildung 7.23:** Gewichtung der gleichverteilten Partikelstreuung bei Verwendung des iTrace



**Abbildung 7.24:** Gewichte der gleichverteilten Partikel  $t = 13.85 \text{ s}$



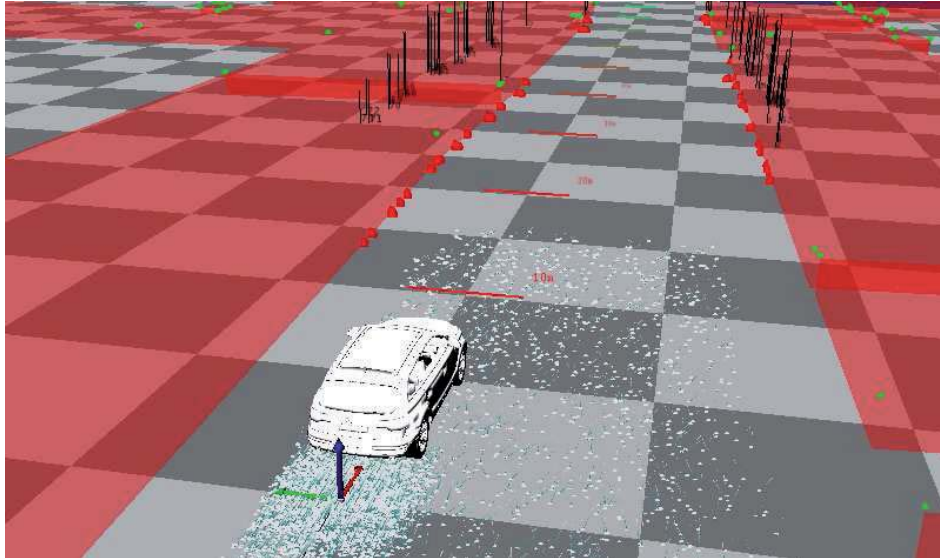


Abbildung 7.25: Simultane Ergebnisanalyse

## 7.6 Zusammenfassung

Mit den ausführlichen Analysen konnte die Funktionsweise der entwickelten Methode nicht nur für künstliche Umgebungen sondern auch für die Anwendung im Automobil nachgewiesen werden. Die verwendeten Bildmerkmale können den Grundrissinformationen der Karte zugeordnet werden und bieten damit eine geeignete Referenzierungsmöglichkeit. Auch bestätigte sich die gewünschte Präzision bei der Bestimmung der Fahrzeuglage. Nicht nur der Fehler der Fahrzeugausrichtung und der Position in lateraler Richtung konnte minimiert werden, sondern auch longitudinal zeigte sich eine Verbesserung. Verwenden verschiedene Fahrzeuge dieselbe Datenbasis so kann mit dem entwickelten Partikel-Filter deren tatsächliche Position bestimmt werden.



## Kapitel 8

# Zusammenfassung und Ausblick

Mit der Visualisierung für Parkassistenzsysteme oder der Detektion von Fahrspuren hat die Kamera bereits Einzug ins Automobil gehalten. Die Erweiterung ihres Anwendungsbereiches auf die Umfeldwahrnehmung lässt sie nun stärker für Fahrerassistenz- und Sicherheitssysteme empfehlen. Voraussetzung dafür ist eine robuste Erkennung der relevanten Objekte auch in komplexen Umgebungen. Insbesondere der innerstädtische Bereich mit seiner hohen Verkehrsdynamik und das daraus abzuleitende hohe Unfallpotenzial steht im Blickpunkt aktueller Entwicklungen zur Kollisionsvermeidung. Eine Gefahrenabschätzung baut jedoch immer auf der Kenntnis der genauen Objektlage auf. Mit der [GPS](#)-Technologie allein kann die notwendige Präzision für Fahrzeuge als Verkehrsteilnehmer nicht erzielt werden. Vielmehr müssen verlässliche Zusatzinformationen in die Lageschätzung einfließen.

Die hier vorliegende Arbeit zeigt den Einsatz des optischen Sensors für die präzise Fahrzeuglokalisierung im urbanen Bereich. Mit der dargestellten Methode, welche die Bewertung in der Bild- und Bodenebene miteinander kombiniert, kann eine hohe Genauigkeit der Fahrzeugpose erzielt werden. Damit kann die Verwendung der Kamera für die Lokalisierung in der Robotik erstmals auch für den Automobilbereich dargestellt werden. Entscheidend dabei sind die Objektwahl selbst und die Merkmalsdefinition für die zu extrahierenden Gebäude. Auch Störobjekte im Bild, wie parkende Fahrzeuge, sollten möglichst die Sicht auf die benötigten Umgebungsabschnitte nicht vollkommen verdecken.

Es wurde der Nachweis geliefert, dass die kartierten vertikalen Kanten der Gebäudestruktur mit einer globalen Grundrisskarte in Beziehung gebracht werden können. Damit lässt sich zunächst die Ausrichtung und die Fahrzeugposition in lateraler Richtung robust bestimmen. Das Partikel-Filter bildet dabei die Basis für die Zustandsschätzung. Mit der Einblendung der ver-

vertikalen Modellkanten ins Bild und der dortigen Bewertung konnte auch der Positionsfehler auf der Längsachse reduziert werden. Dadurch lassen sich Kollisionen nicht nur in Fahrtrichtung durch triviales Spurzuordnen der Fahrzeuge, sondern auch für Kreuzungssituationen mit querendem Verkehr abschätzen. Das aus den Navigationssystemen bekannte Map-Matching-Verfahren, welches die Fahrzeugposition auf einen Straßenvektor zieht, lässt sich mit geringen Zusatzinformationen zweidimensional erweitern. Nicht nur die Position in lateraler, sondern auch in longitudinaler Richtung kann mit den Gebäudegrundrissen korrigiert werden. Würden detailliertere Modellinformationen über die Umgebung vorliegen, dann ließe sich die Robustheit des Verfahrens noch weiter steigern. Insbesondere Falschassoziationen im Bild könnten mit mehr Modellwissen oder eindeutigeren Deskriptoren stärker reduziert werden. So könnten 3D-Gebäudemodelle oder sogar Texturinformationen zu mehr Eindeutigkeit im Bild beitragen.

Mit der ausgewählten Teststrecke konnten gleichzeitig Abschnitte der Geradeausfahrt als besonders geeignet für die entwickelte Methode identifiziert werden, was sich auf die vereinfachten Annahmen für die Kartierung begründet. Der stärkere Einbezug des Vorwissens über die Lage der Strukturmerkmale und der Fahrzeugpose könnte das Ergebnis noch verbessern. So können beispielsweise die Bildmerkmale ebenfalls durch ein darauf angepasstes Tracking-Verfahren im Bild verfolgt werden und für mehr Robustheit auch bei Kurvenfahrten sorgen. Auch schätzt das Partikel-Filter die Fahrzeugpose zu jedem Zeitschritt ohne Plausibilisierung gegenüber dem vorherigen Ergebnis. Mit dieser Erweiterung ließen sich beispielsweise Rücksprünge in der Schätzung vermeiden. Zukünftig sollte auch das Konvergenzkriterium, welches die Konzentration der Partikel um die tatsächliche Pose betrachtet, stärker mit einbezogen werden. Signalisiert das Partikel-Filter Sicherheit in seiner Schätzung, so könnte mit Hilfe eines Bewegungsmodells die Fahrzeugpose unabhängig vom GPS-Signal und Kurvenfahrt geschätzt werden. Der zukünftige Einsatz präziser Inertialsensorik im Automobil untermauert diese Verbesserungsmöglichkeit. Auch Gebiete mit geringen Strukturinformationen lassen sich mit Tracking-Verfahren überbrücken.

Mit der hier vorliegenden Arbeit konnte erstmals die aus der Robotik bekannte Methode der simultanen Kartierung und Lokalisierung für den Automobileinsatz dargestellt werden. Dabei stehen nicht teure Radar- und Laserscannertechnologien im Mittelpunkt, sondern die Kamera als optischer Sensor. Es konnte auch gezeigt werden, dass die kartierten vertikalen Kanten eine geringfügige Adaption des Basiskartenmaterials zulassen. Aus deren Anordnung lassen sich beispielsweise Gebäudegrundrisskanten bestätigen und Hinweise auf bauliche Veränderungen geben. Die eindeutige Identifikation der kartierten Kanten auf Basis ihrer Parameter, wie Lage



---

und Länge, ist bei erneuter Vorbeifahrt nicht möglich. Neben den geometrischen Beschreibungen müssten zusätzlich Bilddescriptoren mit abgelegt werden, um die Zuordnung zu gewährleisten. Während für die Kamera in der Robotik primär die Präzision für die Lageschätzung im Nahbereich erzielt wurde, so konnte mit der entwickelten Methode erstmals auch der Nachweis für den Fernbereich erbracht werden. Es ist der Übergang von einer künstlichen bzw. sterilen Innenszene auf die mannigfaltige Außenumgebung gelungen. Die erzielte Präzision bietet die Basis für darauf aufsetzende Systeme zur Gefahrenanalyse. Mit den dargelegten Erweiterungsmöglichkeiten lässt sich insbesondere die Robustheit und Verfügbarkeit weiter steigern. Die Kamera im Fahrzeug kann dadurch mit Aufgaben der Umgebungserfassung belegt werden, was ihren Stellenwert zukünftig für Fahrerassistenz- und Sicherheitssysteme weiter steigern wird. Mit geschickten Konzepten können die benötigten Merkmale aus der Informationsdichte des Sensors extrahiert werden.





# Anhang A

## Datenbank eines Navigationssystems

Navigationdatenbanken basieren auf einer standardisierten Modellbeschreibung und einem vereinheitlichten Austauschformat für vektorielle Karten- bzw. Straßendaten, dem **GDF**. Bereits im Oktober 1988 wurde die erste **GDF**-Version erarbeitet und seitdem kontinuierlich weiterentwickelt (vergleiche [CLH<sup>+</sup>89], [MV02]), was 2004 in einer ISO-Norm<sup>1</sup> mündete. Die Firmen Tele Atlas (Belgien, Niederlande) und NAVTEQ (USA) sind momentan führende Anbieter für Navigationdatenbanken im Automobilbereich. Basierend auf realen Messfahrten, Luft- und Satellitenaufnahmen sowie existentem Kartenmaterial bieten beide Firmen geometrische, topologische und semantische Angaben über Straßen, Gebäude und das Gelände als Datenbank auf Basis des **GDF**-Formates an. Da sich die Navigationssysteme verschiedener Hersteller technisch bzw. strukturell stark unterscheiden, durchlaufen diese Basisinformationen systemspezifische Konvertierungsprozesse. Der hohe Speicherbedarf und die komplexe Struktur gebieten dem direkten Einsatz von **GDF** in Navigationssystemen Einhalt.

### Funktionsweise

Das **GDF** wird dem Anspruch, einer repräsentativen Darstellung und einer effizienten Verarbeitung der Kartendaten, durch eine redundanzminimierte und hierarchische Datenstruktur, welche sich in 3 Abstraktionsebenen gliedert, gerecht:

---

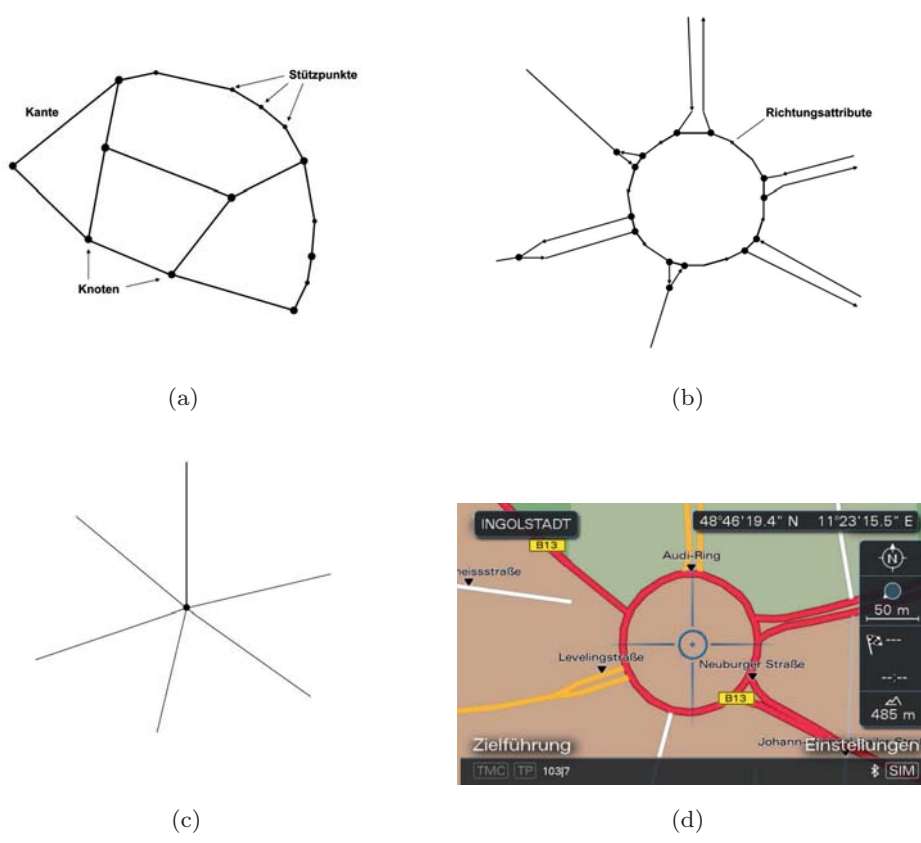
<sup>1</sup>Straßenverkehrstelematik - Digitale geografische Dateien - Zusammenfassende Datenspezifikation (ISO 14825:2004); Englische Fassung EN ISO 14825:2004



- **Level 0 - Geometry:** umfasst geometrische Repräsentationsformen (Knoten, Kanten, Flächen) und deren Beziehungen zueinander. Eine Straße ist beispielsweise in Segmente unterteilt, die im einfachsten Fall durch Anfangs- und Endknoten repräsentiert werden und mittels Kanten miteinander verbunden sind. Für ein detaillierteres Abbild der Geometrie werden zusätzlich noch formende Stützpunkte eingefügt. Je gekrümmter der Straßenverlauf ist, desto höher ist die Punktedichte in diesem Bereich, vgl. Abbildung A.1a)
- **Level 1 - Simple Features:** definieren Objekte (Flüsse, Straßenelemente, Verkehrszeichen, uvm.) mit den dazugehörigen Attributen (Einbahnstraße, Anzahl der Spuren, Straßenbreite, Geschwindigkeitsbegrenzungen) und Relationen (Abbiegeverbot von Straßenelement 1 auf Straßenelement 2). Diese Ebene stellt die Basis für die Routenführung dar, vgl. Abbildung A.1b)
- **Level 2- Complex Features:** entstehen durch Zusammenfassung von "Simple Features". Während auf der 2. Ebene ein Kreisverkehr mit allen Ein- und Ausfahrten detailliert abgebildet ist, wird beispielsweise für die Karteneinpassung eine vereinfachte Beschreibung für das Straßennetz benutzt. Die Darstellung des Kreisverkehrs auf dieser Ebene reduziert sich somit auf einen einzigen Knotenpunkt, vgl. Abbildung A.1c)

### Fehlercharakteristik

Bei der Umwandlung des realen Straßennetzes in das GDF-Format gehen zahlreiche Detailinformationen verloren, um beispielsweise den Speicheranforderungen eines Navigationssystems zu genügen. Dieser Datenverlust spiegelt sich insbesondere in der Genauigkeit wieder. Ein Straßenverlauf, welcher durch Aneinanderreihung von Vektoren beschrieben wird, enthält keine Krümmungsinformationen mehr. Auch die Mehrspurigkeit einer Straße wird in einem Attribut hinterlegt und die vektorielle Beschreibung bezieht sich auf die Mitte der Straße. Da Informationen über Straßen- bzw. Spurbreite nun fehlen, lässt sich im Umkehrschluss nur ein ähnliches Abbild ohne quantitative Relationen erzeugen. Diese Fehler treten dann wiederum beim Kartenabgleich für die Lokalisierung in Erscheinung. Weiterhin kann entlang des Straßenvektors die Fahrzeugposition verrutschen, was insbesondere den Längsfehler in Fahrzeughrichtung erhöht. Die Referenzbasis für alle Elemente einer Navigationskarte stellt dabei das World Geodetic System 1984 (WGS84) konform zur GPS-Ortung dar. Eine per Satellit ermittelte Position kann damit in Bezug zur Karte gesetzt werden.



**Abbildung A.1:** Modellierungsformen des Straßennetzes (a) Ebene 1 des **GDF**: Beschreibung der Geometrie des Straßennetzes durch Knoten- und formende Stützpunkte sowie verbindende Kanten (b) Ebene 2 des **GDF**: Modell eines Kreisverkehrs mit vektorieller Repräsentation der Richtungsattribute (c) Ebene 3 des **GDF**: Vereinfachte Darstellung des Kreisverkehrs anhand eines Knotenpunktes (d) Gerendertes Straßennetz eines Navigationssystems





## A.1 WGS84-Referenzsystem

Laut [Man10] bietet das World Geodetic System 1984 (WGS84) eine einheitliche geodätische Grundlage zur Beschreibung der Erdform und -oberfläche in einem definierten Koordinatensystem. Die Bestimmung von Positions- und Orientierungsangaben auf der Erde und im erdnahen Raum mittels GPS basiert auf dieser Definition. Dabei bilden der Referenzellipsoid, der Geoid und die Basisstationen die 3 Hauptbestandteile des WGS84-Referenzsystems.

- Ein global angepasster Rotationsellipsoid, der sogenannte Referenzellipsoid, liefert einen dreidimensionalen Bezug für die Erdoberfläche. Das zu Grunde liegende elliptische Modell wird durch einen äquatorialen bzw. einen polaren Radius  $a$ ,  $b$  und der daraus resultierenden Abplattung  $f = (a - b)/a$  definiert, siehe Tabelle A.1.
- Die Beschreibung von Gravitationsunterschieden erfolgt mittels eines detaillierteren Modells, dem Geoid, welches eine bestmögliche Approximation des mittleren Meeresspiegels darstellt. Dieses wird insbesondere zur Bestimmung des Höhenwertes für jeden Punkt auf der Erde hinzugezogen.
- Der koordinative Bezug zwischen diesen beiden Modellen und der Erdkruste wird durch zwölf über die Erde verteilten Fundamentalstationen definiert.

Erd-Ellipsoid WGS84	$a = 6378137.00000 \text{ m}$
	$b = 6356752.31425 \text{ m}$
	$f = 1 : 298.25722$

**Tabelle A.1:** Beschreibung des Erd-Ellipsoids nach WGS84 durch äquatoriellen Radius, polaren Radius und Abplattung

Alle 3 Elemente des WGS84, beziehen sich auf ein kartesisches Rechtssystem, wobei  $X$  in Richtung  $0^\circ$  Länge bzw. Breite,  $Y$  nach  $90^\circ$  Ost und  $Z$  zum Nordpol zeigt. Die Positionskoordinaten werden dabei als Breitengrad (Latitude) und Längengrad (Longitude), wie in der Tabelle A.2 dokumentierten Form, angegeben, wobei der Nullmeridian und der Äquator die Referenz darstellen: Das Referenzsystem WGS84 hat in den letzten Jahren eine weltweite Verbreitung

Breitengrad:	$N 48^\circ 46' 58''$	Nord 48 Grad 46 Minuten 58 Sekunden
Längengrad:	$O 11^\circ 24' 50''$	Ost 11 Grad 24 Minuten 50 Sekunden

**Tabelle A.2:** Positionsangabe für das Audi-Forum Ingolstadt in WGS84-Koordinaten

erfahren, bedingt durch die [GPS](#)-basierte Navigation. Dennoch sei erwähnt, dass auch andere Kartenbezugssysteme existent sind, die durch unterschiedliche Radien und Verschiebung des Ellipsoides definiert werden. Eine Überführung der Systeme ineinander ist durch Umrechnung möglich.





## Anhang B

# Dichteanalyse verschiedener Gewichtsfunktionen

$$G_0^{[k]} = \frac{n_{gef}^{[k]}}{d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.1})$$

$$G_1^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)^4}{(d_{sum}^{[k]})} \quad (\text{B.2})$$

$$G_2^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)}{d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.3})$$

$$G_3^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)^2}{d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.4})$$

$$G_4^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)^4}{(d_{sum}^{[k]})^2} \quad (\text{B.5})$$

$$G_5^{[k]} = \frac{\left(\frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}}\right)^3}{(d_{sum}^{[k]})} \quad (\text{B.6})$$

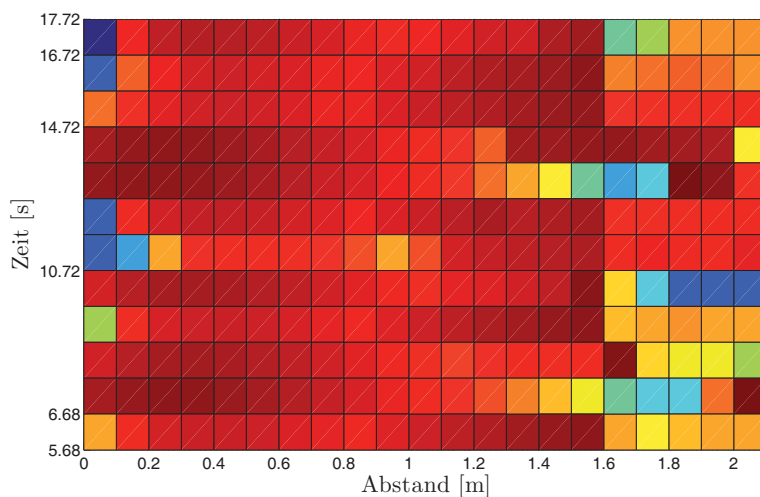
$$G_6^{[k]} = \frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}} \cdot e^{-0.08 \cdot d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.7})$$



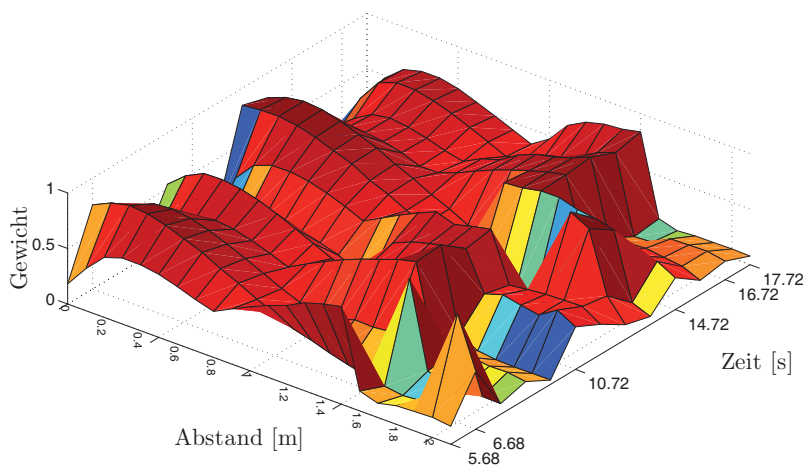
$$G_7^{[k]} = \frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}} \cdot e^{-0.3 \cdot d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.8})$$

$$G_8^{[k]} = \frac{(n_{gef}^{[k]})^2}{n_{ges}} \cdot e^{-0.1 \cdot d_{sum}^{[k]}} \quad (\text{B.9})$$

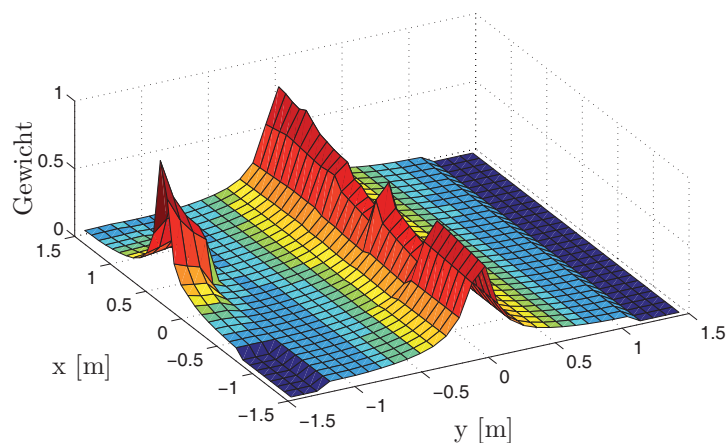
$$G_9^{[k]} = e^{-0.08 \cdot d_{sum}^{[k]}} \cdot \frac{(n_{gef}^{[k]} - d_{sum}^{[k]})}{2 \cdot n_{ges}} \cdot (n_{ges}^{[k]} - n_{gef}) \quad (\text{B.10})$$



(a) Draufsicht der Dichtefunktion über die Zeit

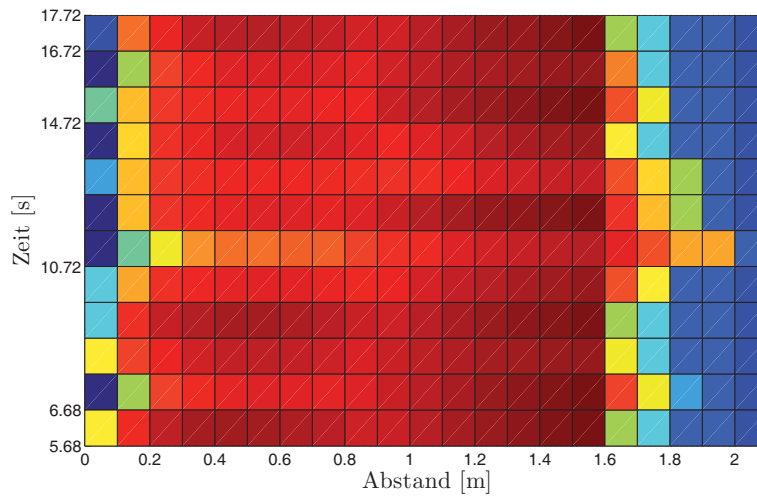


(b) Seitenansicht der Dichtefunktion über die Zeit

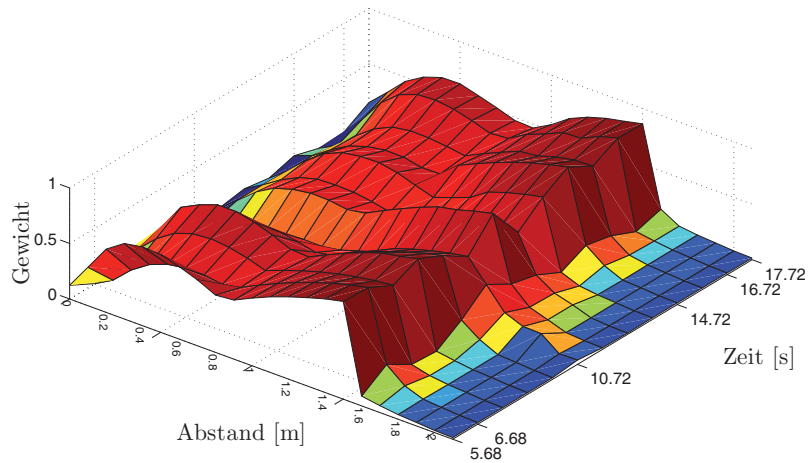


(c) Dichte zum Zeitpunkt  $t = 9.720$

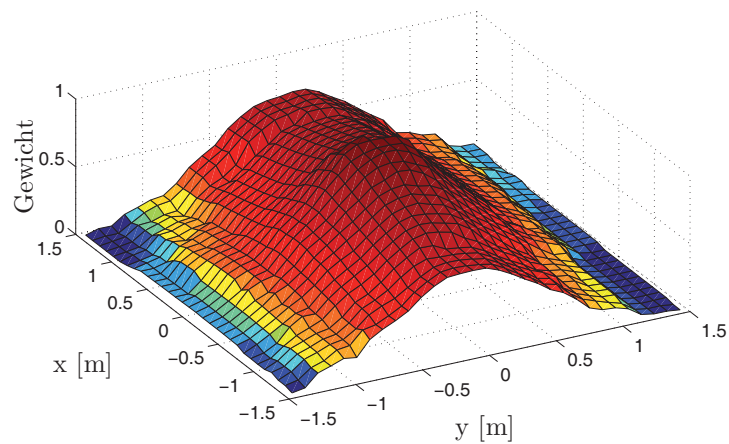
**Abbildung B.1:** Analyse der Gewichtsfunktion  $G_0^{[k]}$  bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition



(a) Draufsicht der Dichtefunktion über die Zeit

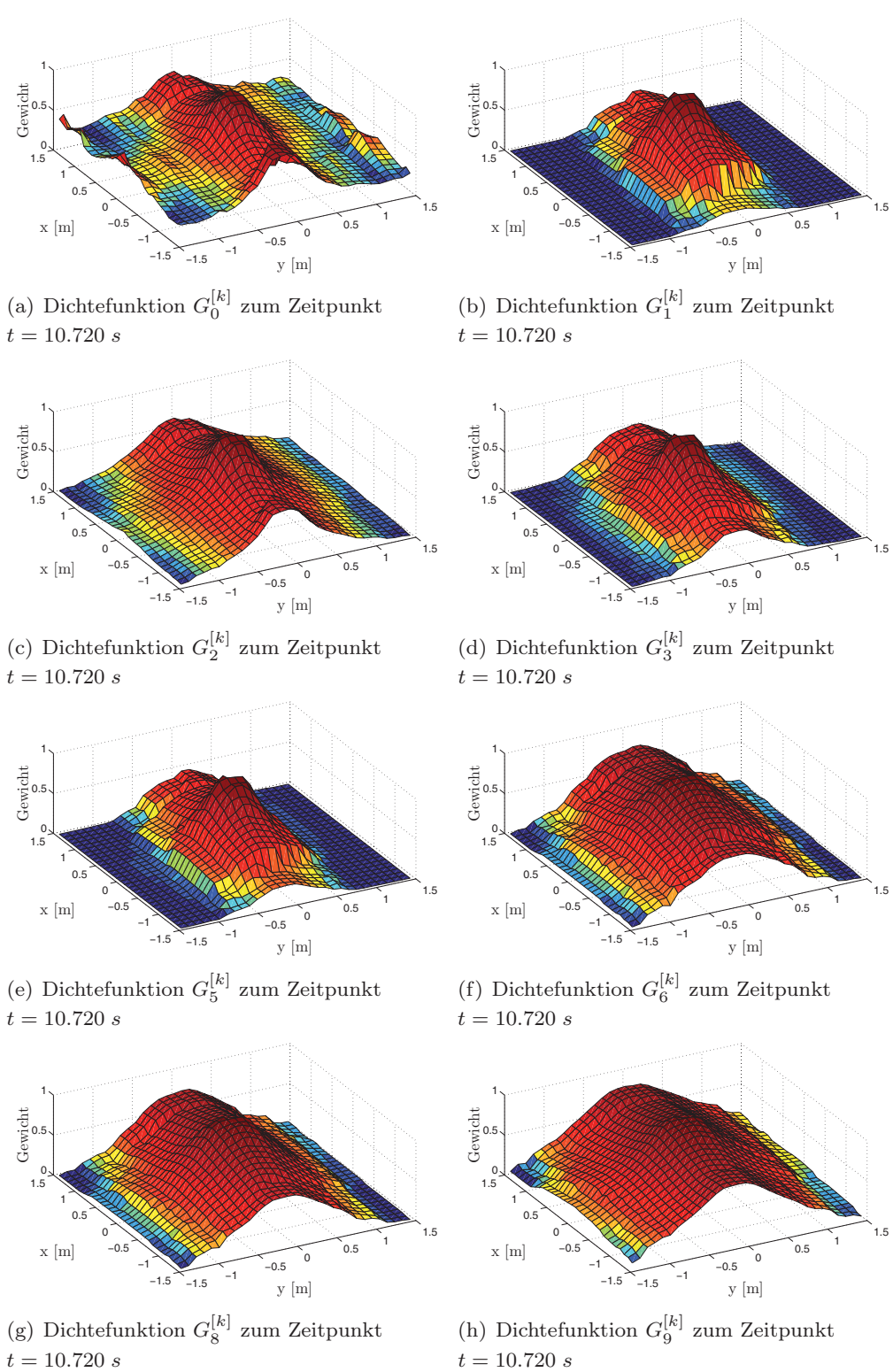


(b) Seitenansicht der Dichtefunktion über die Zeit



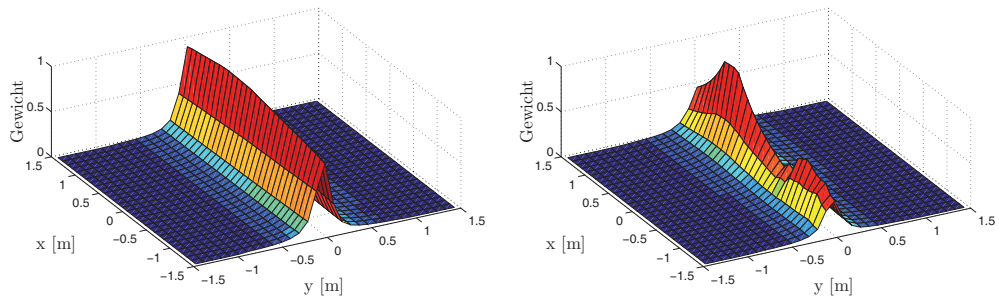
(c) Dichte zum Zeitpunkt  $t = 10.720 \text{ s}$

**Abbildung B.2:** Analyse der Gewichtsfunktion  $G_8^{[k]}$  bei gleichverteilter Partikelstreuung an Referenzposition

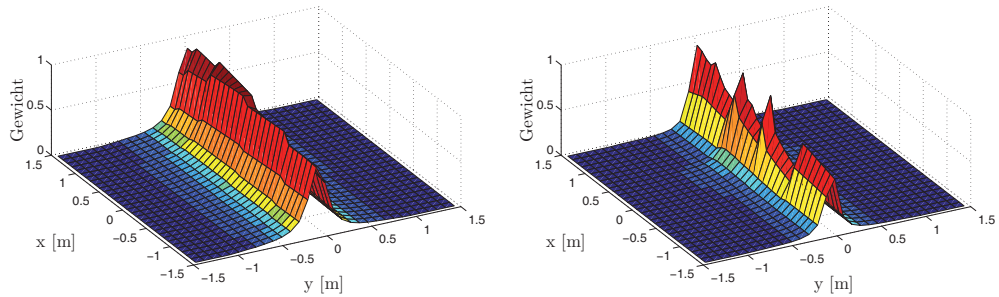


**Abbildung B.3:** Vergleichende Betrachtung der Gütefunktionen bei Kreuzungssituation mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition

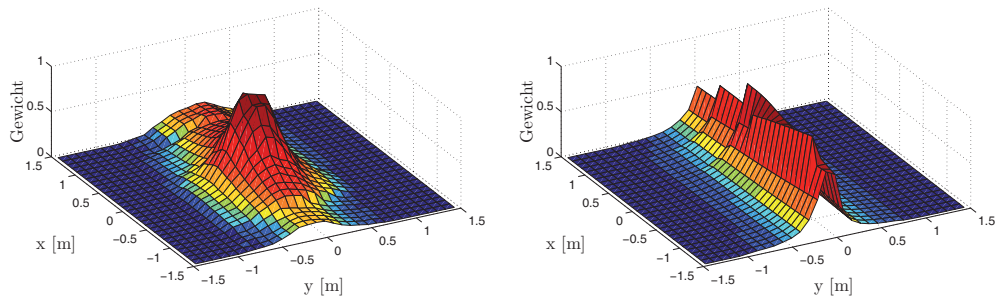




(a) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 6.680 \text{ s}$  (b) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 7.680 \text{ s}$

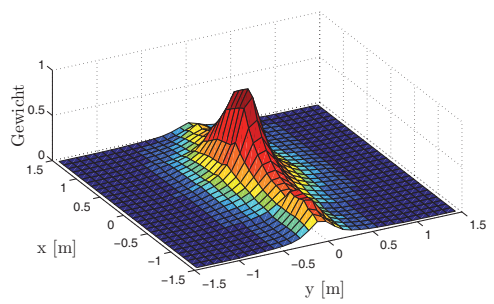


(c) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 8.720 \text{ s}$  (d) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 9.720 \text{ s}$

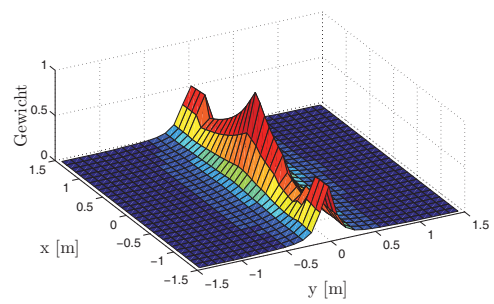


(e) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 10.720 \text{ s}$  (f) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 11.720 \text{ s}$

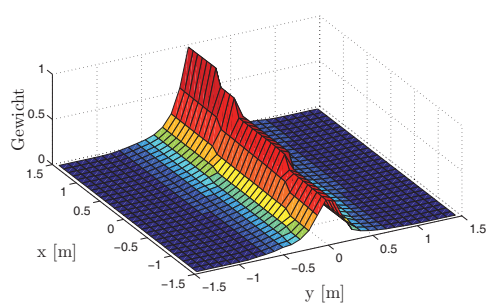
**Abbildung B.4:** Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 6.680 \text{ s}$  bis  $t = 11.720 \text{ s}$



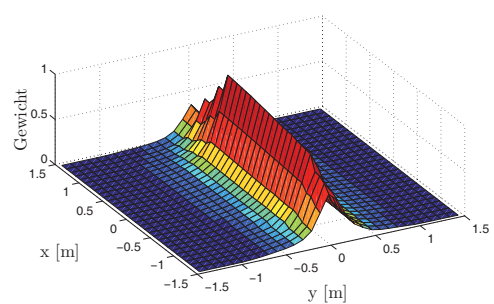
(a) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 12.720 \text{ s}$



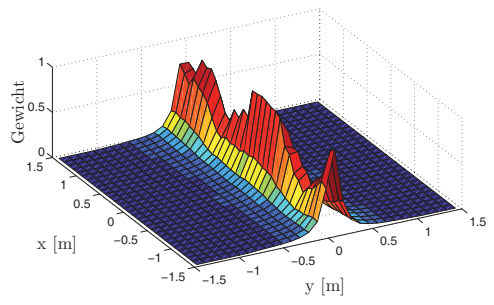
(b) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 13.720 \text{ s}$



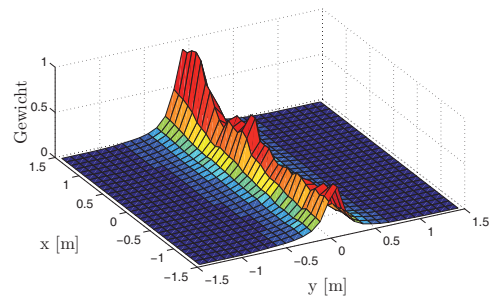
(c) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 14.720 \text{ s}$



(d) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 15.720 \text{ s}$

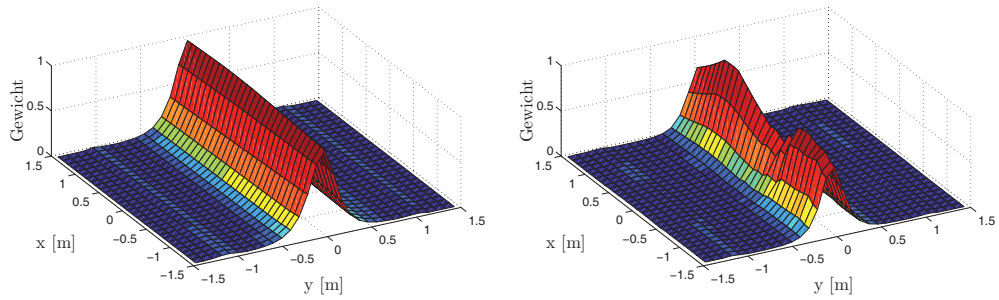


(e) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 16.720 \text{ s}$

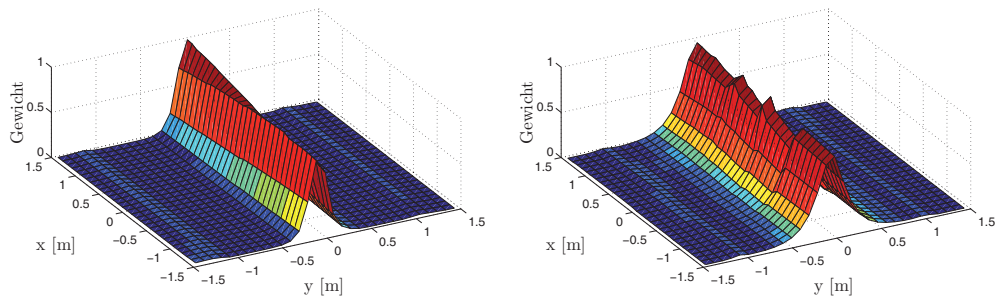


(f) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 17.720 \text{ s}$

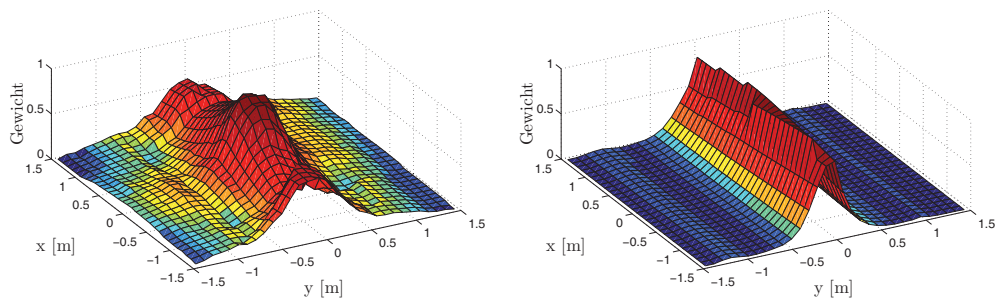
**Abbildung B.5:** Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_4^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 12.720 \text{ s}$  bis  $t = 17.720 \text{ s}$



(a) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 6.680 \text{ s}$  (b) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 7.680 \text{ s}$



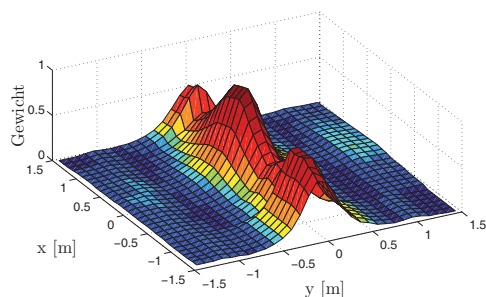
(c) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 8.720 \text{ s}$  (d) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 9.720 \text{ s}$



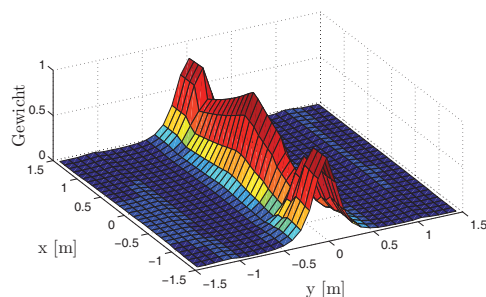
(e) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 10.720 \text{ s}$

(f) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 11.720 \text{ s}$

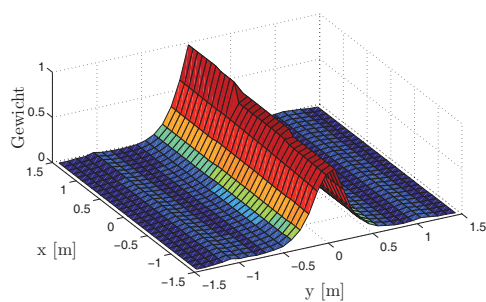
**Abbildung B.6:** Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_7^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 6.680 \text{ s}$  bis  $t = 11.720 \text{ s}$



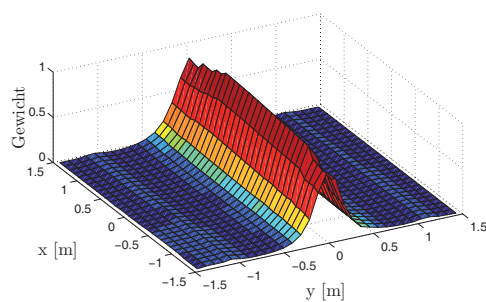
(a) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 12.720 \text{ s}$



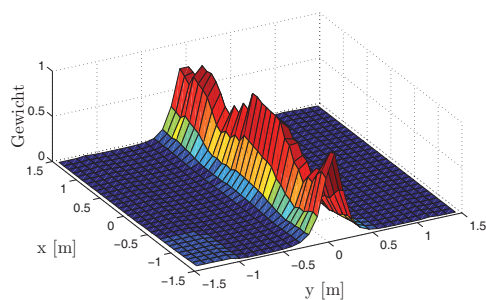
(b) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 13.720 \text{ s}$



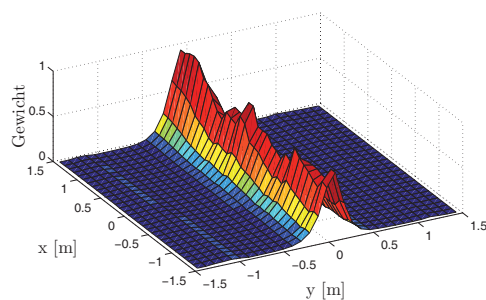
(c) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 14.720 \text{ s}$



(d) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 15.720 \text{ s}$



(e) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 16.720 \text{ s}$



(f) Dichtefunktion zum Zeitpunkt  $t = 17.720 \text{ s}$

**Abbildung B.7:** Zeitliche Betrachtung der Gewichtsfunktion  $G_7^{[k]}$  mittels gleichverteilter Partikelstreuung um Referenzposition von  $t = 12.720 \text{ s}$  bis  $t = 17.720 \text{ s}$



# Anhang C

## Zusätzliche Visualisierungen

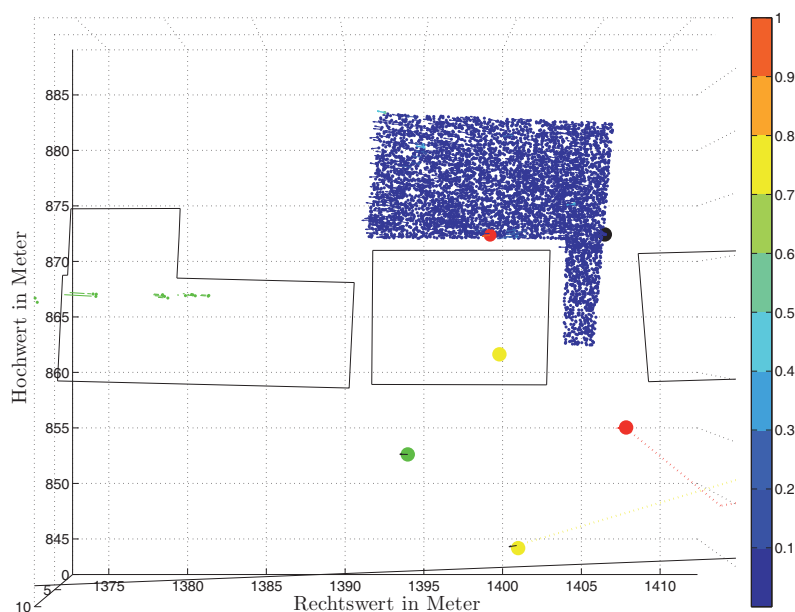


Abbildung C.1: Lage der Positions-Hypothesen zum Zeitpunkt  $t = 18.72$  s





# Literaturverzeichnis

- [AAD09] AZAD, Pedram / ASFOUR, Tamim / DILLMANN, Rüdiger: Stereo-basierte vs. Monokulare 6-DoF Lagebestimmung unter Verwendung von Punktmerkmalen. In: *3D-NordOst*, 2009, S. 15–24. [13](#)
- [AMG02] ARULAMPALAM, M. S. / MASKELL, Simon / GORDON, Neil: A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. In: *Proceedings of the IEEE Transactions on Signal Processing* Bd. 50, 2002, S. 174–188. [25](#)
- [AZ95] AMSTRONG, Martin / ZISSERMANN, Andrew: Robust Object Tracking. In: *Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision*, 1995, S. 58–62. [4](#), [35](#)
- [BG97] BETKE, Margrit / GURVITS, Leonid: Mobile Robot Localization using Landmarks. In: *Proceedings of the IEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems* Bd. 13, 1997, S. 251–263. [12](#)
- [BK96] BERNSTEIN, David / KORNHAUSER, Alain: An Introduction to Map Matching for Personal Navigation Assistants. In: *The Transportation Research Board - 77th Annual Meeting*. Washington, D.C., 1996. [10](#)
- [Bou02] BOUGUET, Jean-Yves: Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker: Description of the Algorithm. In: *Forschungsbericht*, 2002. [52](#)
- [BPU<sup>+</sup>06] BRAILLON, Christophe / PRADALIER, Cédric / USHER, Kane / CROWLY, Jim / CHRISTIAN, Laugier: Occupancy Grids from Stereo and Optical Flow Data. In: *Proceedings of the 10th International Symposium on Experimental Robotics (ISER)*. Rio de Janeiro, Juli 2006, S. 367–376. [61](#)





- [BrYYmZZ05] BING-RU, Liu / YUN, Xie / YI-MIN, Yang / ZHEN-ZHEN, Qiu: A Self-localization Method with Monocular Vision for Autonomous Soccer Robot. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology*, 2005, S. 888–892. [12](#)
- [CC10] C2C-CC: *Homepage des herstellerübergreifenden Konsortiums CAR 2 CAR Communication Consortium*. <http://www.car-to-car.org>. Version: Zuletzt besucht im 10. März 2010. [1](#)
- [CLH<sup>+</sup>89] CLAUSSEN, H. / LICHTNER, W. / HERES, L. / LAHAJE, P. / SIEBOLD, J.: GDF: A Proposed Standard for Digital Road Maps to be used in Car Navigation Systems. In: *Proceedings of the Vehicle Navigation and Information Systems Conference*. Toronto, 1989, S. 324–330. [133](#)
- [CLK09] CHANDRAKER, Manmohan / LIM, Jongwoo / KRIEGMAN, David: Moving in Stereo: Efficient Structure and Motion Using Lines. In: *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision*. Kyoto, 2009, S. 1741–1748. [50](#)
- [CMNT99] CASTELLANOS, Jose A. / MONTIEL, J. M. M. / NEIRA, J. / TARDÓS, J. D.: The SPmap: A Probabilistic Framework for Simultaneous Localization and Map Building. In: *IEEE Transactions on Robotics and Automation* Bd. 15(5), 1999, S. 948–952. [63](#)
- [CO05] CORREA, Fabiano R. / OKAMOTO, Jun: Omnidirectional Stereovision System for Occupancy Grids. In: *Proceedings of the 12th International Conference on Advanced Robotics* Bd. 5. Seattle, Juli 2005, S. 628–634. [61](#)
- [Col90] COLLIER, W. C.: In-Vehicle Route Guidance Systems using Map-matched Dead Reckoning. In: *Proceedings of the IEEE Position Location and Navigation Symposium*, 1990, S. 359–363. [10](#)
- [COM10] COMESAFETY: *Internet-Homepage des Förderprojekts COMeSafety*. <http://comesafety.net>. Version: Zuletzt besucht am 15. März 2010. [5](#)

- [CPMCC06] CHEKHLOV, Denis / PUPILLI, Marc / MAYOL-CUEVAS, Walterio / CALWAY, Andrew: Real-Time and Robust Monocular SLAM Using Predictive Multi-resolution Descriptors. In: *Proceedings of the 2nd International Symposium on Visual Computing*, 2006, S. 276–285. [14](#)
- [CS09] CHATZI, Eleni N. / SMYTH, Andrew W.: The Unscented Kalman Filter and Particle Filter Methods for Nonlinear Structural System Identification with Non-Collocated Heterogeneous Sensing. In: *Selected Papers from International Symposium on Structural Control and Health Monitoring* Bd. 16-1. Taichung, Dezember 2009, S. 99–123. [26](#)
- [Czi08] CZICHOS, Horst: *Mechatronik: Grundlagen und Anwendungen technischer Systeme*. 2. Auflage. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag, 2008, S. 82ff. [vi](#), [74](#), [76](#), [77](#)
- [Dav03] DAVISON, Andrew J.: Real-Time Simultaneous Localisation and Mapping with a Single Camera. In: *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003, S. 1403–1410. [3](#), [33](#)
- [DDFG01] DOUCET, Arnaud / DE FREITAS, Nando / GORDON, Neil J.: *Sequential Monte Carlo methods in practice*. 2. Auflage. Berlin: Springer Verlag, 2001, S. 473ff. [43](#)
- [DK02] DESOUSA, Guilherme N. / KAK, Avinash C.: Vision for Mobile Robot Navigation: A Survey. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Bd. 24, 2002, S. 237–267. [12](#)
- [DM98] DAVISON, Andrew J. / MURRAY, David W.: Mobile Robot Localisation Using Active Vision. In: *Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision*, 1998, S. 809–825. [3](#), [33](#)
- [DRMS07] DAVISON, Andrew J. / REID, Ian D. / MOLTON, Nicholas D. / STASSE, Oliver: MonoSLAM: Real-time Single Camera SLAM. In: *Proceedings of the IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Bd. 29, 2007, S. 1052–1067. [14](#)



- [DTA<sup>+</sup>96] DEGAWA, H. / TANAKA, J. / ASANO, S. / YABUTA, S. / NAKANE, S.: Node Based Map Matching Algorithm for Car Navigation System. In: *Proceedings of the International Symposium on Automotive Technology and Automation*, 1996, S. 121–126. [10](#)
- [DVP09] DAVIDSON, Pavel / VÁZQUEZ, Manuel A. / PICHÉ, Robert: Uninterrupted Portable Car Navigation System Using GPS, Map and Inertial Sensors Data. In: *Proceedings of the 13th IEEE International Symposium on Consumer Electronics*. Kyoto, 2009, S. 836–840. [10](#)
- [ED06] EADE, Ethan / DRUMMOND, Tom: Edge Landmarks in Monocular SLAM. In: *Proceedings of the 17th British Machine Vision Conference* Bd. 1. Edinburgh, 2006, S. 469–476. [15](#)
- [eNo11] eNOVA: *Internet-Homepage des eNOVA Strategiekreises Elektromobilität*. <http://www.strategiekreis-elektromobilitaet.de>. Version: Zuletzt besucht am 15. Januar 2011. [5](#)
- [ENT05] ESTRADA, Carlos / NEIRA, José / TARDÓS, Juan. D.: Hierarchical SLAM: Real-Time Accurate Mapping of Large Environments. In: *IEEE Transactions on Robotics* Bd. 21, 2005, S. 588–596. [63](#)
- [ESA10] ESA: *Internet-Homepage des Navigationssystems Galileo der European Space Agency*. <http://www.esa.int/esaNA/galileo.html>. Version: Zuletzt besucht im 20. März 2010. [2](#)
- [FB81] FISCHLER, Martin A. / BOLLES, Robert C.: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. In: *Communications of the ACM* Bd. 24. Menlo Park, 1981, S. 381–395. [52](#)
- [FBV<sup>+</sup>04] FINTZEL, K. / BENDAHAN, R. / VESTRI, C. / BOUGNOUX, S. / KAKINAMI, T.: 3D Parking Assistant System. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2004, S. 881–886. [11](#)
- [GJ11] GRUBER, Franz J. / JOECKEL, Rainer: *Formelsammlung für das Vermessungswesen*. 15. Auflage. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag, 2011, S. 115ff. [87](#)

- [GMC06] GEE, Andrew P. / MAYOL-CUEVAS, Walterio: Real-Time Model-Based SLAM Using Line Segments. In: *Proceedings of the 2nd International Symposium on Visual Computing*, 2006. 14
- [GSB07] GRISETTI, Giorgio / STACHNISS, Cyrill / BURGARD, Wolfram: Improved Techniques for Grid Mapping with Rao-Blackwellized Particle Filters. In: *IEEE Transactions on Robotics* Bd. 23, 2007, S. 34–46. v, 13, 14
- [HDW<sup>+</sup>04] HU, Wenyan / DOWNS, Tom / WYETH, Gordon / MILFORD, Michael / PRASSER, David: A Modified Particle Filter for Simultaneous Robot Localization and Landmark Tracking in an Indoor Environment. In: *Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation*. Canberra, Dezember 2004. 4
- [HE07] HEISSING, Bernd / ERSOY, Metin: *Fahrwerkhandbuch: Grundlagen, Fahrdynamik, Komponenten, Systeme, Mechatronik, Perspektiven*. 1. Auflage. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag, 2007, S. 187ff. 76
- [HL97] HALL, David L. / LLINAS, James: An introduction to multisensor data fusion. In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems* Bd. 85, 1997, S. 6–23. 10
- [HOL10] HOLUX: *Internet-Homepage von Holux Technology Inc.*  
[http://www.holux.com/JCore/en/products/products\\_list.jsp?pno=2](http://www.holux.com/JCore/en/products/products_list.jsp?pno=2).  
Version: Zuletzt besucht am 13. März 2010. 72
- [HS88] HARRIS, Chris / STEPHENS, Mike: A Combined Corner and Edge Detector. In: *Proceedings of the 4th Alvey vision conference*, 1988, S. 147–151. 49
- [HS90] HARRIS, Chris / STENNETT, Carl: RAPID - A Video Rate Object Tracker. In: *Proceedings of the 1st British Machine Vision Conference*, 1990. 36
- [HZ03] HARTLEY, Richard / ZISSERMAN, Andrew: *Multiple View Geometry in Computer Vision*. 2. Auflage. Cambridge: Cambridge University Press, 2003, S. 127ff. 49
- [JU97] JULIER, Simon J. / UHLMANN, Jeffrey K.: A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. In: *Proceedings of the International Symposium on*



- Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls* Bd. 3068. Orlando, 1997, S. 182–193. 9
- [KB10a] KRAFTFAHRT-BUNDESAMT: *Der Fahrzeugbestand am 1. Januar 2010*. <http://www.kba.de>. Version: Zuletzt besucht im 09. März 2010. 1
- [KB10b] KRAFTFAHRT-BUNDESAMT: *Unfallstatistik aktuell, Stand 26. Februar 2010*. <http://www.kba.de>. Version: Zuletzt besucht im 09. März 2010. 1
- [KDR01] KNIGHT, Joss / DAVISON, Andrew / REID, Ian: Towards Constant Time SLAM using Postponement. In: *Proceedings of the IEEE/RSJ Conference on Intelligent Robots and Systems*. Maui, 2001, S. 406–412. 62
- [Kel10] KELLER, Michael: *Integrierte Navigation mit Hilfe eines Constrained Unscented Kalman Filter*, Technische Universität München, Audi Electronics Venture GmbH, unveröffentlichte Diplomarbeit, 2010. 95
- [KHW88] KRAKIWSKY, Edward. J. / HARRIS, C. B. / WONG, R. V. C.: A Kalman Filter for Integrating Dead Reckoning, Map Matching and GPS Positioning. In: *Proceedings of the IEEE Position Location and Navigation Symposium*, 1988, S. 39–46. 8
- [Leh11] LEHMANN, Andreas: *Probabilistische Fahrzeuglokalisierung in urbaner Simulationsumgebung*, Friedrich-Schiller-Universität Jena, Audi Electronics Venture GmbH, unveröffentlichte Diplomarbeit, 2011. 39
- [LF05] LEPETIT, Vincent / FUA, Pascal: Monocular Model-Based 3D Tracking of Rigid Objects: A Survey. In: *Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision*, 2005, S. 1–89. 35
- [LN03] LEONARD, John / NEWMAN, Paul: Consistent, Convergent, and Constant Time SLAM. In: *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*. Acapulco, August 2003. 62
- [Low91] LOWE, David G.: Fitting Parameterized Three-dimensional Models to Images. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Bd. 13, 1991, S. 441–450. 35

- [Mah36] MAHALANOBIS, P. C.: On the Generalised Distance in Statistics. In: *Proceedings of the National Institute of Science* Bd. 2. Indien, April 1936, S. 49–55. 66
- [Man10] MANSFELD, Werner: *Satellitenortung und Navigation: Grundlagen, Wirkungsweise und Anwendung globaler Navigationssysteme*. 3. Auflage. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag, 2010, S. 118ff. 72, 136
- [Mat94] MATTOS, Philip G.: Integrated GPS and Dead Reckoning for Low-cost Vehicle Navigation and Tracking. In: *Proceedings of the Vehicle Navigation and Information Systems Conference*, 1994, S. 569–574. 8
- [Mat10] MATRIX: *Internet-Homepage der Matrix Vision GmbH*. <http://www.matrix-vision.com>. Version: Zuletzt besucht am 13. März 2010. 79
- [ME85] MORAVEC, Hans P. / ELFES, Alberto: High Resolution Maps from Wide Angle Sonar. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Nagoya, März 1985, S. 116–121. 61
- [MKH08] MATHIAS, A. / KANTHER, U. / HEIDGER, R.: Insideness and Collision Detection Algorithms. In: *Proceedings of the Tyrrhenian International Workshop on Digital Communications - Enhanced Surveillance of Aircraft and Vehicles*, 2008, S. 1–7. 37
- [MV02] MAY, Ilka / VOSS, Frithjof: *Fortführung und Erweiterung von GDF (Geographic Data File) als Datengrundlage für Autonavigationssysteme*. 1. Auflage. Berlin: Technische Uni Berlin Verlag, 2002. 133
- [MW04] MITSCHKE, Manfred / WALLENTOWITZ, Henning: *Dynamik der Kraftfahrzeuge*. 4., neubearb. Auflage. Berlin: Springer Verlag, 2004, S. 613ff. 95
- [MWJ04] MERWE, Rudolph van d. / WAN, Eric A. / JULIER, Simon I.: Sigma-point Kalman Filters for Nonlinear Estimation and Sensor-Fusion: Applications to Integrated Navigation. In: *Proceedings of the AIAA Guidance, Navigation & Control Conference*, 2004, S. 2004–5120. 46
- [NAD08] NASSREDDINE, Ghaliya / ABDALLAH, Fahed / DENOEU, Thierry: Map Matching Algorithm using Belief Function Theory. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion*, 2008, S. 1–8. 10

- [NFH07] NISCHWITZ, Alfred / FISCHER, Max / HABERÄCKER, P: *Computergrafik und Bildverarbeitung*. 2. Auflage. Wiesbaden: Vieweg + Teubner Verlag, 2007, S. 307ff. [35](#)
- [NGL<sup>+</sup>09] NDJENG, Alexandre N. / GRUYER, Dominique / LAMBERT, Alain / MOURLLION, Benjamin / GLASER, Sébastien: Experimental Comparison of Bayesian Outdoor Vehicle Localization Filters. In: *IEEE Workshop on Safe Navigation in Open and Dynamic Environments to Autonomous Vehicles*. Kobe, Mai 2009, S. 113–118. [46](#)
- [NOW10] NOW: *Internet-Homepage des Förderprojekt NOW - Network on Wheels*. <http://www.network-on-wheels.de>. Version: Zuletzt besucht am 15. März 2010. [5](#)
- [NR07] NOYKOV, Sv. / ROUMENIN, Chavdar: Occupancy Grids building by Sonar and Mobile Robot. In: *Robotics and Autonomous Systems* Bd. 55, 2007, S. 162–175. [61](#)
- [PJSK08] PARK, Soon Y. / JUNG, Suk C. / SONG, Young S. / KIM, Young S.: Mobile Robot Localisation in Indoor Environment using Scale-Invariant Visual Landmarks. In: *Proceedings of the 1st IAPR Workshop on Cognitive Information Processing*. Santorini, Juni 2008, S. 159-163. [12](#)
- [PT08] PINIÉS, Pedro / TARDÓS, Juan D.: Large Scale SLAM Building Conditionally Independent Local Maps: Application to Monocular Vision. In: *IEEE Transactions on Robotics* Bd. 24, 2008, S. 1094–1106. [64](#)
- [Ric09] RICHTER, Jürgen: *Entwicklung probabilistischer Algorithmen zur Lokalisierung eines Fahrzeugs*, Hochschule Darmstadt, Audi Electronics Venture GmbH, unveröffentlichte Diplomarbeit, 2009. [39](#)
- [RS07] REZAEI, Shahram / SENGUPTA, Raja: Kalman Filter-Based Integration of DGPS and Vehicle Sensors for Localization. In: *IEEE Transactions on Control Systems Technology* Bd. 15, 2007, S. 1080–1088. [10](#)
- [SAF10] SAFESPOT: *Internet-Homepage des Förderprojekt SAFESPOT*. <http://www.safespot-eu.org>. Version: Zuletzt besucht am 07. Juli 2010. [5](#)

- [SD98] SIM, Robert / DUDEK, Gregory: Mobile Robot Localization from Learned Landmarks. In: *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems* Bd. 2, 1998, S. 1060–1065. 12
- [SGK10a] SCHÖNHERR, Kristin / GIESLER, Björn / KNOLL, Alois: Adaption of Robotic Approaches for Vehicle Localization. In: *Proceedings of the 7th International Workshop on Intelligent Transportation*. Hamburg, März 2010, S. 167–171. 23
- [SGK10b] SCHÖNHERR, Kristin / GIESLER, Björn / KNOLL, Alois: Evaluation of Pose Hypotheses by Image Feature Extraction for Vehicle Localization. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*. Zakopane, Juni 2010, S. 547–554. 36
- [SGK10c] SCHÖNHERR, Kristin / GIESLER, Björn / KNOLL, Alois: Vehicle Localization by Utilization of Map-based Outline Information and Grayscale Image Extraction. In: *Proceedings of the 11th IASTED International Conference on Computer Graphics and Imaging*. Innsbruck, Februar 2010, S. 101–106. 35
- [SGWK10] SCHÖNHERR, Kristin / GIESLER, Björn / WAHJU, Sonja / KNOLL, Alois: Robust Tracking and Monocular 3D Reconstruction of Line-Based Features in Urban Environments. In: *Proceedings of the 13th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*. Madeira, September 2010, S. 1685–1690. 49
- [SJBK10] SUHR, Jae K. / JUNG, Ho G. / BAE, Kwanghyuk / KIM, Jaihie: Automatic Free Parking Space Detection by Using Motion Stereo-based 3D Reconstruction. In: *Machine Vision and Applications* Bd. 21, 2010, S. 163–176. 11
- [Skr07] SKRZYPCZYNSKI, Piotr: Spatial Uncertainty Management for Simultaneous Localization and Mapping. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2007, S. 4050–4055. 12
- [SMW08] SCHUBERT, Robin / MATTERN, Norbert / WANIELIK, Gerd: An Evaluation of Nonlinear Filtering Algorithms for Integrating GNSS and Inertial Measurements. In: *Proceedings of the IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium*, 2008, S. 25–29. 46





- [SRW08] SCHUBERT, Robin / RICHTER, Eric / WANIELIK, Gerd: Comparison and Evaluation of Advanced Motion Models for Vehicle Tracking. In: *Proceedings of the 11th International Information Fusion Conference*, 2008, S. 1–6. 9, 46
- [ST94] SHI, Jianbo / TOMASI, Carlo: Good Features to Track. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, S. 593–600. 49
- [Sta11] STANFORD: *Internet-Homepage der Stanford University*. <http://cs.stanford.edu>. Version: Zuletzt besucht am 10. April 2011. 16
- [TFBD00] THRUN, Sebastian / FOX, Dieter / BURGARD, Wolfram / DELLAERT, Frank: Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots. In: *Artificial Intelligence* Bd. 128, 2000, S. 99–141. v, 9, 15
- [TGVZ08] TIAN, Yixiang / GERKE, Markus / VOSSELMAN, George / ZHU, Qing: Automatic Edge Matching Across an Image Sequence Based on Reliable Points. In: *Proceedings of the International Society for Photogrammetry and Remote Sensing*, 2008, S. 657–662. 51
- [Thr98a] THRUN, Sebastian: Finding Landmarks for Mobile Robot Navigation. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation* Bd. 2, 1998, S. 958–963. 12
- [Thr98b] THRUN, Sebastian: Learning Metric-Topological Maps for Indoor Mobile Robot Navigation. In: *Artificial Intelligence* Bd. 99, 1998, S. 21–71. 61
- [TK95] TAYLOR, Camillo. J. / KRIEGMAN, David J.: Structure and Motion from Line Segments in Multiple Images. In: *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* Bd. 17, 1995, S. 1021–1032. 58
- [TKG+02] THRUN, Sebastian / KOLLER, Daphne / GHAHRAMANI, Zoubin / DURRANT-WHYTE, Hugh / NG, Andrew Y.: Simultaneous Mapping and Localization With Sparse Extended Information Filters. In: *Proceedings of the 5th International Workshop on Algorithmic Foundations of Robotics* Bd. 23. Nizza, 2002, S. 693–716. 62

- [TMBP10] TOLEDO-MOREO, Rafael / BÉTAILLE, David / PEYRET, Francois: Lane-level Integrity Provision for Navigation and Map Matching with GNSS, Dead Reckoning, and Enhanced Maps. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* Bd. 11, 2010, S. 100–112. [10](#)
- [TMT08] TAGHIPOUR, Sara / MEYBODI, Mohamma R. / TAGHIPOUR, Ali: An Algorithm for Map Matching for Car Navigation System. In: *Proceedings of the 3rd International Conference of Information and Communication Technologies*, 2008, S. 1–5. [10](#)
- [Wah10] WAHJU, Sonja T.: *Kartierung von Gebäudekanten aus Monokamerabildern in urbaner Umgebung*, Universität Stuttgart, Audi Electronics Venture GmbH, unveröffentlichte Diplomarbeit, 2010. [51](#)
- [WC00] WIJK, Olle / CHRISTENSEN, Henrik I.: Localization and Navigation of a Mobile Robot Using Natural Point Landmarks Extracted from Sonar Data. In: *Robotics and Autonomous Systems* Bd. 31, 2000, S. 31–42. [12](#)
- [Web02] WEBER, Joachim: *Globale Selbstlokalisierung für mobile Service-Roboter*. Kaiserslautern: Dissertation, Universität Kaiserslautern, 2002, S. 92ff. [12](#)
- [Wen07] WENDEL, Jan: *Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und inertielle Navigation*. 1. Auflage. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag GmbH, 2007, S. 129ff. [8](#)
- [WM01] WAN, Eric A. / MERVE, Rudolph van d. / HAYKIN, S. (Hrsg.): *Kalman Filtering and Neural Networks - Kapitel 7: The Unscented Kalman Filter*. 1. Ausgabe. New York: Wiley-Interscience Verlag, 2001, S. 221ff. [9](#), [28](#)
- [XY10] XI, Pan / YANG, Shun: The Research of GPS Localization and Map-Matching Method. In: *Proceedings of the International Conference on Educational and Network Technology*, 2010, S. 215–217. [10](#)
- [Yam97] YAMAUCHI, Brian: A Frontier-based Approach for Autonomous Exploration. In: *Proceedings of the IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation*. Monterey, 1997, S. 146–151. [61](#)



- [YCZD05] YU, Jinxia / CAI, Zixing / ZOU, Xiaobing / DUAN, Zhuohua: *Self-localization of a Mobile Robot by Local Map Matching Using Fuzzy Logic*. 1. Auflage. Berlin: Springer Verlag, 2005, S. 921–924. [61](#)
- [ZXA06] ZHANG, Sen / XIE, Lihua / ADAMS, Martin D.: Feature extraction for outdoor mobile robot navigation based on a modified Gauss-Newton optimization approach. In: *Robotics and Autonomous Systems* Bd. 54, 2006, S. 277–287. [12](#)



# Lebenslauf

**Kristin Anita Schönherr**

geb. am 26.06.1980 in Marienberg

---

Zeitraum	Tätigkeit
08/1987 - 07/1992	Gerhart-Hauptmann-Oberschule Lauterbach
08/1992 - 07/1999	Gymnasium Marienberg
10/1999 - 01/2006	Studium der Informationstechnik an der TU Chemnitz
01/2003 - 01/2004	Studentische Hilfskraft an Professur für Nachrichtentechnik TU Chem-
01/2005 - 03/2005	nitz
01/2006	Diplomingenieurin der Informationstechnik, Thema der Diplomarbeit: <i>Hard- und softwaretechnische Realisierung eines Systems zur automa- tischen Lokalisierung von Fahrzeugen in Straßenszenen unter Verwen- dung von Landmarken</i>
04/2004 - 10/2004	Fachpraktikum in der Technischen Entwicklung der AUDI AG in In- golstadt
02/2006 - 03/2007	Software Engineer der Elektrobit Automotive GmbH in Erlangen
04/2007 - 04/2010	Promotion in der Elektronikentwicklung der AUDI AG unter Be- treuung von Prof. Dr. Alois Knoll am Lehrstuhl für Echtzeitsysteme und Robotik der TU München zum Thema: <i>Kopplung von Sensorin- formationen und Geodaten zur modellbasierten Lokalisierung und Kar- tierung im Automobil</i>
seit 05/2010	Betreuung der Elektronikarchitektur für Hochvoltbatterien in der Tech- nischen Entwicklung der AUDI AG

---





