



Axel Koppert, B.Sc.

GNSS-gestützte kooperative Kollisionserkennung für Fahrzeuge

MASTERARBEIT

zur Erlangung des akademischen Grades

Diplom-Ingenieurin

Masterstudium Geomatics Science

eingereicht an der

Technischen Universität Graz

Betreuer

Ao. Univ.-Prof. Dipl.-Ing. Dr. techn. Manfred Wieser

Institut für Geodäsie
Arbeitsgruppe Navigation

EIDESSTATTLICHE ERKLÄRUNG

Ich erkläre an Eides statt, dass ich die vorliegende Arbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen/Hilfsmittel nicht benutzt, und die den benutzten Quellen wörtlich und inhaltlich entnommenen Stellen als solche kenntlich gemacht habe. Das in TUGRAZonline hochgeladene Textdokument ist mit der vorliegenden Masterarbeit identisch.

Datum

Unterschrift

Kurzfassung

In der vorliegenden Arbeit wird ein Ansatz für ein kooperatives Kollisionserkennungssystem für Fahrzeuge vorgestellt. Angedacht ist, dass alle Verkehrsteilnehmer ihre mit GNSS bestimmten Fahrzeugpositionen, ergänzt um weitere relevante Informationen, untereinander austauschen. Die in der Markteinführung begriffene Car-to-Car-Kommunikationstechnik bildet hierfür die technologische Grundlage. Mit den ausgetauschten Informationen sollen dann die Trajektorien der Fahrzeuge in der Umgebung präzisiert werden, um darauf aufbauend eine Kollisionserkennung durchzuführen. Mit einem solchen System könnten auch Fahrzeuge in die Kollisionserkennung einbezogen werden, die mit sichtbasierten Sensoren wie Kameras oder Lidar nicht erfasst werden können.

Die Schwerpunkte der Arbeit liegen auf der Positionsbestimmung für Fahrzeuge, der bewegungsmodellbasierten Prädiktion der Fahrzeugtrajektorien und der darauf aufbauenden Kollisionserkennung. Es soll die Frage beantwortet werden, ob ein System, das sich ausschließlich auf die Positionsbestimmung mit GNSS stützt, geeignet ist, um drohende Kollisionen zwischen Fahrzeugen zu erkennen. Untersuchungen zur Car-to-Car-Technik sind nicht Bestandteil dieser Arbeit.

Die Positionsbestimmung findet unter Berücksichtigung der besonderen Anforderungen der Fahrzeugnavigation im ländlichen und städtischen Raum statt. Es wird ein preisgünstiger Einfrequenz-GNSS-Empfänger und das weitgehend infrastrukturunabhängige PPP-Verfahren eingesetzt, um den wirtschaftlichen Anforderungen des Automobilssektors Rechnung zu tragen. Es zeigt sich, dass die erzielte Genauigkeit eine Fahrspurerkennung ermöglichen würde.

Für die kurzfristige Trajektorienprädiktion werden verschiedenen Bewegungsmodelle vorgestellt und anhand einfacher Fahrsituationen getestet. Die Annahme konstanter Bahn- und Winkelgeschwindigkeit liefert in den betrachteten Situationen die besten Ergebnisse.

Für die Kollisionserkennung werden Kollisionswahrscheinlichkeiten berechnet. Je näher sich Fahrzeuge kommen, desto größer ist die Wahrscheinlichkeit, dass diese kollidieren. Die Berechnung des Fahrzeugabstands und dessen Wahrscheinlichkeitsverteilung ist abhängig von der gewählten Fahrzeugmodellierung. Es werden zwei Modelle in Erwägung gezogen: Umkreis und minimal umgebendes Rechteck. Für jede dieser Modellierung wird die Abstandsfunktion vorgestellt, sowie jeweils eine Möglichkeit zur Berechnung deren Wahrscheinlichkeitsverteilungen.

Das Gesamtsystem wird anhand von Simulationen einiger Kollisionsfälle mit echten Daten getestet. Es zeigt sich, dass eine Erkennung von Kollisionen mit dem vorgestellten System in einfachen Situationen wenige Sekunden vor dem drohenden Aufprall machbar ist. Die Rechteckmodellierung liefert gegenüber der Kreismodellierung bessere Ergebnisse.

Abstract

As the Car2Car communication technique is currently being introduced to the car market, the development of its applications becomes a highly relevant research field. This work concentrates on a cooperative collision detection system for vehicles, which relies on the exchange of position data and other relevant information between vehicles. The required communication could be realized with Car2Car. The collision probability computation is based on a prediction of the future states of the vehicles, which is based on the exchanged information. With the application of Car2Car, the collision detection process becomes independent from the visibility of the surrounding vehicles. This permits extension of the sensing capabilities of sight-based systems, such as cameras or lidar.

This work focuses on the GNSS-based positioning of vehicles in urban and rural areas, trajectory prediction using motion models and collision probability computation. The aim of this work is to answer the question, whether or not a solely GNSS-based system is suitable to forecast imminent collisions with sufficient precision. Car2Car is only treated as a concept.

The position determination is carried out using the Precise Point Positioning technique. In order to take into account the economical restrictions of the automotive market, the analysis focusses on processing observation data from a low-cost single-frequency receiver. The resulting accuracies allow a lane-detection. This seems to be the minimal requirement for collision detection.

Motion models are used for short-term trajectory predictions. Different models are presented. An evaluation of the prediction accuracy in two simple driving situations reveals that the prediction based on constant turn rate and tangential velocity performs best.

The collision detection is based on the computation of collision probabilities. Collisions become more likely when the distance between the vehicles decreases. The computation of the distance and its probability distribution depends on the chosen geometric representation of the vehicles. A circumscribed circle and a minimum bounding rectangle representation are considered and compared. For each corresponding distance function a possibility for computing distribution values is described.

The system's performance is tested by simulations based on real data. The collision detection process for various collision scenarios is presented. The tests show that the collisions can be detected on the order of seconds in advance. The rectangle model shows slightly better results compared to the circle model.

Abkürzungen

C2C	Car-2-Car
C2X	Car-2-X
CA	Constant Acceleration
CTRA	Constant Turn Rate and Acceleration
CTRV	Constant Turn Rate and Velocity
CV	Constant Velocity
DCB	Differential Code Bias
DGNSS	Differential GNSS
DOP	Dillution of Precision
GIM	Global Ionispheric Map
GNSS	Global Navigation Satellite System
GRAPHIC	Group And Phase Ionospheric Calibration
GUM	Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement
IERS	International Earth Rotation Service
IGS	International GNSS Service
IGS RTS	IGS Real-Time Service
INS	Inertiales Navigationssystem
IPP	Ionospheric Pierce Point
ITRF	International terrestrial Reference Frame
NLOS	Non-Line-Of-Sight
NTRIP	Networked Transport of RTCM via Internet Protocol
PPP	Precise Point Positioning
RMS	Root Mean Square
RTK	Real Time Kinematic
TEC	Total Electron Content
TECU	TEC Unit
TVEC	Total Vertical Electron Content
VDOP	Vertical Dillution of Precision
VKM	Varianz-Kovarianz-Matrix

Inhalt

1	Einleitung.....	1
2	GNSS-gestützte Positionsbestimmung.....	5
2.1	Precise Point Positioning unter Nutzung von Einfrequenzbeobachtungen.....	5
2.1.1	Beobachtungsmodell und Parameter.....	7
2.1.2	Satellitenorbit und –uhrenprodukte.....	8
2.1.3	Differential Code Bias.....	11
2.1.4	Ionosphärische Laufzeitverzögerung	12
2.1.5	Lokale Effekte.....	15
2.2	PPP mit der Software Glab	16
2.3	Vorverarbeitung der Messdaten und stochastisches Modell.....	17
2.3.1	Analyse der Qualität der Code-Beobachtungen.....	19
2.3.2	Masken	23
2.3.3	Varianzmodelle.....	24
2.4	Untersuchungen der Positionsbestimmungsgenauigkeit	25
2.4.1	Verwendete Genauigkeitsmaße.....	26
2.4.2	Kinematische Positionsbestimmung mit Low-Cost-Sensorik in ländlicher Umgebung.....	27
2.4.3	Kinematische Positionsbestimmung im urbanen Raum	33
2.4.4	Vergleich von geschätzter und tatsächlicher Genauigkeit	37
2.4.5	Zwischenfazit Positionsbestimmung	39
3	Prädiktion der Fahrzeugbewegung.....	41
3.1	Bewegungsmodellbasierte Prädiktion	42
3.1.1	Konstante Geschwindigkeit.....	42
3.1.2	Konstante Beschleunigung	43
3.1.3	Konstante Drehrate und Geschwindigkeit.....	44
3.2	Schätzung der Anfangswerte für die Prädiktion	44
3.3	Berechnung des Kurses und der Winkelgeschwindigkeit	45
3.4	Untersuchung der bewegungsmodellbasierten Prädiktion.....	46
3.4.1	Gerade	46

3.4.2	Langgestreckte Kurve	47
3.5	Diskussion und weitere Ansätze	49
4	Kollisionserkennung	50
4.1	Definition der Begriffe Kollision und Kollisionswahrscheinlichkeit	51
4.2	Algorithmus für die Kollisionsdetektion.....	52
4.3	Modelle.....	53
4.3.1	Fahrzeuge als Punkte.....	54
4.3.2	Fahrzeuge als Kreise.....	55
4.3.3	Fahrzeuge als Rechtecke.....	56
4.4	Test der Kollisionserkennung durch Simulation	59
4.4.1	Tests	61
4.4.2	Kreuzung	63
4.4.3	Begegnungen in der Kurve und auf der Geraden.....	64
4.4.4	Hindernis auf der Geraden	66
4.4.5	Hindernis in der Kurve.....	67
4.4.6	Vergleich der Modelle	68
5	Zusammenfassung und Ausblick.....	70
A	Kalman-Filter.....	73
B	Der Abstand zweier Rechtecke.....	74
C	Kollisionsdetektion für Rechtecke: Separating-Axis-Test.....	76
D	Glab-Konfigurationen.....	78
	Tabellen.....	80
	Abbildungen	81
	Literatur	83

1 Einleitung

Zur Steigerung der Sicherheit im Straßenverkehr wurden Fahrerassistenzsysteme entwickelt, die auf Basis von Radar, Lidar oder Video Hindernisse im Fahrzeugweg erkennen und vor diesen warnen können. Mit den genannten Sensoren kann die Erkennung von Hindernissen autonom im Fahrzeug erfolgen. Die Nutzbarkeit ist allerdings auf Situationen beschränkt, in denen sich das Hindernis in Reich- bzw. Sichtweite der Sensoren befindet.

Würden die Verkehrsteilnehmer untereinander Informationen wie Position oder Geschwindigkeit per Funk austauschen, könnten auch andere nicht in Reichweite der Sensoren befindliche Fahrzeuge im Rahmen der Kollisionserkennung erfasst werden. Der Horizont des Fahrerassistenzsystems ließe sich also über die Sichtweite hinaus erweitern. Die Car-to-X-Technik soll den dazu notwendigen Datenaustausch in einem lokalen Drahtlosnetzwerk ermöglichen.

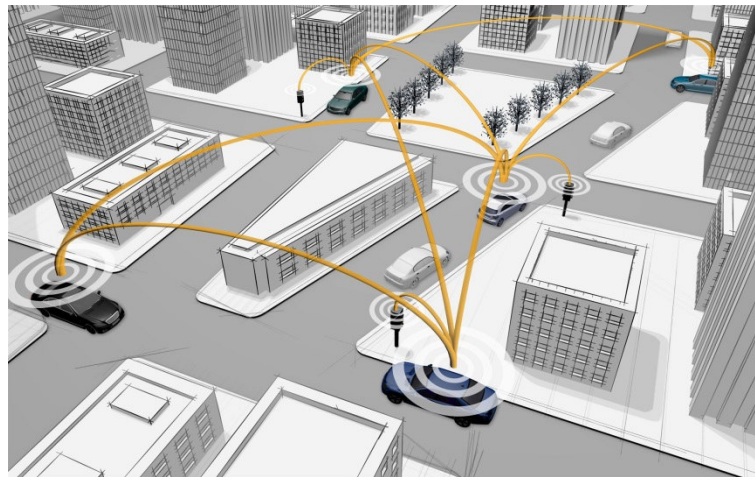


Abbildung 1: Prinzip der Car-to-X-Kommunikation (Mercedes Benz, 2015)

Car-to-X (C2X) beinhaltet neben der Kommunikation zwischen Verkehrsteilnehmern (Car-to-Car, C2C) auch die Kommunikation zwischen Verkehrsteilnehmern und Infrastruktur (Car-to-Infrastruktur, C2I). C2X befindet sich auf dem Weg zur Marktreife. Das Europäische Komitee für Normung (Comité Européen de Normalisation, CEN) und das Europäische Institut für Kommunikationsnormen (European Telecommunications Standards Institute, ETSI) haben 2014 die ersten Normen für Kooperative Intelligente Transportsysteme (Cooperative Intelligence Transport Systems, C-ITS) veröffentlicht, die C2X einschließen. Die ersten nach diesen Normen kommunizierenden Fahrzeuge werden im Jahr 2015 auf europäischen Straßen erwartet (ETSI, 2014). Somit ist die Entwicklung von Anwendungen dieser Technik ein hochaktuelles Thema.

Um zu demonstrieren, wie ein auf C2C basierendes kooperatives Kollisionserkennungssystem realisiert werden könnte, wird in dieser Arbeit ein Ansatz vorgestellt, der von folgenden Teilschritten auf dem Weg zur Erkennung einer Kollision ausgeht:

- (1) GNSS-gestützte fahrzeuginterne Bestimmung der aktuellen Position, sowie Schätzung weiterer, die Kollisionserkennung unterstützender Fahrzeugzustände (Geschwindigkeit, Beschleunigung, Raumlage etc.)
- (2) Austausch dieser Informationen zwischen den Fahrzeugen mit C2C,
- (3) Berechnung von Kollisionswahrscheinlichkeiten auf Basis der ausgetauschten Informationen. Dazu erfolgt eine Prädiktion der Fahrzeugtrajektorien.

Dass die kooperative Kollisionserkennung in einem C2C-Netz auf dem Austausch von per GNSS bestimmten Fahrzeugpositionen basieren könnte, wurde im Rahmen verschiedener Projekte bereits gezeigt. Die Arbeiten unterscheiden sich vor allem hinsichtlich der verwendeten Methoden zur Positionsbestimmung der Fahrzeuge, der bei der Prädiktion der Fahrzeugtrajektorien verwendeten Modelle und der Algorithmen zur Kollisionserkennung.

In der Machbarkeitsstudie von Tan und Huang (2006) werden Algorithmen zur Positionsbestimmung, Trajektorienprädiktion und Kollisionserkennung sowie darauf basierende Feldtests präsentiert. Neben einem DGPS-System werden auch Radsensoren und Drehratsensoren in die Zustandsschätzung integriert. Diese Informationen werden dann an die anderen Fahrzeuge übertragen. Zur Kollisionserkennung erfolgt die Prädiktion der Fahrzeugtrajektorien auf Basis der ausgetauschten Informationen. Anschließend wird die Wahrscheinlichkeit für einen Trajektorienkonflikt berechnet, welche ausschlaggebend für eine Kollisionswarnung ist.

Im Rahmen des Projekts *Reposit* (Herrero Zarzosa et al., 2008) wurde ein System entwickelt, das auf relativer Positionsbestimmung basiert. Hierzu werden die rohen GPS-Beobachtungen ausgetauscht. Mit Pseudorange-Einfachdifferenzen werden Relativvektoren und deren zeitliche Änderung zwischen den kommunizierenden Fahrzeugen geschätzt. Die Kollisionserkennung erfolgt dann auf der Prädiktion des Relativvektors und der berechneten Zeit bis zur Kollision.

Der Prädiktion liegen in beiden Arbeiten einfache Bewegungsannahmen zu Grunde. Die Genauigkeit der Prädiktion ist in den Feldversuchen nur zufriedenstellend, wenn mit dem verwendeten Bewegungsmodell die zukünftige Trajektorie ausreichend genau repräsentiert wird. Ein sich schnell ändernder Straßenverlauf oder unvorhersehbare Fahrmanöver stellen dabei den größten Unsicherheitsfaktor dar. Einige Autoren weisen daher auf die Nützlichkeit der Integration digitaler Karten hin (Herrero Zarzosa et al., 2008; Tan & Huang, 2006; Toledo-Moreo & Zamora-Izquierdo, 2010). Dies würde erlauben, die Unsicherheit bei der Prädiktion aufgrund der Straßengeometrie zu verringern. Dadurch nicht erfasste Fahrmanöver blieben allerdings als Unsicherheitsfaktor erhalten.

Von Ueki et al. (2004) und Ammoun et al. (2006) werden ähnliche Systeme präsentiert, ihr Fokus liegt jedoch auf der Untersuchung der C2C-Technik. Dabei werden wechselnde Reichweiten von 30 m bis 250 m in der Stadt und bis zu 500 m in ländlicher Umgebung beobachtet. Es besteht eine starke Abhängigkeit davon, ob sich Objekte im Ausbreitungsweg der Funkwellen befinden.

Ein kooperatives Kollisionserkennungssystem muss für den Massenmarkt entwickelt werden, weshalb in den Studien bewusst möglichst einfache und kostengünstige Sensorkonfigurationen getestet werden. Das Potential des Ansatzes entfaltet sich nämlich nur dann, wenn in vielen Fahrzeugen die notwendige Kommunikations- und Positionsbestimmungstechnik vorhanden ist. Daraus ergeben sich Einschränkungen bezüglich der Gerätekosten und der verwendeten Infrastruktur. Die Systeme müssen mit preisgünstigen GNSS-Empfängern (sog. Low-Cost-Empfänger) arbeiten, auch im urbanen Raum.

Trotz dieser Einschränkungen wird eine hohe Genauigkeit bei der Positionsbestimmung gefordert. In der Literatur zur GNSS-gestützten Kollisionserkennung werden Genauigkeiten zwischen 0,75 m Querabweichung bei einem Konfidenzniveau von 95 % (Herrero Zarzosa et al., 2008) und 4 m (Ammoun et al., 2006) gefordert. Die Aussage, dass eine Spurerkennung möglich sein sollte, findet sich bei Tan und Huang (2006) sowie Santa et al. (2010). Dies entspricht der Anforderung, dass ein definierter Prozentsatz der Positionsabweichungen unter der halben Fahrspurweite liegt, z.B. 1,75 m in 95 % aller Fälle unter Annahme einer 3,5 m breiten Spur (Van Bree, Buist, Tiberius, Van Arem & Knoop, 2011).

Als Alternative zum DGPS-basierten Ansatz von Tan und Huang (2006) und der relativen Positionsbestimmung von Herrero Zarzosa et al (2008) wird in der vorliegenden Arbeit Einfrequenz-PPP als Positionsbestimmungsverfahren getestet. DGPS scheint auf Grund der benötigten lokalen oder regionalen Infrastruktur nicht massenmarkttauglich zu sein. Der relative Ansatz ist deshalb problematisch, weil mit der Schätzung des Relativvektors erst dann begonnen werden kann, wenn die Beobachtungsdaten zwischen den Fahrzeugen ausgetauscht wurden. Herrero Zarzosa et al. geben an, dass nach diesem Austausch weitere 2 s vergehen bis die Schätzung des Relativvektors konvergiert. Dadurch wird die Leistungsfähigkeit des Systems stark reichweitenabhängig. Es bietet sich deshalb Einfrequenz-PPP an. Einerseits wird dabei außer einer mobilen Internetverbindung keine weitere lokale Infrastruktur vorausgesetzt, andererseits ist PPP ein Verfahren der absoluten Positionsbestimmung und somit nicht vom Konvergenzproblem unmittelbar vor der Kollision betroffen. Untersuchungen haben gezeigt, dass sich mit dieser Methode bei Verwendung von Low-Cost-Empfängern die zur Spurerkennung geforderten Genauigkeiten in Echtzeit erzielen lassen (Van Bree et al., 2011).

Zusammengefasst besteht die Herausforderung bei der GNSS-gestützten Kollisionserkennung in C2C-Netzwerken also darin, mit massenmarkttauglichen Geräten und Positionsbestimmungsmethoden eine hohe Genauigkeit bei der Positionsbestimmung und Prädiktion, auch in

einem urbanen Umfeld, zu erzielen. Dabei ist einer eventuell eingeschränkten Kommunikationsreichweite Rechnung zu tragen.

In dieser Arbeit geht es darum, die Komponenten eines Kollisionserkennungssystems gemäß den zuvor dargelegten Anforderungen zu entwickeln. Dabei soll die Frage beantwortet werden, ob ein System, das sich ausschließlich auf die Positionsbestimmung mit Einfrequenz-PPP stützt, geeignet ist, um drohende Kollisionen zwischen Fahrzeugen zu erkennen und korrekt vorherzusagen.

Die Hauptbeiträge zur Beantwortung dieser Frage sind:

- Anwendung des Einfrequenz-PPP auf die Fahrzeugnavigation und Untersuchung der Genauigkeiten unter verschiedenen Bedingungen (Kapitel 2.1 und 2.4)
- Analyse der Beobachtungen von Low-Cost-Empfängern und Ableitung geeigneter Gewichtung- und Auswahlverfahren (Kapitel 2.3)
- Darstellung und Untersuchung einfacher Bewegungsmodelle zur kurzfristigen Trajektorienprädiktion (Kapitel 3)
- Aufbereitung der Theorie zur Berechnung von Kollisionswahrscheinlichkeiten und Implementierung der Algorithmen (Kapitel 4)
- Entwicklung und Implementierung eines Simulationsverfahrens zur Kollisionserkennung auf Basis realer Daten (Abschnitt 4.4)
- Generierung einiger Testfälle und Vergleich zweier Modelle zur Kollisionserkennung (Abschnitt 4.4.1)

Auf C2C wird in dieser Arbeit nicht weiter eingegangen. Sämtliche Algorithmen werden unter der Annahme entwickelt, dass in näherer Zukunft Systeme verfügbar sind, deren Leistungsfähigkeit der in der Literatur beschriebenen entspricht. Die Überlegungen zur Kollisionserkennung sollen nur soweit angestellt werden, dass Kollisionswahrscheinlichkeiten berechnet werden können. Wie auf eine wahrscheinliche Kollision zu reagieren wäre, also z.B. mit einer Warnung des Fahrers oder einer automatischen Bremsung, soll nicht Teil dieser Arbeit sein.

2 GNSS-gestützte Positionsbestimmung

Die GNSS-gestützte Positionsbestimmung bildet in dieser Arbeit die Grundlage für alle weiteren Komponenten der Kollisionserkennung. Da diese in Echtzeit erfolgen muss, wird vorausgesetzt, dass sämtliche benötigten Informationen (z.B. Satellitenorbit- und Uhreninformationen, Ionosphärenzustand) in Echtzeit vorhanden sind. Aus den Positionszeitreihen können dann die weiteren zur Prädiktion benötigten Zustände wie Geschwindigkeit und Beschleunigung geschätzt werden. Je höher die Beobachtungsrate des verwendeten Empfängers ist, desto besser wird die Fahrzeugbewegung erfasst. Hohe Beobachtungs- und Filterraten bedeuten in Verbindung mit einer hohen C2C-Datenübertragungsrate auch, dass sich die Kollisionserkennung in allen beteiligten Fahrzeugen auf hochaktuelle Informationen stützen kann.

Zusammengefasst werden folgende Anforderungen an das Positionsbestimmungsverfahren gestellt:

- Berücksichtigung des Low-Cost-Aspekts:
 - Verwendung von Low-Cost-Hardware
 - Unabhängigkeit von spezieller (lokaler) Infrastruktur
 - Nutzung von Einfrequenz-Beobachtungen
- Echtzeitfähigkeit:
 - Echtzeitfähigkeit der Algorithmen
 - Echtzeitverfügbarkeit der Orbit- und Uhreninformationen
- Genauigkeitsanforderungen:
 - Hohe Beobachtungsrate zur Erfassung der Kinematik (mind. 1 Hz)
 - Horizontale Genauigkeit der Positionsbestimmung 1-1,5 m (bei einem Konfidenzniveau von 95 %)
 - Berücksichtigung der besonderen Schwierigkeiten bei der Positionsbestimmung in der Stadt

In diesem Kapitel sollen die Grundlagen zum Einfrequenz-PPP gelegt werden (2.1), bevor aufbauend auf einer Analyse der Beobachtungsdaten (2.3) ein Test verschiedener Auswertungsvarianten erfolgt (2.4).

2.1 Precise Point Positioning unter Nutzung von Einfrequenzbeobachtungen

Precise Point Positioning (PPP) ist ein Positionsbestimmungsverfahren, mit dem ohne Bildung von Beobachtungsdifferenzen oder Nutzung differentieller Korrekturen Genauigkeiten bis in den Zentimeterbereich erreicht werden können (Kouba, 2009). Das Beobachtungsmodell der Code und Phasenbeobachtungen wird dazu so erweitert, dass sämtliche, in der Größenordnung relevante Einflüsse erfasst werden.

Bei der Einzelpunktbestimmung werden üblicherweise Korrekturen aufgrund atmosphärischer Einflüsse (Troposphäre, Ionosphäre), relativistischer Korrekturen und instrumenteller Laufzeitverzögerungen angebracht. Wie Tabelle 1 zeigt, existieren weitere satelliten-, empfänger- oder stationsabhängige Effekte, die jeweils Positionsfehler bis in den Dezimeterbereich verursachen können. Deren Korrektur sowie die Nutzung präziser Satellitenorbit-, Satellitenuhren- und Ionosphäreninformationen legt die Grundlage für die erzielbare Genauigkeit des PPP. Da in der Regel global gültige Modelle und Informationen verwendet werden, ist das Verfahren auch in Regionen ohne zusätzliche GNSS-Infrastruktur anwendbar.

Klasse	Korrektur	Lagefehler	Höhenfehler
satellitenspezifisch	Satellitenantennenoffset	wenige cm	bis zu 10cm
	Satellitenphasenzentrumsvariation		maximal 1mm
	Phase-Wind-Up	einige mm	einige mm
empfängerspezifisch	Antennenphasenzentrumsoffset	wenige mm	bis zu 5 cm
	Antennenphasenzentrumsvariation		wenige mm
	Antennenhöhe		bis zu mehreren m
stationsabhängig	Erdzeiten	einige cm	bis zu einigen dm
	Ozeanische Auflasten		bis zu 5 cm
	Polbewegung	wenige cm	
	Multipath		

Tabelle 1: Übersicht über die relevanten Effekte nach Heßelbarth (2009)

In den undifferenzierten Beobachtungen verbleiben nach Korrektur weitere, nicht oder nur unzureichend modellierte Einflüsse. Darunter sind insbesondere die nichtkalibrierten instrumentellen Phasenbias von Satellit und Empfänger. Für die Phasenbeobachtung bedeutet dies, dass deren ganzzahlige Mehrdeutigkeit nicht ohne weiteres zu ermitteln ist. Üblicherweise erfolgt daher die Schätzung reelwertiger (engl. float) Phasenmehrdeutigkeiten (Kouba, 2009). Dies führt zu einer suboptimalen Genauigkeit, da nicht das volle Potential der Phasenbeobachtung ausgeschöpft wird. Außerdem dauert es zu Beginn der Positionsbestimmung eine gewisse Zeit (30-60 min) bis die rekursive Schätzung der Phasenmehrdeutigkeiten konvergiert. Es existieren Ansätze zur Festsetzung ganzzahliger Phasenmehrdeutigkeiten (D. Laurichesse, F. Mercier, J.P. Berthias, P. Broca & L. Cerr, 2009; Mervart, Lukes, Rocken & Iwabuchi, 2008), die darauf basieren, sämtliche nichtkalibrierte Phasenbias extern zu ermitteln und als zusätzliche Information an den PPP-Nutzer zu übertragen, der dann mit deren Hilfe versucht, die ganzzahligen Mehrdeutigkeiten zu ermitteln. Aktuelle Studien zeigen, dass dies auch mit Low-Cost-Einfrequenz-Empfängern gelingen kann (Odijk, Teunissen & Khodabandeh, 2014).

Wie im vorigen Abschnitt erläutert wurde, soll die Positionsbestimmung hier mit Einfrequenz-Beobachtungen stattfinden. Aus diesem Grund kann nicht, wie im Falle von Zweifrequenz-PPP üblich, die ionosphärenfreie Linearkombination von Code- bzw. Phasenbeobach-

tungen auf zwei Frequenzen gebildet werden, um den frequenzabhängigen Einfluss der Ionosphäre auf die Signallaufzeit zu beseitigen.

Da der Ionosphäreneinfluss, neben dem Multipath, die größte Fehlerquelle in der Positionsbestimmung darstellt, soll ihm im Folgenden besondere Beachtung geschenkt werden. Außerdem sollen die Satellitenorbit- und Uhrenprodukte sowie die instrumentellen Laufzeitverzögerungen näher erläutert werden. Bei der Behandlung dieser Effekte bedarf es bei der Einfrequenz-Positionsbestimmung besonderer Sorgfalt.

Die Korrekturen aus Tabelle 1 können, sofern sie für das erwartete Genauigkeitsniveau relevant sind, mit konventionellen Modellen berechnet werden. Ausführliche Diskussionen diesbezüglich existieren beispielsweise von Kouba (2009) oder Heßelbarth (2009). Eine gute Quelle sind auch die Konventionen des Internationalen Erdrotationsdienstes (International Earth Rotation Service, IERS) (IERS, 2010).

2.1.1 Beobachtungsmodell und Parameter

Die Einfrequenz-Positionsbestimmung basiert auf Code- und Phasenbeobachtungen eines Signals, die Beobachtungsgleichungen für einen Satelliten sind gegeben durch:

$$\begin{aligned} P_1 &= \rho + c(\delta_r - \delta^s) + \Delta_1^{Iono} + \Delta^{Tropo} + \varepsilon_P \\ \lambda_1 \Phi_1 &= \rho + c(\delta_r - \delta^s) + \lambda_1 N_1 - \Delta_1^{Iono} + \Delta^{Tropo} + \varepsilon_\Phi \end{aligned} \quad (1)$$

mit

$$\rho = \sqrt{(x^s - x_r)^2 + (y^s - y_r)^2 + (z^s - z_r)^2} \quad (2)$$

Dabei sind P_1 die gemessenen Code-Pseudostrecken und Φ_1 sind Phasenbeobachtungen auf der Frequenz L1. λ_1 ist die Wellenlänge des beobachteten Signals, c ist die Lichtgeschwindigkeit im Vakuum.

ρ bezeichnet die geometrische Strecke zwischen der Position des Satelliten ($x^s \ y^s \ z^s$) zum Sendezeitpunkt t und der Position der Empfängerantenne ($x_r \ y_r \ z_r$) zum Empfangszeitpunkt $t_r = t + \rho/c$. δ_r und δ^s sind die Abweichungen von Empfänger- und Satellitenuhr. Der Parameter Δ_1^{Iono} ist die frequenzabhängige Laufzeitverzögerung aufgrund der ionosphärischen Refraktion. Die Abweichung aufgrund der troposphärischen Refraktion ist mit Δ^{Tropo} bezeichnet, das Messrauschen inklusive Mehrwegeeffekten mit ε_p und ε_Φ . N_1 ist die frequenzabhängige Phasenmehrdeutigkeit des Satelliten.

Die Satellitenpositionen $(x^s \ y^s \ z^s)^T$ und die Satellitenuhrenabweichungen δ^s werden aus den separat bestimmten präzisen Orbit- und Satellitenuhreninformationen (siehe 2.1.2) übernommen und als bekannt betrachtet.

Zu schätzende Unbekannte sind die drei Koordinaten des Empfängers $(x_r \ y_r \ z_r)$, die Empfängeruhrenabweichung δ_r , eine Phasenmehrdeutigkeit N_1 pro Satellit, sowie, je nach Ansatz, ein Troposphärenparameter Δ^{Tropo} .

In dieser Arbeit erfolgt die Positionsbestimmung kinematisch, d.h. die Empfängerposition wird epochenweise geschätzt, ebenso die Empfängeruhrenabweichung δ_r und der Troposphärenparameter Δ^{Tropo} . Für jeden beobachteten Satelliten muss eine prinzipiell zeitunabhängige Phasenmehrdeutigkeit bestimmt werden, solange das Signal kontinuierlich getrackt wird. Bei einer Unterbrechung muss der Parameter korrigiert bzw. neu bestimmt werden.

Somit beinhaltet der Parametervektor der Epoche k die Empfängerposition, den Empfängeruhrenfehler, die Phasenmehrdeutigkeiten und einen Troposphärenparameter:

$$\mathbf{x}_k = (x_k \ y_k \ z_k \ \delta_{r,k} \ N_{[1 \times n_{Sat}]} \ \Delta_k^{Tropo})^T \quad (3)$$

2.1.2 Satellitenorbit und -uhrenprodukte

Bei der PPP-Auswertung werden nur Beobachtungen einer einzelnen Station ausgewertet. Daher lassen sich die Fehlereinflüsse durch Orbit- und Uhrenabweichungen nicht wie bei den relativen Verfahren durch Differenzbildung zwischen Beobachtungen verschiedener Stationen beseitigen. Die deshalb zur Positionsbestimmung benötigten genauen Satellitenörter und die Satellitenuhrenabweichungen erhält man aus separat bestimmten präzisen Orbit- und Uhrenprodukten. Solche Produkte werden vom Internationalen GNSS-Service (International GNSS Service, IGS) berechnet und dem Nutzer kostenlos zur Verfügung gestellt. Die Satellitenkoordinaten werden in der aktuellen IGS-Realisierung des Internationalen Terrestrischen Referenzsystem (International Terrestrial Reference Frame, ITRF) angegeben, die aktuellste Realisierung ist das IGS08 (IGSMail-6384 vom 13.4.2011). Für den Nutzer ergibt sich somit eine direkte Verbindung zum ITRF (Kouba, 2009).

Der IGS unterhält als Zusammenschluss von über 200 Organisationen ein globales Netzwerk von mehr als 400 kontinuierlich operierenden Referenzstationen (Abbildung 2). Aus den Daten dieser Stationen werden von den IGS-Analysezentren (IGS Analysis-Centers, AC) verschiedene Orbit- und Uhrenlösungen berechnet. Durch gewichtete Kombination der unabhängigen AC-Lösungen entstehen die IGS-Kombinations-Produkte (Tabelle 2), die sich hinsichtlich Genauigkeit und Verfügbarkeit unterscheiden (Kouba, 2009).

Für Echtzeit- oder Nahechtzeitanwendungen werden die Ultra Rapid Produkte (IGU) viermal täglich herausgegeben. Diese enthalten 24 Stunden beobachtete und 24 Stunden prädierte

Orbit- und Uhrenlösungen. Zum Zeitpunkt der Veröffentlichung sind die letzten verwendeten Beobachtungen drei Stunden alt (IGS, 2010). Die täglichen Rapid Produkte (IGR) werden 17 h nach der letzten enthaltenen Epoche zur Verfügung gestellt. Sie enthalten 24 Stunden präzise Orbit und Uhreninformationen. Die Final Lösung (IGS) mit höchster Genauigkeit wird mit einer Latenzzeit von 12 (letzter GPS-Wochentag) und 18 Tagen (erster GPS-Wochentag) veröffentlicht.

Die IGS-Produkte werden in den über das Internet erreichbaren FTP-Archiven der IGS-Datenzentren abgelegt. Für die Verbreitung der Orbitprodukte wird das Standard Product 3 Format, SP3 (Spofford & Remondi, 1994), verwendet. Die präzisen Uhrendaten sind in den Archiven als zusätzliche RINEX-Clock-Dateien, CLK (Ray & Gurtner, 2010), abgelegt.

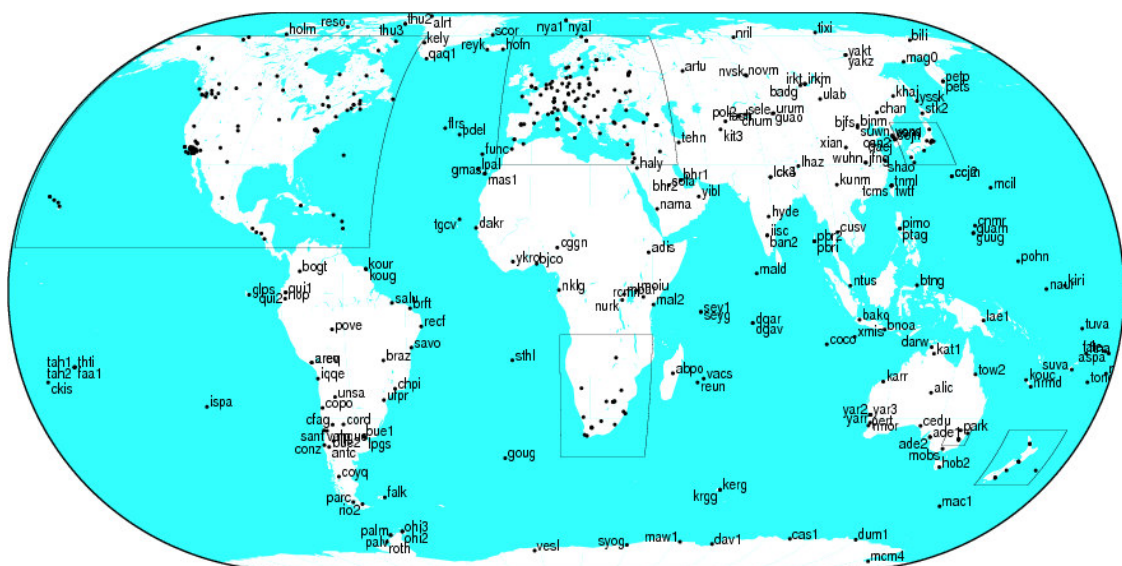


Abbildung 2: Das globale Tracking-Netzwerk des IGS. Hunderte permanent beobachtende GNSS-Stationen liefern den IGS Analysezentren Daten zur Bestimmung von präzisen Satellitenbahn- und Uhrendaten. Quelle: <http://kb.igs.org/hc/en-us/articles/202569513-Printable-maps-for-download> (Stand 9.11.2014)

Produkt	GNSS		Latenzzeit	Aktualisierung	Intervall [min]		Genauigkeit	
					Orbit	Uhr	Orbit (1) [cm]	Uhr (2) [ns]
Ultra Rapid	IGU	GPS+	Echtzeit 3-9 h	taglich um 3, 9, 15, 21 UTC	15	15	~5	~3
predicted half		GLONASS						
observed half								
Rapid	IGR	GPS	17-41 h	taglich um 17 UTC	15	5	~2,5	~0,075
Final	IGS	GPS + GLONASS	12-18 Tage	wochentlich	15	5 / 30s	~2,5	~0,075
Real-Time	RTS		25 s	standig	5 s	5 s	~5 cm	0,3

Tabelle 2: bersicht ber die IGS Produkte (IGS, 2011), Genauigkeiten: (1) 1D-mean-RMS aus Koordinatenkomponenten im geozentrischen Koordinatensystem, (2) RMS der Satellitenuhrenabweichungen gegenuber der IGS-Zeitskala.

Da die Beobachtungsintervalle bei vielen Anwendungen kleiner sind als die Stutzpunktabstande der Orbit- und Uhrendaten, ist eine Interpolation zwischen den Stutzstellen notwendig. Damit geht ein Interpolationsfehler einher, der besonders fur die Satellitenuhren mit dem Stutzpunktabstand rasch anwachst. Aufgrund des deutlichen negativen Einflusses dieser Interpolationsfehler auf die Genauigkeit der PPP-Losung sind moglichst geringe Stutzpunktabstande wunschenswert (Heelbarth, 2009; Takasu, 2006). Die Uhren des Center for Orbit Determination in Europe (CODE) stellt seine Final-Produkte mit einer Samplingrate von 5 s zur Verfugung, die sich daher fur Anwendungen mit hohen Beobachtungsraten anbietet. Auch Echtzeitprodukte sind in Intervallen von 5 s verfugbar.

Auffallig ist die gegenuber den Rapid- und Final-Losungen deutlich geringere Genauigkeit der pradizierten Satellitenuhrendaten des IGU-Produkts bei gleichzeitig groerem Stutzpunktabstand. Im Rahmen des IGS Real-Time Service (IGS RTS) werden Echtzeitinformationen seit 2012 operativ bereitgestellt (Mark Caissy, Loukis Agrotis, Georg Weber, Manuel Hernandez-Pajares & Urs Hugentobler, 2012), die gegenuber der IGU-Pradiktion deutlich verbesserte Uhrenlosungen beinhalten (Tabelle 2). Die Orbit- und Uhreninformationen werden als Korrekturen fur die Broadcast-Produkte formuliert. Der Nutzer erhalt diese Korrekturen in Echtzeit uber das Internet. Dazu werden die Zustandsraumkorrekturen im RTCM-Format mit dem NTRIP-Protokoll (Networked Transport of RTCM via Internet Protocol) ubertragen. Details zur NTRIP-Architektur konnen in Weber et al. (2005) nachgelesen werden. Wenn eine mobile Internetverbindung hergestellt werden kann, was im urbanen Raum Westeuropas mittlerweile realistisch ist, ermoglicht dieser Service Echtzeit-PPP in der Fahrzeugnavigation.

Wenn Einfrequenz-Nutzer die IGS-Produkte nutzen, ist es notwendig, Korrekturen fur die satellitenbedingten instrumentellen Laufzeitverzogerungen, sogenannte Differential Code Bias (DCB), an die Uhrenlosungen anzubringen. Die Grunde dafur werden im nachsten Abschnitt behandelt.

2.1.3 Differential Code Bias

Auch instrumentelle Laufzeitverzögerungen beeinflussen die gemessene Signallaufzeit zwischen Satellit und Empfänger. Untersuchungen zeigen, dass dabei eine Empfänger-, Signal- und Satellitenabhängigkeit besteht. Auch verschiedene Codetypen auf der gleichen Trägerfrequenz unterliegen unterschiedlichen Laufzeitverzögerungen (Schaer, 2012).

Die Code-Laufzeitverzögerungen im Satelliten werden dem Nutzer in Form Differentieller Code Bias (Differential Code Bias, DCB) zur Verfügung gestellt. Die Differenzen zwischen den Verzögerungen der P-Codes der GPS-Signale L1 und L2 werden als P1-P2 DCB (berechnet durch den IGS) oder TGD (Total Group Differential, enthalten in der GPS-Navigationsnachricht) bezeichnet.

Gemäß IGS-Konvention werden die Satellitenuhrenabweichungen für die ionosphärenfreie Linearkombination L_c angegeben (Kouba, 2009). Dabei werden die Beobachtungen der Codes P1 und P2 (P-Codes auf L1 und L2) zur Uhrenschätzung verwendet. Für den Einfrequenz-Nutzer der die ionosphärenfreie Linearkombination nicht bilden kann, ist es daher wichtig, die Satellitenuhreninformation für seine Frequenz mit den P1-P2 DCB zu korrigieren. Dies ist unabhängig davon, ob es sich um Code- oder Phasenbeobachtungen handelt. Die Korrektur der Uhreninformation beträgt:

$$\delta^s = \delta_{IGS}^s - 1,55 (P1 - P2 DCB) \quad (4)$$

Weiterhin ist zu berücksichtigen, dass für verschiedene Codes auf einer Trägerfrequenz auch DCB existieren. Die Unterschiede zwischen dem P- und dem C/A-Code der GPS-L1-Frequenz werden mit P1-C1 DCB bezeichnet. Eine Korrektur wird notwendig, wenn, anders als in den Analysezentren, Beobachtungen des C/A-Codes $L1C$ anstatt von P-Code-Beobachtung $L1P$ vorliegen. Um die Uhreninformationen und Code-Beobachtungen konsistent zu machen, muss eine Korrektur erfolgen:

$$L1P = L1C + (P1 - C1 DCB) \quad (5)$$

Abbildung 3 ist zu entnehmen, dass die P1-P2 DCB im Februar 2014 Beträge von bis zu 10 ns erreichen. Nach Formel 4 beträgt die Korrektur für den Uhrenfehler 15,5 ns, was einem Laufweg von 4,65 m entspräche. Die P1-C1 DCB sind kleiner und betragen maximal 2,5 ns (0,75 m).

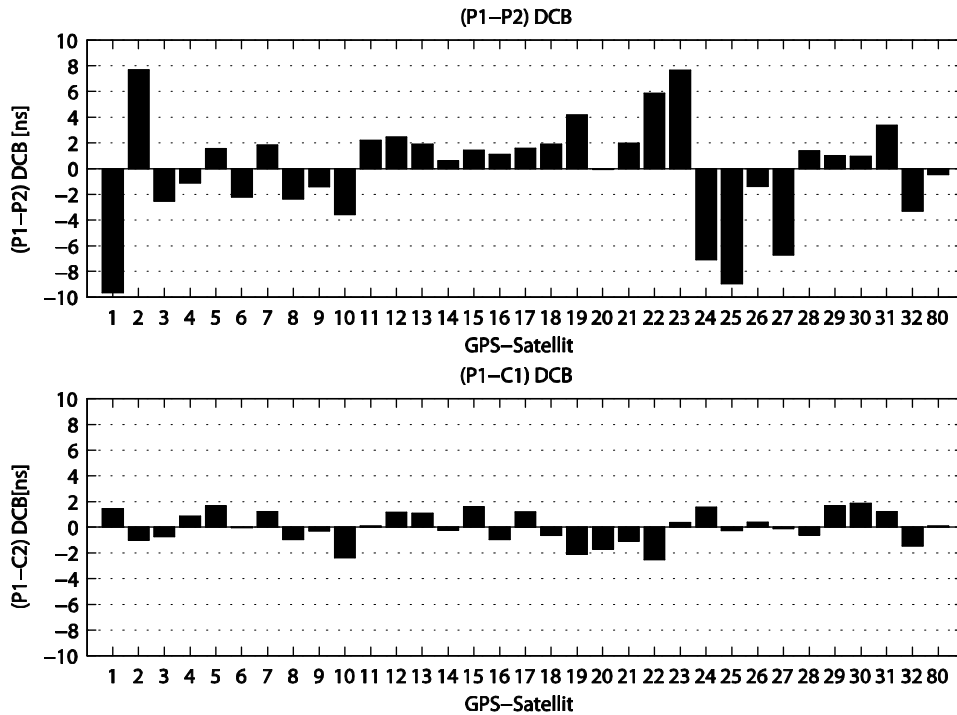


Abbildung 3: DCB der GPS-Satelliten für Februar 2014 (Daten des CODE)

Der Phasenbias (unterschiedliche Verzögerungen der Trägerwelle auf den Frequenzen) ist im Schätzwert der reellwertigen Phasenmehrdeutigkeiten bzw. des Empfängeruhrenfehlers enthalten. Eine spezifische Korrektur wird nur dann erforderlich, wenn ganzzahlige Mehrdeutigkeiten festgesetzt werden sollen. Tatsächlich wird letzteres bei PPP erst durch diese Informationen möglich.

Die im Empfänger entstehenden Codebias werden für die Beobachtungen aller Satelliten als konstant angenommen. Bei der Parameterschätzung werden diese gemeinsam mit dem Empfängeruhrenfehler geschätzt (d.h. der Empfängeruhrenfehler enthält die Verzögerungen) und beeinflussen so nicht das Ergebnis der Positionsbestimmung. Wollte man eine präzise Zeitbestimmung durchführen, müsste man allerdings Uhrenfehler und Laufzeitverzögerung trennen.

Bei der Positionsbestimmung auf der Basis von Beobachtungsdifferenzen entfallen die Bias (Differenz zwischen Satelliten: Empfänger-DCB, Differenz zwischen Empfängern: Satelliten DCB) und müssen somit nicht gesondert berücksichtigt werden, gleiches gilt für DGNSS.

2.1.4 Ionosphärische Laufzeitverzögerung

Die in der Ionosphäre vorhandenen freien Elektronen und die ionisierten Moleküle beeinflussen die Ausbreitung elektromagnetischer Wellen (Hernández-Pajares et al., 2011). Mit zunehmender Elektronendichte (Anzahl der Elektronen pro Einheitsvolumen) nimmt der Bre-

chungsindex und somit die Dispersion zu. Die Ionosphärenaktivität ist zeitlich und räumlich variabel und weist einen Tagesgang aufgrund des Sonnenstands auf.

Integriert man die Elektronendichte entlang des Signalpfads zwischen Satellit und Empfänger erhält man den Total Electron Content (TEC). Die weg- und frequenzabhängige Laufzeitverzögerung kann dann folgendermaßen berechnet werden (Hofmann-Wellenhof, Lichtenegger & Wasle, 2007):

$$\Delta_P^{Iono} = -\Delta_\Phi^{Iono} = \frac{40,3}{f^2} TEC \quad (6)$$

Hervorzuheben sind die unterschiedlichen Vorzeichen für die Code-Verzögerung Δ_P^{Iono} und die Phasen-Verzögerung Δ_Φ^{Iono} .

Zur Beschreibung der Ionosphäre wird der Total Vertical Electron Content (TVEC) verwendet. Dieser bezeichnet die Gesamtzahl der Elektronen in einer vertikalen Säule mit der Grundfläche von einem Quadratmeter im GNSS-relevanten Höhenbereich. Die Elektronenzahl wird in TEC Units angegeben ($1 \text{ TECU} = 10^{16}/\text{m}^2$). Als Näherung der Elektronenzahl entlang des tatsächlichen Signalwegs kann mit dem TVEC und einer Mapping-Funktion der TEC abgeleitet werden.

$$TEC = \frac{1}{\cos z'} TVEC \quad (7)$$

$$z' = \frac{R_E}{R_E + h_m} \sin z_0$$

Diese Approximation basiert auf der Annahme, dass sich die Elektronen alle in einer Schicht in der Höhe h_m befinden. z_0 bezeichnet den Zenitwinkel des Satelliten, beobachtet von Empfängerort, R_E bezeichnet den Erdradius. Als Ort zur Berechnung des TVEC wird nicht die Empfängerposition, sondern der Durchstoßpunkt des Signals durch die angenommene Elektronenschicht (Ionospheric Pierce Point, IPP) verwendet.

Globale Ionosphärenkarten

Die TVEC-Werte können direkt aus extern bestimmten Ionosphärenkarten (Global Ionospheric Maps, GIM) entnommen werden. Diese werden beispielsweise vom IGS aus Beobachtungen eines globalen Stationsnetzwerks berechnet. Die Karten stehen mit einer Latenzzeit von unter 24 h (Rapid, Genauigkeit 2-9 TECU) bzw. 11 Tagen (Genauigkeit 2-8 TECU) zur Verfügung (Hernández-Pajares et al., 2009; International GNSS Service, 2013). Die Produkte enthalten TVEC-Werte mit einer Auflösung von 5° in Länge und $2,5^\circ$ in Breite. Die zeitliche Auflösung beträgt zwei Stunden. Das Royal Observatory of Belgium berechnet alle 15 Minuten aktuelle Karten mit einer Auflösung von $0,5^\circ$ in Länge- und Breite für einen begrenzten Bereich (Europa) (Bergeot et al., 2014). Die IGS Ionosphere Working Group arbeitet an einem Echtzeit-Ionosphärenprodukt (Mark Caissy et al., 2012). Derzeit sind Ionosphäreninfor-

mationen dieser Qualität also nicht in Echtzeit vorhanden, wenn auch Versuche in dieser Richtung unternommen werden. Für die Echtzeitanwendung können nur Vorhersagen verwendet werden.

Klobuchar-Modell

In der GPS-Navigationsnachricht sind die Koeffizienten des Klobuchar-Modells enthalten. Es kann also in Echtzeit verwendet werden. Man geht davon aus, dass mit diesem ca. 50% des Einflusses der ionosphärischen Brechung beseitigt werden kann (Klobuchar, 1987). Der Nutzer erhält acht Parameter mit denen er unter Berücksichtigung von Zeitpunkt, Satellitenposition und Standort die Laufzeitverzögerung im Zenit unter dem IPP berechnen kann. Mit einer Projektionsfunktion folgt die Laufzeitverzögerung entlang des Ausbreitungswegs des Signals. Der detaillierte Algorithmus ist beispielsweise in Hofmann-Wellenhof et al. (2007) zu finden.

GRAPHIC-Linearkombination

Bei der Einfrequenz-Positionsbestimmung kann die ionosphärische Laufzeitverzögerung Δ^{Iono} durch Bildung des Mittelwertes von Code- und Phasenbeobachtung (Formel 1, S. 7) beseitigt werden. Der Betrag des Ionosphäreneffekts auf beide Beobachtungstypen ist gleich groß, die Wirkung aber entgegengesetzt. Diese Kombination wird als GRAPHIC (Group and Phase Ionospheric Calibration) bezeichnet (Yunck, 1993):

$$\begin{aligned} L_{GRAPHIC} &= \frac{P_1 + \lambda\Phi_1}{2} \\ &= \rho + c(\delta_r - \delta^s) + \lambda_1 N_1 / 2 + \Delta^{Tropo} + (\varepsilon_P + \varepsilon_\Phi) / 2 \end{aligned} \quad (8)$$

Die ionosphärische Laufzeitverzögerung wird dabei eliminiert ohne dass externe Informationen benötigt werden. Daher ist diese Methode echtzeitgeeignet.

Diskussion der Möglichkeiten

Durch Fehlerfortpflanzung erhält man folgende Standardabweichungen für die GRAPHIC-Beobachtung und die mit Modellinformationen (Ionosphärenkarte, Klobuchar etc.) korrigierte Phasenbeobachtung:

$$\begin{aligned} \sigma_{L,GRAPHIC}^2 &= \frac{\sigma_P^2}{2} + \frac{\sigma_\Phi^2}{2} \\ \sigma_{\Phi,Modell}^2 &= \sigma_{\Delta_{Modell}^{Iono}}^2 + \sigma_\Phi^2 \end{aligned} \quad (9)$$

In die GRAPHIC-Kombination fließt jeweils die Hälfte der Fehler von Code- und Phasenbeobachtung ein. Dabei summieren sich das geringe Messrauschen der Phasenbeobachtung (Messfehler im mm-Bereich) und das Code-Rauschen (Messfehler im Bereich mehrerer Me-

ter). Auch die Hälfte des potentiell großen Multipatheinflusses auf die Code-Beobachtung überträgt sich dabei auf die Linearkombination. Bei der Nutzung der Ionosphärenmodelle wird das Beobachtungsrauschen nur durch die Ungenauigkeit des Ionosphärenmodells vergrößert. Somit bleibt diese Beobachtung frei vom negativen Code-Einfluss. Wenn die Beobachtungsqualität kritisch ist und man genaue Ionosphäreninformationen zur Verfügung hat, könnte es vor dem Hintergrund dieser theoretischen Überlegung also sinnvoll sein die GRAPHIC-Linearkombination zu umgehen und externe Ionosphäreninformationen zu nutzen.

2.1.5 Lokale Effekte

Im urbanen Umfeld ist der Empfang der GNSS-Signale erschwert (Abbildung 4). Die Gebäude entlang der Straßen stellen mit ihren glatten Fassaden Reflexionsflächen für GNSS-Signale dar und versperren gleichzeitig die freie Sicht zu den tiefer stehenden Satelliten. Erreicht nur die Reflexion eines Satellitensignals die Antenne, spricht man von Non-Line-Of-Sight-Signalen (NLOS). An Kanten gebeugte Signale erreichen die Antenne ebenfalls nicht auf direktem Weg. Werden gleichzeitig reflektierte und nichtreflektierte Signale empfangen, spricht man von Multipath. Die NLOS-Komponenten in diesem Mischsignal weisen Unterschiede in Laufzeit, Phasenlage und Signalstärke gegenüber dem direkt empfangenen Signal auf. Dies beeinflusst den Korrelationsprozess im Empfänger und führt zu Fehlern in den Code- und Phasenmessungen (Smyrnaio, Schn & Liso, 2013). Diese Einflüsse stellen in der Stadt die größte Fehlerquelle bei der Positionsbestimmung dar (Jiang et al., 2011). Der Einfluss auf die Code-Messungen kann mehrere Meter betragen, in Extremfällen erreichen die Abweichungen bis zu 150 m. Der Multipatheffekt auf die Phasenbeobachtungen ist kleiner als 5 cm. Der Laufweg gebeugter Signale kann bis in den dm-Bereich von der Sichtverbindung abweichen (Wildt, 2003).

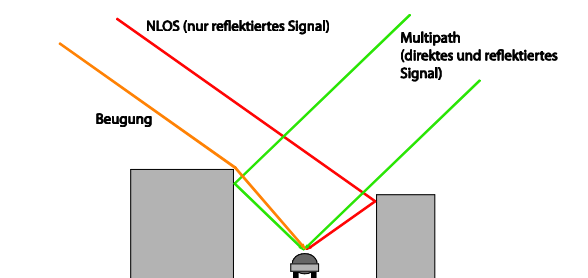


Abbildung 4: Schematische Darstellung von gebeugten Signalen, NLOS-Signalen und multipathbehafteten Signalen

Weitere Probleme können durch Objekte im Signalweg (z.B. Baumkronen) und der damit verbundenen Abschwächung der Signalstärke entstehen. Auch Interferenzen mit anderen elektromagnetischen Signalen (z.B. Telekommunikation, Radar) stellen eine Schwierigkeit im

urbanen Umfeld dar. Unter diesen Bedingungen ist besonders im urbanen Raum mit häufigen Signalabbrissen, Cycle-Slips und schwachen Signalen rechnen.

Die physikalische Modellierung dieser Effekte ist, vor allem bei kinematische Anwendungen, sehr schwierig. Strategien zur Vermeidung bzw. Abschwächung des Multipatheinflusses umfassen die Optimierung von Bauart und Installation der Antenne, Weiterentwicklung der Empfängertechnologie (insbesondere um den Einfluss der NLOS-Anteile auf die Korrelation zu beschränken) und die Daten- und Signalanalyse (Hofmann-Wellenhof et al., 2007). Bei Low-Cost-Anwendungen ist die softwareseitige Behandlung am kostengünstigsten. In dieser Arbeit werden daher einfache Methoden verwendet, bei denen der Zusammenhang zwischen Beobachtungsqualität, Elevation der Satelliten und Signalstärke ausgenutzt wird um potentiell multipathbeeinflusste Messungen aus dem Positionsbestimmungsprozess auszuschließen bzw. deren Gewicht zu verringern (Kapitel 2.3). In diesem Zusammenhang wären beispielsweise auch eine Ausreißerdetektion im Filterprozess (Jiang et al., 2011) oder die Nutzung robuster Schätzverfahren (Wang & Wang, 2007) denkbar.

2.2 PPP mit der Software Glab

Zur Positionsbestimmung wird das GNSS-Lab Tool (Glab) eingesetzt (Sanz et al., o. J.). Dieses Programmpaket wurde an der Universität Politecnica de Catalunya für die Europäische Weltraumagentur ESA entwickelt und ist insbesondere für den Lehrbetrieb gedacht. Dennoch zeichnet es sich durch eine hohe Genauigkeit der implementierten Modelle aus und ist somit auch für Anwendungen mit hohen Genauigkeitsanforderungen geeignet. Begleitet wird die Software durch ein umfangreiches Tutorial. Der zugrundeliegende C-Quellcode wird unter der Apache License Version 2.0 zur Verfügung gestellt. Die Bedienung kann sowohl mittels graphischer Benutzeroberfläche, als auch per Kommandozeile bzw. als Batch-Prozessierung erfolgen.

Die Software erlaubt GPS-Einzelpunktpositionsbestimmung mit einer oder zwei Frequenzen im Postprocessing. Alle üblicherweise bei PPP verwendeten Korrekturmodelle sind implementiert (vgl. Tabelle 1). Das Programm unterstützt die Nutzung verschiedener Linearkombinationen. Die benötigten Daten werden aus Dateien in Standardformaten wie beispielsweise RINEX, SP3, ANTEX, DCB gelesen. Für die Arbeit besonders interessant ist die Möglichkeit eine Einfrequenz-PPP-Lösung berechnen zu können. Die Ionosphärenkorrektur kann mit dem Klobuchar-Modell oder mit der GRAPHIC-Linearkombination von Code- und Phasenbeobachtung erfolgen.

Die Parameterschätzung erfolgt im kinematischen Modus und grundsätzlich ohne Verwendung eines Bewegungsmodells für die Empfängerposition. Es resultieren epochenweise unabhängige Lösungen der Positionsparameter.

Im Batch-Modus sind alle Schritte der Positionsbestimmung sehr flexibel konfigurierbar. Dabei werden Konfigurationen in den folgenden Bereichen unterstützt:

- **-input:** Angabe der Dateien für Beobachtungen, Uhren, Orbits, DCB, Antex
- **-pre:** Festlegen der Parameter für die Vorverarbeitung insbesondere für
 - Elevationsmaske
 - Cycle-Slip-Detektion
- **-model:** Modellierung der Beobachtungen, z.B.:
 - DCB
 - Troposphäre
 - Ionosphäre
 - Satellitenabhängige Effekte: Antennenphasenzentrumskorrekturen
 - Orbit- und Uhreninterpolation
- **-filter:** Filteroptionen
 - zu verwendende Beobachtungen oder Linearkombinationen der Beobachtungen
 - Standardabweichungen für die Beobachtungstypen, auch elevationsabhängig
 - Systemmodell und Prozessrauschen für die Parameter
- **-out:** Ausgabeoptionen
 - Dateiname
 - Auswahl der auszugebenden Nachrichten

Die vollständige Liste der Konfigurationsmöglichkeiten und die zugehörigen Argumente sind in der Programmdokumentation zu finden (Ramos-Bosch & Rovira-Garcia, 2011). Beispiele für Konfigurationsdateien sind im Anhang D zu finden.

Die Software wurde um zwei Funktionen erweitert. Zum einen wurde das Träger-Rausch-Verhältnis der Beobachtungen als weiteres Ausschlusskriterium implementiert (C/N_0 -Maske), zum anderen wurde zu den vorhandenen Gewichtsmodellen (fest, elevationsabhängig) eine auf dem Träger-Rausch-Verhältnis basierende Gewichtung hinzugefügt. Diese erweiterte Funktionalität ist nur im Batch-Modus nutzbar. Die zugrundeliegende Theorie wird in 2.3.2 und 2.3.3 erläutert.

2.3 Vorverarbeitung der Messdaten und stochastisches Modell

Die Qualität der Beobachtungsdaten ist abhängig von der verwendeten Empfängertechnik. Anhand eines Vergleichs zwischen einem High-End- (Javad TRE-G3T, Preis mehrere tausend Euro) und einem Low-Cost Empfänger (U-Blox 6T, Preis wenige hundert Euro) soll nun ermittelt werden, wie groß diese Qualitätsunterschiede sind und worin diese genau bestehen. Ziel dieses Abschnitts ist es außerdem, aufbauend auf den Qualitätsuntersuchungen eine Strategie zur Auswahl und Gewichtung der Beobachtungen bei der Positionsbestimmung zu entwickeln.

Die Entwicklung von Low-Cost-GNSS-Empfängern findet unter wirtschaftlichen Zwängen statt. Nach Carcanague et al. (2013) liegen die daraus resultierenden Unterschiede zu High-End-Geräten in einer geringeren Bandbreite und einer geringeren Filter-Qualität im Receiver-Frontend, einer geringeren Oszillator-Stabilität, sowie einer einfacheren Signalverarbeitung, insbesondere im Hinblick auf die Abschwächung des Multipath-Einflusses. Aufgrund dieser Einschränkungen weisen die Beobachtungen eine niedrigere Qualität, d.h. ein größeres Rauschen und eine größere Anfälligkeit gegenüber Multipath-Einflüssen, auf.

Im Idealfall werden „schlechte“ Messungen, wie sie insbesondere durch Multipath- oder NLOS-Signale entstehen, aus dem Filterprozess ausgeschlossen bzw. gemäß ihrem Fehler gewichtet. Der realistischen Gewichtung kommt in der Kollisionserkennung eine besondere Bedeutung zu: Nur wenn das stochastische Modell der Beobachtungen die Realität widerspiegelt, wird die geschätzte Kollisionswahrscheinlichkeit auch realistisch sein. Deshalb müssen alle nicht modellierten Effekte, das Beobachtungsrauschen und die vom Beobachtungsmodell nicht vollständig erfassten Einflüsse, sowie der Multipath-Effekt, in die stochastische Modellierung einfließen.

Ansatzpunkte zur Gewichtung der Beobachtungen bietet der Zusammenhang zwischen Beobachtungsqualität, Signalstärke und Elevation der beobachteten Satelliten. Eine niedrige Signalstärke führt im Allgemeinen zu schlechteren Messungen. Gebeugte oder reflektierte Signale (NLOS, Multipath) weisen eine geringere Signalstärke auf (Carcanague, 2013; Smyrniotis et al., 2013), ebenso Signale tief stehender Satelliten (Wildt, 2003). Der Grund dafür ist zum einen der längere Weg durch die Atmosphäre und zum anderen die Empfangscharakteristik der Antennen. Außerdem sind Signale mit niedrigen Einfallswinkeln anfälliger für Reflexionen und Beugung.

Die Signalstärke wird als Träger-Rausch-Verhältnis C/N_0 angegeben. Diese Größe gibt das Verhältnis der Trägerleistung des empfangenen Signals und der Rauschleistungsdichte des Receiver-Frontends an. Das Träger-Rausch-Verhältnis bleibt unbeeinflusst von den Signalerfassungs- und Trackingalgorithmen des Empfängers und stellt somit einen guten Indikator für die Qualität des empfangenen Signals dar (Joseph, 2010).

Wieser et al. (2005) beschreiben, dass sich unter guten Beobachtungsbedingungen die Qualität der Code-Beobachtungen sowohl durch ein elevationsabhängiges, als auch durch ein C/N_0 -abhängiges Varianzmodell beschreiben lässt. Unter starkem Multipatheinfluss ist nur das signalstärkeabhängige Varianzmodell in der Lage die tatsächliche Beobachtungsgenauigkeit widerzuspiegeln. Dies gelte sowohl für statische, als auch kinematische Anwendungen. Auch Jiang et al. (2011) beschreiben, dass unter einfacheren Beobachtungsbedingungen beide Ansätze zu guten Ergebnissen führen, während die Positionsbestimmung in Häuserschluchten mit dem C/N_0 -basierten Ansatz deutlich bessere Ergebnisse liefert. Im Zusammenhang mit

Low-Cost-Fahrzeugnavigation zeigen Carcanague et al. (2013) die Wirksamkeit des signalstärkebasierten Gewichtsansatzes.

2.3.1 Analyse der Qualität der Code-Beobachtungen

Da die zu erwartenden Messfehler aufgrund des Multipath-Effekts und des höheren Messrauschens insbesondere die Code-Beobachtungen betreffen, soll die Qualität der Code-Beobachtungen des Javad- und des U-Blox-Empfängers untersucht werden. Beide Empfänger wurden mit dem Signal einer gemeinsamen Antenne versorgt.

Bildet man die Differenz von Code- und Phasenbeobachtungen (in Metern) der gleichen Frequenz und zieht den enthaltenen Ionosphäreneinfluss ab, verbleiben der Code-Multipath M_{P_1} sowie das Code-Messrauschen ϵ_{P_1} :

$$M_{P_1} + \epsilon_{P_1} = P_1 - \Phi_1 - 2 \frac{f_2^2}{(f_1^2 + f_2^2)} (\Phi_1 - \Phi_2) \quad (10)$$

Gegenüber der in Formel 1 angegebenen Beobachtungsgleichung werden Multipatheinfluss M_{P_1} und Messrauschen ϵ_{P_1} zur Verdeutlichung nun getrennt dargestellt. Wie in 2.1.5 besprochen, ist das Messrauschen und der Multipath-Einfluss der Phasenbeobachtungen um mehrere Größenordnungen kleiner als bei den Code-Beobachtungen. Daher kann die Phasenbeobachtung hier dazu dienen, die geometrischen Größen zu beseitigen. Wenn, wie es hier der Fall ist, Code-Beobachtungen eines Einfrequenz-Empfängers untersucht werden sollen, kann der Einfluss der Ionosphäre nicht wie beschrieben abgezogen werden. Es wird nur die Differenz aus Code und Phasenbeobachtung betrachtet (Xu, 2007):

$$M_{P_1} + 2\Delta_1^{Iono} + B + \epsilon_{P_1} = P_1 - \Phi_1 \quad (11)$$

Die Mehrdeutigkeit der Phasenbeobachtung wird dabei zu Anfang der Beobachtungsperiode beseitigt, indem diese mit der Pseudorange gleichgesetzt wird. Wegen der ionosphärenbedingten Divergenz der Beobachtungstypen (entgegengesetztes Vorzeichen der nicht beseitigten ionosphärischen Laufzeitverzögerung) weist diese Differenz einen Trend auf. Aufgrund dieses Trends und eines evtl. enthaltenen Bias B , der durch Cycle-Slips entsteht, können hier keine absoluten Werte für den Multipath bestimmt werden. Die Analyse basiert vielmehr auf der Inspektion des Verlaufs der Beobachtungsdifferenzen $P_1 - \Phi_1$.

In Abbildung 5 sind die Code-Phasen-Differenzen und der Verlauf des Träger-Rausch-Verhältnisses über einen Zeitraum von 15 Minuten dargestellt. Während dieser Zeit stand das Messfahrzeug in der Mitte eines großen Parkplatzes mit guter Horizontsicht und wenigen potentiellen Reflexionsflächen. Links oben sind die Code-Phasen-Differenzen des Javad-Empfängers dargestellt. Neben einer Drift ist auch zu erkennen, dass die Code-Beobachtungen ein hochfrequentes Rauschen im Bereich von Metern aufweisen. Rechts oben sind die Beobachtungen des preislich günstigeren U-Blox-Empfängers zu sehen. Neben Drift

und Rauschen erkennt man hier auch Variationen mit Perioden von Minuten (Satelliten 20 und 28). Auffällig ist, dass die Qualität der Code-Messung in einem deutlichen Zusammenhang mit dem Signal-Rausch-Verhältnis steht (rechts unten). Als Beispiel sei der Satellit 28 herausgegriffen. Vom U-Blox-Empfänger wird dieser anfangs noch mit einem Träger-Rausch-Verhältnis von 40 dB-Hz getrackt. Dann nimmt das Träger-Rausch-Verhältnis deutlich ab und das Rauschen der Beobachtung zu, bevor es zu einem Signalabriss kommt. Dieser Satellit wird vom Javad-Empfänger nicht getrackt.

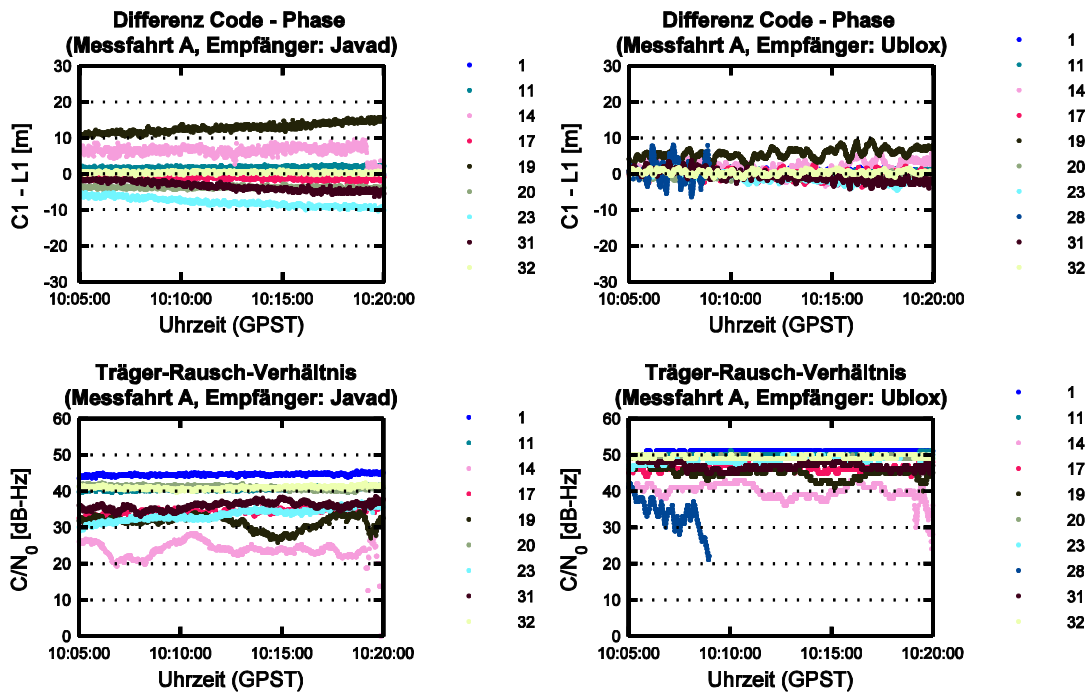


Abbildung 5: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrzeug steht auf Parkplatz (links: Javad, rechts: U-Blox)

Abbildung 6 zeigt die Differenz zwischen Code- und Phasenbeobachtungen für einen Zeitraum von drei Minuten bei der Fahrt auf einer Ausfallstraße. Das Fahrzeug passiert dabei ein Gebäude. Die Javad-Beobachtungen zeigen neben dem Code-Messrauschen keine Auffälligkeiten. In den U-Blox-Beobachtungen sind bei zwei Satelliten (8 und 30) große Variationen von bis zu 20 m enthalten. Diese treten bei der Vorbeifahrt an einem Gebäude auf und deuten auf Multipath hin. Die auffälligen Beobachtungen weisen auch ein geringeres Träger-Rausch-Verhältnis auf. Es zeigt sich auch eine große Variabilität des Träger-Rausch-Verhältnisses der Beobachtungen einiger Satelliten. Die zu den gleichen Satelliten gehörenden Beobachtungen des Javad-Empfängers sind deutlich weniger stark beeinflusst. Der Satellit 8 wird unauffällig getrackt, der C/N_0 -Wert liegt im Bereich der anderen unauffälligen Beobachtungen. Die

Code-Beobachtung des Satelliten 30 zeigt einen auffällig geringen C/N_0 -Wert, verglichen mit den U-Blox-Daten aber nur sehr geringe Variationen.

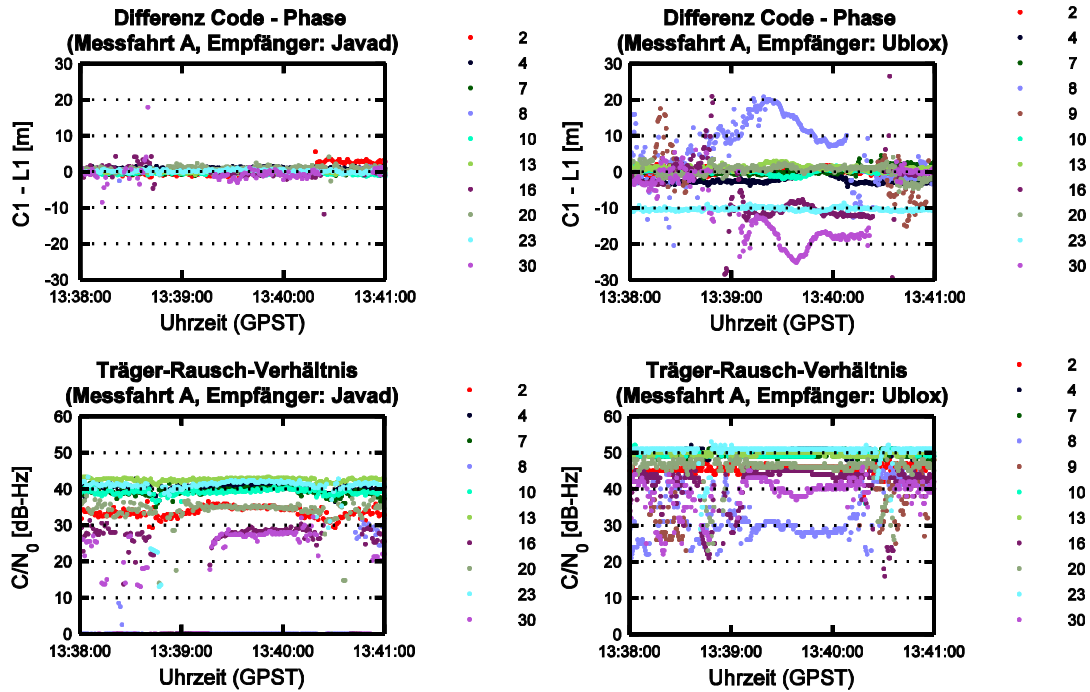


Abbildung 6: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrt auf einer Ausfallstraße (links: Javad, rechts: U-Blox)

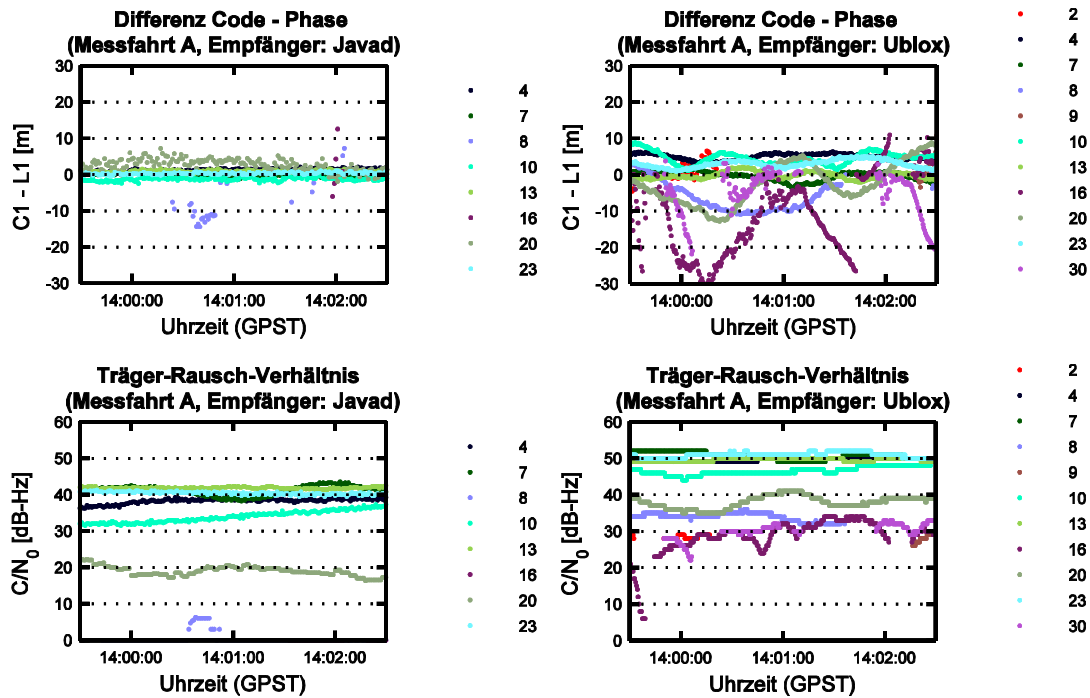


Abbildung 7: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrt in der Innenstadt (links: Javad, rechts: U-Blox)

Während des in Abbildung 7 dargestellten Zeitraums bewegt sich das Fahrzeug in Straßen, welche von mehrstöckigen Häusern gesäumt sind (Straßenverlauf teilweise Nord-Süd, teilweise Ost-West). Die freie Sicht zum Horizont ist versperrt, dennoch werden Signale von 8 (Javad) bzw. 11 (U-Blox) Satelliten empfangen. Der Verlauf der Beobachtungsdifferenzen einiger Satelliten wird von starken Variationen dominiert. Die Abweichungen betragen bis zu 30 m. Die Differenzen der U-Blox-Beobachtungen sind deutlich größer als die im Javad-Material. Auch hier ist als Ursache der Multipath naheliegend. Das Träger-Rausch-Verhältnis der weniger stark rauschenden Beobachtungen ist deutlich größer als das der oszillierenden.

Um den sich andeutenden Zusammenhang zwischen der Code-Phasen-Differenz und dem Signal-Rausch-Verhältnis weiter zu untersuchen, betrachten wir nun Abbildung 8. Hier sind die Differenzen der Code- und Phasenbeobachtungen der gesamten Beobachtungsdatensätze der Testfahrt in Abhängigkeit von der Elevation aufgetragen. Die einzelnen Differenzen sind mit dem zugehörigen Träger-Rausch-Verhältnis der Beobachtungen farbcodiert. Auch hier ist wieder anzumerken, dass die Darstellung die Beurteilung der absoluten Größe des Multipath-Effekts aufgrund des Drifts der Differenz und eventueller Phasensprünge während des Beobachtungszeitraums nicht erlaubt. Dennoch deuten sich Zusammenhänge an.

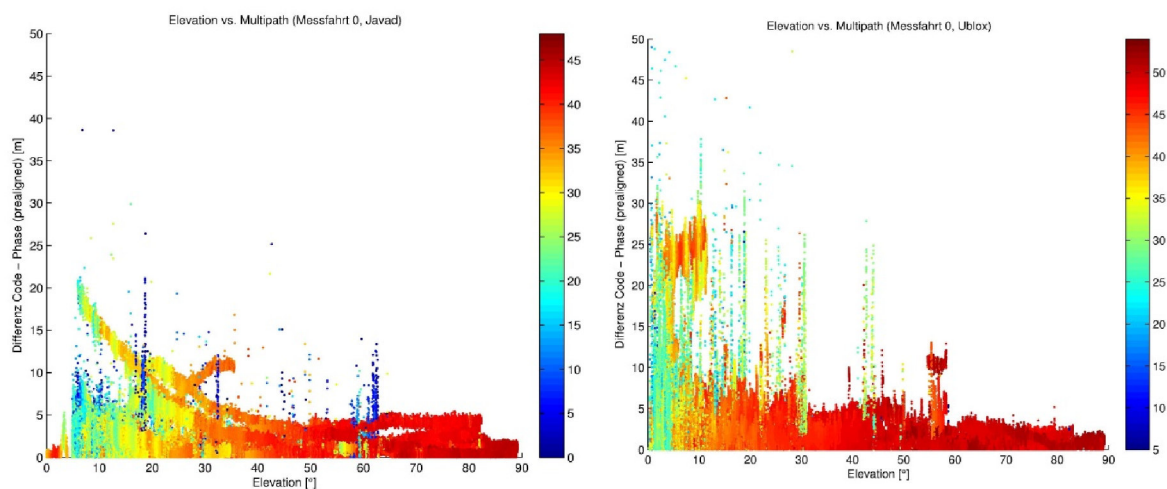


Abbildung 8: Zusammenhang zwischen Elevation, Signalstärke und Multipath (links: Javad, rechts: U-Blox)

In der Darstellung der Javad-Beobachtungen fallen starke Abweichungen bei 20° und 60° auf, diese haben eine sehr geringe Signalstärke (unter 5 dB-Hz). Unter einer Elevation von 50° wächst die Differenz-Code-Phase deutlich an. Die U-Blox-Beobachtungen weisen ein ähnliches Muster auf, allerdings sind hier generell deutlich größere Abweichungen zu erkennen. Bei einer Elevation von ca. 60° sind Differenzen von 10 m und großer Signalstärke zu erkennen.

Horizontnah zeigt sich ein weiterer Bereich mit großen Abweichungen bei relativ hoher Signalstärke. In allen Bereichen dazwischen existieren Ausreißer bei niedriger Signalstärke.

Der in der Literatur beschriebene Zusammenhang zwischen Beobachtungsqualität, Signal-Rausch-Verhältnis und Elevation kann anhand der vorliegenden Datensätze bestätigt werden. Treten starke Variationen in den betrachteten Differenzen auf, vermutlich hervorgerufen durch Multipath, ist dies meist auch mit geringeren Träger-Rausch-Verhältnissen verbunden. Sowohl eine niedrige Signalstärke als auch niedrige Satellitenelevationen deuten somit auf eine schlechte Beobachtungsqualität hin. Der Javad-Empfänger liefert im Allgemeinen Code-Beobachtungen besserer Qualität. Es zeigt sich aber auch, dass der U-Blox Empfänger unter schwierigen Bedingungen mehr Satellitensignale trackt. Die zusätzlichen Beobachtungen weisen im betrachteten Fall jedoch erhebliche Multipath-Einflüsse auf. Dies unterstreicht die Notwendigkeit einer geeigneten Beobachtungsauswahl und -gewichtung, vor allem bei Low-Cost-Hardware.

2.3.2 Masken

Tief stehende Satelliten werden aufgrund der häufig schlechteren Beobachtungsqualität üblicherweise aus dem Positionsbestimmungsprozess ausgeschlossen. In diesem Zusammenhang spricht man von Elevationsmasken. Typische Werte für die Mindestelevation der eingeschlossenen Satelliten liegen zwischen 5° und 10° . In Glab kann der Wert der Elevationsmasken frei konfiguriert werden.

Wie anhand der Beispiele im vorigen Abschnitt gezeigt, weisen schlechte Beobachtungen häufig ein geringes Träger-Rausch-Verhältnis auf. Daher ist es naheliegend, Beobachtungen auch aufgrund ihres niedrigen C/N_0 -Werts auszuschließen. Würde man beispielsweise beim zuvor diskutierten Beispiel für das Beobachtungsmaterial aus einer Häuserschlucht (Abbildung 7), einen C/N_0 -Minimalwert von 30 (Javad) bzw. 40 dB-Hz (U-Blox) vorgeben, könnte man die auffälligsten Beobachtungen schon a-priori eliminieren. Der Vorteil gegenüber einfachen (nicht robusten) statistischen Verfahren zur Ausreißerdetektion ist, dass gleichzeitig mehrere Beobachtungen eliminiert werden können. Deren Ausschluss kann jedoch zur Verschlechterung der Beobachtungsgeometrie (ausgedrückt z.B. durch den DOP-Wert) führen. Es besteht also ein Spannungsverhältnis zwischen dem Ausschluss von (vermutlich) fehlerbehafteten Signalen und der Beobachtungsgeometrie. Diese Wirkung wird bei der Genauigkeitsuntersuchung im Folgenden noch genauer betrachtet.

2.3.3 Varianzmodelle

Das in Glab implementierte Modell für die Standardabweichungen in Abhängigkeit von der Elevation e ist:

$$\sigma(e) = a + b \exp\left(-\frac{e}{c}\right) \quad (12)$$

Die Parameter a und b sind dabei die Standardabweichungen im Zenit und die Zunahme der Standardabweichung bis zum Horizont in Metern, c bestimmt die Form der Kurve.

Unter den in der Literatur beschriebenen auf dem Träger-Rausch-Verhältnis C/N_0 basierenden Varianzmodelle, wird hier das Modell von Carcanague et al (2013) vorgestellt:

$$\sigma^2(C/N_0) = a^2 \frac{10^{\frac{C/N_0(Zenit)}{10}}}{10^{\frac{C/N_0}{10}}} \quad (13)$$

Die Form dieser Funktion wird durch die Standardabweichung a im Zenit und das Träger-Rausch-Verhältnis im Zenit $C/N_0(Zenit)$ festgelegt.

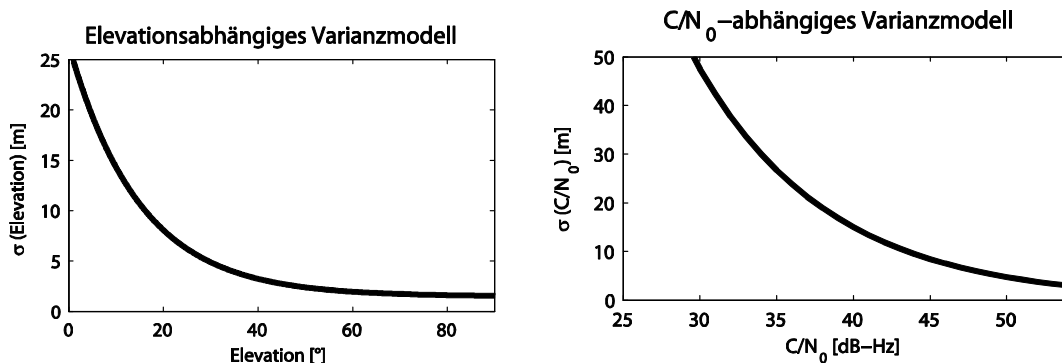


Abbildung 9: Beispiel für die Form der Varianzfunktionen, elevationsabhängig (links) und Träger-Rausch-Verhältnis-abhängig (rechts)

Als Standardabweichung a im Zenit können typische Werte für das Messrauschen verwendet werden: 3 m für C/A-Code, 30 cm für P-Code und 5 mm für Phasenbeobachtungen (Hofmann-Wellenhof et al., 2007). Die Parameter a in beiden Modellen werden so je nach Beobachtungstyp auf diese Werte festgelegt. Für die GRAPHIC-Beobachtungskombination kann per Fehlerfortpflanzung der Wert $\sigma_{GRAPHIC} = \sqrt{\frac{1}{2} \sigma_P^2 + \frac{1}{2} \sigma_\Phi^2}$, also ca. $\frac{1}{2} \sigma_P = 1,5$ m, berechnet werden.

Als Träger-Rausch-Verhältnis Werte im Zenit C/N_0 (*Zenit*) werden die maximal beobachteten Werte für die einzelnen Receiver, 48 dB-Hz für Javad und 54 dB-Hz für U-Blox, angesetzt.

Durch den grafischen Vergleich mit Abbildung 8 werden die Parameter b und c aus Gleichung 12 so festgelegt, dass der Verlauf der Varianzfunktion dem der Code-Fehler entspricht ($b_{C/A} = 25$ m, $b_{GRAPHIC} = 12.5$ m, $c = 15$).

2.4 Untersuchungen der Positionsbestimmungsgenauigkeit

Die im vorigen Abschnitt vorgestellten Methoden werden nun angewandt. Ziel ist es, durch den Vergleich mit Referenztrajektorien eine Aussage über die erreichbare Genauigkeit unter realen Bedingungen mit unterschiedlichen Empfängern zu erhalten. Die Genauigkeit in ländlicher und städtischer Umgebung wird dabei getrennt untersucht. Die Auswertestrategie der Beobachtungen des Low-Cost-Empfängers wird jeweils schrittweise verbessert, um zum bestmöglichen Ergebnis zu kommen. Die Positionsbestimmung erfolgt mit der Software Glab.

Der Einfluss folgender Parameter wird untersucht:

- Gewichtung der Beobachtungen (fest, elevationsabhängig, signalstärkeabhängig)
- Elevationsmaske
- C/N_0 -Maske

Die relative Gewichtung von Code und Phasenbeobachtung basiert auf den Annahmen aus 2.3.3.

Es stehen drei Testdatensätze, zwei für den ländlichen bzw. vorstädtischen Raum und einer für die Innenstadt, zur Verfügung. Als Referenz für die ländliche Umgebung dient eine RTK-Lösung. Die lokale Basisstation befand sich direkt im Untersuchungsgebiet, die Basislinienlänge beträgt maximal 3,5 km. Die Mehrdeutigkeiten wurden festgesetzt und somit kann von Zentimeter-Genauigkeit ausgegangen werden. Für den urbanen Teil liegt eine RTK/INS-Trajektorie vor. Die Ausstattung bei den einzelnen Fahrten ist in Tabelle 3 aufgelistet.

	Testfahrt A: 17.01.2014	Testfahrt B: 19.02.2014	Testfahrt C: 24.02.2014
Receiver 1 (Referenz)	Javad TRE-G3T (Zweifrequenz, 1 Hz)	Ashtech MB 100 (Einfrequenz, 5 Hz)	Javad TRE-G3T (Zweifrequenz, 2 Hz)
Receiver 2 (Low-Cost)	U-Blox 6T (Einfrequenz, 2 Hz)	U-Blox 6T (Einfrequenz 2 Hz)	U-Blox 6T (Einfrequenz 2 Hz)
Antenne	Javad GrAnt-G3T	Javad GrAnt-G3T	Javad GrAnt-G3T
Referenz	TRE-G3T, RTK/INS, Basisstation Novatel DL-V3	MB100, RTK, Basisstation Novatel DL-V3	TRE-G3T, RTK, Basisstation Novatel DL-V3

Tabelle 3: Details zur Ausstattung des Testfahrzeugs bei den verschiedenen Testfahrten

Die Abweichungen gegenüber der Referenzlösung werden immer über den gesamten Beobachtungszeitraum betrachtet. Für die Anwendung ist es wichtig, die Genauigkeit der gesamten Trajektorie unter variablen Beobachtungsbedingungen, einschließlich Phasen verminderter Genauigkeit, zu betrachten.

Als präzise Orbit- und Uhreninformationen werden die Produkte des IGS-Analysezentriums CODE verwendet. Diese sind für Anwendungen mit hohen Messraten besonders geeignet, da die Uhrenlösungen in 5 s-Abständen enthalten sind und somit der nutzerseitige Interpolationsfehler gering gehalten werden kann. Für die echtzeitäquivalente Auswertung bei der ausschließlich Informationen verwendet werden, die auch in Echtzeit zur Verfügung gestanden hätten, werden die Daten des Real-Time Clock Estimation Systems (RETICLE) des Analysezentriums DLR/GSOC genutzt. Diese können in Echtzeit über einen NTRIP-Caster (<http://gnss.gsoc.dlr.de:2101>) bezogen werden. Für die echtzeitäquivalente Auswertung liegen die Daten für eine Woche auf einem FTP-Server als SP3c-Dateien. Die Parameter für das Klobuchar-Modell, sowie die TGD (P1-P2-DCB) stammen aus der GPS-Navigationsnachricht.

2.4.1 Verwendete Genauigkeitsmaße

Als Maße für die Genauigkeit der berechneten Trajektorien werden Quantile, Bias und Standardabweichungen der Abweichungen von den Referenztrajektorien betrachtet. Als Grundlage zur Berechnung dieser Größen werden zunächst die Abweichungen von der Referenztrajektorie im Horizontsystem $\Delta \mathbf{x}^l$ berechnet:

$$\Delta \mathbf{x}^l = (\Delta N \quad \Delta E \quad \Delta U)^T = \mathbf{R}_e^l (\mathbf{x}^e - \mathbf{x}_{ref}^e) = \mathbf{R}_e^l \Delta \mathbf{x}^e \quad (14)$$

\mathbf{x} ist die Position der untersuchten Trajektorie, \mathbf{x}_{ref} die der Referenztrajektorie. Die Koordinatensysteme werden durch ein hochgestelltes e (erdfestes Koordinatensystem) bzw. l (Horizontsystem) angegeben. \mathbf{R}_e^l ist die folgende Rotationsmatrix

$$\mathbf{R}_e^l = \begin{pmatrix} -\sin(\phi) \cos(\lambda) & -\sin(\phi) \sin(\lambda) & \cos(\phi) \\ -\sin(\lambda) & \cos(\lambda) & 0 \\ \cos(\phi) \cos(\lambda) & \cos(\phi) \sin(\lambda) & \sin(\phi) \end{pmatrix} \quad (15)$$

Sind die Abweichungen quer und längs zur Bewegungsrichtung (Längsabweichung Δa und Querabweichung Δl) gesucht, erfolgt die Projektion des Differenzvektors $\Delta \mathbf{x}^l$ auf einen Referenz-Geschwindigkeitsvektor $\mathbf{v}_{ref}^l = (v_{ref,N} \quad v_{ref,E})^T$:

$$\Delta a = \langle (\Delta N \quad \Delta E)^T, \frac{\mathbf{v}_{ref}^l}{\|\mathbf{v}_{ref}^l\|} \rangle$$

$$\Delta l = \|(\Delta N \quad \Delta E)^T - \Delta a \frac{\mathbf{v}_{ref}^l}{\|\mathbf{v}_{ref}^l\|}\|$$
(16)

Die Abweichung in der Horizontalebene beträgt

$$\Delta h = \|(\Delta N \quad \Delta E)\| = \|(\Delta a \quad \Delta l)\|$$
(17)

Für die Zeitreihen jeder dieser Abweichungen d (d steht stellvertretend für eine der zuvor definierten Differenzen), kann man nun den Bias \bar{d} , also den Mittelwert der Abweichungen und die Standardabweichung s berechnet:

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n d_k$$

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (d_k - \bar{d})^2}$$
(18)

Die empirischen p-Quantile Q_p geben die Schranke an, unter der $p \cdot 100$ % aller d liegen:

$$P(|d| \leq Q_p) = p$$
(19)

Zur Berechnung werden die n Beträge der Werte d der Größe nach ansteigend geordnet. Dann errechnet sich der Quantilwert wie folgt:

$$Q_p = \begin{cases} \frac{1}{2}(|d|_{p \cdot n} + |d|_{p \cdot n + 1}), & \text{wenn } p \cdot n \text{ ganzzahlig} \\ |d|_{\lceil p \cdot n \rceil}, & \text{wenn } p \cdot n \text{ nicht ganzzahlig} \end{cases}$$
(20)

Die Zahl $\lceil p \cdot n \rceil$ ist die kleinste ganze Zahl die größer oder gleich $p \cdot n$ ist, d.h. es wird aufgerundet. Mithilfe dieser empirisch ermittelten Quantile können Genauigkeiten mit Konfidenzniveau unabhängig von einer Verteilungsannahme für die Abweichungen angegeben werden. Als Konfidenzniveau wird häufig 95 %, d.h. $p = 0,95$, gewählt.

2.4.2 Kinematische Positionsbestimmung mit Low-Cost-Sensorik in ländlicher Umgebung

Die zum Test der Positionsbestimmung im ländlichen Raum verwendeten Beobachtungsdaten stammen von Fahrten rund um den südlich von Graz gelegenen Schwarzl-See. Das Gebiet ist geprägt von Alleen, Waldstücken und kleineren Siedlungen (Abbildung 10). Die Geschwindigkeit während der Tests lag größtenteils zwischen 20 und 50 km/h, teilweise hat das Fahrzeug für kurze Zeit gestanden. Um der Konvergenzeigenschaft des PPP-Verfahrens Rechnung zu tragen, wurden jeweils Konvergenzphasen am Anfang der Messfahrt (etwa 30 Minuten)

eingepflegt, bei denen das Fahrzeug auf einem Parkplatz mit freier Horizontsicht und wenigen potentiellen vertikalen Reflexionsflächen stand.

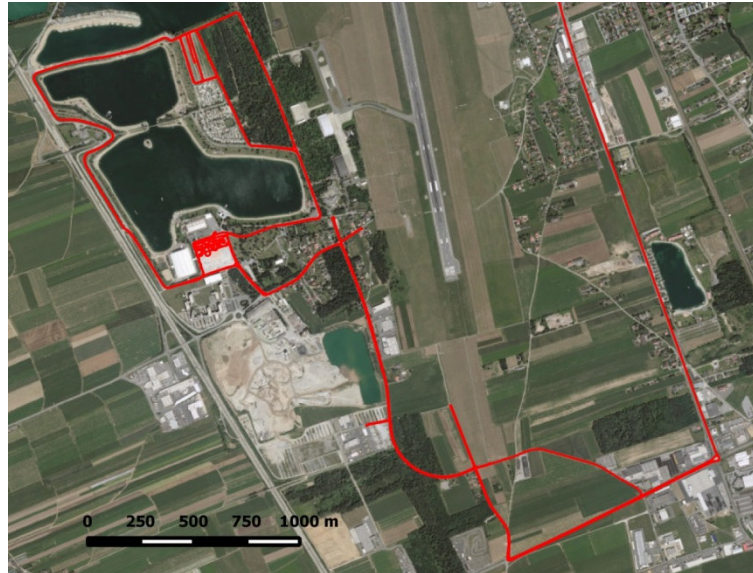


Abbildung 10: Testgebiet für ländliches/ vorstädtisches Szenario mit Trajektorie der Testfahrt B.
Luftbild: GIS Steiermark

2.4.2.1 Low-Cost-Empfänger und GRAPHIC-Linearkombination im ländlichen Raum

In Tabelle 4 sind die Analyseergebnisse der Testfahrten B und C in einem ländlichen Umfeld dargestellt. Die Auswertung basiert auf den Beobachtungen des Low-Cost-Empfängers. Durch Bildung der GRAPHIC-Linearkombination wurde eine ionosphärenfreie Beobachtung erzeugt. Ausgehend von einer festen Gewichtung und ohne Bedingungen für die Beobachtungen (Masken) wird die Auswertung schrittweise verfeinert (Tabelle 4).

Bei festen Beobachtungsgewichten im Ausgleich und ohne zusätzliche Masken liegt die Genauigkeit der Positionsbestimmung in der Horizontalen, beschrieben durch die empirischen 95%-Quantile der Abweichungen von der Referenz, bei 6,3 m und 5,5 m. Durch Einführen der elevationsabhängigen Beobachtungsgewichte können die Ergebnisse um 61 % auf 2,4 m bzw. um 70 % auf 1,7 m verbessert werden. Bei signalstärkeabhängiger Gewichtung beträgt die Verbesserung 54 % bzw. 57 % (3,0 bzw. 2,4 m). Durch Einführen der Masken (Elevation $>10^\circ$, $C/N_0 > 35$ dB-Hz) werden die Ergebnisse weiter verbessert. Auffällig ist, dass die Elevationsmaske bei der Testfahrt B zu einer Verbesserung der Genauigkeit um 15 % führt, während bei der Testfahrt A eine leichte Verschlechterung um 8 bzw. 2 % eintritt. Das beste erzielte Ergebnis ist für beide Gewichtungsarten ähnlich: ca. 2 m bei der Testfahrt A und 1,7 m bei der Testfahrt B.

In beiden Trajektorien ist ein deutlicher Bias in der Nord-Richtung enthalten. Anfänglich beträgt dieser 3 m, wird aber durch die verbesserte Auswertung deutlich reduziert (auf 0,6 m und 0,4 m). Die Standardabweichungen sind ebenfalls inhomogen.

Low-Cost-Empfänger GRAPHIC-Kombination	$Q_{0,95}$ [m]		Verb. [%]	$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H			N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt B												
Gewichtung fest	6,26			5,79	2,72	8,55	2,98	0,59	-5,09	2,01	1,69	3,37
Gewichtung elevationsabh.	2,43	61		2,13	1,53	4,53	0,74	-0,04	-1,54	0,90	0,73	2,10
+ Elevationsmaske 10°	2,08	15		1,59	1,50	6,52	0,40	0,02	-3,52	0,76	0,72	2,12
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	2,03	2		1,59	1,49	6,07	0,37	0,06	-3,36	0,75	0,69	1,92
Gewichtung signalstärkeabh.	3,04	51		2,91	1,48	4,80	1,23	-0,02	-1,52	1,10	0,69	2,20
+ Elevationsmaske 10°	2,09	14		1,88	1,33	6,75	0,63	0,02	-3,52	0,81	0,65	2,09
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	2,08	0		1,89	1,28	6,47	0,64	0,05	-3,39	0,80	0,63	1,98
Testfahrt C												
Gewichtung fest	5,49			5,26	2,56	6,71	2,90	-1,38	2,58	1,66	0,88	3,29
Gewichtung elevationsabh.	1,67	70		1,57	1,04	10,49	0,65	-0,49	-8,63	0,65	0,33	1,39
+ Elevationsmaske 10°	1,79	-8		1,42	1,43	15,08	0,18	-0,81	12,00	0,73	0,38	2,82
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	1,68	6		1,31	1,26	9,53	0,32	-0,70	-7,59	0,63	0,36	1,63
Gew. signalstärkeabh.	2,38	57		2,37	0,82	7,81	0,96	-0,23	-5,91	0,76	0,35	1,25
+ Elevationsmaske 10°	1,69	-2		1,42	1,13	8,70	0,38	-0,57	-6,63	0,68	0,37	1,61
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	1,70	5		1,44	1,11	8,41	0,44	-0,54	-6,42	0,67	0,38	1,50

Tabelle 4: Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Die Ionosphäre wurde mit der GRAPHIC-Linear kombination eliminiert.

Die Bedingungen an Satellitenelevation und Signalstärke führen dazu, dass Signale einzelner Satelliten nicht für die Positionsbestimmung verwendet werden. Dadurch verringert sich die Anzahl der Messungen und die Beobachtungsgeometrie ändert sich. Ein Maß zur Beurteilung der Beobachtungsgeometrie sind die DOP-Werte (Dilution of Precision). Diese sind als Multiplikator für die Fehler im Beobachtungsmaterial zu sehen, d.h. je geringer der DOP-Wert ist, desto größer ist die erreichbare Genauigkeit (bei ansonsten gleichen Beobachtungsbedingungen). In Tabelle 5 zeigt sich, dass die DOP-Werte mit den Restriktionen bzgl. Elevation und das Träger-Rausch-Verhältnis zunehmen. Der Ausschluss der Beobachtungen hat also eine Verschlechterung der Geometrie zur Folge. Dass die Genauigkeit der Positionsbestimmung trotzdem zunimmt, zeigt, dass der Ausschluss der Beobachtungen niedriger Elevationen bzw. eines geringen Signal-Rausch-Verhältnisses hier trotzdem positiv wirkt. Der Nutzen der Maske ist also größer als der Verlust durch die Geometriever schlechterung, da schlechte Beobachtungen ausgeschlossen werden.

Auffällig ist die Abnahme der Höhengenaugigkeit bei Verwendung des Elevationskriteriums. Aus Tabelle 5 ist ersichtlich, dass der Ausschluss niedrig stehender Satelliten insbesondere ein Anwachsen des durchschnittlichen VDOPs (von 1,3 auf 1,6) nach sich zieht, die Beobachtungsgeometrie wird also für die Höhenbestimmung schlechter. Trotz Masken und variablen Beobachtungsbedingungen konnte für jede Epoche zwischen Anfang und Ende des Testzeit-

raums eine Position (Verfügbarkeit 100 %) berechnet werden, der U-Blox-Empfänger trackt immer eine ausreichende Anzahl an Satelliten.

Testfahrt C: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie						
Empfänger: U-Blox						
Elevationsmaske	C/N_0 -Maske	#Satelliten		HDOP	VDOP	Verfügbarkeit
[°]	[dB-Hz]	Mittelwerte	Max			
0	0	9,7	12	0,9	1,3	1,00
5	0	9,1	12	1,0	1,4	1,00
10	0	8,3	10	1,1	1,6	1,00
0	20	9,7	12	0,9	1,4	1,00
0	30	9,4	12	1,0	1,4	1,00
0	35	9,1	12	1,1	1,5	1,00
5	20	9,1	12	1,0	1,4	1,00
5	30	9,0	12	1,0	1,5	1,00
5	35	8,8	12	1,1	1,6	1,00
10	20	8,3	10	1,1	1,6	1,00
10	30	8,2	10	1,1	1,7	1,00
10	35	8,0	10	1,2	1,8	1,00

Tabelle 5: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt C, U-Blox-Empfänger)

Das Histogramm der in Fahrtrichtung (Längsabweichungen) und quer dazu (Querabweichungen) projizierten Fehler der besten Trajektorie (Abbildung 11) zeigt eine homogene Genauigkeit bzgl. dieser mit dem Fahrzeug rotierenden Achsen. Das 95%-Quantil der Querabweichungen beträgt 1,36 m. Nach den in der Einleitung (Kapitel 1) angestellten Überlegungen zur Spurerkennung wäre diese für den üblichen bei Spurbreitenbereich von 2,75-3,75 m möglich (Wikipedia, 2014). Die Verteilung in Querrichtung weist zwei Maxima auf, es resultiert ein Bias von 11 cm.

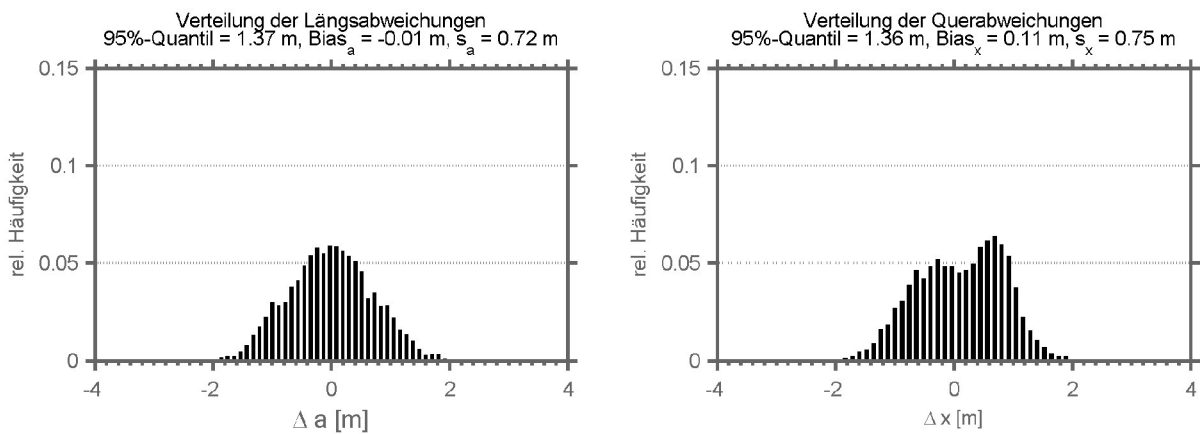


Abbildung 11: Verteilung der Längs- und Querabweichungen von der Referenztrajektorie (Testfahrt C, Low-Cost-Empfänger)

2.4.2.2 Vergleich der mit Echtzeit-Produkten erreichten Genauigkeit

Um einschätzen zu können, inwiefern diese Genauigkeit auch in Echtzeit erzielbar wäre, wird der Datensatz der Testfahrt B noch einmal mit Orbit- und Uhrenprodukten prozessiert, die in Echtzeit zum Beobachtungszeitpunkt verfügbar gewesen wären. Das restliche Vorgehen entspricht dem im vorigen Abschnitt. Es zeigt sich, dass die Verwendung der Echtzeitprodukte zu Ergebnissen führt, die nur wenig schlechter sind, als bei Verwendung der Final-Produkte. Mit elevationsabhängiger Gewichtung ist das 95 %-Quantil um 0,08 m größer als im zuvor präsentierten Fall. Bei Verwendung der signalstärkeabhängigen Gewichtung ist der Unterschied in der erreichten Genauigkeit deutlicher.

Low-Cost-Empfänger GRAPHIC-Kombination + Echtzeitdaten Testfahrt B	$Q_{0,95}$ [m]				Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H	N	E	U	N	E	U	N	E	U
Gewichtung fest	2,81	2,63	1,42	8,69	1,39	0,51	-4,48	0,81	0,60	2,81
Gewichtung elevationsabh.	2,74	2,49	1,59	4,84	0,83	0,17	-1,97	1,09	0,83	1,74
+ Elevationsmaske 10°	2,18	1,80	1,52	6,10	0,44	0,16	-2,78	0,89	0,77	2,03
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	2,11	2,02	1,08	5,52	0,52	0,34	-2,84	0,92	0,50	1,71
Gewichtung signalstärkeabh.	3,83	3,54	1,63	5,20	1,37	0,26	-2,10	1,38	0,86	1,96
+ Elevationsmaske 10°	2,35	2,14	1,37	6,58	0,68	0,23	-2,97	0,99	0,72	2,11
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	2,44	2,28	1,15	6,36	0,83	0,40	-3,09	0,98	0,53	2,05

Tabelle 6: Echtzeitäquivalente Prozessierung - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Die Ionosphäre wurde mit der GRAPHIC-Linearkombination eliminiert.

2.4.2.3 Vergleich der erreichten Genauigkeit mit High-End-Empfänger

Um den Einfluss der Empfängertechnik auf das Ergebnis der Positionsbestimmung zu untersuchen, wurden die Beobachtungen der höherpreisigen Receiver in gleicher Weise prozessiert. Der 95-%-Fehler in der Horizontalebene der Ashtech-Trajektorie der Testfahrt B ist um 0,7 m besser als die U-Blox-Trajektorie (1,34 m gegenüber 2,03 m). Der Javad-Empfänger liefert bei der Testfahrt C eine mit dem Low-Cost-Ergebnis vergleichbare Genauigkeit (1,78 m gegenüber 1,68 m). Diese Ergebnisse werden mit der elevationsabhängigen Gewichtung erreicht, das signalstärkeabhängige Modell wirkt bei diesen Empfängern nicht gleichermaßen effektiv wie zuvor gesehen.

Beim Ashtech-Empfänger (Testfahrt B) wird der deutliche Anstieg der Abweichung in der Höhe mit Einführung der Elevationsmaske nicht beobachtet, beim Javad-Empfänger zeigt sich dieser nur bei elevationsabhängiger Gewichtung.

Referenz-Empfänger GRAPHIC-Kombination	$Q_{0,95}$ [m]	Verb. [%]	$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H		N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt B			Ashtech								
Gewichtung fest	4,08		3,83	1,47	6,53	1,98	0,47	-3,95	0,84	0,65	2,12
Gewichtung elevationsabh.	1,58	61	1,48	1,00	5,41	0,82	0,38	-3,91	0,42	0,40	1,54
+ Elevationsmaske 10°	1,34	15	1,28	1,03	4,42	0,68	0,38	-2,70	0,34	0,40	1,85
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	1,34	0	1,28	1,03	4,44	0,68	0,38	-2,71	0,34	0,40	1,86
Gewichtung signalstärkeabh.	3,08	25	2,88	1,13	6,43	1,48	0,56	-4,43	0,76	0,46	1,77
+ Elevationsmaske 10°	1,85	40	1,80	1,01	5,54	1,09	0,49	-3,08	0,46	0,39	2,27
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	1,84	0	1,79	1,01	5,62	1,09	0,49	-3,14	0,45	0,39	2,30
Testfahrt C			Javad								
Gewichtung fest	3,17		3,12	0,77	5,22	1,58	-0,16	-3,22	0,87	0,44	1,27
Gewichtung elevationsabh.	2,11	34	2,08	1,35	4,90	1,12	-0,74	-3,83	0,75	0,42	0,71
+ Elevationsmaske 10°	1,87	11	1,78	1,40	5,36	1,00	-0,80	-3,77	0,50	0,39	1,15
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	1,78	5	1,65	1,38	4,78	0,96	-0,81	-3,14	0,46	0,36	1,16
Gewichtung signalstärkeabh.	2,19	31	2,15	1,42	4,65	1,17	-0,77	-3,28	0,98	0,48	1,15
+ Elevationsmaske 10°	1,95	11	1,84	1,43	4,30	1,02	-0,80	-2,56	0,68	0,44	1,34
+ C/N_0 -Maske 35 dB-Hz	2,29	-17	2,11	1,51	4,43	0,95	-0,85	-1,79	2,90	0,82	4,62

Tabelle 7 : Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Die Ionosphäre wurde mit der GRAPHIC-Linearkombination eliminiert.

Auch für diese Empfängertypen soll die Auswirkung der Masken auf Lösungsverfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie untersucht werden. Die Verfügbarkeit bei Messfahrt C beträgt 97 %. Dies bedeutet, dass während 150 min (45185 Epochen bei 5 Hz), 4:46 min keine Position bestimmt werden konnte (286 s, 1433 Epochen). Die Verfügbarkeit ist hier nahezu unabhängig von den Maskenwerten (Unterschiede von max. 1 s, nicht von Nachkommastellen in Tabelle aufgelöst). Beim Javad Empfänger nimmt die Verfügbarkeit der Lösung mit jeder Restriktion ab. Bei Anwendung einer C/N_0 -Maske sinkt die Verfügbarkeit auf 99 % (entspricht 80 Epochen bzw. 40 s bei 2 Hz während insgesamt 5039 s) bzw. auf 96 % (entspricht 393 Epochen bzw. 196 s bei 2 Hz während insgesamt 5039 s).

Auffällig ist, dass der Ashtech-Empfänger durchschnittlich ein bis zwei Satelliten weniger trackt als der U-Blox-Empfänger. Im Vergleich zum Javad-Gerät sind es teilweise sogar 5 Satelliten mehr. Dies äußert sich in deutlich höheren VDOP-Werten. Dies legt die Vermutung nahe, dass generell weniger Signale tiefstehender Satelliten mit potentiell schlechter Signalqualität getrackt werden.

Testfahrt B: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie						
Empfänger: Ashtech						
Elevationsmaske	C/N_0 -Maske	#Satelliten		HDOP	VDOP	Verfügbarkeit
[°]	[dB-Hz]	Mittelwerte	Max			
0	0	9,1	12	1,6	2,3	0,97
5	0	9,1	12	1,6	2,3	0,97
10	0	8,4	12	1,7	2,5	0,97
0	20	9,1	12	1,6	2,3	0,97
0	30	9,0	12	1,6	2,3	0,97
0	35	9,0	12	1,6	2,4	0,97
5	20	9,1	12	1,6	2,3	0,97
5	30	9,0	12	1,6	2,3	0,97
5	35	9,0	12	1,6	2,4	0,97
10	20	8,4	12	1,7	2,5	0,97
10	30	8,4	12	1,7	2,5	0,97
10	35	8,3	12	1,7	2,5	0,97

Tabelle 8: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt B, Ashtech-Empfänger)

Testfahrt B: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie						
Empfänger: Javad						
Elevationsmaske	C/N_0 -Maske	#Satelliten		HDOP	VDOP	Verfügbarkeit
[°]	[dB-Hz]	Mittelwerte	Max			
0	0	8,9	12	1,3	1,8	1,00
5	0	8,5	12	1,3	1,8	1,00
10	0	7,8	10	1,4	2,0	1,00
0	20	8,6	12	1,4	1,9	1,00
0	30	7,1	10	1,8	2,6	0,99
0	35	5,5	8	2,3	3,7	0,96
5	20	8,4	12	1,4	1,9	1,00
5	30	7,0	10	1,8	2,6	0,99
5	35	5,5	8	2,3	3,7	0,96
10	20	7,7	10	1,5	2,1	1,00
10	30	6,9	10	1,8	2,7	0,99
10	35	5,5	8	2,3	3,7	0,96

Tabelle 9 : Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt B, Javad-Empfänger)

2.4.3 Kinematische Positionsbestimmung im urbanen Raum

Wie die Untersuchung des Beobachtungsmaterials in Abschnitt 2.3.1 gezeigt hat, ist die Qualität der Beobachtungsdaten im urbanen Raum deutlich schlechter als unter optimalen Bedingungen mit freier Sicht zum Himmel oder auch im ländlichen Raum. Wie sich dies auf die Positionsgenauigkeit auswirkt, wird nun betrachtet. In diesem Abschnitt wird eine Messfahrt untersucht, die aus der Grazer Vorstadt mitten ins Stadtzentrum mit Häuserschluchten führt. Die Sicht zum Horizont ist dort durch die Bebauung stark eingeschränkt. Die Straßen führen hauptsächlich in Ost-West- sowie Nord-Süd-Richtung.

Als Referenz dient eine RTK/INS-Trajektorie. Die Datenerhebung wurde auf der Rückfahrt vom Testgebiet am Schwarzl-See durchgeführt. Die Datenaufzeichnung wurde nicht unterbrochen und es kann davon ausgegangen werden, dass der PPP-Filter konvergiert ist.

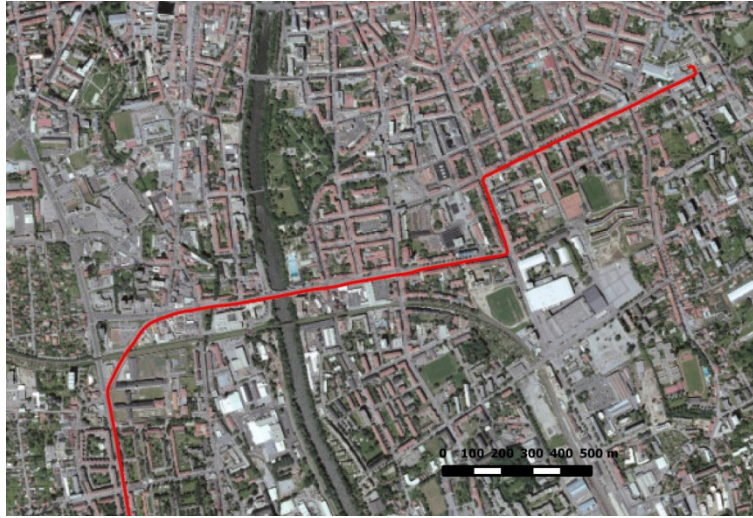


Abbildung 12: Testgebiet für das urbane Szenario mit Trajektorie. Luftbild: GIS Steiermark

2.4.3.1 Low-Cost-Empfänger und GRAPHIC-Linearkombination im urbanen Umfeld

Die deutliche Verschlechterung der Genauigkeit unter diesen Bedingungen bei Verwendung des Low-Cost-Empfängers geht aus Tabelle 10 hervor. Bei fester Gewichtung aller Beobachtung ohne Berücksichtigung der Satellitenelevation oder des Signal-Rausch-Verhältnisses beträgt das 95%-Quantil der Abweichungen in der Horizontalen 25 m. Die Verfeinerung der Auswertung führt auch hier schrittweise zu besseren Ergebnissen. Effektiv sind die elevationsabhängige Gewichtung (Verbesserung um 32 %) bzw. die signalstärkeabhängige Gewichtung (Verbesserung um 70 %) sowie die C/N_0 -Maske (77 % bzw. 81 % Verbesserung). Die Elevationsmaske hat keinen nennenswerten Effekt. Bei Verwendung der GRAPHIC-Linearkombination wird im besten Fall ein 95%-Fehler von 3,26 m erreicht.

Low-Cost-Empfänger GRAPHIC-Kombination	$Q_{0,95}$ [m] Verb.		$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H	[%]	N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt C											
Gewichtung fest	25,06		24,99	9,20	76,80	-8,01	-3,31	34,60	11,22	3,60	27,42
Gewichtung elevationsabh.	16,97	32	16,51	6,85	51,91	-3,41	-1,49	22,28	8,27	3,03	19,26
+ Elevationsmaske 10°	16,96	0	16,50	6,84	51,01	-3,41	-1,47	22,02	8,26	3,02	18,82
+ C/N_0 -Maske 40 dBHz	3,85	77	3,62	2,15	6,67	-0,36	0,22	-0,15	1,75	0,91	4,06
Gewichtung signalstärkeabh.	7,58	70	6,46	2,12	22,29	-1,24	-0,27	5,77	2,49	1,89	9,11
+ Elevationsmaske 10°	7,57	0	6,45	2,12	21,92	-1,24	-0,25	5,38	2,48	1,86	9,05
+ C/N_0 -Maske 40 dBHz	3,26	81	3,02	1,58	6,84	-0,06	0,10	-0,99	1,30	0,77	3,66

Tabelle 10: Low-Cost-Empfänger in der Stadt - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Die Ionosphäre wurde mit der GRAPHIC-Linearkombination eliminiert.

Wird das Klobuchar-Modell zur Korrektur des Ionosphäreneinflusses auf Code- und Phasenbeobachtung verwendet (Tabelle 11), lässt sich mit der signalstärkeabhängigen Gewichtung ein auf 1,2 m verbessertes Ergebnis erzielen. Die C/N_0 -Maske liefert dazu einen großen Beitrag. 95 % der Querabweichungen liegen hier unter 0,86 m (Abbildung 13). Unter den zuvor getroffenen Annahmen wäre also auch im schwierigen urbanen Umfeld eine Kollisionserkennung möglich.

Low-Cost Empfänger Klobuchar-Modell	$Q_{0,95}$ [m] H	Verb. [%]	$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
			N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt C											
Gewichtung fest	24,87		24,79	8,41	75,39	-7,86	-2,98	34,73	11,39	3,44	28,63
Gewichtung elevationsabh.	9,59	61	8,35	6,86	35,84	1,89	-1,78	12,34	3,29	2,81	11,73
+ Elevationsmaske 10°	9,30	3	8,08	6,51	37,26	1,48	-1,37	13,69	3,42	2,77	11,75
+ C/N_0 -Maske 40 dBHz	2,17	77	2,13	0,90	3,30	-0,31	0,30	-0,41	0,92	0,39	2,23
Gewichtung signalstärkeabh.	6,19	75	4,48	2,41	17,75	0,01	0,04	3,52	2,33	1,81	8,14
+ Elevationsmaske 10°	6,31	-2	4,49	2,37	21,09	-0,01	0,38	5,82	2,34	1,80	8,34
+ C/N_0 -Maske 40 dBHz	1,20	81	1,08	0,72	2,90	0,16	0,09	-0,58	0,49	0,40	1,97

Tabelle 11: Low-Cost-Empfänger in der Stadt - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Der Ionosphäreneinfluss wurde mit dem Klobuchar-Modell korrigiert.

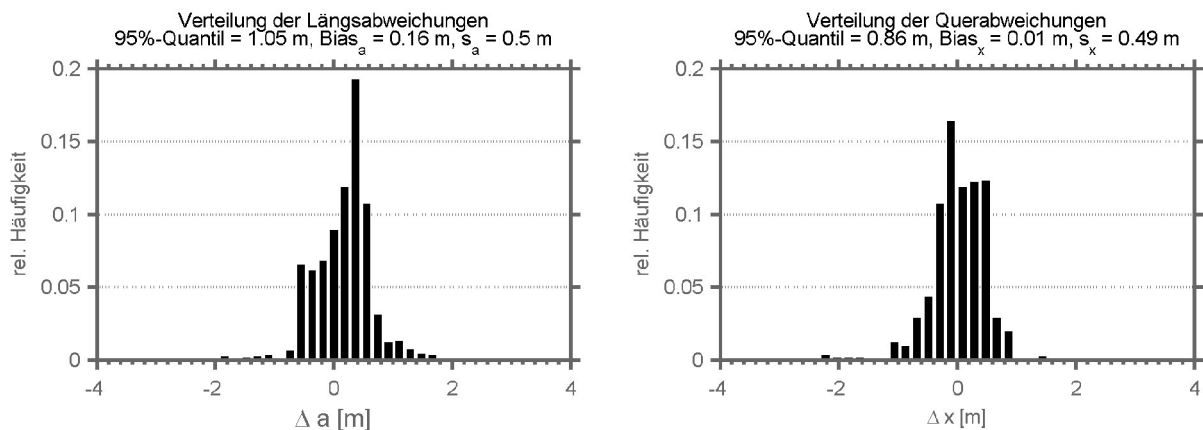


Abbildung 13: Verteilung der Längs- und Querabweichungen zur Referenztrajektorie (Testfahrt A, Low-Cost-Empfänger)

2.4.3.2 Vergleich der erreichten Genauigkeit mit Javad-Empfänger

Bei der gleichen Fahrt wurden auch Beobachtungen eines Javad-Empfängers aufgezeichnet. Bei Verwendung dieses Referenzgeräts lässt sich mit der GRAPHIC-Linearkombination ein 95%-Quantil der Abweichungen in der Horizontalebene von 1,7 m erreichen (Tabelle 12). Dies entspricht in etwa dem Ergebnis aus dem ländlichen Raum. Signifikante Genauigkeitsverbesserungen bringen auch hier die Gewichtung der Beobachtungen und die Verwendung einer C/N_0 -Maske.

Referenz-Empfänger GRAPHIC-Kombination	$Q_{0,95}$ [m]	Verb. [%]	$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H		N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt C											
Gewichtung fest	16,36		16,36	1,25	34,64	-4,47	0,54	6,97	6,28	0,67	14,76
Gewichtung elevationsabh.	3,48	79	3,43	1,36	9,30	-1,18	0,52	1,56	1,20	0,72	4,38
+ Elevationsmaske 10°	3,49	0	3,43	1,35	9,54	-1,19	0,51	1,82	1,20	0,71	4,37
+ C/N_0 -Maske 30 dB-Hz	1,69	51	1,35	1,31	3,29	-0,11	0,76	1,17	0,74	0,37	1,31
Gewichtung signalstärkeabh.	1,96	88	1,48	1,39	3,94	-0,23	0,68	-1,46	0,89	0,62	2,01
+ Elevationsmaske 10°	1,97	-1	1,50	1,38	3,60	-0,24	0,68	-1,11	0,90	0,62	2,01
+ C/N_0 -Maske 30 dB-Hz	1,80	9	1,46	1,35	3,96	-0,09	0,67	-1,35	0,76	0,48	1,58

Tabelle 12: High-End-Empfänger in der Stadt - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Die Ionosphäre wurde mit der GRAPHIC-Linearkombination eliminiert.

Nutzt man das Klobuchar-Modell (Tabelle 13), so verbessert sich die Genauigkeit nach Ausschluss von Beobachtungen mit niedrigem Träger-Rausch-Verhältnis deutlich. Das 95 %-Quantil liegt bei 1 m. Dies stellt eine weitere deutliche Steigerung gegenüber der mit der GRAPHIC-Kombination erzielten Genauigkeit dar. Die Genauigkeit aus dem ländlichen Raum wird sogar um 0,65 m übertroffen. Dabei darf allerdings nicht übersehen werden, dass der Testdatensatz nur 18 min umfasst.

Referenz-Empfänger Klobuchar-Modell	$Q_{0,95}$ [m]	Verb. [%]	$Q_{0,95}$ [m]			Bias [m]			Standardabw. [m]		
	H		N	E	U	N	E	U	N	E	U
Testfahrt C											
Gewichtung fest	16,56		16,55	1,04	35,17	-4,61	0,52	7,35	6,24	0,66	14,84
Gewichtung elevationsabh.	3,51	79	3,43	1,02	9,77	-1,24	0,43	2,02	1,12	0,71	4,23
+ Elevationsmaske 10°	3,51	0	3,43	1,01	9,80	-1,24	0,43	2,05	1,11	0,70	4,22
+ C/N_0 -Maske 30 dB-Hz	1,00	71	0,79	0,94	2,12	-0,05	0,65	-0,81	0,42	0,22	0,84
Gewichtung signalstärkeabh.	1,71	90	1,39	1,07	2,86	-0,25	0,57	-0,98	1,07	0,67	2,01
+ Elevationsmaske 10°	1,72	-1	1,40	1,06	2,58	-0,27	0,55	-0,69	1,07	0,67	2,01
+ C/N_0 -Maske 30 dB-Hz	1,73	0	1,35	1,16	3,25	-0,16	0,76	0,97	0,80	0,39	1,57

Tabelle 13: High-Empfänger in der Stadt - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie. Der Ionosphäreneinfluss wurde mit dem Klobuchar-Modell korrigiert.

2.4.3.3 Verfügbarkeit in der Stadt

In der Stadt steigt die Anzahl der Epochen, in denen die Anzahl der getrackten Satellitensignale kleiner als 4 ist und keine Position berechnet werden kann. Es zeigt sich, dass dabei weniger die Elevationsmaske als die C/N_0 -Beschränkung ausschlaggebend dafür ist, wie viele Satelliten verwendet werden. Prinzipiell ist bei einem Vergleich zwischen den Empfängern zu beachten, dass jedes Empfängermodell ein eigenes Rausch-Niveau hat und somit der Vergleich zwischen den Maskenwerten nicht zulässig ist.

Beim Javad-Empfänger (1079 Epochen, 1080 s) fehlen Positionen während 17 s (keine Masken), 24 s (20 dB-Hz), 60 s (30 dB-Hz) und 123 s (35 dB-Hz). Aus Tabelle 15 geht hervor, dass durch Einführung der Masken der Mittelwert der verwendeten Satelliten von 9 auf 7 sinkt, wenn man eine C/N_0 -Maske von 35 dB-Hz einführt. Beim U-Blox-Empfänger (2160

Epochen, 1080 s) fehlen Positionen während 0 s (keine Masken), 0,5 s (20 dB-Hz), 8 s (30 dB-Hz) und 25 s (35 dB-Hz), 32 s (40 dB-Hz). Mit Einführung der Masken sinkt die durchschnittliche Satellitenzahl von 9 auf 8 Satelliten.

Testfahrt A: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie						
Empfänger: U-Blox						
Elevationsmaske	C/N_0 -Maske	#Satelliten		HDOP	VDOP	Verfügbarkeit
[°]	[dB-Hz]	Mittelwerte	Max			
0	0	9,3	12	1,0	1,3	1,00
5	0	8,8	11	1,1	1,5	1,00
10	0	8,1	10	1,2	1,7	1,00
0	20	9,3	12	1,0	1,3	1,00
0	30	9,3	12	1,0	1,3	1,00
0	35	9,1	12	1,0	1,4	0,99
0	40	8,3	12	1,2	1,7	0,97
5	20	8,8	11	1,1	1,5	1,00
5	30	8,8	11	1,1	1,5	1,00
5	35	8,7	11	1,1	1,5	0,99
5	40	8,2	11	1,2	1,8	0,97
10	20	8,1	10	1,2	1,7	1,00
10	30	8,1	10	1,2	1,7	1,00
10	35	8,1	10	1,2	1,7	0,99
10	40	7,8	10	1,3	1,9	0,97

Tabelle 14: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Test A, U-Blox-Empfänger)

Testfahrt A: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie						
Empfänger: Javad						
Elevationsmaske	C/N_0 -Maske	#Satelliten		HDOP	VDOP	Verfügbarkeit
[°]	[dB-Hz]	Mittelwerte	Max			
0	0	8,8	12	1,2	1,6	0,98
5	0	8,8	12	1,2	1,6	0,98
10	0	8,1	10	1,3	1,7	0,98
0	20	8,8	12	1,2	1,6	0,98
0	30	8,5	12	1,2	1,7	0,98
0	35	6,9	10	1,6	2,4	0,94
5	20	8,8	12	1,2	1,6	0,98
5	30	8,5	12	1,2	1,7	0,98
5	35	6,9	10	1,6	2,4	0,94
10	20	8,1	10	1,3	1,7	0,98
10	30	8,0	10	1,4	1,9	0,98
10	35	6,9	9	1,8	2,6	0,94

Tabelle 15: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Test A, Javad-Empfänger)

2.4.4 Vergleich von geschätzter und tatsächlicher Genauigkeit

Die Kollisionserkennung stützt sich neben den Positionen auch auf deren geschätzte Genauigkeit, d.h. auf die a-posteriori Varianz-Kovarianz-Matrix (a-posteriori VKM) der Parameter. Diese resultiert aus den Annahmen für die Varianz der Beobachtungen und der Beobachtungskonfiguration (Anzahl der Beobachtung und Geometrie). Voraussetzung für eine zuver-

lässige Kollisionserkennung ist, dass die geschätzte Genauigkeit der Positionen in etwa der tatsächlichen entspricht, damit das Kollisionsrisiko weder unter- noch überschätzt wird.

Verwendet man das signalstärkeabhängige Varianzmodell, so muss die Varianz der Beobachtung bei maximaler Signalstärke angegeben werden. Es wurde angenommen, dass die Standardabweichung der Code-Beobachtung bei einem Träger-Rausch-Verhältnis von 54 dB-Hz 3 m beträgt und die Genauigkeit der Phasenbeobachtung im Bereich von Millimetern liegt. Die daraus resultierenden geschätzten Genauigkeiten werden in Abbildung 14 (blau) mit den Abweichungen von der Referenztrajektorie (schwarz) verglichen. Präsentiert wird das 95 %-Konfidenzintervall, also $1,96 \sigma$ (σ ist die geschätzte Standardabweichung). Es zeigt sich, dass die unter diesen Annahmen geschätzten Genauigkeiten sehr pessimistisch sind, die tatsächlichen Abweichungen sind deutlich kleiner.

Damit das geschätzte Konfidenzintervall besser zur tatsächlichen Genauigkeit passt, wird ein empirischer Varianzfaktor bestimmt. Dieser soll bewirken, dass die Abweichungen in 95 % aller Fälle innerhalb des mit diesem Faktor skalierten 95 %-Konfidenzintervalls liegen. Der empirisch ermittelte Faktor μ beträgt 0,8. Dieser gilt für den ländlichen Bereich und für die Testdaten der Messfahrten B und C gleichermaßen. Die resultierende Genauigkeitsschätzung ist in Abbildung 14 als rote Linie dargestellt. Nun passt das Niveau der geschätzten Genauigkeiten eher zur tatsächlichen und eignet sich daher besser zur Kollisionserkennung.

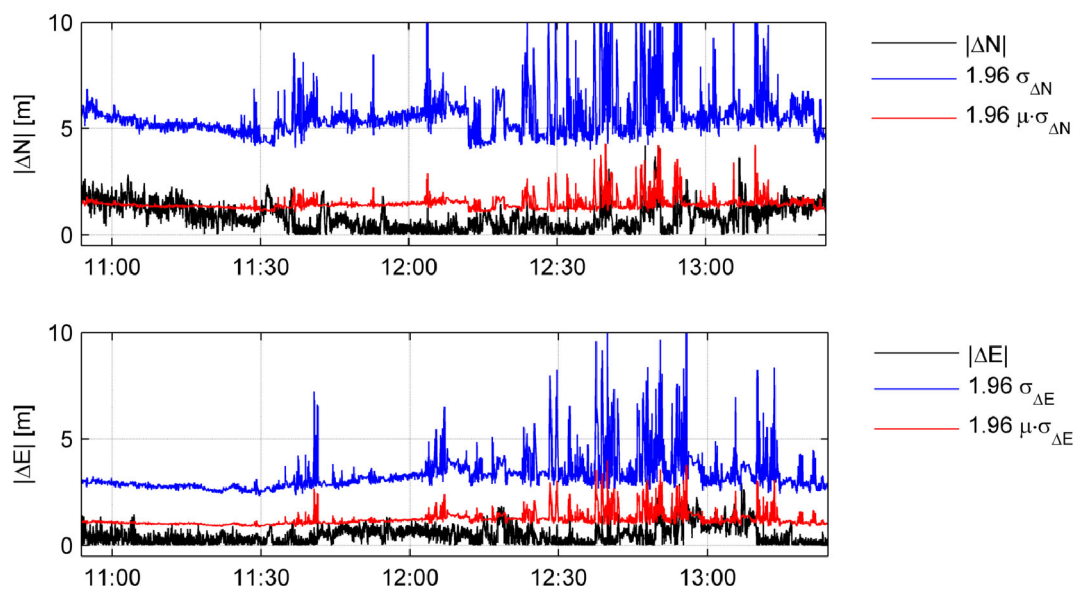


Abbildung 14: Vergleich der geschätzten Genauigkeiten (signalstärkeabhängige Gewichtung) und der tatsächlichen Abweichungen von der Referenztrajektorie (Testfahrt B)

2.4.5 Zwischenfazit Positionsbestimmung

Im ländlichen Bereich liegt die mit dem U-Blox-Empfänger erreichte horizontale Genauigkeit im Bereich von 1,7-2 m (95%-Quantil der Abweichungen von der Referenz in der Horizontalen). Die Untersuchung der Genauigkeit bezieht sich jeweils auf die gesamte Messfahrt, für die eine Referenzlösung mit fixierten Phasenmehrdeutigkeiten vorliegt.

Die Beobachtungsbedingungen sind dabei sehr unterschiedlich, weshalb die Genauigkeitsangaben als nicht zu optimistisch zu bewerten sind. Diese Genauigkeit wird erreicht, wenn die GRAPHIC-Kombination genutzt wird, die Beobachtungen nach Elevation- oder Träger-Rausch-Verhältnis gewichtet werden und eine angemessene Vorauswahl der Beobachtungen durch einen Mindestwert für die Elevation (10°) erfolgt. Den größten positiven Einfluss auf die Positionsbestimmung hat die Gewichtung. Eine Bedingung für die Signalstärke hat keinen Einfluss auf das Ergebnis. Die vorgestellten Varianzmodelle liefern ähnliche Ergebnisse.

Mit der gleichen Strategie werden in der Stadt deutlich geringere Genauigkeiten erzielt. Das 95 %-Quantil der Horizontalabweichungen liegt bei 3-4 m. Die signalstärkeabhängige Gewichtung ist dabei effektiver. Das Ergebnis lässt sich deutlich verbessern, wenn man statt der GRAPHIC-Kombination die mittels Klobuchar-Modell korrigierten Code- und Phasenbeobachtungen verwendet. Bei signalstärkeabhängiger Gewichtung und einer Mindestsignalstärke von 40 dB-Hz beträgt das 95 %-Quantil der Horizontalabweichungen 1,2 m. Dies ist sogar besser als im ländlichen Raum. Bei der Bewertung sollte man allerdings nicht vergessen, dass der urbane Teil der Testfahrt C nur 18 min umfasst, während für den ländlichen Bereich Trajektorien von der Länge mehrerer Stunden untersucht wurden. Das Ergebnis ist dennoch interessant, denn hier profitiert man offensichtlich stark von der Verwendung der „reinen“ Phasenbeobachtung. Wie die Tests zeigen, ist der Fehler, der mit dem Multipath einhergeht, größer als der, der aufgrund einer schlechteren Ionosphärenmodellierung gemacht wird.

In der Stadt wird deutlich, dass die Signalstärke ein besserer Indikator für die Beobachtungsqualität ist als die Elevation. Die darauf basierende Gewichtung führt in Verbindung mit einer C/N_0 -Maske zu den besten Ergebnissen.

Die 95 %-Quantile der Querabweichungen liegen zwischen 0,9 m (Testfahrt A) und 1,5 m (Testfahrt B) und somit im Bereich der halben Spurbreite, von dem man annimmt, dass er eine Spurerkennung ermöglichen würde. Übliche Spurbreiten liegen zwischen 2,75 m und 3,75 m (Wikipedia, 2014).

Die erreichte Genauigkeit der Positionsbestimmung ist geringer als erwartet. Studien wie z.B. von Van Bree et al. (2011) hätten vermuten lassen, dass mit ähnlicher Hardware Genauigkei-

ten von unter einem Meter (95%-Quantil der Abweichungen in Nord- und Ost-Richtung) möglich sind. Grund könnten schlechtere Messbedingungen im hier durchgeführten Test sein. Die Studien von Van Bree et al. wurden auf einer Autobahn durchgeführt, während im hier betrachteten ländlichen Szenario häufig Abschattungen durch Wald oder Gebäude bestehen.

Mit den Referenz-Empfängern werden im ländlichen Bereich leicht bessere Ergebnisse erzielt als mit dem Low-Cost-Gerät (1,3-1,8 m). Die Genauigkeit in der Stadt ist mit der aus dem ländlichen Gebiet bei Verwendung der GRAPHIC-Kombination vergleichbar. Mit dem Klobuchar Modell folgt eine Steigerung auf 1 m in der Horizontalen. Die signalstärkeabhängige Gewichtung ist nicht gleichermaßen wirkungsvoll wie beim Low-Cost-Empfänger, Gewichtung nach der Elevation führt zu besseren Ergebnissen. Ein Grund dafür könnte sein, dass die Gewichtungsfunktion den Verlauf der Fehler nicht so gut widerspiegelt. Experimente mit anderen signalstärkeabhängigen Gewichtungsfunktionen als der verwendeten wären daher interessant.

Auffällig ist, dass der U-Blox-Empfänger unter allen Bedingungen mehr Satelliten trackt. Dies führt zwar zu einer erhöhten Verfügbarkeit, allerdings sind die zusätzlich getrackten Beobachtungen häufig schlecht.

Eine exemplarisch durchgeführte echtzeitäquivalente Auswertung (mit in Echtzeit verfügbaren Satellitenorbit- und Satellitenuhreninformationen) legt nahe, dass vergleichbare Ergebnisse auch in Echtzeit, d.h. während der Autofahrt, erzielt werden könnten, wenn eine Internetverbindung bestünde. Dies wird beispielsweise durch die Untersuchungen von Van Bree et al. (2009) gestützt. Sämtliche verwendete Algorithmen sind echtzeitgeeignet.

3 Prädiktion der Fahrzeugbewegung

Drohende Kollisionen müssen, möchte man sie noch vermeiden oder abschwächen, erkannt werden, bevor sie passieren. Dazu muss man „in die Zukunft schauen“, also auf Grundlage der vorhandenen Informationen vorhersagen, wo sich ein Fahrzeug in den nächsten Sekunden befinden wird. In diesem Kapitel werden Bewegungsmodelle vorgestellt und im Hinblick auf ihre Eignung zu einer solchen kurzfristigen Trajektorienprädiktion untersucht. In vergleichbaren Arbeiten zur Kollisionserkennung erfolgt die Trajektorienprädiktion bis zu 5 s in die Zukunft (z.B. Tan und Huang (2006): 2,5 s, Herrero Zarzosa et al. (2008): 5 s).

Hat man keinen Anhaltspunkt über das vom Fahrer beabsichtigte Fahrmanöver und den Straßenverlauf, so ist eine vernünftige Annahme, dass sich an der Fahrzeugbewegung in den nächsten Sekunden nichts ändert. Man betrachtet gewisse Bewegungsparameter als konstant und prädiziert die Trajektorie mit einem auf diesen Konstanten basierenden Bewegungsmodell. Die geschätzten Fahrzeugzustände dienen dabei als Anfangswerte. Ausführliche Diskussionen häufig verwendeter Bewegungsmodelle sind in Jansson (2005), Polychronopoulos et al. (2007) und Schubert et al. (2008) enthalten. Tan und Huang (2006) verwenden in ihrem GPS-basierten Kollisionserkennungssystem bei der Prädiktion ein CTRA-Modell (Konstante Winkelgeschwindigkeit und Tangentialbeschleunigung, engl. Constant Turnrate and Acceleration). Bei Polychronopoulos et al. (2007) erfolgt je nach Fahrsituation ein Wechsel zwischen verschiedenen Modellen.

Modelle, die auf konstanter Geschwindigkeit (Constant Velocity, CV) oder konstanter Beschleunigung (Constant Acceleration, CA) basieren, haben den Vorteil, dass sie linear sind und leicht in verschiedenen Koordinatensystemen und Dimensionen formuliert werden können. Die benötigten Parameter - Position, Geschwindigkeit und Beschleunigung - lassen sich gut aus den hier vorliegenden Positionszeitreihen schätzen.

Ist die Winkelgeschwindigkeit in den Modellen als Parameter enthalten, sind diese nichtlinear. Für bodengebundene Fahrzeuge werden diese Modelle im Horizontsystem formuliert. Die Winkelgeschwindigkeit um die Vertikalachse ist äquivalent zu einer Beschleunigung, die immer normal zur Fahrzeugbahn in der Horizontalebene gerichtet ist. Von diesen Modellen wird hier das CTRV-Modell (Constant Turnrate and Velocity) betrachtet. Tabelle 16 gibt einen Überblick über die nun näher erläuterten Bewegungsmodelle.

Modell		Konstante	Zustandsvektor	Bahnform
Konstante Geschwindigkeit	CV	Geschwindigkeit	Position, Geschwindigkeitsvektor	Gerade
Konstante Beschleunigung	CA	Beschleunigung	Position, Geschwindigkeits- und Beschleunigungsvektor	Parabel
Konstante Winkel- und Bahngeschwindigkeit	CTRV	Geschwindigkeit, Winkelgeschwindigkeit	Position, Geschwindigkeit, Winkelgeschwindigkeit	Kreisbogen

Tabelle 16: Bewegungsmodelle

3.1 Bewegungsmodellbasierte Prädiktion

Zur Prädiktion werden die Prädiktionsformeln des Kalman-Filters (gesamter Algorithmus in Anhang A) verwendet. Ausgehend vom geschätzten Zustand $\hat{\mathbf{x}}_k$ mit VKM \mathbf{P} wird der Zustand $\tilde{\mathbf{x}}_{k+1}$ mit der Zustandsübertragungsfunktion Φ_k prädiziert:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_k(\hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{S}_k \mathbf{w}_k \quad (21)$$

Die Unsicherheit des kinematischen Modells wird durch das Systemrauschen \mathbf{w}_k ausgedrückt, das sich mittels \mathbf{S}_k auf den Zustand überträgt. Man betrachtet \mathbf{w}_k als normalverteilt mit Mittelwert 0 und VKM $\Sigma_{w,k}$.

Das linearisierte Modell dazu lautet:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{S}_k \mathbf{w}_k \quad (22)$$

Φ_k ist die Zustandsübertragungsmatrix. Für die Kollisionserkennung wird auch die Varianz-Kovarianz-Matrix des prädizierten Zustands $\tilde{\mathbf{P}}_{k+1}$ benötigt:

$$\tilde{\mathbf{P}}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{P}_k \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (23)$$

mit dem Systemrauschen

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{S}_k \Sigma_{w,k} \mathbf{S}_k^T \quad (24)$$

3.1.1 Konstante Geschwindigkeit

Geht man von einer gleichförmigen Bewegung aus, bewegt sich das Fahrzeug auf einer Geraden mit konstanter Geschwindigkeit. Als Anfangszustände werden Position und Geschwindigkeit benötigt. Das Modell lautet:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= (x \ y \ z \ v_x \ v_y \ v_z)^T \\ \mathbf{x}_{k+1} &= \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} \Delta t \end{aligned} \quad (25)$$

Diese Gleichung ist linear. Somit kann die Zustandsübertragungsmatrix direkt abgelesen werden:

$$\Phi_k = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (26)$$

Die zur Berechnung des Systemrauschens Q benötigten Matrizen lauten:

$$\mathbf{S}_k = \begin{pmatrix} \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t^2/2 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\Sigma}_{w,k} = \begin{pmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_a^2 \end{pmatrix} \quad (27)$$

3.1.2 Konstante Beschleunigung

Es ist davon auszugehen, dass die Annahme einer konstanten Geschwindigkeit nur in den wenigsten Fahrsituationen eine gute Approximation darstellt. An Kreuzungen, in Kurven und selbst bei der Fahrt auf der Geraden treten Beschleunigungen auf. Die Annahme einer konstanten Beschleunigung resultiert in einer parabelförmigen Bahn. Der Zustandsvektor wird um die Beschleunigungen erweitert:

$$\mathbf{x}_k = (x \quad y \quad z \quad v_x \quad v_y \quad v_z \quad a_x \quad a_y \quad a_z)^T$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} v_x \\ v_y \\ v_z \end{pmatrix} \Delta t + \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{pmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} \quad (28)$$

Wieder ist das Modell linear und Φ folgt direkt:

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & \Delta t^2/2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (29)$$

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} \Delta t^3/6 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t^3/6 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t^3/6 \\ \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t^2/2 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\Sigma}_{w,k} = \begin{pmatrix} \sigma_j^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_j^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_j^2 \end{pmatrix}$$

3.1.3 Konstante Drehrate und Geschwindigkeit

Beim CA-Modell nimmt man Beschleunigungen in alle Richtungen an. Nun geht man von einer Beschleunigung aus, die immer normal zur Trajektorie gerichtet ist. In tangentialer Richtung setzt man eine konstante Geschwindigkeit an. Das Modell wird in der Horizontalebene formuliert. Der Zustandsvektor beinhaltet nun, neben der Position und der Geschwindigkeit, die Winkelgeschwindigkeit ω . Zustandsvektor und Zustandsübertragungsgleichung lauten (Gustafsson & Isaksson, 1996):

$$\mathbf{x}_k = (x \quad y \quad v_x \quad v_y \quad \omega)^T$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi(x_k) = \begin{pmatrix} x + \frac{v_x}{\omega} \sin(\omega \Delta t) - \frac{v_y}{\omega} (1 - \cos(\omega \Delta t)) \\ y + \frac{v_x}{\omega} (1 - \cos(\omega \Delta t)) + \frac{v_y}{\omega} \sin(\omega \Delta t) \\ v_x \cos(\omega \Delta t) - v_y \sin(\omega \Delta t) \\ v_x \sin(\omega \Delta t) + v_y \cos(\omega \Delta t) \\ \omega \end{pmatrix} \quad (30)$$

Die so beschriebene Bewegung folgt einer Kreisbahn. Die Systemübertragungsgleichung ist nichtlinear, durch Linearisierung folgt:

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \frac{S}{\omega} & -\frac{1-C}{\omega} & \frac{v_y(1-C)}{\omega^2} + \frac{v_x C \Delta t}{\omega} - \frac{v_x S}{\omega^2} - \frac{v_y S \Delta t}{\omega} \\ 0 & 1 & \frac{1-C}{\omega} & \frac{S}{\omega} & -\frac{v_x(1-C)}{\omega^2} + \frac{v_y C \Delta t}{\omega} - \frac{v_y S}{\omega^2} + \frac{v_x S \Delta t}{\omega} \\ 0 & 0 & C & -S & -v_y C \Delta t - v_x S \Delta t \\ 0 & 0 & S & C & v_x C \Delta t - v_y S \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (31)$$

mit $C = \cos(\omega \Delta t)$ und $S = \sin(\omega \Delta t)$,

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} \Delta t^2/2 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t^2/2 & 0 \\ \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t \end{pmatrix}, \quad \Sigma_w = \begin{pmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_a^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_\omega^2 \end{pmatrix}$$

3.2 Schätzung der Anfangswerte für die Prädiktion

Zur Prädiktion mit den oben behandelten Modellen werden Anfangswerte benötigt. Da Glab nur Positionen schätzt, müssen die weiteren Zustandsgrößen aus der Positionszeitreihe berechnet werden (vgl. Tabelle 16). Hier erfolgt die Schätzung von Geschwindigkeit und Beschleunigung mittels Kalman-Filter.

Als Beobachtungen \mathbf{z} dienen die geschätzten Positionen, das Beobachtungsrauschen \mathbf{R} ist durch die Varianz-Kovarianz der Positionen gegeben. Das Beobachtungsmodell lautet:

$$\mathbf{x}_k = (x \quad y \quad z \quad v_x \quad v_y \quad v_z \quad a_x \quad a_y \quad a_z)^T$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{H} \mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (32)$$

mit der Designmatrix

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (33)$$

Das Systemmodell in Form der Systemübertragungsmatrix Φ stammt aus einem der zuvor vorgestellten Modelle. Der gesamte Kalman-Filter-Algorithmus ist in Anhang A dargestellt.

3.3 Berechnung des Kurses und der Winkelgeschwindigkeit

Als Kurs im Horizontsystem (hochgestelltes l) wird der Winkel zwischen der Nordrichtung und der Richtung des Geschwindigkeitsvektors bezeichnet. Dieser kann aus dem Geschwindigkeitsvektor berechnet werden. Der benötigte Geschwindigkeitsvektor im Horizontsystem \mathbf{v}^l wird durch eine Rotation der im erdfesten Koordinatensystem gegebenen Geschwindigkeiten (hochgestelltes e) berechnet:

$$\mathbf{v}^l = \begin{pmatrix} v_N \\ v_E \\ v_U \end{pmatrix} = \mathbf{R}_e^l \mathbf{v}^e \quad (34)$$

Für \mathbf{R}_e^l siehe Formel 15 . Der Kurswinkel in der Horizontalebene folgt dann unter Berücksichtigung des Quadranten und des Drehsinns aus:

$$\tan(\Theta) = \frac{v_E}{v_N} \quad (35)$$

Die Bestimmung der Winkelgeschwindigkeit ω um die vertikale Achse (Up-Achse) kann im einfachsten Fall als numerische Differentiation der Kurswinkel aufeinanderfolgender Epochen bestimmt werden, beispielsweise in Form des Differenzenquotienten:

$$\omega_k = \frac{\theta_{k-1} + \theta_{k+1}}{2\Delta t} \quad (36)$$

Die Winkelgeschwindigkeit lässt sich auch direkt aus Geschwindigkeits- und Beschleunigungsvektor im Horizontsystem berechnen (Polychronopoulos et al., 2007):

$$\boldsymbol{\omega} = \frac{(v_l \times a_l)}{\|v_l\|^2} \quad (37)$$

Die gesuchte skalare Größe ω ist die Up-Komponente dieses Vektors.

3.4 Untersuchung der bewegungsmodellbasierten Prädiktion

Um die Leistungsfähigkeit der Bewegungsmodelle bei der Prädiktion einschätzen zu können, werden diese in zwei einfachen Fahrsituationen getestet: Gerade und langgestreckte Kurve. Prädiktion und Beobachtung werden für relevante Prädiktionshorizonte von 1, 2 und 3 s anhand des RMS von Längs- und Querabweichungen verglichen. Der Vergleich erfolgt zwischen der zum Vergleichszeitpunkt beobachteten Position und den für diesen Zeitpunkt, unter Nutzung der vor 1, 2 und 3 s verfügbaren Informationen, prädizierten Positionen. Dabei wird immer angegeben, für wie weit die Fahrzeugposition in die Zukunft vorhergesagt wird. Die Angabe $t+1$ bedeutet beispielsweise, dass die Prädiktion für eine Sekunde in die Zukunft erfolgt. Der Zeitraum über den prädiziert wird, wird im Folgenden auch als Prädiktionzeitraum bezeichnet.

3.4.1 Gerade

Das Fahrzeug kommt aus einem Kreisverkehr auf eine lange Gerade. Zu Beginn findet eine leichte Beschleunigung statt. Am Ende der Geraden bremst das Fahrzeug und biegt nach rechts ab.

Der Verlauf der Abweichungen (Abbildung 15) zeigt, dass die Prädiktion der Fahrzeugposition auf der Geraden mit allen Modellen ähnlich gut vorgenommen werden kann. Die Abweichungen steigen mit dem Prädiktionzeitraum an. Bei einer Vorhersage für den Zeitraum einer Sekunde liefern die Modelle sehr ähnliche Ergebnisse. Der RMS der Querabweichungen ist ca. 10 cm geringer als der RMS der Längsabweichungen.

Die Unterschiede zwischen den Modellen werden deutlicher, wenn die Prädiktion über einen größeren Zeitraum erfolgt. Das CTRV-Modell führt nun zu den geringsten Abweichungen in Querrichtung. Der RMS bleibt bei der Prädiktion über 3 s in Längsrichtung knapp unter einem Meter. Wie man anhand des Verlaufs der Abweichungen erkennen kann, wird der größere RMS in Längsrichtung vor allem durch die Abweichungen am Anfang (Ausfahrt aus Kreisverkehr) und am Ende (Bremsen vor dem Abbiegen) der Gerade erreicht. Das Prädiktionungsverfahren ist nicht in der Lage schnell auf diese Geschwindigkeitsänderungen zu reagieren.

Bei der Prädiktion in Querrichtung weist die Prädiktion mit dem CV-Modell die geringsten Abweichungen auf (RMS von 0,5 m). Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Annahme eines konstanten Geschwindigkeitsvektors, die eine geradlinige Fahrt impliziert, der Realität auf der Geraden am besten entspricht. Störungen im Zustandsvektor führen bei der Prädiktion per CA- oder CTRV-Modell zu größeren Querabweichungen.

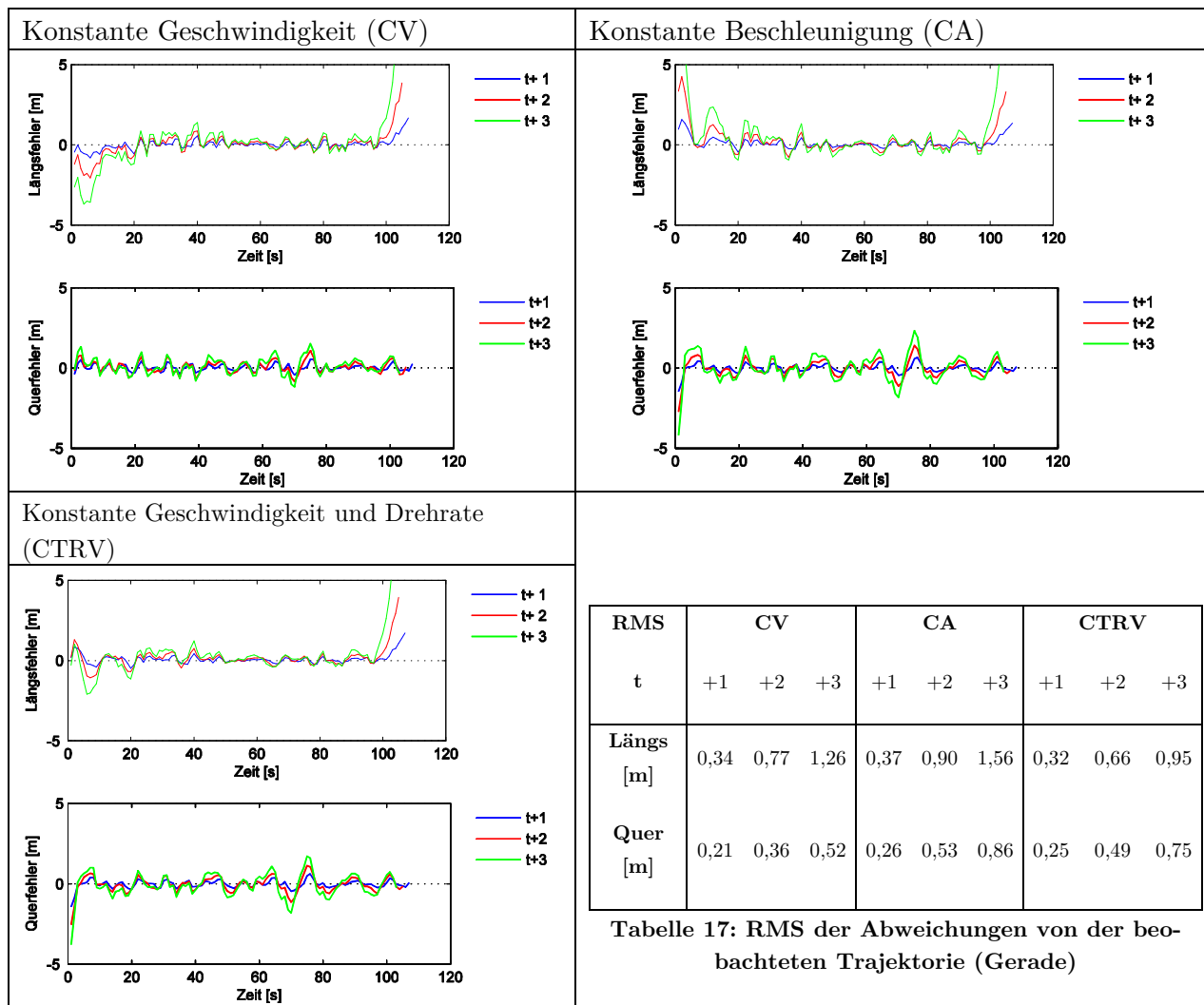


Abbildung 15: Längs- und Querabweichungen zwischen beobachteter und prädizierter Trajektorie auf der Geraden

3.4.2 Langgestreckte Kurve

Das zweite Szenario ist eine Fahrt entlang einer langgestreckten Kurve mit nahezu konstantem Radius. Die Kurve schließt direkt an eine lange Gerade an, von der aus das Fahrzeug angefahren kommt.

Die Prädiktion mit dem CV-Modell führt zu großen und mit der Prädiktionszeit stark anwachsenden Querabweichungen. Für die Prädiktion über 3 s werden Querfehler von bis zu 10 m erreicht. Auch die Längsfehler sind am Anfang der Kurve groß.

Die Abweichungen der CA- und CTRV-prädizierten Trajektorien weisen einen ähnlichen Fehlerverlauf auf. Die Abweichungen der Prädiktionen mit dem CTRV-Modell sind am geringsten. Auffällig ist das Schwingungsverhalten der Querabweichungen.

Vergleicht man die Prädiktionen von CTRV- und CV-Modell anhand von Abbildung 17, sieht man noch einmal deutlich, um wieviel die Prädiktion mit dem CTRV-Modell besser ist.

Durch das CV-Modell wird die Fahrzeugposition so prädiziert, als würde das Fahrzeug aus der Kurve herausgetragen. Hier passt die Modellannahme nicht zur Fahrsituation.

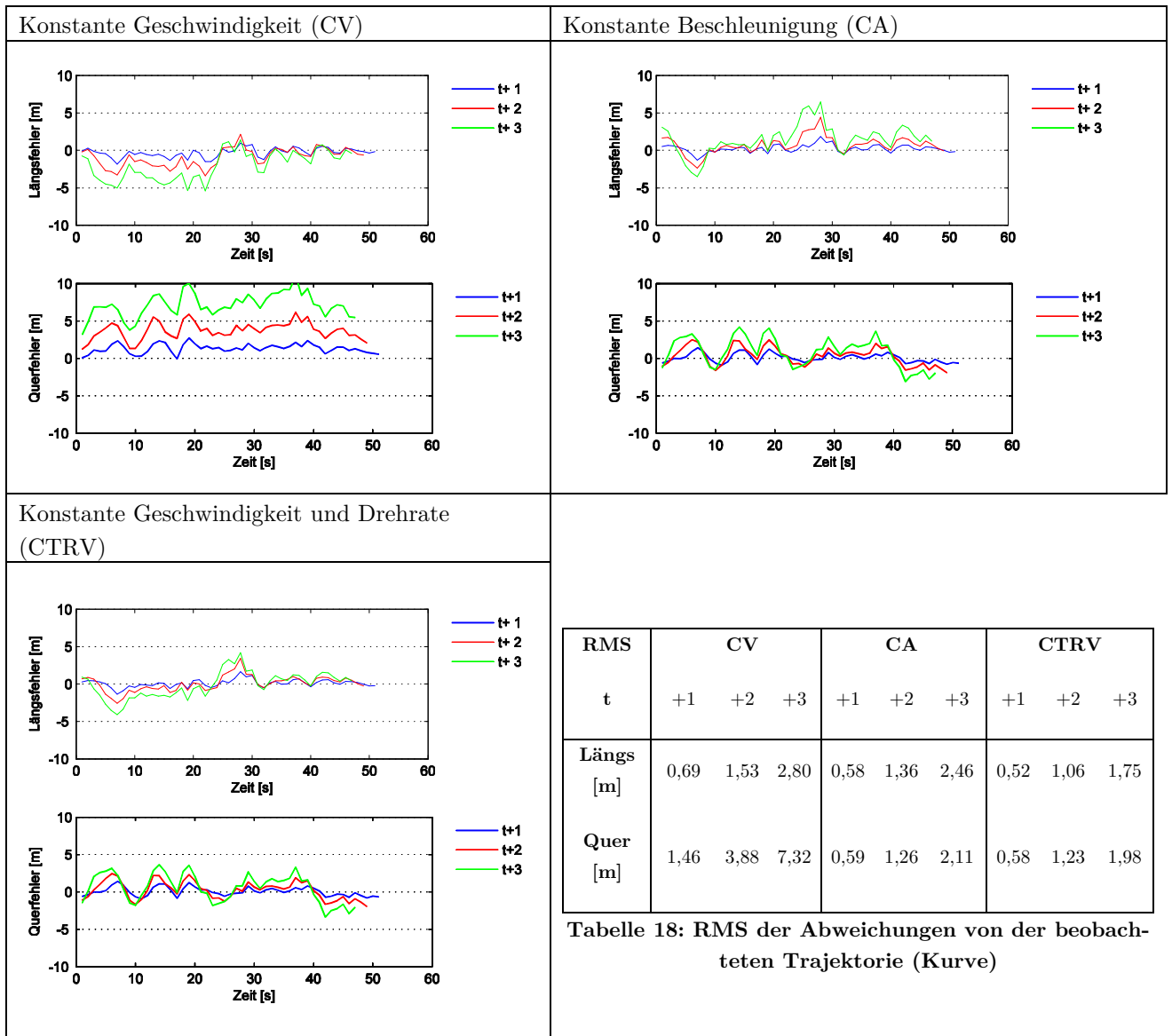


Abbildung 16: Längs- und Querabweichungen zwischen beobachteter und prädizierter Trajektorie in der Kurve

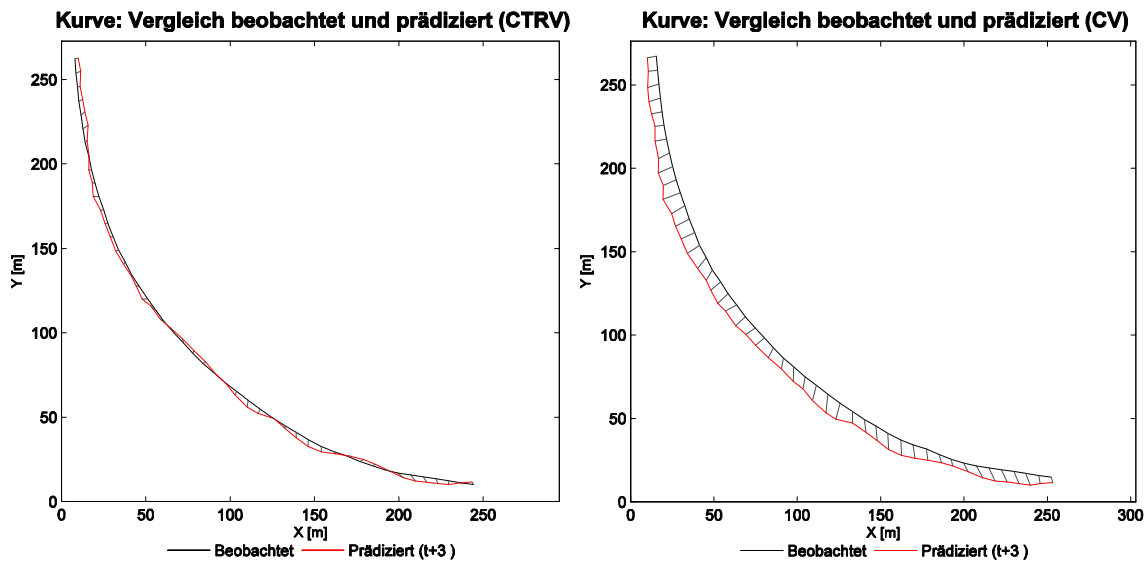


Abbildung 17: Vergleich von beobachteter (schwarz) und prädizierter (rot) Trajektorie (links: CTRV-Modell, rechts: CV-Modell). Beobachtung und Prädiktion für gleiche Zeitpunkte sind mit einer grauen Linie verbunden.

3.5 Diskussion und weitere Ansätze

Schon die beiden präsentierten Beispiele zeigen, wie schnell die bewegungsmodellbasierte Prädiktion an seine Grenzen stößt. In den betrachteten Situationen treten keine unvorhergesehene Fahrmanöver auf und der Straßenverlauf ist in einem Parameter (Winkelgeschwindigkeit bzw. Kurs) konstant. Die Unsicherheiten des Zustandsvektors und des Bewegungsmodells führen jedoch rasch zu großen Fehlern. Die höchste Genauigkeit in allen Fahrsituationen wird vom CTRV-Modell erreicht. Daher wird es im Folgenden bei der Kollisionserkennung verwendet.

Wenn die Prädiktionsgenauigkeit verbessert werden soll, müssen die durch unvorhergesehene Fahrmanöver und Änderungen des Straßenverlaufs verursachten Unsicherheiten verringert werden. Toledo-Moreo und Zamora-Izquierdo (2010) zeigen, wie durch die Fusion von Modellen für verschiedene Fahrmanöver (Spur halten, Spurwechsel, Beschleunigen, Bremsen) die Prädiktionsgenauigkeit gesteigert werden kann. Die Informationen über Kurven und Fahrspuren stammen aus speziellen digitalen Karten. Dass die Straßengeometrie auch während der Fahrt aus Radar-, Laserscanner- oder Kamerabeobachtungen abgeleitet werden kann, demonstrieren Polychronopoulos et al. (2007). In Kombination mit einem adaptiven Bewegungsmodell (Wechsel zwischen CA, CTRV und CTRA) könne dann die Trajektorie für bis zu 4 s zuverlässig prädiziert werden. In beiden Arbeiten stützt sich die Prädiktion sowohl auf GNSS-Positionen, als auch auf Beobachtungen von Inertialsensoren und Odometer.

4 Kollisionserkennung

Aufbauend auf den Grundlagen zu Positionsbestimmung und Prädiktion wird jetzt der Kern der Kollisionserkennung, die Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeiten, entwickelt. Dabei werden verschiedene Möglichkeiten zur geometrischen Modellierung eines Fahrzeugs (Punkt, Kreis, Rechteck) in Erwägung gezogen und die zugehörigen Algorithmen präsentiert. Mögliche Anwendungsfälle werden identifiziert und mit echten Daten simuliert. Ziel ist es festzustellen, inwiefern eine zuverlässige Kollisionserkennung mit dem hier vorgestellten System (Positionsbestimmung - Prädiktion - Kollisionserkennung) möglich ist.

Die geschätzten Fahrzeugzustände werden verwendet, um die Fahrzeugtrajektorie in den nächsten Sekunden vorherzusagen. Diese Zustände werden samt der Genauigkeitsinformation per C2C-Kommunikation zwischen den beteiligten Fahrzeugen ausgetauscht. Eine solche Nachricht könnte zum Beispiel Position und Geschwindigkeitsvektor inkl. Zeitstempel und die Fahrzeugmaße (Länge und Breite) enthalten. Je nach verwendetem Verfahren zur Kollisionserkennung ist auch die Übermittlung der Unsicherheiten notwendig (d.h. die vollen Varianz-Kovarianz-Matrizen).

Das Ergebnis der Kollisionserkennung dient als Entscheidungsgrundlage für den Fahrer bzw. das Fahrerassistenzsystem und soll dazu beitragen, dass Kollisionen durch einen Eingriff in die Fahrt verhindert bzw. deren Folge verringert werden können, beispielsweise durch eine Bremsung. Zumindest sollte der Fahrer rechtzeitig gewarnt werden. Es gibt verschiedene Kriterien, die hierzu verwendet werden können:

- schwellwertbasiert: Überschreiten eines Schwellwerts als Kriterium für Kollisionen
- wahrscheinlichkeitsbasiert: Überschreiten einer Wahrscheinlichkeit für eine Schwellwertüberschreitung

Der schwellwertbasierte Ansatz berücksichtigt nur die geschätzten Fahrzeugzustände, jedoch nicht deren Unsicherheiten. Eine Kollisionswarnung wird dann ausgelöst, wenn ein Parameter (beispielsweise der Abstand zwischen den Fahrzeugen oder die geschätzte Zeit bis zur Kollision) einen vorher definierten Schwellwert über- bzw. unterschreitet. Der Vorteil dieses Ansatzes ist dessen Einfachheit. Nachteilig ist, dass nicht die gesamte Information über den Fahrzeugzustand, d.h. Schätzwert und dessen Varianz-Kovarianz-Matrix, verwendet wird. Außerdem werden Warnungen unabhängig von der Wahrscheinlichkeit, dass der Gefahrenfall auch eintritt, getroffen. Daher soll dieser Ansatz hier nicht weiterverfolgt, sondern auf die Bestimmung von Kollisionswahrscheinlichkeiten eingegangen werden.

Werden Wahrscheinlichkeiten für eine Kollision angegeben, so ist es wichtig hervorzuheben, dass die Wahrscheinlichkeitsberechnung auf einer Reihe von Annahmen basiert. Mit dem stochastischen Modell der GNSS-Beobachtungen ergeben sich die theoretischen Unsicherheiten der geschätzten Positionen. Werden die Positionen nun gefiltert, um weitere Parameter

(z.B. die Geschwindigkeit) zu bestimmen, so fließt hier das Bewegungsmodell sowie das dafür angenommene Systemrauschen in die Genauigkeitsschätzung ein. Die theoretische Genauigkeit der prädizierten Fahrzeugpositionen hängt dann auch vom angenommenen Systemrauschen für das gewählte Bewegungsmodell ab. Nur wenn diese Modelle die Realität für alle beteiligten Fahrzeuge gut widerspiegeln, wird die Kollisionswahrscheinlichkeit aussagekräftig sein.

Annahmen, die nicht die aktuellen GNSS-Messbedingungen oder die tatsächlichen Genauigkeit der Bewegungsmodelle widerspiegeln, führen zu unrealistischen Wahrscheinlichkeiten und somit evtl. zu falschen Entscheidungen.

Ein einfacher Ansatz zur Anpassung des Niveaus der geschätzten Positionsgenauigkeiten an die tatsächlichen Messbedingungen wurde bereits in 2.4.4 vorgestellt. Die Abstimmung des Systemrauschens bei der Prädiktion sollte zusammen mit anderen Parametern der Kollisionserkennung so gewählt werden, dass eine zuverlässige Detektion der Kollisionen bei geringer Fehlalarmrate erfolgen kann.

4.1 Definition der Begriffe Kollision und Kollisionswahrscheinlichkeit

Wenn Fahrzeuge zusammenstoßen, verschwindet der minimale Abstand d zwischen ihren Karosserien. Geht man von unsicheren Fahrzeugzuständen aus, so muss man fragen, wie wahrscheinlich eine Kollision unter Berücksichtigung der unsicheren Zustandsgrößen ist: Wahrscheinlich ist eine Kollision, wenn der minimale Abstand zwischen den Karosserien klein wird. Wenn sich die Geometrien überlappen, ist die Kollision bereits geschehen.

Die Kollisionswahrscheinlichkeit P_K wird aufgrund dieser Überlegungen folgendermaßen definiert:

$$P_K = P(d \leq d_{min}) \text{ mit } d = \min(\|b - a\|) \quad (38)$$

$a \in \partial A$ und $b \in \partial B$, a und b sind Randpunkte der Fahrzeuge A und B. Die Ränder ∂A und ∂B resultieren aus den stochastischen Zustandsvektoren und sind somit selbst stochastisch. Die Berechnung des Minimalabstands ist abhängig von der geometrischen Modellierung der Fahrzeuge (Tabelle 19). Tan and Huang (2006) geben eine ähnliche Definition.

Die Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit setzt Kenntnis über die Verteilung des Minimalabstands voraus. Repräsentiert wird diese durch die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion f_d oder die Verteilungsfunktion F_d des als Zufallsgröße betrachteten Abstands. Im Idealfall erfolgt die Repräsentation als Funktion des Abstands d :

$$P_K = P(d \leq d_{min}) = \int_0^{d_{min}} f_d(r) dr = F_d(d_{min}) \quad (39)$$

Es müssen unterschiedliche Abstandsfunktionen in Abhängigkeit von der geometrischen Modellierung der Fahrzeuge definiert werden. Im Folgenden werden Punktabstände und Rechtecksabstände (minimaler Abstand der Rechtecke) verwendet.

4.2 Algorithmus für die Kollisionsdetektion

Die Kollisionserkennung wird exemplarisch für zwei Fahrzeuge, A und B, beschrieben. Das Verfahren ist jedoch auf beliebig viele Fahrzeuge anwendbar. Alle Berechnungen werden aus Sicht des Fahrzeugs A beschrieben. Das Fahrzeug, in dessen Rolle man sich versetzt, wird oftmals als Subjekt- oder Ego-Fahrzeug bezeichnet. Als Objekt- oder Fremdfahrzeuge werden die anderen Fahrzeuge bezeichnet.

Die Kollisionserkennung im Subjekt-Fahrzeug A läuft unabhängig von der geometrischen Modellierung wie folgt ab:

- Sobald der Funkkontakt zwischen A und B entsteht, wird ein Kollisionskoordinatensystem etabliert. Dieses Koordinatensystem wird mit einem c indiziert. Es ist zum Zeitpunkt des Erstkontakts identisch mit dem Horizontsystem an der Position von A. Während sich das Fahrzeug weiterbewegt, ändern sich Ursprung und Achsrichtungen nicht. In diesem System finden Prädiktion und Kollisionsdetektion für das Fahrzeugpaar statt.
- Zu jedem Zeitpunkt t_i , zu dem eine Positionsinformation von A vorliegt:
 - Prädiktion der Fahrzeugposition von A auf Basis der zum Zeitpunkt t_i vorliegenden Information in n Zeitschritten Δt bis zum Prädiktionshorizont t_{max} (Verwendung eines Bewegungsmodells)
 - Prädiktion der Fahrzeugposition von B (auf Basis der neuesten verfügbare Information) bis zum Prädiktionshorizont t_{max} , die Prädiktion erfolgt für die gleichen Zeitpunkte wie bei A
 - Zu jedem Zeitpunkt t_k , $t_i < t_k \leq t_{max}$, in Zeitschritten Δt wird ein Verfahren zur Berechnung von Kollisionswahrscheinlichkeiten angewendet.

Zum Zeitpunkt t_i erhält man so die Wahrscheinlichkeiten für ein Unterschreiten des Minimalabstands der Fahrzeuge $P_K(t_i + n \Delta t)$ in der Zukunft. Jetzt gibt es zwei Möglichkeiten: Entweder man greift als potentiellen Kollisionszeitpunkt denjenigen mit der höchsten Wahrscheinlichkeit heraus oder denjenigen an dem das erste Mal eine bestimmte Kollisionswahrscheinlichkeit überschritten wird. Welche Information besser als Entscheidungsgrundlage geeignet ist, soll hier nicht weiter erörtert werden. Die Entscheidung für bestimmte Aktionen aufgrund der berechneten Kollisionswahrscheinlichkeiten stellt ein eigenes Themengebiet dar (siehe hierzu Jansson und Gustafsson (2008)).

Die zeitliche Auflösung der Kollisionserkennung ergibt sich aus der Beobachtungsrate der Sensoren bzw. des Filteroutputs, den gewählten Zeitschritten Δt für die Prädiktion und dem

Prädiktionshorizont t_{max} . Die Filterrate ist ausschlaggebend dafür, wie aktuell die Informationen sind, auf denen die Prädiktion basiert. Wie aus dem vorigen Kapitel hervorgeht, nehmen die Unsicherheiten bei der Prädiktion mit der Prädiktionszeit zu. Deshalb sollte die Prädiktion immer mit den jüngsten Zuständen erfolgen. t_{max} sollte mindestens so gewählt werden, dass die relevante Zeitspanne, also 3-4 Sekunden, abgedeckt wird. Für die Wahl der Schrittweite Δt bei der Prädiktion ist die Bewegungsgeschwindigkeit von großer Bedeutung. Bei einer zu großen Schrittweite könnten Kollisionen übersehen werden. Die Wahl von Δt bestimmt außerdem die Auflösung bei der Berechnung des Kollisionszeitpunktes. Bei der Wahl dieser Parameter sollte aber auch bedacht werden, dass die Prädiktion nicht zu weit in die Zukunft erfolgen sollte, um den Rechenaufwand gering zu halten und um Fehlalarme aufgrund anwachsender Prädiktionsfehler zu vermeiden.

4.3 Modelle

Ein Fahrzeug kann mit ansteigender Komplexität als Punkt, Kreis oder Rechteck betrachtet werden (Abbildung 18). Es erfolgt eine Betrachtung der Projektion in die Horizontalebene, da Fahrzeuge an den Boden gebunden sind. Komplizierte Verkehrsknotenpunkte mit Brücken oder Unterführungen müssten dann anders berücksichtigt werden.

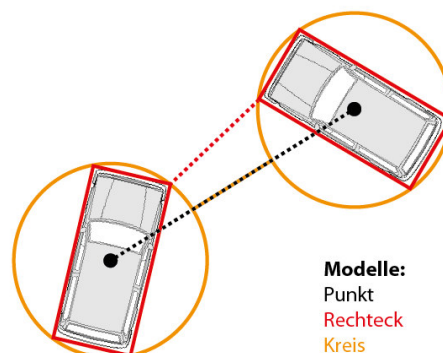


Abbildung 18: Fahrzeuge als Punkte, Kreise oder Rechtecke und die aus der jeweiligen Modellierung resultierenden Minimalabstände

Für jede Geometrie gilt eine andere Abstandsfunktion mit denen die Annäherung überprüft werden kann (Tabelle 19). Gesucht ist die Wahrscheinlichkeit dafür, dass der Fahrzeugabstand eine vorgegebene Grenze unterschreitet. Die Schwierigkeit dabei ist, neben dem Abstand, auch dessen Wahrscheinlichkeitsverteilung zu bestimmen. Die Abstandsfunktionen sind i.a. nichtlinear und die Berechnung kann kompliziert sein. Dies macht die Bestimmung der Verteilungen schwierig. Wie die gesuchten Wahrscheinlichkeiten berechnet werden können, soll nun erläutert werden.

Fahrzeugmodellierung			
	Punkt	Kreis	Rechteck
Modellparameter	Position (stochastisch)	Position (stochastisch), Kreisradius	Position (stochastisch), Raumlage (stochastisch), Fahrzeuglänge und -breite
Abstandsfunktion	Norm des Relativvektors	Norm des Relativvektors (bzgl. d. Mittelpunkte), abzüglich Radien	Minimaler Rechtecksabstand
Verteilung	Verteilung quadratischer Formen	Verteilung quadratischer For- men	Fortpflanzung von Verteilungen mit Monte-Carlo-Methode

Tabelle 19: Systematik der Kollisionserkennungsalgorithmen

Ausgangspunkt sind die Zustandsvektoren der Fahrzeuge und deren Varianz-Kovarianz-Matrizen. Diese sind mit linearen Schätzern aus Beobachtungen (unter Normalverteilungsannahme) geschätzte Größen. Es ist zweckmäßig, diese Zustände als Zufallsvektoren zu betrachten und durch ihre Wahrscheinlichkeitsverteilungen (Multivariate Normalverteilung mit Schätzwert als Erwartungswert und zugehöriger VKM) zu charakterisieren

4.3.1 Fahrzeuge als Punkte

Im einfachsten Fall werden die Fahrzeuge als Punkte betrachtet. Dazu werden die Fahrzeugpositionen sowie deren VKM benötigt.

Der Differenzvektor \mathbf{d}_{AB} und die VKM Σ_d werden aus den Fahrzeugpositionen \mathbf{p}_A und \mathbf{p}_B wie folgt berechnet:

$$\begin{aligned}\mathbf{d}_{AB} &= \mathbf{p}_B - \mathbf{p}_A \\ \Sigma_d &= \Sigma_A + \Sigma_B\end{aligned}\tag{40}$$

Wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, wird zur Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit die Verteilung des Abstands benötigt. Der Abstand der Punkte ist der Betrag des Relativvektors \mathbf{d} . Als Summe normalverteilter Größen ist \mathbf{d} normalverteilt ($\mathbf{d} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_d, \Sigma_d)$). Aufgrund von Korrelationen der Koordinatenkomponenten ist die Verteilung der Quadratsumme der Elemente des Vektors \mathbf{d} jedoch nicht einfach zu ermitteln. Da sich das Quadrat des euklidischen Abstands aber als quadratische Form schreiben lässt, kann auf Methoden zur Ermittlung der Verteilung quadratischer Formen zurückgegriffen werden.

Das Quadrat des euklidischen Abstands der Fahrzeugzentren lässt sich mit der Einheitsmatrix \mathbf{I} als quadratische Form schreiben:

$$\|\mathbf{d}\|^2 = \mathbf{d}^T \mathbf{I} \mathbf{d}\tag{41}$$

Für die Approximation der Verteilung einer solchen quadratischen Form in normalverteilten Zufallsvektoren existieren verschiedene Ansätze (Liu, Tang & Zhang, 2009). Hier wird die Matlab-Implementierung des Algorithmus' AS 106 (Sheil & O'Muircheartaigh, 1977) von Genz verwendet (<http://www.math.wsu.edu/faculty/genz/software/matlab/mvnlps.m>). Diese Funktion liefert den Wert der Verteilungsfunktion

$$F = P(\mathbf{d}^T \mathbf{I} \mathbf{d} < r^2) \quad (42)$$

Der Berechnung liegt die Vorstellung zugrunde, dass der Relativvektor von einem Punkt \mathbf{q} aus in die Ebene zeigt. Das Ende dieses stochastischen Vektors ist durch die Normalverteilung $N(\boldsymbol{\mu}_d, \boldsymbol{\Sigma}_d)$ charakterisiert. Man ist an der Wahrscheinlichkeit dafür interessiert, dass dieser Vektor innerhalb einer Kreisfläche mit Radius r und Mittelpunkt \mathbf{q} endet. Dies ist äquivalent zur Wahrscheinlichkeit dafür, dass die Relativvektorlänge kleiner als r ist. Die gesuchte Wahrscheinlichkeit erhält man durch Integration der Wahrscheinlichkeitsdichte über dieser Kreisfläche (Abbildung 19).

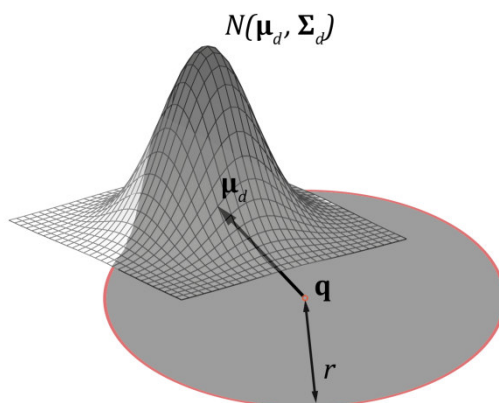


Abbildung 19: Integration der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Relativvektors über eine Kreisfläche um den Punkt \mathbf{q} . Bildlich gesprochen entspringt der Relativvektor im Kreiszentrum. Die Dichtefunktion zeigt an, wie wahrscheinlich es ist, dass der Vektor an den Orten der Ebene endet.

4.3.2 Fahrzeuge als Kreise

Geht man vom Punkt zum Kreis über, so erhält man die Abstandsfunktion

$$d_{AB} = \|\mathbf{d}_{AB}\| - (r_A + r_B) \quad (43)$$

Der Minimalabstand zweier Kreise ist also der Abstand der Mittelpunkte \mathbf{p} , abzüglich der Summe der Radien. Man erhält den minimalen Abstand der Ränder

$\partial A = \{\mathbf{p}_A + \mathbf{x} \mid \|\mathbf{x}\|^2 = r_A^2\}$ und $\partial B = \{\mathbf{p}_B + \mathbf{x} \mid \|\mathbf{x}\|^2 = r_B^2\}$ der Kreise. Jetzt wird das Fahrzeug als flächiges Objekt betrachtet, was realistischer ist als das Punktmodell.

Die Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit erfolgt wie im Falle der Punkte, der Integrationsradius wird allerdings um $r_A + r_B$ vergrößert.

4.3.3 Fahrzeuge als Rechtecke

Im Falle von als Rechteck betrachteten Fahrzeugen ist die Berechnung des minimalen Abstands deutlich komplizierter. Kennt man Position, Lage in der Ebene (ohne Drift: Kurs oder Geschwindigkeitsvektor, i.a. Yaw-Winkel y) und die Kantenlängen des minimal umgebenden Rechtecks eines Fahrzeugs (nicht stochastisch), so kann der Rand des Fahrzeugs F mit Schwerpunkt \mathbf{p}_F angegeben werden als:

$$\begin{aligned} \partial F = \{ & \mathbf{x} \in \mathbf{p}_F - \frac{\mathbf{e}_x b}{2} - \frac{\mathbf{e}_v L}{2} + \mathbf{e}_v l & (44) \\ & \cup \mathbf{x} \in \mathbf{p}_F + \frac{\mathbf{e}_x b}{2} - \frac{\mathbf{e}_v L}{2} + \mathbf{e}_v l \\ & \cup \mathbf{x} \in \mathbf{p}_F - \frac{\mathbf{e}_v L}{2} - \frac{\mathbf{e}_x B}{2} + \mathbf{e}_x b \\ & \cup \mathbf{x} \in \mathbf{p}_F + \frac{\mathbf{e}_v L}{2} - \frac{\mathbf{e}_x B}{2} + \mathbf{e}_x b, \\ & 0 \leq b \leq B \text{ und } 0 \leq l \leq L \} \end{aligned}$$

Die Breite des Fahrzeugs wird mit B bezeichnet, dessen Länge mit L . Die Vektoren

$$\begin{aligned} \mathbf{e}_v &= \begin{pmatrix} \cos(y) \\ \sin(y) \end{pmatrix} & (45) \\ \mathbf{e}_x &= \begin{pmatrix} \sin(y) \\ -\cos(y) \end{pmatrix} \end{aligned}$$

bezeichnen die Einheitsvektoren in Richtung der Fahrzeuglängs- (\mathbf{e}_v) und Querachse (\mathbf{e}_x).

Wird die Lage des Fahrzeugs in der Ebene (der Yaw-Winkel y) nicht beobachtet, dient der Geschwindigkeitsvektor als Näherung:

$$\mathbf{e}_v \approx \frac{\mathbf{v}}{\|\mathbf{v}\|} \quad (46)$$

Dies ist nur korrekt, solange das Fahrzeug in der vorgesehen Bewegungsrichtung fährt (d.h. nach „vorne“ oder „hinten“) und es nicht driftet (Ausrichtung Längsachse entspricht Bewegungsrichtung). Wenn Beobachtungen eines Inertialmesssystems (Drehraten und Beschleunigungen) zur Verfügung stehen, kann die Lage des Fahrzeugs in der Ebene (der Yaw-Winkel y) beobachtet werden.

nigungen) vorhanden sind, kann die Raumlage des Fahrzeugs unabhängig von dessen Bewegungsrichtung bestimmt werden.

Der Abstand zwischen zwei Rechtecken wird berechnet, indem die minimale Distanz zwischen den Eckpunkten des einen und den Seiten des anderen Rechtecks ermittelt wird. Dies muss für die Eckpunkte beider Fahrzeuge durchgeführt werden. Der kleinste aller acht so ermittelten Abstände ist der minimale Rechtecksabstand. Der gesamte Algorithmus ist in Anhang B beschrieben.

Diese Berechnung ist „kompliziert“: Die Berechnung des Abstands zwischen Punkt und Gerade erfolgt mit Skalarprodukten, es werden unterschiedliche Fälle betrachtet. Es stellt sich die Frage, wie die Unsicherheit des Zustandsvektors hier korrekt fortgepflanzt werden kann. Zuvor wurde zwar gezeigt, wie es möglich ist, den Wert der entsprechenden Verteilung der euklidische Distanz zu berechnen, allerdings besteht nun das Problem, dass die Koordinaten der Eckpunkte des Rechtecks unsicherheitsbehaftet sind und diese Unsicherheit auch dazu führt, dass die Kandidaten für die Punkte geringsten Abstands „unsicher“ sind. Eine Linearisierung des Modells und die Anwendung des Fehlerfortpflanzungsgesetzes erscheint nicht sinnvoll. Um Wahrscheinlichkeiten für eine Kollision zu berechnen, muss eine andere Lösung gefunden werden.

Für Fälle in denen die Fortpflanzung von Verteilungen mit dem auf Linearisierung beruhende Fehlerfortpflanzungsgesetz nicht sinnvoll anwendbar ist (Schwierigkeiten bei der Berechnung partieller Ableitungen des Modells, die Verteilung der berechneten Größe ist nicht die Normalverteilung oder eine t-Verteilung, das Modell ist beliebig kompliziert), empfiehlt der Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement (GUM) in einer Zusatzpublikation (JCGM, 2008) die Anwendung einer Monte-Carlo-Methode. Beispiele für die Nutzung eines Monte-Carlo-Ansatzes in der Kollisionserkennung sind in (Jansson, 2005; Jansson & Gustafsson, 2008) zu finden.

Angewendet auf das hier betrachtete Problem ist das Vorgehen zur Fortpflanzung der Verteilungen dabei nach GUM wie folgt:

1. Den Eingangsgrößen wird jeweils eine Wahrscheinlichkeitsdichte zugewiesen. Bei den Eingangsgrößen handelt es sich um die geschätzten Zustandsvektoren \mathbf{A} und \mathbf{B} der Fahrzeuge A und B, deren Verteilung eine multivariate Normalverteilung mit dem Schätzwert als Erwartungswert ist.
2. Mit diesen Verteilungen wird eine große Anzahl n von Realisierungen der Zufallsvektoren \mathbf{A} und \mathbf{B} erzeugt (Sampling)
3. Für jeweils ein Paar der Realisierung von \mathbf{A}_i und \mathbf{B}_i wird der minimale Abstand d_i mit dem im Anhang C beschriebenen Algorithmus berechnet.

Das Ergebnis ist eine diskrete Repräsentation der Verteilung des Rechtecksabstands. Es können dessen Mittelwert, Momente und Konfidenzbereiche berechnet werden.

Die Kollisionswahrscheinlichkeit wird aus dem Ensemble der Abstände berechnet:

$$P(d \leq d_{min}) = \frac{\sum_{i=1}^n \delta(d_i, d_{min})}{n}, \quad (47)$$

Dabei wird die Funktion

$$\delta(d, d_{min}) = \begin{cases} 0, & d > d_{min} \\ 1, & d \leq d_{min} \end{cases} \quad (48)$$

Genutzt, um bei der Summation festzustellen, ob die Distanz kleiner gleich dem Minimalabstand d_{min} ist und somit einen Kollisionsfall darstellt. Es wird demnach die Anzahl der Ergebnisse kleiner d_{min} („Kollision“) durch die Anzahl aller Ergebnisse geteilt. Das Ergebnis ist die Kollisionswahrscheinlichkeit.

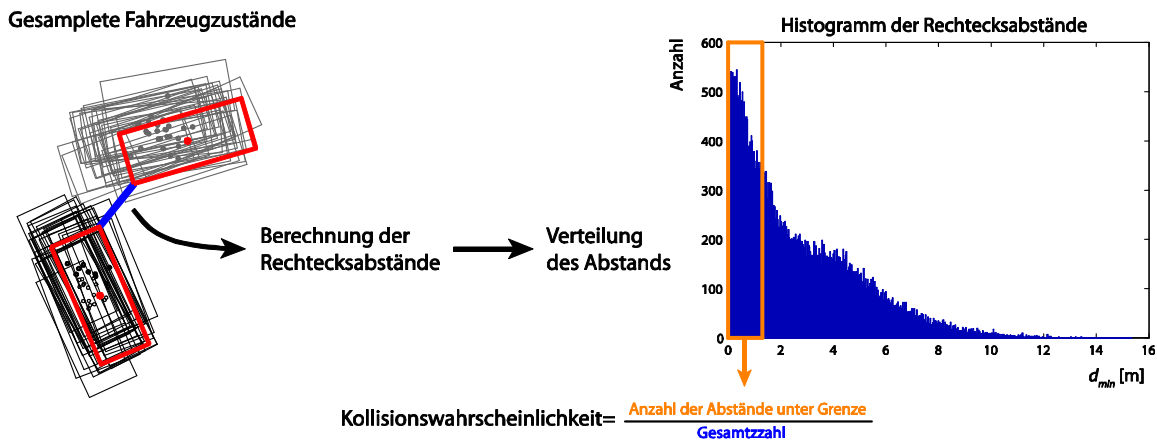


Abbildung 20: Schematische Darstellung der Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit mit der Monte-Carlo-Methode

Auf diese Weise wird die gesamte Unsicherheit des Verfahrens berücksichtigt. Die Verteilung der Zufallsvariablen wird durch die Samples approximiert. Je größer deren Anzahl, desto genauer ist das erhaltene Ergebnis. Darin liegt allerdings auch der Nachteil dieser Methode: der Rechenaufwand. Daher ist es wichtig die Anzahl der Samples so zu wählen, dass sich der Aufwand in Grenzen hält.

In Abbildung 20 ist dargestellt, wie die Kollisionserkennung auf der Basis der gesampelten Rechtecke abläuft. Dabei handelt es sich um eine Darstellung der in 4.4.2 näher untersuchten Kollisionssituation an einer Kreuzung. Auf der linken Seite ist eine zufällige Auswahl von 30 Fahrzeugsamples zu sehen. Exemplarisch ist angedeutet, wie zwischen einem Paar der Recht-

ecksabstand berechnet wird. Das Histogramm der Rechtecksabstände auf der rechten Seite zeigt, wie die Abstände verteilt sind.

Um einen Eindruck davon zu bekommen, welche Formen die Verteilung des Rechtecksabstands annehmen kann, werden zwei Beispiele betrachtet (Abbildung 21). Die Konfiguration, bei der die Fahrzeugseiten parallel stehen, führt zu einer Verteilung, die mehr als einen Gipfel aufweist. Dies ist darauf zurückzuführen, dass bei der Berechnung des Rechtecksabstands verschiedene Fälle geprüft werden. Wenn sich die Kandidaten für die Punkte kürzesten Abstands aufgrund der Unsicherheiten auf verschiedenen Kanten befinden, kann es sein, dass zwei Szenarios wahrscheinlich sind. Das zweite Beispiel zeigt eine typische Kreuzungssituation. Hier besitzt die Verteilung nur einen Gipfel. Die Kandidaten für die Punkte kürzesten Abstands liegen immer an der oberen rechten Ecke des blauen Fahrzeugs und auf der unteren Kante des roten Fahrzeugs. Diese Beispiele zeigen, dass die Verteilung verschiedene Formen annehmen kann und dass diese Form deutlich komplizierter sein kann, als die Normalverteilung.

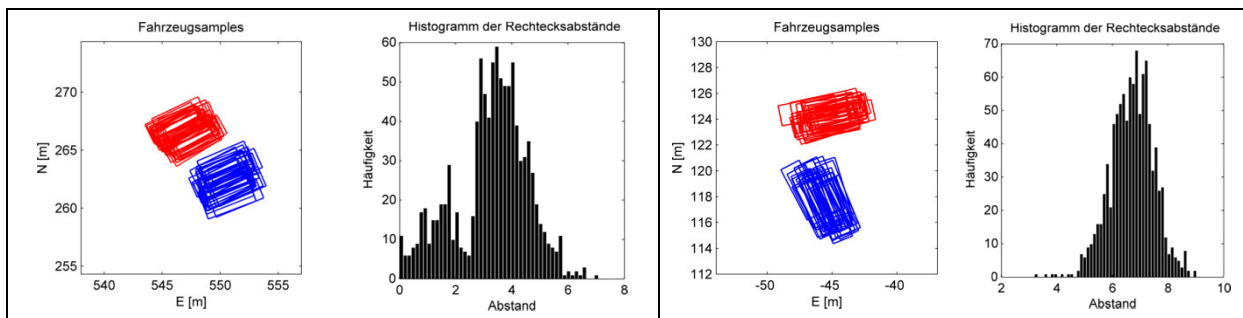


Abbildung 21: Beispiel für Fahrzeugsamples und Histogramm der Abstände

4.4 Test der Kollisionserkennung durch Simulation

Abschließend erfolgt die Simulation einiger Kollisionsfälle und die Anwendung der Kollisionserkennungsverfahren.

Ein auf GNSS-basierendes kooperatives Kollisionserkennungssystem ist auch dort verfügbar, wo sichtbasierte Systeme nicht funktionieren. Ohne Manövererkennung und Unterstützung der Prädiktion durch Karteninformationen bleibt die Kollisionserkennung auf Fälle beschränkt, in denen sich die Fahrerintention aus dem letzten Zustandsvektor ergibt („weiterfahren wie bisher“).

Solche Fälle sind zum Beispiel:

- Stehendes oder langsames Hindernis bei eingeschränkter Sicht,
- Vorbeifahren,
- Kreuzung mit Sichtbehinderung.

In Abbildung 22 sind relevante Kollisionssituationen dargestellt.

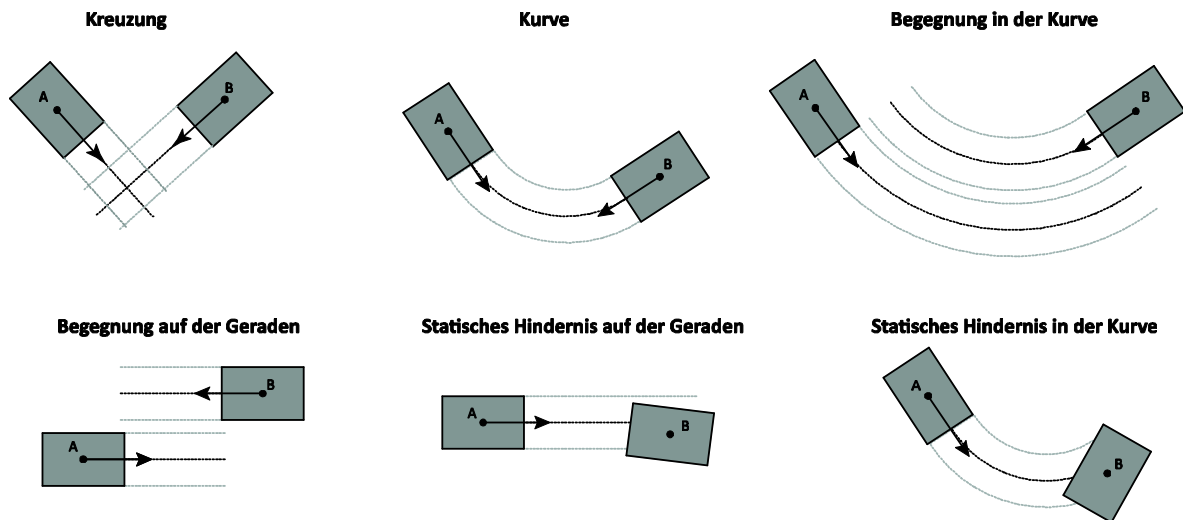


Abbildung 22: Einige relevante Kollisionssfälle

Da es nicht möglich ist, Kollisionen mit echten Fahrzeugen nachzustellen, ohne dass diese Schaden nehmen, wird mit Simulationen gearbeitet. Hierzu wird die Trajektorie einer Testfahrt in Segmente zerschnitten. Sich räumlich schneidende Segmente können dann zeitlich so verschoben werden, dass es nicht nur zu räumlichen, sondern auch zu zeitlichen Überschneidungen zwischen den Fahrzeugwegen kommt. Diese Verschiebung basiert auf einer mit den Referenzdaten, simulierten Kollision. Auf diese Weise sind der „wahre“ Kollisionsort und der Kollisionszeitpunkt als Referenz bekannt. Dies ermöglicht die Validierung der Kollisionserkennung.

Ein Beispiel: An einer Kreuzung wurden mit einem Fahrzeug verschiedene Fahrmanöver durchgeführt (Überqueren, Abbiegen, Bremsen etc.). Nachträglich wurden die zu den einzelnen Manövern gehörenden Segmente extrahiert (Abbildung 23, links). Nun wurden die Zeitstempel zweier sich räumlich schneidender Abschnitte so manipuliert, dass die Fahrzeuge kollidieren (Abbildung 23, rechts). So kann getestet werden, ob die Kollisionserkennungsalgorithmen diese Situation erfassen und den Kollisionszeitpunkt richtig vorhersagen.

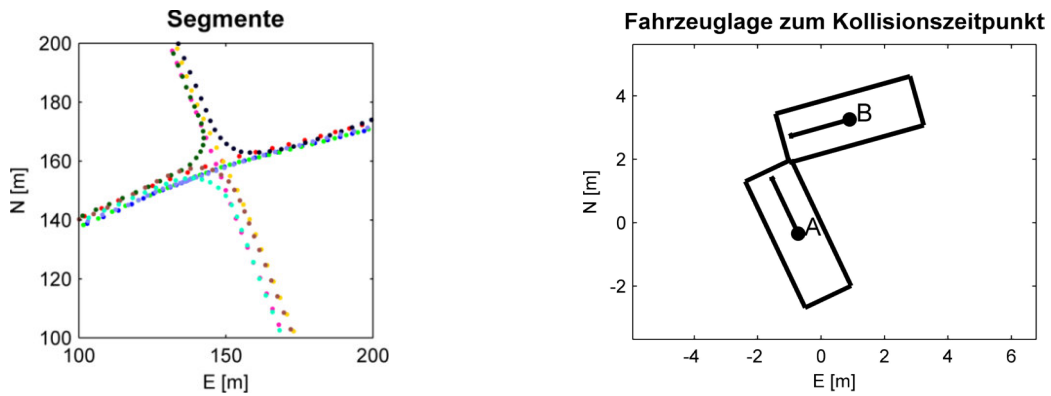


Abbildung 23: Segmente für die Simulation einer Kreuzungssituation (links) und Fahrzeuglage zum simulierten Kollisionszeitpunkt (rechts)

Prinzipiell kann man drei Fälle der Simulation unterscheiden: (1.) Die Trajektoriensegmente schneiden sich räumlich, also wird eine Kollision simuliert (erzeugen einer zeitlichen Überschneidung), oder (2.) die Trajektorien schneiden sich nicht räumlich, so wird durch zeitliche Verschiebung nur ein Vorbeifahren simuliert. Eine weitere Möglichkeit (3.) ist die Platzierung statischer Hindernisse auf der Fahrbahn.

Zu 1.: In diesem Fall wird zuerst der räumliche Schnittpunkt der Referenztrajektorien bestimmt. Dabei werden die Fahrzeuge als Rechtecke modelliert. Den Zuständen der beiden Trajektorien mit denen die Kollision geschieht, wird nun der Zeitstempel „0“ zugeordnet. Die anderen Zeitstempel werden entsprechend angepasst. So kann der Fehler der Kollisionserkennung bei der Simulation direkt aus dem Ergebnis abgelesen werden. Es wird der Separating-Axes-Test angewandt, der sehr effizient die Kollision zweier Flächen prüft (Anhang C).

Zu 2.: Solche Szenarien dienen hauptsächlich dazu, das Verhalten des Algorithmus' bei Annäherung der Fahrzeuge ohne Kollision zu untersuchen. Den Trajektorienstücken wird an beliebigen Stellen der Zeitstempel „0“ zugeordnet.

Zu 3.: Statische Hindernisse können frei auf dem Fahrzeugweg platziert werden. Die Zeitneuordnung entfällt in diesem Fall.

Dieses Vorgehen erlaubt eine Simulation unter realistischen Bedingungen und liefert gleichzeitig eine Abschätzung der Genauigkeit des Verfahrens.

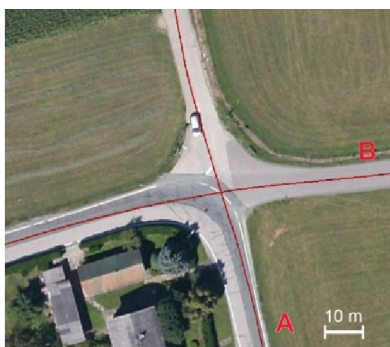
4.4.1 Tests

Alle Simulationen werden mit den am 19.02.2014 und 24.02.2014 aufgezeichneten Daten durchgeführt. Es wird die beste Positionslösung aus Kapitel 2.4. für den ländlichen Raum verwendet (C/N_0 -abhängige Gewichtung, Elevationsmaske 10° , C/N_0 -Minimalwert von 35 dB-Hz). In allen Fällen erfolgt die Nutzung der Daten des U-Blox-Empfängers. Zur Berechnung des Referenzkollisionszeitpunkts wird die RTK-Referenzlösung herangezogen. Die Prä-

diktion erfolgt mit dem CTRV-Bewegungsmodell. Sämtliche Berechnungen wurden in Matlab implementiert.

Parameter für den Kollisionserkennungsalgorithmus:

- Fahrzeugmaße:
 - Breite: $b = 1,8$ m
 - Länge: $l = 4,4$ m
- Prädiktionshorizont: 4 s
- Zeitschritte: 0,1 s
- Minimalabstand: 0,75 m (Rechteck), $\sqrt{b^2 + l^2} + 0,75$ m (Kreis)
- VKM des Zustands: Geschätzte VKM aus Filterung, Anpassung des Genauigkeitsniveaus nach 2.4.4
- Prozessrauschen:
 - $\sigma_v = 1$ m für N- und O-Komponente
 - $\sigma_\omega = 0,5$ rad/s



Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt

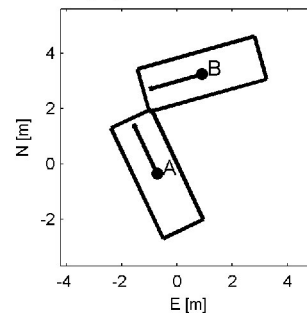


Abbildung 24: Zur Simulation des Kreuzungsszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt



Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt

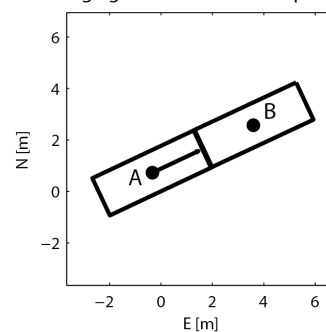


Abbildung 25: Zur Simulation des Geradenszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt

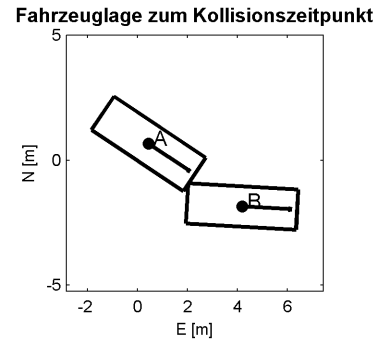
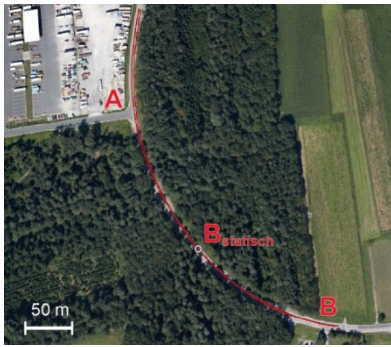


Abbildung 26: Zur Simulation des Kurvenszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt

4.4.2 Kreuzung

Zwei Fahrzeuge fahren ungebremst auf eine Kreuzung zu. Womöglich besteht eine Sichtbehinderung durch Gebäude oder Bäume, sodass die Sicht auf den kreuzenden Verkehr eingeschränkt ist. Auf der Kreuzung kommt es zur Kollision. Dieser Fall könnte an unregelmäßigen Kreuzungen eintreten. Das Szenario hat auch Ähnlichkeiten zur Situation an einem Bahnübergang. Dort könnte unter sehr ähnlichen Bedingungen eine Kollision zwischen Zug und Auto stattfinden.

Die zur Simulation verwendeten Trajektoriensegmente sind in Abbildung 24 dargestellt. Die Zeitstempel werden so manipuliert, dass es zur in Abbildung 24 dargestellten Unfallsituation kommt. Fahrzeug A rammt Fahrzeug B von der Seite. Die Fahrzeugwege schneiden sich nahezu im rechten Winkel. Die Geschwindigkeit von Fahrzeug A schwankt beim Durchfahren der Kreuzung zwischen 10 und 13 m/s. Fahrzeug B beschleunigt im betrachteten Abschnitt von 10 auf 15 m/s.

Die zur Simulation verwendeten Daten wurden an einer Kreuzung im ländlichen Raum aufgezeichnet. Die Straßen verlaufen in Nord-Süd- und Ost-West-Richtung. Südwestlich der Kreuzung stehen einige Gebäude, ansonsten ist diese von Feldern umgeben (Abbildung 24).

In Abbildung 27 ist der Verlauf der Kollisionserkennung grafisch dargestellt. Die Darstellung ist von oben nach unten und von links nach rechts zu lesen. Zu jedem Zeitpunkt t erfolgt die Prädiktion der Fahrzeugzustände in Zeitschritten von 0,1 s bis zum Prädiktionshorizont von 4 s. Die Prädiktionszeitpunkte sind als Punkte eingezeichnet, die diese umgebenden Zelle (Breite: Abstand der Prädiktionsschritte, Höhe: Abstand der Beobachtungszeitpunkte) ist entsprechend der berechneten Kollisionswahrscheinlichkeit eingefärbt.

Die Referenzkollision (Abbildung 24, rechts) geschieht zum Zeitpunkt 0. Die ermittelte Kollisionswahrscheinlichkeit sollte also für Prädiktionszeitpunkte $t + t_k$, die nahe bei 0 liegen, am höchsten sein. Dieser Zeitpunkt ist durch die mittlere diagonale Linie dargestellt, die den

Abstand bis zur Kollision symbolisiert. Die Linien oberhalb und unterhalb entsprechen einem Fehler bei der Schätzung des Kollisionszeitpunkts von 0,5 s. Dann, wenn keine Kollision stattfindet (z.B. bei der Begegnung auf der Geraden) werden die Diagonalen nicht dargestellt, die Zeit t steht in diesen Fällen in keinem Zusammenhang mit einer Kollision und ist frei gewählt.

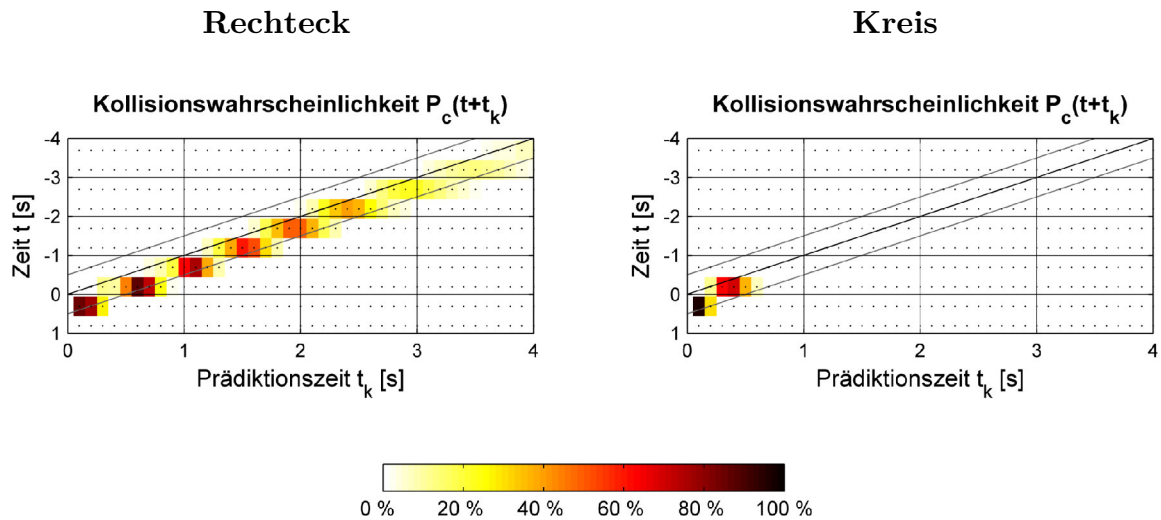


Abbildung 27: Kreuzungsszenario, Darstellung des Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_c . Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden (links: Rechteck, rechts: Kreis).

Die Erkennung der Kollision erfolgt bei der Rechteckmodellierung bereits 4 Sekunden vor der Kollision. Die Wahrscheinlichkeit bleibt allerdings unter 10 %. Mit der Zeit wächst die Wahrscheinlichkeit für eine Kollision kontinuierlich an und die Schätzung des Kollisionszeitpunkts wird stabiler. Dies äußert sich darin, dass sich Zellen mit höheren Wahrscheinlichkeiten herausbilden. Die geschätzte Zeit bis zur Kollision liegt 0,2 – 0,4 s über dem Referenzwert, d.h. die Kollision wird zeitlich später verortet, als sie stattfindet.

Bei Verwendung des Kreisflächen-Modells wird die Kollision erst 0,69 s vorher erkannt. Für eine wirksame Kollisionswarnung wäre dies zu spät.

4.4.3 Begegnungen in der Kurve und auf der Geraden

Relevant sind auch Fälle, in denen die Fahrzeuge nicht kollidieren, sondern aneinander vorbeifahren. Begegnungsverkehr ist im Straßenverkehr die Regel und darf nicht zur Erkennung von Kollisionen führen. Deshalb soll hier das Verhalten der Algorithmen bei Begegnungen auf der Geraden (Situation aus Abbildung 25) und in einer Kurve (Situation aus Abbildung 26) untersucht werden.

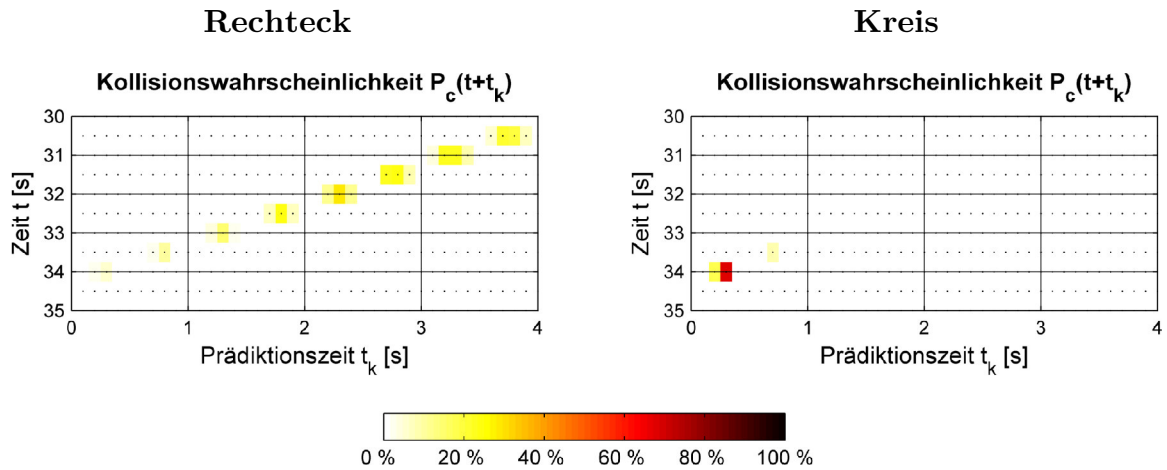


Abbildung 28: Vorbeifahrt auf der Geraden, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_c auf der Geraden. Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden (links: Rechteck, rechts: Kreis)

Bei der Vorbeifahrt auf der Geraden zeigt die Simulation mit dem Rechteckmodell geringe Kollisionswahrscheinlichkeiten für den gesamten Zeitraum (Abbildung 28). Zwischen 30 und 31 s wächst die Wahrscheinlichkeit auf 30 %, bevor sie wieder abnimmt. Mit dem Kreismodell wird beim Vorbeifahren nur während des Zeitraums von zwei Sekunden eine Kollision für wahrscheinlich gehalten.

Für die Vorbeifahrt in der Kurve werden zwei Simulationsergebnisse dargestellt. Die Simulationen unterscheiden sich darin, dass die Fahrzeuge an anderen Stellen der Kurve aneinander vorbeifahren.

Die betrachtete Kurve weist eine gleichmäßige Krümmung auf. Der Verlauf des geschätzten Kurses der Fahrzeuge ist nahezu linear steigend (A) bzw. fallend (B). Zu Beginn beschleunigen die Fahrzeuge bevor sie dann eine konstante Geschwindigkeit von 10 – 18 m/s annehmen.

Im ersten Fall wird die Situation von beiden Modellen richtig erfasst, die Fahrzeuge fahren aneinander vorbei und kollidieren nicht. Unter Verwendung des Rechteckmodells wird über den Zeitraum von 7 s eine geringe Kollisionswahrscheinlichkeit (weniger als 15 %) angegeben. Das entgegenkommende Fahrzeug wird also erfasst, die Wahrscheinlichkeit für eine Kollision aber als gering eingeschätzt. Mit dem Kreismodell wird nur zu einer Epoche eine Kollision als wahrscheinlich eingeschätzt.

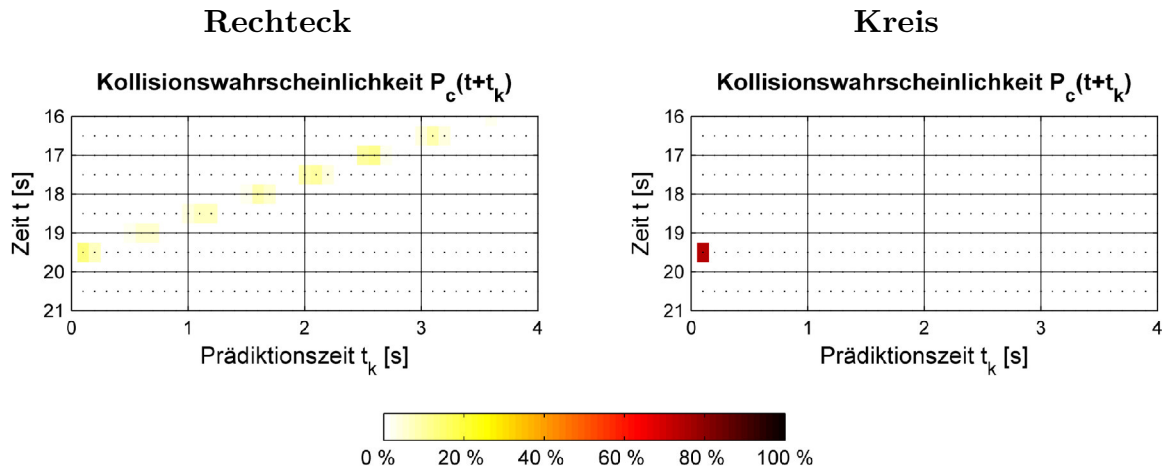


Abbildung 29: Vorbeifahrt in der Kurve, Fall 1, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_c in der Kurve. Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden (links: Rechteck, rechts: Kreis).

Bei der Vorbeifahrt an einer anderen Stelle ergibt die Kollisionserkennung auf der Basis des Rechtecks ansteigende Wahrscheinlichkeiten. Die höchste Wahrscheinlichkeit beträgt 46 %. Unter der Annahme kreisförmiger Fahrzeuge wird lediglich zu einer Epoche eine Kollision als wahrscheinlich angegeben.

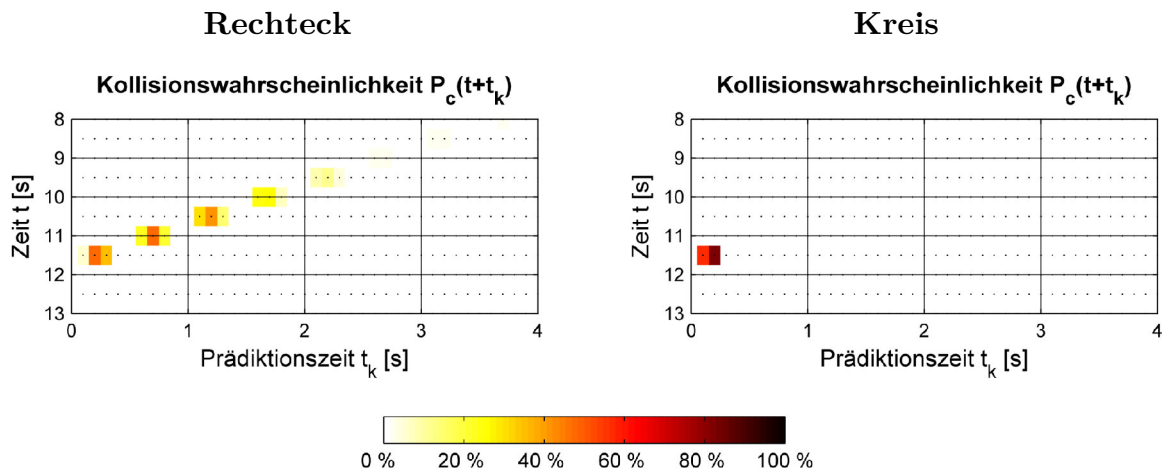


Abbildung 30: Vorbeifahrt in der Kurve, Fall 2, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_c in der Kurve. Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden (links: Rechteck, rechts: Kreis).

4.4.4 Hindernis auf der Geraden

Der einfachste Fall ist ein stehendes Hindernis auf der Geraden (Situation aus Abbildung 25). Auch wenn dies eine Situation ist, die gut mit anderen Sensoren (sichtbasiert, z.B. Radar) abgedeckt werden kann, soll der Kollisionserkennungsalgorithmus für diesen Fall getestet werden.

Beide Modelle erkennen die Kollision frühzeitig und es werden hohe Wahrscheinlichkeiten berechnet. Mit dem Rechteckmodell wird 3,78 s vor der Kollision die Wahrscheinlichkeit für eine Kollision mit 80 % angegeben. Die Wahrscheinlichkeit steigt in den folgenden Sekunden weiter an. Die Kollision wird stabil für den Zeitpunkt 0,22 s vorhergesagt. Mit der kreisbasierten Berechnung beträgt die Kollisionswahrscheinlichkeit 3,78 s vor der Kollision 98 % und wächst auch weiter auf fast 100 %. Die Kollision wird stabil für den Zeitpunkt 0,22 s vorhergesagt.

Vergleicht man die Bilder der Wahrscheinlichkeiten, so fällt auf, dass die Kreismodellierung zu „schärferen“ Ergebnissen führt, d.h. es weisen weniger Zellen höhere Wahrscheinlichkeiten auf. Allerdings ist der berechnete Kollisionszeitpunkt wieder zu spät.

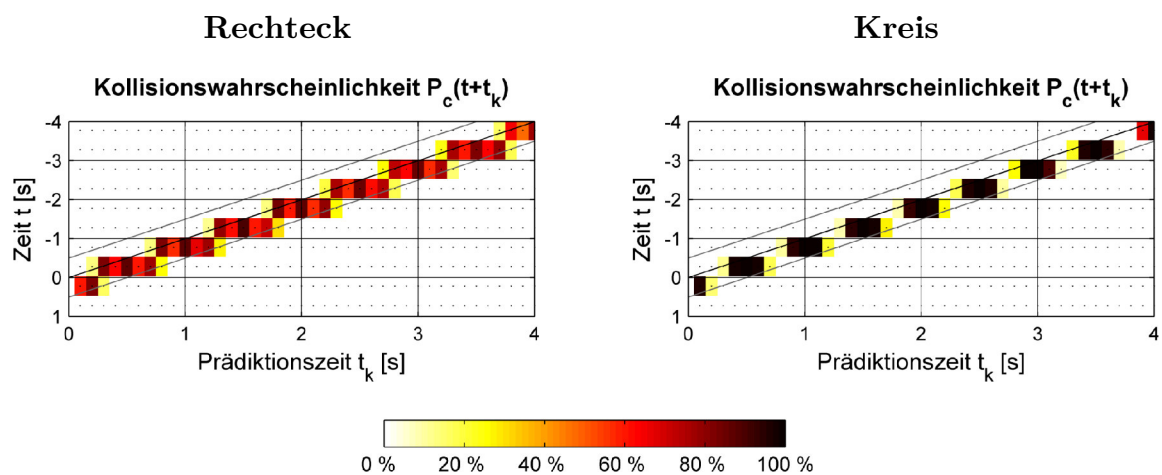


Abbildung 31: Hindernis auf der Geraden, Darstellung des Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_C auf der Geraden. Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden. (links: Rechteck, rechts: Kreis).

4.4.5 Hindernis in der Kurve

Nun wird ein stehendes Hindernis in einer langgestreckten Kurve betrachtet. Von nicht einsehbaren Stauenden in der Kurve oder liegengebliebenen Fahrzeugen gehen dort Gefahren aus. Beide Varianten der Kollisionserkennung erkennen das Hindernis, sobald der Prädiktionshorizont bis zum Referenzkollisionszeitpunkt reicht. Die erste Schätzung des Kollisionszeitpunkts beträgt 0,27 s mit Wahrscheinlichkeit 79 % (Kreis) bzw. 0,17 s mit Wahrscheinlichkeit 42 % (Rechteck). Die Kollisionswahrscheinlichkeiten steigen in beiden Fällen im weiteren Verlauf an. Der Kollisionszeitpunkt wird auch hier zu spät geschätzt.

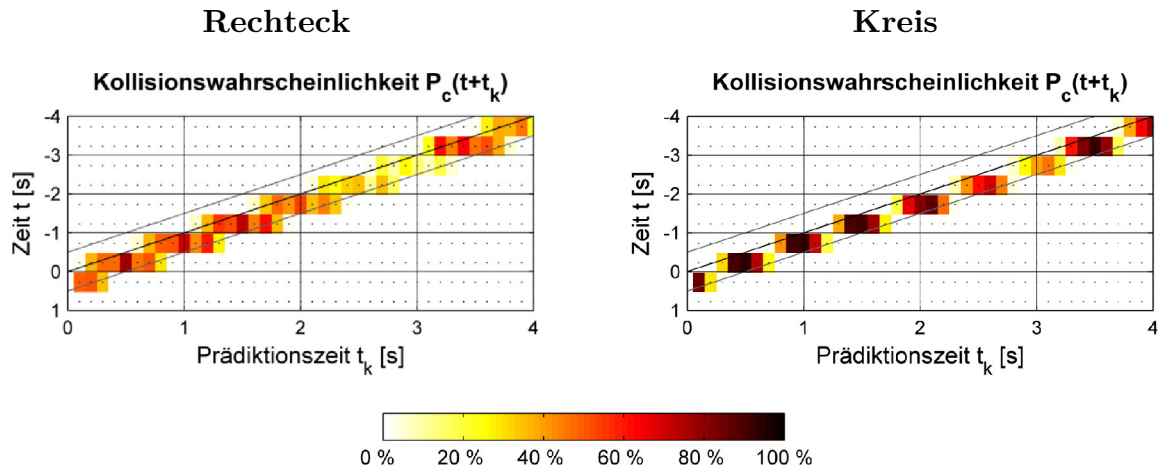


Abbildung 32: Hindernis in der Kurve, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit P_c in der Kurve. Zum Zeitpunkt t berechnete Wahrscheinlichkeit für eine Kollision in t_k Sekunden (links: Rechteck, rechts Kreis).

4.4.6 Vergleich der Modelle

Mit dem Rechteckmodell wird die Situation an der Kreuzung frühzeitig erkannt und die Kollisionswahrscheinlichkeiten aufgrund der statischen Hindernisse wurden richtig eingeschätzt. In den Begegnungssituationen werden nur niedrige Wahrscheinlichkeiten ermittelt, die, anders als bei tatsächlichen Kollisionsfahrten, nicht mit der Zeit anwachsen oder abnehmen. In einem Fall bei der Begegnung in der Kurve (Abbildung 30) liegt eine falsche Erkennung einer Kollision vor.

Bei Nutzung des Kreismodells werden im Falle der statischen Hindernisse sehr früh hohe Kollisionswahrscheinlichkeiten berechnet. Die Erkennung erfolgt hier zuverlässig. Die Kollision an der Kreuzung wird allerdings zu spät für eine effektive Reaktion erkannt. Ein ähnliches Verhalten zeigt sich auch in den Begegnungssituationen. Hier erst werden in den letzten Momenten vor der Vorbeifahrt fälschlicherweise hohe Kollisionswahrscheinlichkeiten erreicht, während beim Annähern der Fahrzeuge die Kollision als gänzlich unwahrscheinlich eingestuft wird. Da aber eine gewisse Wahrscheinlichkeit für eine Kollision durchaus gegeben ist, wenn zwei Fahrzeuge mit großer Geschwindigkeit aufeinander zufahren (selbst wenn diese sich dann um wenige Meter verfehlen), scheint dies nicht der Situation gerecht zu werden.

Dabei könnte es sich um ein Abstimmungsproblem des Algorithmus' handeln, das sich zusammen mit der durch das Kreisflächenmodell als zu groß angenommenen Breite des Fahrzeugs (vgl. Abbildung 18) negativ auf die Kollisionserkennung auswirkt. Die Wahl eines Mindestabstands für die Kollisionserkennung sowie das bei der Prädiktion angenommene Prozessrauschen beeinflussen maßgeblich das Niveau der berechneten Kollisionswahrscheinlichkeiten. Je größer der Minimalabstand und je geringer das Prozessrauschen gewählt wird, desto höher

sind die berechneten Kollisionswahrscheinlichkeiten. Bei Frontalkollisionen (statisches Hindernis in der Kurve und auf der Geraden) liefert das Kreismodell ähnliche Ergebnisse wie das Rechteckmodell.

Die Rechenzeiten für den kreisbasierten Algorithmus sind etwa halb so lang wie die der Monte-Carlo-Simulation. Pro Beobachtungsepoche dauert die Prädiktion und die Berechnung von Kollisionswahrscheinlichkeiten ca. 0,5 s (Prädiktion in 0,1 s-Schritten bis zum Prädiktionshorizont von 4 s). Prädiktion und Monte-Carlo-Simulation (1000 Samples) dauern ca. 1,2 s. Wenn wie hier mit 2 Hz-Beobachtungen gearbeitet wird, läuft die Kollisionserkennung mit dem Kreismodell also gerade in Echtzeit ab. Die Monte-Carlo-Simulation erfordert mehr als die doppelte Rechenzeit und läuft somit erst ab Beobachtungsraten von über 1 Hz in Echtzeit. Diese Rechenzeiten wurden auf einem Rechner mit Intel Core i-5 Prozessor (2,3 GHz) und 4 GB Arbeitsspeicher unter Windows 7 (64 bit) mit Matlab 7.11.0 (R2010b) ermittelt.

5 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Arbeit wurde ein GNSS-basiertes kooperatives Kollisionserkennungssystem entworfen und anhand von Simulationen getestet. Grundlage für alle Schritte der Kollisionserkennung stellt die Positionsbestimmung mit GNSS (hier nur GPS) dar. Die damit ermittelten Positionen sowie weitere Zustandsgrößen werden per C2C zwischen den Fahrzeugen ausgetauscht. Die Kollisionserkennung findet dann innerhalb der einzelnen Fahrzeuge mit den ausgetauschten Informationen statt.

Ein solches kooperatives System muss möglichst kostengünstig sein, um schnell Verbreitung zu finden. Daher wurde im Hinblick auf die Kosteneffizienz und unter Berücksichtigung der Genauigkeitsanforderungen Einfrequenz-Precise-Point-Positioning als Positionsbestimmungsverfahren ausgewählt. Neben einer mobilen Internetverbindung wird dabei keine spezielle lokale Infrastruktur benötigt. Es kann unentgeltlich auf die GNSS-Infrastruktur des IGS zurückgegriffen werden. Die benötigten Informationen (Satellitenorbit- und Uhrenkorrekturen) stehen über den IGS Real Time Service in Echtzeit über das Internet zur Verfügung. Der Einsatz preisgünstiger Einfrequenz-Empfängertechnik trägt zur Kosteneffizienz bei.

Eine ausführliche Untersuchung der Positionsbestimmungsgenauigkeit (Abschnitt 2.4) im ländlichen und städtischen Umfeld hat ergeben, dass die Genauigkeit der Positionsbestimmung mit einem preisgünstigen Empfänger eine Fahrspurerkennung ermöglichen würde. Dies gilt in vielen Studien als Minimalanforderung für eine Kollisionserkennung. Im ländlichen Bereich liegt das 95%-Quantil der Querabweichungen von einer Referenztrajektorie bei 1,4 m. In der Stadt wurden 0,9 m erreicht. Die Längsabweichungen (95%-Quantil) betragen 1,4 m im ländlichen Szenario und 1,1 m in der Stadt.

Der Positionsbestimmung ging eine Untersuchung des unter unterschiedlichen Beobachtungsbedingungen gesammelten Beobachtungsmaterials eines Low-Cost-Empfängers voraus (Abschnitt 2.3). Dabei wurde der Zusammenhang zwischen Signalstärke, Elevation und Code-Fehler aufgrund lokaler Effekte (v.a. Multipath) untersucht. Die darauf basierende Gewichtung der Beobachtungen, sowie der Einsatz von angepassten Elevations- und Signalstärkebeschränkungen tragen wesentlich zur erreichten Genauigkeit bei.

In einfachen Fahrsituationen (Gerade und Kurve) wurden verschiedene Bewegungsmodelle für die kurzfristige Trajektorienprädiktion untersucht (Abschnitt 3.4). Dabei hat sich die Annahme konstanter Bahn- und Winkelgeschwindigkeit (CTRV-Modell) am besten bewährt. Es zeigt sich dennoch, dass die Prädiktionsfehler schnell mit dem Prädiktionszeitraum anwachsen, wenn die Bewegungsannahmen nicht zur Fahrsituation passen.

Bei der Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeiten (Kapitel 4) wurden zwei Fahrzeugrepräsentationen in Erwägung gezogen: Kreis und Rechteck. Da bei einer Kollision der Abstand zwischen den Karosserien verschwindet, wird als Kollisionswahrscheinlichkeit die

Wahrscheinlichkeit für das Unterschreiten eines minimalen Fahrzeugabstands berechnet. Die Schwierigkeit besteht darin, die Wahrscheinlichkeitsverteilung der Abstände zu bestimmen. Für den Abstand von Kreisen und Rechtecken wurde gezeigt, wie dies gelingt.

Abschließend wurden einige Kollisionsszenarien mit echten Daten simuliert (Abschnitt 4.4). In den betrachteten Fällen gelingt die rechtzeitige Erkennung der Kollisionen mit dem Rechteckmodell. Das Kreismodell liefert ähnliche Ergebnisse solange die Fahrzeugbreite in der Kollisionssituation nicht von Bedeutung ist. Andernfalls wird die Kollisionswahrscheinlichkeit unterschätzt. Der Nachteil des bei der Kollisionserkennung offensichtlich zuverlässigeren Rechteckmodells ist der größere Rechenaufwand. Mit der aktuellen Matlab-Implementierung wäre die Kollisionserkennung nicht in Echtzeit möglich. Die vorgestellte Fortpflanzung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen mit der Monte-Carlo-Methode ist rechenintensiv. Daher gilt es, neben der Verbesserung der Effizienz des implementierten Algorithmus (Parallelisierung), zu untersuchen, wie viele Samples tatsächlich verwendet werden müssen, um die Kollisionswahrscheinlichkeit mit ausreichender Genauigkeit berechnen zu können. Dem steht die Echtzeittauglichkeit, aber auch die schlechtere Kollisionserkennung des Kreismodells gegenüber.

Das hier beschriebene System umfasst drei Komponenten (Positionsbestimmung, Prädiktion und Kollisionserkennung). Diese könnten nun unabhängig voneinander verbessert werden. Das größte Verbesserungspotential besteht nach Ansicht des Autors bei der Positionsbestimmung, d.h. der Bestimmung der Anfangswerte für die Trajektorienprädiktion und bei der Trajektorienprädiktion selbst.

Ansatzpunkte für die Verbesserung der Positionsbestimmung könnten die Verfeinerung des Filters bei der Positionsbestimmung (vor allem Ausreißerdetektion), die Nutzung weiterer GNSS (Erhöhung der Verfügbarkeit, mehr Beobachtungen, größere Redundanz) und die Erweiterung der Sensorkonfiguration sein (direkte Beobachtung der Fahrzeugausrichtung und Stützung der Positionsbestimmung). Außerdem sollte die Möglichkeit der Festsetzung ganzzahliger Phasenmehrdeutigkeiten im PPP-Verfahren in Betracht gezogen werden. Dies ließe neben einer Verkürzung der Konvergenzphase auf wenige Minuten einen großen Genauigkeitsgewinn erwarten (Odijk et al., 2014).

Die Prädiktion könnte durch Einbeziehung von Informationen über den zukünftigen Straßenverlauf (beispielsweise aus digitalen Straßenkarten) und durch eine Fahrmanövererkennung unterstützt werden. Die Untersuchungen von Polychronopoulos et al. (2007) oder Toledo-Moreo und Zamora-Izquierdo (2010) zeigen, dass so die Prädiktionsfehler deutlich verringert werden können.

Hier wurden alle notwendigen Schritte demonstriert, die zur Berechnung von Kollisionswahrscheinlichkeiten führen. Welche Schlüsse daraus zu ziehen sind, wurde nicht behandelt. Mög-

liche Aktionen, die auf Grundlage der Kollisionswahrscheinlichkeiten ausgelöst werden könnten, sind Bremsungen, die Vorbereitung der Fahrzeugsysteme auf die Kollision (z.B. Vorspannen der Sicherheitsgurte, Vorbereiten der Airbags) oder die bloße Warnung des Fahrers.

Die Zukunft wird zeigen, ob sich die C2C-Technik durchsetzt. Wenn viele am Verkehr teilnehmende Fahrzeuge mit dieser Technik ausgestattet werden, wäre das hier vorgestellte System eine gute Möglichkeit, um die Fahrerassistenzsysteme zu erweitern. Es wurde gezeigt, dass Kollisionen mit relativ einfachen Verfahren und Sensoren erkannt werden könnten. Die aufgedeckten Verbesserungspotentiale lassen vermuten, dass sich die Leistungsfähigkeit noch deutlich steigern lässt. Ziel muss eine zuverlässige Kollisionserkennung bei möglichst geringer Fehlalarmrate sein. Dies würde einen wichtigen Beitrag zur Erhöhung der Sicherheit im Straßenverkehr und zur Vermeidung schwerer Unfälle darstellen.

Anhang

A Kalman-Filter

Zur Schätzung des zeitveränderlichen Systemzustands \mathbf{x}_k wird häufig der Kalman-Filter verwendet (Hofmann-Wellenhof et al., 2007). Dazu wird ein dynamisches Modell in Form der Zustandsübertragungsmatrix Φ_k und der Matrix des Prozessrauschens \mathbf{Q}_k benötigt. Die mit diesem Modell von Epoche zu Epoche fortgepflanzten Systemzustände (Prädiktion, Kennzeichnung mit einer Schlange) werden aufgrund der Beobachtungen \mathbf{z}_k und der zugehörigen Matrix des Messrauschens \mathbf{R}_k korrigiert (Gewichtung über die Kalman-Matrix \mathbf{K}_k , Mess-Update). Die resultierenden geschätzten Größen werden mit einem Dach gekennzeichnet. Die Systemzustände sind über die Designmatrix \mathbf{H}_k mit den Beobachtungen verknüpft:

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (49)$$

Berechnung des Kalman-Gains:

$$\mathbf{K}_k = \tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (50)$$

Mess-Update:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \tilde{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \tilde{\mathbf{x}}_k) \quad (51)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \tilde{\mathbf{P}}_k$$

Prädiktion:

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_k \hat{\mathbf{x}}_k \quad (52)$$

$$\tilde{\mathbf{P}}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{P}_k \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k$$

B Der Abstand zweier Rechtecke

Zur geometrischen Modellierung der Fahrzeuge in der Ebene bieten sich minimal umschließende Rechtecke an. Die meisten Karosserieformen lassen sich so sehr gut approximieren. Der Minimalabstand zwischen Rechtecken lässt sich wie folgt ermitteln:

Berechne den Abstand zwischen allen Punkten des einen Rechtecks und allen Kanten des anderen. Wiederhole diese Prozedur für das zweite Rechteck. Der minimale Abstand ist der kleinste der so berechneten Abstand. Wichtig ist, dass der Abstand Punkt-Kante und nicht der Abstand Punkt-Gerade berechnet wird, die Länge der Geraden muss auf die Kantenlänge eingeschränkt werden.

Abstand zweier Rechtecke

Es seien \mathbf{P}_i^A und \mathbf{P}_i^B mit $i = \{1,2,3,4\}$ die Eckpunkte der Fahrzeuge A und B (gegeben z.B. im Uhrzeigersinn) sowie $\mathbf{a}_i = \mathbf{P}_i^A + \lambda(\mathbf{P}_{i+1}^A - \mathbf{P}_i^A)$ und $\mathbf{b}_i = \mathbf{P}_i^B + \lambda(\mathbf{P}_{i+1}^B - \mathbf{P}_i^B)$ mit $0 \leq \lambda \leq 1$ die zugehörigen Kanten.

$$d_{min} = \infty \tag{53}$$

Für alle $i \in \{1,2,3,4\}$

$$d_{\mathbf{P}_i^A, \mathbf{b}_i} = \text{Abstand - Punkt - Kante}(\mathbf{P}_i^A, \mathbf{b}_i)$$

$$d_{\mathbf{P}_i^B, \mathbf{a}_i} = \text{Abstand - Punkt - Kante}(\mathbf{P}_i^B, \mathbf{a}_i)$$

$$d_{min} = \min(d_{\mathbf{P}_i^A, \mathbf{b}_i}, d_{min})$$

$$d_{min} = \min(d_{\mathbf{P}_i^B, \mathbf{a}_i}, d_{min})$$

Ende

Abstand-Punkt-Kante

Mit dem Einheitsvektor \mathbf{e}_k in Richtung der Kante \mathbf{k} und der Projektion a des Punkts auf diese Richtung

$$\mathbf{e}_k = \frac{\mathbf{k}}{\|\mathbf{k}\|} \tag{54}$$

$$a = \langle \mathbf{P}, \mathbf{e}_k \rangle$$

ergibt sich der Lotfußpunkt \mathbf{L} von \mathbf{P} auf \mathbf{e}_k

$$\mathbf{L} = \mathbf{P}_{k,1} + a \mathbf{e}_k \quad (55)$$

Der minimale Rechtecksabstand folgt dann mit

$$d = \begin{cases} \|\mathbf{P} - \mathbf{L}\|, 0 \leq a \leq l & (\text{Lotfußpunkt liegt auf der Kante}) \\ \|\mathbf{P} - \mathbf{P}_1\|, a < 0 & (\text{Lotfußpunkt liegt nicht auf der Kante}) \\ \|\mathbf{P} - \mathbf{P}_2\|, a > l & (\text{Lotfußpunkt liegt nicht auf der Kante}) \end{cases} \quad (56)$$

C Kollisionsdetektion für Rechtecke: Separating-Axis-Test

Wenn man feststellen möchte, ob zwei Rechtecke kollidieren, kann der effiziente Separating-Axis-Test verwendet werden. Dieser Test wird in der Computergrafik angewendet, im Internet finden sich viele Tutorials, z.B. von Chong (2012). Die Idee des Tests ist wie folgt: Wenn eine Achse existiert, bezüglich der sich die Projektionen der betrachteten Rechtecke nicht überlappen, sind die Rechtecke getrennt. Diese Achse nennt man dann trennende Achse (Separating Axis). Als Kandidaten für trennende Achsen kommen die Kantenrichtungen der Rechtecke in Frage.

Es seien \mathbf{P}_i^A und \mathbf{P}_i^B mit $i = \{1,2,3,4\}$ die Eckpunkte der Fahrzeuge A und B (gegeben z.B. im Uhrzeigersinn). Die Kantenrichtungen der Rechtecke seien gegeben durch jeweils zwei Einheitsvektoren \mathbf{e}_1 und \mathbf{e}_2 .

Nun werden die Eckpunkte beider Rechtecke auf diese Einheitsvektoren projiziert. Hier wird der gesamte Prozess für die Kantenrichtungen des Rechtecks A gezeigt, dieser müsste für B wiederholt werden:

Für alle $i \in \{1,2,3,4\}$ (57)

$$a_{i,1} = \langle \mathbf{P}_i^A, \mathbf{e}_1^A \rangle$$

$$a_{i,2} = \langle \mathbf{P}_i^A, \mathbf{e}_2^A \rangle$$

$$b_{i,1} = \langle \mathbf{P}_i^B, \mathbf{e}_1^A \rangle$$

$$b_{i,2} = \langle \mathbf{P}_i^B, \mathbf{e}_2^A \rangle$$

Ende

Jetzt wird auf Kollision geprüft.

Wenn gilt:

$$\max(a_{i,1}) > \min(b_{i,1}) \text{ und } \min(a_{i,1}) > \max(b_{i,1}), \quad (58)$$

sowie

$$\max(a_{i,2}) > \min(b_{i,2}) \text{ und } \min(a_{i,2}) > \max(b_{i,2}),$$

folgt, dass sich die Projektionen auf e_1^A und e_2^A überschneiden. Dies bedeutet, dass die Rechtecke kollidieren. Wenn auf diese Weise keine Überschneidung festgestellt wird, wird der Test für die Kantenrichtungen des Rechtecks B (e_1^B und e_2^B) durchgeführt. Erst dann kann geschlossen werden, dass die Rechtecke tatsächlich nicht überlappen.

D Glab-Konfigurationen

Beispielhaft werden die für eine typische Einfrequenz-PPP-Batch-Auswertung in Glab verwendeten Programmargumente aufgeführt. In der linken Spalte sind die Befehle zu finden. Diese werden in der rechten Spalte kurz erklärt. Mit einem Stern versehene Argumente sind nur in der im Rahmen dieser Arbeit modifizierten Glab-Version verwendbar.

Befehl	Kommentar
#Input	Daten
-input:obs Dateipfad	Beobachtungen im Rinex-Format
-input:clk Dateipfad	Uhreninformationen im Clk-Format
-input:orb Dateipfad	Orbits im sp3-Format
-input:dc1 Dateipfad	P1C1 DCB im DCB-Format
-input:dc2 Dateipfad	P1P2 DCB entweder aus Rinex-Navigationsdatei (TGD) oder im DCB-Format
-input:klb Dateipfad	Parameter des Klobuchar-Modells aus Rinex-Navigationsdatei
-input:ant Dateipfad	Antennendatei
-input:rec Dateipfad	Empfängerbeschreibung
# PREPROCESS	Konfiguration der Vorverarbeitung der Messdaten
-pre:dec 0	Keine Dezimierung des Beobachtungsmaterials
-pre:setrepcos calculate	Keine Näherungskordinaten bekannt, Schätzung einer ersten Position
-pre:eclipse	Ausschluss aufgehender Satelliten
-pre:cs:l1c1	Cycle-Slip-Detektor: Verwende Differenz Code-Phase
-pre:cs:l1c1:max 15	Cycle-Slip-Detektor: Parameter
-pre:cs:l1c1>window 100	Cycle-Slip-Detektor: Fensterlänge
-pre:cs:l1c1:slope 5	Cycle-Slip-Detektor-Option
-pre:availf G1	Verfügbare Frequenzen, hier GPS L1
-pre:smooth 0	Keine Code-Glättung
-pre:snrmask* 30	Ausschluss von Beobachtungen aufgrund der Signalstärke*
-pre:elevation 10	Elevationsmaske
# MODELLING	Modellbildung und Korrekturen
-model:dc1:p1p2 RINEX	Quelle für P1-P2 DCB: aus RINEX-Datei, alternative: aus DCB-Datei
-model:dc1:p1c1 strict	Quelle für P1-C1 DCB: aus DCB-Datei
-model:satellitehealth	Berücksichtigen von Informationen zur Satellitengesundheit
-model:satclocks	Korrektur des Satellitenuhrenfehlers
-model:satmovinflight	Korrektur aufgrund Satellitenbewegung während Signallaufzeit
-model:earthrotinflight	Erdrotationskorrektur
-model:satphasecenter	Korrektur des Satellitenphasenzentrums
-model:relclock	Relativistische Uhrenkorrektur
-model:iono Klobuchar	Ionosphärenkorrektur mit dem Klobuchar-Modell
-model:trop	Nominelle Troposphärenkorrektur durchführen
-model:trop:nominal Simple	Nominelle Troposphärenkorrektur: verwendetes Modell
-model:trop:mapping Niell	Nominelle Troposphärenkorrektur: Mappingfunktion
-model:windup	Phasen-Wind-Up-Korrektur
-model:solidtides	Erdezeitenkorrektur
-model:relpath	Relativistische Korrektur
-model:orbit:deg 9	Grad der zur Orbitinterpolation verwendeten Funktion

-model:clock:deg 1	Grad der zur Uhreninterpolation verwendeten Funktion
--model:recphasecenter	Keine Korrektur der Empfängerantennenphasenzentrumsvariation
--model:arp	
# FILTER	Filterdesign
-filter:nav kinematic	Kinematischer Filter
-filter:trop	Ionosphärenparameter schätzen
-filter:phi:dr 0	Zustandsübertragung Positionen, 0=kinematisch
-filter:phi:clk 0	Zustandsübertragung für Uhrenparameter
-filter:phi:trop 1	Zustandsübertragung für Troposphärenparameter
-filter:phi:amb 1	Zustandsübertragung für Mehrdeutigkeiten
-filter:q:dr 1e8	Prozessrauschen Position
-filter:q:clk 9e10	Prozessrauschen Empfängeruhrenfehler
-filter:q:trop 1e-4	Prozessrauschen Troposphärenparameter
-filter:q:amb 0	Prozessrauschen Mehrdeutigkeiten
-filter:p0:dr 1e8	Anfangs-Zustandsrauschen
-filter:p0:clk 9e10	Anfangs-Positionsrauschen
-filter:p0:trop 0.25	Anfangs-Troposphärenrauschen
-filter:p0:amb 400	Anfangs-Mehrdeutigkeitsrauschen
-filter:select 2 C1C G1C	Zu verwendete Beobachtungen, nach RINEX-Standard
-filter:fixedweight Beob. Std.	entweder feste Gewichtung
-filter:elevweight Beob. a b c	oder elevationsabhängige Gewichtung
-filter:weighting* SNRweight	oder signalstärkeabhängige Gewichtung*
-filter:snrweight* 1 s(C/N ₀) C/N ₀	
# OUTPUT section	Ausgabenachrichten
-print:info	Informationen zur Prozessierung
-print:output	Ergebnisse (Positionen etc.)

Tabellen

Tabelle 1: Übersicht über die relevanten Effekte nach Heßelbarth.....	6
Tabelle 2: Übersicht über die IGS Produkte	10
Tabelle 3: Details zur Ausstattung des Testfahrzeugs bei den verschiedenen Testfahrten.....	25
Tabelle 4: Abweichungen von der Referenztrajektorie für Testfahrten B und C (GRAPHIC- Linearkombination)	29
Tabelle 5: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt C, U-Blox-Empfänger).....	30
Tabelle 6: Abweichungen von der Referenztrajektorie für Testfahrt B (GRAPHIC- Linearkombination, echtzeitäquivalent prozessiert).....	31
Tabelle 7 : Abweichungen von der Referenztrajektorie für Testfahrten B und C (GRAPHIC- Linearkombination)	32
Tabelle 8: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt B, Ashtech-Empfänger)	33
Tabelle 9 : Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Testfahrt B, Javad-Empfänger)	33
Tabelle 10: Low-Cost-Empfänger in der Stadt - Abweichungen von der Referenztrajektorie (GRAPHIC-Linearkombination).....	34
Tabelle 11: Low-Cost-Empfänger in der Stadt - Abweichungen von der Referenztrajektorie (Klobuchar-Modell)	35
Tabelle 12: High-End-Empfänger in der Stadt - Abweichungen von der Referenztrajektorie (GRAPHIC-Linearkombination).....	36
Tabelle 13: High-Empfänger in der Stadt - Statistik der Abweichungen von der Referenztrajektorie (Klobuchar-Modell).....	36
Tabelle 14: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Test A, U- Blox-Empfänger)	37
Tabelle 15: Einfluss der Masken auf Verfügbarkeit und Beobachtungsgeometrie (Test A, Javad-Empfänger)	37
Tabelle 16: Bewegungsmodelle.....	41
Tabelle 17: RMS der Abweichungen von der beobachteten Trajektorie (Gerade)	47
Tabelle 18: RMS der Abweichungen von der beobachteten Trajektorie (Kurve).....	48
Tabelle 19: Systematik der Kollisionserkennungsalgorithmen.....	54

Abbildungen

Abbildung 1: Prinzip der Car-to-X-Kommunikation	1
Abbildung 2: Das globale Tracking-Netzwerk des IGS.....	9
Abbildung 3: DCB der GPS-Satelliten für Februar 2014	12
Abbildung 4: Schematische Darstellung von gebeugten Signalen, NLOS-Signalen und multipathbehafteten Signalen	15
Abbildung 5: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrzeug steht auf Parkplatz.....	20
Abbildung 6: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrt auf einer Ausfallstraße.....	21
Abbildung 7: Code-Phasen-Differenzen und Träger-Rausch-Verhältnis, Fahrt in der Innenstadt	21
Abbildung 8: Zusammenhang zwischen Elevation, Signalstärke und Multipath	22
Abbildung 9: Beispiel für die Form der Varianzfunktionen, elevationsabhängig und Träger-Rausch-Verhältnis-abhängig	24
Abbildung 10: Testgebiet für ländliches/ vorstädtisches Szenario	28
Abbildung 11: Verteilung der Längs- und Querabweichungen zur Referenztrajektorie (Testfahrt C, Low-Cost-Empfänger)	30
Abbildung 12: Testgebiet für das urbane Szenario.....	34
Abbildung 13: Verteilung der Längs- und Querabweichungen zur Referenztrajektorie (Testfahrt A, Low-Cost-Empfänger)	35
Abbildung 14: Vergleich der geschätzten Genauigkeiten und der tatsächlichen Abweichungen von der Referenztrajektorie.....	38
Abbildung 15: Längs- und Querabweichungen zwischen beobachteter und prädizierter Trajektorie auf der Geraden	47
Abbildung 16: Längs- und Querabweichungen zwischen beobachteter und prädizierter Trajektorie in der Kurve.....	48
Abbildung 17: Vergleich von beobachteter und prädizierter Trajektorie	49
Abbildung 18: Fahrzeugrepräsentationen und resultierenden Minimalabstände	53
Abbildung 19: Integration der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion des Relativvektors über eine Kreisfläche um den Punkt \mathbf{q}	55
Abbildung 20: Schematische Darstellung der Berechnung der Kollisionswahrscheinlichkeit mit der Monte-Carlo-Methode.....	58
Abbildung 21: Beispiel für Fahrzeugsamples und Histogramm der Abstände.....	59
Abbildung 22: Einige relevante Kollisionsfälle	60
Abbildung 23: Segmente für die Simulation einer Kreuzungssituation und Fahrzeuglage zum simulierten Kollisionszeitpunkt	61

Abbildung 24: Zur Simulation des Kreuzungsszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt	62
Abbildung 25: Zur Simulation des Geradenszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt.....	62
Abbildung 26: Zur Simulation des Kurvenszenarios verwendete Segmente und Fahrzeuglage zum Kollisionszeitpunkt.....	63
Abbildung 27: Kreuzungsszenario, Darstellung des Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit.....	64
Abbildung 28: Vorbeifahrt auf der Geraden, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit.....	65
Abbildung 29: Vorbeifahrt in der Kurve, Fall 1, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit in der Kurve.....	66
Abbildung 30: Vorbeifahrt in der Kurve, Fall 2, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit in der Kurve.....	66
Abbildung 31: Hindernis auf der Geraden, Darstellung des Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit auf der Geraden	67
Abbildung 32: Hindernis in der Kurve, Darstellung der Verlaufs der geschätzten Kollisionswahrscheinlichkeit in der Kurve.....	68

Literatur

- Ammoun, S., Nashashibi, F. & Laugeau, C. (2006). Real-time crash avoidance system on crossroads based on 802.11 devices and GPS receivers. *Intelligent Transportation Systems Conference, 2006. ITSC '06. IEEE* (S. 1023–1028). Toronto.
- Bergeot, N., Chevalier, J.-M., Bruyninx, C., Pottiaux, E., Aerts, W., Baire, Q. et al. (2014). Near real-time ionospheric monitoring over Europe at the Royal Observatory of Belgium using GNSS data. *Journal of Space Weather and Space Climate*, 4, A31.
- Van Bree, R.J.P., Buist, P.J., Tiberius, C., Van Arem, B. & Knoop, V.L. (2011). Lane identification with real time single frequency precise point positioning: a kinematic trial. *Proceedings of Institute of Navigation's Satellite Division Technical Meeting (ION GNSS), Portland, Oregon* (S. 314–323).
- Van Bree, R.J.P., Tiberius, C. & Hauschild, A. (2009). Real time satellite clocks in single-frequency precise point positioning. *IONGNSS-2009, Savannah* (S. 22–25).
- Carcanague, S. (2013). *Low-cost GPS/GLONASS Precise Positioning in Constrained Environment*. Institut Nationale Polytechnique de Toulouse. Zugriff am 23.10.2013. Verfügbar unter: <http://ethesis.inp-toulouse.fr/archive/00002296/>
- Carcanague, S., Vigneau, W., Julien, O. & Macabiau, C. (2013). Low-Cost Single-Frequency GPS/GLONASS RTK for Road Users. *Inside GNSS*, (November/December 2013), 70–80.
- Chong, K.S. (2012). Collision Detection Using the Separating Axis Theorem. *Tuts+ Game Development*. Zugriff am 13.3.2014. Verfügbar unter: <http://gamedevelopment.tutsplus.com/tutorials/collision-detection-using-the-separating-axis-theorem--gamedev-169>
- D. Laurichesse, F. Mercieri, J.P. Berthias, P. Broca & L. Cerr. (2009). Integer Ambiguity Resolution on Undifferenced GPS Phase Measurements and its Application to PPP and Satellite Precise Orbit Determination. *NAVIGATION, Journal of the Institute of Navigation, Volume 56, Number 2*.
- ETSI. (2014, Februar 12). CEN and ETSI deliver first set of standards for Cooperative Intelligent Transport Systems (C-ITS). Zugriff am 15.6.2014. Verfügbar unter: <http://www.etsi.org/news-events/news/753-2014-02-joint-news-cen-and-etsi-deliver-first-set-of-standards-for-cooperative-intelligent-transport-systems-c-its>
- Gustafsson, F. & Isaksson, A.J. (1996). Best choice of coordinate system for tracking coordinated turns. *Decision and Control, 1996., Proceedings of the 35th IEEE* (Band 3, S. 3145–3150).
- Hernández-Pajares, M., Juan, J.M., Sanz, J., Aragón-Àngel, À., García-Rigo, A., Salazar, D. et al. (2011). The ionosphere: effects, GPS modeling and the benefits for space geodetic techniques. *Journal of Geodesy*, 85 (12), 887–907.
- Hernández-Pajares, M., Juan, J.M., Sanz, J., Orus, R., Garcia-Rigo, A., Feltens, J. et al. (2009). The IGS VTEC maps: a reliable source of ionospheric information since 1998. *Journal of Geodesy*, 83 (3-4), 263–275.
- Herrero Zarzosa, J.I., Gil Biraud, M.E., Damiani, S., Magny, J.-P., Merino, J. & Koren, E. (2008). *REPOSIT Relative Positioning for Collision Avoidance Systems* (Final Report).

- Heßelbarth, A. (2009). GNSS-Auswertung mittels Precise Point Positioning (PPP). *zfv – Zeitschrift für Geodäsie, Geoinformation und Landmanagement*, (5/2009).
- Hofmann-Wellenhof, B., Lichtenegger, H. & Wasle, E. (2007). *GNSS–global navigation satellite systems: GPS, GLONASS, Galileo, and more*. Springer.
- IERS. (2010). IERS Conventions. (Brian Luzum & Gérard Petit, Hrsg.). Zugriff am 13.6.2013. Verfügbar unter:
<http://www.iers.org/IERS/EN/Publications/TechnicalNotes/tn36.html>
- International GNSS Service. (2013). IGS Quality of Service Fact Sheet. Zugriff am 6.11.2014. Verfügbar unter: http://kb.igs.org/hc/en-us/article_attachments/200407513/IGS_Quality_of_Service_131121.pdf
- Jansson, J. (2005). *Collision avoidance theory with application to automotive collision mitigation*. Linköping University. Verfügbar unter: www.diva-portal.org/smash/get/diva2:617438/FULLTEXT01.pdf
- Jansson, J. & Gustafsson, F. (2008). A framework and automotive application of collision avoidance decision making. *Automatica*, 44 (9), 2347–2351.
- JCGM. (2008). Evaluation of Measurement Data–Supplement 1 to the ‘Guide to the Expression of Uncertainty in Measurement’–Propagation of distributions using a Monte Carlo method, 101. Verfügbar unter:
http://www.bipm.org/utis/common/documents/jcgm/JCGM_101_2008_E.pdf
- Jiang, Z., Groves, P.D., Ochieng, W.Y., Feng, S., Milner, C.D. & Mattos, P.G. (2011). Multi-constellation GNSS multipath mitigation using consistency checking. *Proceedings of the 24th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2011)* (S. 3889–3902).
- Joseph, A. (2010). What is the difference between SNR and C/N0? *Inside GNSS*, (November/December 2010), 20–25.
- Klobuchar, J.A. (1987). Ionospheric Time-Delay Algorithm for Single-Frequency GPS Users. *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, AES-23* (3), 325–331.
- Kouba, J. (2009). A guide to using International GNSS Service (IGS) products. Zugriff am 14.5.2014. Verfügbar unter:
<ftp://www.igs.org/igscb/resource/pubs/UsingIGSProductsVer21.pdf>
- Liu, H., Tang, Y. & Zhang, H.H. (2009). A new chi-square approximation to the distribution of non-negative definite quadratic forms in non-central normal variables. *Computational Statistics & Data Analysis*, 53 (4), 853–856.
- Mark Caissy, Loukis Agrotis, Georg Weber, Manuel Hernandez-Pajares & Urs Hugentobler. (2012). The International GNSS Real-Time Service. *GPS World*. Zugriff am 11.12.2014. Verfügbar unter: <http://gpsworld.com/gnss-systemaugmentation-assistanceinnovation-coming-soon-13044/>
- Mercedes Benz. (2015). Car-to-X Kommunikation. Der Dialog der Straße. Zugriff am 2.8.2015. Verfügbar unter: www.mercedes-benz.com/de/mercedes-benz/innovation/car-to-x-kommunikation-2/
- Mervart, L., Lukes, Z., Rocken, C. & Iwabuchi, T. (2008). Precise Point Positioning with ambiguity resolution in real-time (S. 397–405). Zugriff am 16.10.2013. Verfügbar unter: http://www.ppp-wizard.net/Articles/PPP_RTK.pdf

- Odiijk, D., Teunissen, P.J. & Khodabandeh, A. (2014). Single-Frequency PPP-RTK: Theory and Experimental Results. *Earth on the Edge: Science for a Sustainable Planet* (S. 571–578). Springer.
- Polychronopoulos, A., Tsogas, M., Amditis, A.J. & Andreone, L. (2007). Sensor Fusion for Predicting Vehicles' Path for Collision Avoidance Systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 8 (3), 549–562.
- Ramos-Bosch, P. & Rovira-Garcia, A. (2011). GNSS-Lab tool Software User Manual. Zugriff am 29.1.2014. Verfügbar unter: http://gage14.upc.es/gLAB/docs/EDUNAV-SUM-gAGE_UPC.pdf
- Ray, J. & Gurtner, W. (2010). RINEX Extensions to Handle Clock Information. Verfügbar unter: http://igsceb.jpl.nasa.gov/igsceb/data/format/rinex_clock302.txt
- Santa, J., Toledo-Moreo, R., Zamora-Izquierdo, M.A., Úbeda, B. & Gómez-Skarmeta, A.F. (2010). An analysis of communication and navigation issues in collision avoidance support systems. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18 (3), 351–366.
- Sanz, J., Rovira-Garcia, A., Hernandez-Pajares, M., Juan, J.M., Ventura-Traveset, J., Lopez-Echazarreta, C. et al. (o. J.). The ESA/UPC GNSS-Lab Tool (gLAB). Zugriff am 10.11.2014. Verfügbar unter: http://gage6.upc.es/gAGE_WEB/papers/2012/FP_SA-133.pdf
- Schaer, S. (2012). Overview of GNSS biases. Gehalten auf dem Workshop on GNSS Biases, Bern.
- Schubert, R., Richter, E. & Wanielik, G. (2008). Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking. *Information Fusion, 2008 11th International Conference on* (S. 1–6). IEEE.
- Sheil, J. & O'Muircheartaigh, I. (1977). Algorithm AS106: The distribution of non-negative quadratic forms in normal variables. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 26 (1), 92–98.
- Smyrniotis, M., Schn, S. & Liso, M. (2013). Multipath Propagation, Characterization and Modeling in GNSS. In S. Jin (Hrsg.), *Geodetic Sciences - Observations, Modeling and Applications*. InTech. Zugriff am 27.8.2014. Verfügbar unter: <http://www.intechopen.com/books/geodetic-sciences-observations-modeling-and-applications/multipath-propagation-characterization-and-modeling-in-gnss>
- Spofford, P.R. & Remondi, B.W. (1994). The National Geodetic Survey Standard GPS Format SP3. Zugriff am 1.3.2013. Verfügbar unter: http://igsceb.jpl.nasa.gov/igsceb/data/format/sp3_docu.txt
- Takasu, T. (2006). High-rate precise point positioning: observation of crustal deformation by using 1-Hz GPS data. *GPS/GNSS Symposium 2006*. Tokyo. Zugriff am 12.11.2014. Verfügbar unter: http://www.gpspp.sakura.ne.jp/paper2005/hrppp_sumatra/hrppp_gpssymp2006.pdf
- Tan, H.-S. & Huang, J. (2006). DGPS-Based Vehicle-to-Vehicle Cooperative Collision Warning: Engineering Feasibility Viewpoints. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7 (4), 415–428.
- Toledo-Moreo, R. & Zamora-Izquierdo, M.A. (2010). Collision avoidance support in roads with lateral and longitudinal maneuver prediction by fusing GPS/IMU and digital maps. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 18 (4), 611–625.

- Ueki, J., Mori, J., Nakamura, Y., Horii, Y. & Okada, H. (2004). Development of vehicular-collision avoidance support system by inter-vehicle communications-VCASS (Band 5, S. 2940–2945).
- Wang, J. & Wang, J. (2007). Mitigating the effect of multiple outliers on GNSS navigation with M-estimation schemes. *IGNSS Symposium 2007* (S. 1–9). Sydney: International Global Navigation Satellite Systems Society.
- Weber, G., Dettmering, D., Gebhard, H. & Kalafus, R. (2005). Networked transport of RTCM via Internet Protocol (Ntrip)-IP-streaming for real-time GNSS applications. *ION GNSS 18th International Technical Meeting of the Satellite Division* (S. 13–16).
- Wieser, A., Gaggl, M. & Hartinger, H. (2005). Improved positioning accuracy with high sensitivity GNSS receivers and SNR aided integrity monitoring of pseudo-range observations. *Proc ION GNSS* (S. 13–16). Long Beach.
- Wikipedia. (2014). *Straßenquerschnitt* — *Wikipedia, Die freie Enzyklopädie*. Verfügbar unter: <http://de.wikipedia.org/w/index.php?title=Stra%C3%9Fenquerschnitt&oldid=134901097>
- Wildt, S. (2003). *Mehrwegeausbreitung bei GNSS-gestützter Positionsbestimmung*. Dresden: Technische Universität Dresden. Zugriff am 27.8.2014. Verfügbar unter: <http://nbn-resolving.de/urn:nbn:de:swb:14-1184854117028-32899>
- Xu, G. (2007). *GPS theory, algorithms, and applications*. Springer.
- Yunck, T.P. (1993). Coping with the Atmosphere and Ionosphere in Precise Satellite and Ground Positioning. *Environmental Effects on Spacecraft Positioning and Trajectories* (S. 1–16). American Geophysical Union.