

# **Ortung von Schienenfahrzeugen und Kartierung von Bahntrassen unter Ausnutzung geometrischer Trassierungselemente**

Vom Fachbereich  
Elektrotechnik und Informationstechnik  
der Technischen Universität Darmstadt  
zur Erlangung des akademischen Grades  
eines Doktor-Ingenieurs (Dr.-Ing.)  
genehmigte Dissertation

von

**Hanno Winter, M. Sc.**

Referent: Prof. Dr.-Ing. Jürgen Adamy  
Korreferent: Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel  
Tag der Einreichung: 02. Mai 2022  
Tag der mündlichen Prüfung: 13. Oktober 2022

D17  
Darmstadt 2022

Winter, Hanno : *Ortung von Schienenfahrzeugen und Kartierung von Bahntrassen unter Ausnutzung geometrischer Trassierungselemente*

Darmstadt, Technische Universität Darmstadt

Jahr der Veröffentlichung der Dissertation auf TUPrints: 2022

URN: urn:nbn:de:tuda-tuprints-225515

Tag der mündlichen Prüfung: 13. Oktober 2022

Veröffentlichung unter CC BY-SA 4.0 International

<https://creativecommons.org/licenses/>

# Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Fachgebiet Regelungsmethoden und Robotik (mittlerweile umbenannt in Fachgebiet für Regelungsmethoden und Intelligente Systeme) der TU Darmstadt in Kooperation mit der DB Netz AG. Meinem Doktorvater, Herrn Professor Jürgen Adamy, möchte ich sehr für das entgegengebrachte Vertrauen und die Möglichkeit zur Durchführung dieser Doktorarbeit danken. In diesem Zuge möchte ich auch Volker Willert für die gute fachliche Betreuung danken. Herrn Professor Dirk Abel danke ich für die Übernahme des Korreferats und die spannenden Diskussionen. Zudem danke ich Herrn Michael Leining und Max Schubert, die mich von Seiten der DB Netz AG betreut haben. Sie waren Ideengeber und Treiber für dieses spannende Thema.

Für die nötige Abwechslung und mentale Unterstützung, die zum Gelingen dieser Arbeit beigetragen haben, möchte ich mich ganz herzlich bei allen Kolleginnen und Kollegen am Fachgebiet bedanken. Ich habe die fachlichen Diskussionen, aber auch die vielen anderen Themen, die wir zumeist bei einem Kaffee diskutiert haben, stets sehr genossen. Ihr werdet mir auch in Zukunft freundschaftlich verbunden bleiben. Ein besonderer Dank geht zudem an Birgit Heid und Susanne Muntermann, die fortwährend bei allen organisatorischen Themen unterstützt haben und auch sonst immer ein offenes Ohr für mich hatten.

Für die kritische Durchsicht meiner Arbeit und die hilfreichen Anmerkungen und Diskussionen danke ich Nicolai Schweizer, Stefan Luthardt, Dinu Mihailescu-Stoica, meinen Eltern sowie meiner Frau.

Unvergessen in Erinnerung werden mir auch die vielen tollen Menschen bleiben, die ich während meiner Promotion kennenlernen durfte und die mich bei meinem Vorhaben unterstützt haben. Besondere Höhepunkte waren dabei die Testfahrten mit dem Thales Testfahrzeug „Lucy“ von Chemnitz aus quer durch Deutschland mit Silvio Köster, Tobias Melzer und Raik Hoffmann sowie die Testfahrten mit dem DLR Testfahrzeug „RailDrive“ im Braunschweiger Hafen mit Michael Roth. Bei der Suche nach geeigneten Testfahrzeugen und Strecken wurde ich von vielen Menschen unterstützt, wobei ich mich hier besonders bei allen Mitgliedern der Localization Reference Train Initiative und darüber hinaus insbesondere bei Raik Hoffmann, Richard Walther, Christian Rahmig und Michael Roth für ihre Unterstützung bedanken möchte. Für die unkomplizierte und teilweise

auch spontane Bereitstellung der Messtechnik für die Testfahrten möchte ich zudem Professor Andreas Eichhorn vom Fachgebiet Geodätische Messsysteme und Sensorik der TU Darmstadt sowie seinen Mitarbeitern Nicolas Diefenbach und Lukas Priebe danken. Ohne diese großzügige Unterstützung wäre die Aufnahme der Datensätze in dieser Arbeit nicht möglich gewesen.

Den wichtigsten Beitrag zum Gelingen meiner Arbeit hat jedoch meine Familie geleistet. Ohne die Unterstützung meiner Eltern und meiner Frau wäre es nicht möglich gewesen, diese Arbeit durchzuführen und vor allem, sie auch nach meiner Zeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Uni noch fertigzustellen. Ganz besonders dankbar bin ich meiner Frau Edda und unseren beiden Töchtern Julia und Iva: Ihr habt mir stets den nötigen Rückhalt und das nötige Verständnis zum Gelingen dieser Dissertation gegeben!

Darmstadt, Oktober 2022

*Hanno Winter*



---

# Inhaltsverzeichnis

<b>Vorwort</b>	<b>iii</b>
<b>Abkürzungen und Symbole</b>	<b>viii</b>
<b>Kurzfassung</b>	<b>xv</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
1.1 Forschungsfragen und Beiträge . . . . .	4
1.1.1 Forschungsfragen . . . . .	5
1.1.2 Beiträge . . . . .	5
1.2 Ortungsplattform . . . . .	6
1.2.1 Konfiguration . . . . .	7
1.3 Aufbau der Dissertation . . . . .	11
<b>2 Sensordatenvorverarbeitung</b>	<b>12</b>
2.1 Eigenschaften der Sensordaten . . . . .	12
2.1.1 Inertiale Messeinheit (IMU) . . . . .	12
2.1.2 Satellitennavigationssystem (GPS) . . . . .	14
2.2 Relevante Koordinatensysteme . . . . .	15
2.2.1 Inertialkoordinatensystem . . . . .	16
2.2.2 Erdkoordinatensystem . . . . .	16
2.2.3 Fahrzeugkoordinatensystem . . . . .	20
2.2.4 Lokales Navigationskoordinatensystem . . . . .	20
2.2.5 Sensorkoordinatensystem . . . . .	20
2.3 Vorgehen . . . . .	21
2.4 Implementierung . . . . .	23
2.4.1 Lageschätzung . . . . .	23
2.4.2 Berechnung der Zielgrößen . . . . .	28
2.4.3 Korrektur von Zusatzeffekten . . . . .	29
2.4.4 Initialisierung . . . . .	34
2.5 Experimentelle Ergebnisse . . . . .	37
2.5.1 Lageschätzung . . . . .	38
2.5.2 Lageschätzung im Stillstand . . . . .	38

2.5.3	Stillstandserkennung . . . . .	40
2.5.4	Gesamtleistung . . . . .	42
2.6	Zusammenfassung . . . . .	44
<b>3</b>	<b>Ortungsfiler</b>	<b>46</b>
3.1	Stand der Forschung . . . . .	46
3.2	Planungsgrundlagen von Bahntrassen . . . . .	48
3.3	Filterentwurf . . . . .	50
3.3.1	Bayes-Filter . . . . .	50
3.3.2	Grundidee und Filterarchitektur . . . . .	51
3.4	Implementierung . . . . .	53
3.4.1	Geometrierkennung . . . . .	53
3.4.2	Parameteridentifikation und Korrektur . . . . .	59
3.4.3	Ortungslösung . . . . .	63
3.5	Experimentelle Ergebnisse . . . . .	64
3.5.1	Geometrierkennung . . . . .	64
3.5.2	Ortungsgenauigkeit . . . . .	69
3.5.3	Verfügbarkeit . . . . .	75
3.5.4	Diskussion . . . . .	78
3.6	Zusammenfassung . . . . .	81
<b>4</b>	<b>Erzeugung von Streckenkarten</b>	<b>82</b>
4.1	Stand der Forschung . . . . .	82
4.2	Vorgehen . . . . .	85
4.3	Implementierung . . . . .	85
4.3.1	Vervollständigung der Gleisgeometrien . . . . .	88
4.3.2	Optimierung . . . . .	89
4.4	Experimentelle Ergebnisse . . . . .	94
4.4.1	Genauigkeit . . . . .	94
4.5	Zusammenfassung . . . . .	97
<b>5</b>	<b>Datenerfassung im Schienenverkehr</b>	<b>98</b>
5.1	Die Initiative Localization Reference Train . . . . .	98
5.2	Datensätze . . . . .	99
5.3	Zusammenfassung . . . . .	101
<b>6</b>	<b>Zusammenfassung, Fazit und Ausblick</b>	<b>102</b>
<b>Anhang A</b>	<b>Sensordatenvorverarbeitung</b>	<b>106</b>
A.1	Notation . . . . .	106

---

A.2	Quaternionen . . . . .	106
A.3	Parameter . . . . .	109
<b>Anhang B</b>	<b>Ortungsfiler</b>	<b>111</b>
B.1	Extended Kalman Filter . . . . .	111
B.2	Interacting Multiple Model Filter . . . . .	112
B.3	Parameter . . . . .	116
<b>Anhang C</b>	<b>Geometrische Streckenkarten</b>	<b>119</b>
C.1	Parameter . . . . .	119
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>120</b>
	<b>Veröffentlichungen des Autors</b>	<b>129</b>

# Abkürzungen und Symbole

## Abkürzungen

CA	Constant Acceleration
CAD	Computer Aided Design
CDF	Cumulative Distribution Function
CTRA	Constant Turn Rate and Acceleration
DIS	Difference-Inductance-Sensor
ECEF	Earth Centered, Earth Fixed
EKF	Extended Kalman-Filter
FOS	Fiber Optic Sensing
GIS	Geographic Information System
GNSS	Global Navigation Satellite System
GPB	Generalized Pseudo-Bayesian
GPS	Global Positioning System
IMM	Interacting Multiple Model
IMU	Inertial Measurement Unit
KF	Kalman-Filter
LLH	Latitude, Longitude, Height
LRT	Localization Reference Train
NED	North, East, Down
MG	Messgrößen
MM	Multi-Modell
MMF-GG	Multi-Modell-Filter mit Gleisgeometrie-Schätzung
PVT	Position Velocity Time
RB	Relativbewegungen
RKM	Richtungskosinusmatrix
SIL	Sicherheits-Integritätslevel
SLERP	Spherical Linear Interpolation
TF	Transformation
UTC	Coordinated Universal Time
UTM	Universal Transverse Mercator
WGS-84	World Geodetic System 1984
ZG	Zielgrößen

## Notationen

$x$	Skalar
$\mathbf{x}$	Spaltenvektor
$\mathbf{x}^T$	Zeilenvektor
$\mathbf{X}$	Matrix
$f(\cdot)$	skalare Funktion
$\mathbf{f}(\cdot)$	vektorielle Funktion
$\mathbf{q} \otimes \mathbf{p}$	Quaternionenmultiplikation
$\mathbf{q}^*$	Konjugierte Quaternion

## Funktionen und Transformationen

$\text{atan2}(y,x)$	2-Argument arctan-Funktion
$\text{diag}(\cdot)$	Diagonalmatrix
$\mathbf{f}_{s_{\{G,KB\}}}(\cdot)$	Systemfunktion bei der Schätzung von $s$ für Geraden (G) oder Kreisbögen (KB)
$\mathbf{f}_{x_{\{G,KB,RM\}}}(\cdot)$	Systemfunktion bei der Schätzung von $\mathbf{x}$ für geradlinige (G), kreisförmige (KB) oder sonstige (RM) Bewegungen
$\mathbf{h}_{s_{\{G,KB\}}}(\cdot)$	Messfunktion bei der Schätzung von $s$ für Geraden (G) oder Kreisbögen (KB)
$\mathbf{h}_x(\cdot)$	Messfunktion bei der Schätzung von $\mathbf{x}$
$\mathcal{N}(\mathbf{x} \mid \boldsymbol{\mu}, \mathbf{P})$	Multivariate Gaußverteilung des Zufallsvektors $\mathbf{x}$ mit dem Mittelwert $\boldsymbol{\mu}$ und der Kovarianzmatrix $\mathbf{P}$
$\mathbf{q}_{\text{SP}}(\cdot, \cdot)$	Funktion zur Berechnung der Shortest-Path Quaternion zwischen zwei Vektoren
$\text{UTM}(\cdot)$	Funktion zur Transformation von Breiten- und Längengraden in UTM-Koordinaten
$\text{roll}(\cdot)$	Funktion zur Extraktion des Rollwinkels aus einer Quaternion oder einer RKM
$\text{pitch}(\cdot)$	Funktion zur Extraktion des Nickwinkels aus einer Quaternion oder einer RKM
$\text{yaw}(\cdot)$	Funktion zur Extraktion des Gierwinkels aus einer Quaternion oder einer RKM

## Indizes verwendeter Koordinatensysteme

b	Fahrzeugkoordinatensystem (engl. <i>body frame</i> )
i	Inertialkoordinatensystem (engl. <i>inertial frame</i> )
e	Erdfestes Koordinatensystem (engl. <i>earth frame</i> )
t	Streckenkoordinatensystem (engl. <i>track frame</i> )
n	Navigationskoordinatensystem (engl. <i>navigation frame</i> )
s	Sensorkoordinatensystem (engl. <i>sensor frame</i> )

## Lateinische Großbuchstaben

$A_{\text{GPS}}$	GPS Verfügbarkeits-Bit
$C$	Krümmung ( $1/R$ )
$\mathbf{C}$	Richtungskosinusmatrix
$E_{\omega}$	Energie des Drehratensignals
$E_{\omega_{\text{TH}}}$	Energie-Schwellenwert zur Stillstandserkennung
$\mathbf{F}_{s_{\{\text{G,KB}\}}}$	Systemmatrix bei der Schätzung von $s$ für Geraden (G) oder Kreisbögen (KB)
$\mathbf{F}_{x_{\{\text{G,KB,RM}\}}}$	Systemmatrix bei der Schätzung von $x$ für geradlinige (G), kreisförmige (KB) oder sonstige (RM) Bewegungen
$H$	Höhe über dem WGS-84 Geoid
$\mathcal{H}_0$	Menge von Startausrichtungen
$\mathbf{H}_{s_{\{\text{G,KB}\}}}$	Messmatrix bei der Schätzung von $s$ für Geraden (G) oder Kreisbögen (KB)
$\mathbf{H}_{x_{\{\text{GPS,IMU}\}}}$	Messmatrix bei der Schätzung von $x$ für GPS- oder IMU-Messungen
$\mathbf{I}_{\{n\}}$	Einheitsmatrix oder -vektor der Dimension $n$
$K$	Konfidenz
$\mathbf{K}$	Kalman-Verstärkung; Konfidenzniveau
$L$	Streckengesamtlänge
$\Delta L_t$	Längenabweichung von Geradenelement $t$
$\Delta L_{\{\text{I,II}\}}$	Schwellenwerte zur Gewichtung der Längenabweichung $\Delta L_t$
$\mathcal{L}$	Menge von Streckenlängen
$M$	Bewegungsmodell
$M_{\text{GPS}}$	Bewegungs-Bit, mithilfe der GPS-Messung ermittelt
$\mathcal{M}$	Modellmenge
$N$	WGS-84 Geoidundulation

$N_{\{a_e, \omega\}}$	Fensterbreite zur Filterung von $a_e$ oder $\omega$
$N_s$	Fensterbreite bei der Optimierung der Streckenkarte
$\mathcal{P}_0$	Menge von Startpunkten
$\mathbf{P}_{\{\text{GPS}, o, s, x\}}$	Kovarianzmatrix der GPS Ortungslösung, der fusionierten Ortungslösung ( $o$ ), der Gleisgeometrieparameter ( $s$ ) oder des Zustandsvektors $\mathbf{x}$
<b>Q</b>	Systemrausch-Kovarianzmatrix
$R$	Kurvenradius
$\mathcal{R}_{\text{KB}}$	Menge der Kurvenradien von Kreisbögen (KB)
$R_{\{n, e\}}$	Nord-Süd ( $n$ ) oder Ost-West ( $e$ ) Krümmungsradius des WGS-84 Ellipsoiden
$\mathbf{R}_{\{s, x\}}$	Messrausch-Kovarianzmatrix bei der Berechnung von $s$ oder $\mathbf{x}$
$S$	Stillstands-Bit
<b>S</b>	Innovations-Kovarianzmatrix
$\mathcal{S}$	Geometrieparameter einer Streckenkarte
$T_{\{\text{Filter}, \Lambda, \text{GPS}, \text{IMU}\}}$	Abtastzeit des Filters, der Modell-Likelihood, des GPS oder der IMU
$\mathcal{T}_{\{G, \text{KB}\}}$	Menge der Geraden ( $G$ ) oder Kreisbögen ( $\text{KB}$ ) in einer Streckenkarte
$V_{\text{GPS}}$	GPS Verfügbarkeit im betrachteten Zeitraum
$\mathcal{Z}_t$	Menge der zum Geometrieelement $t$ gehörenden Datenpunkte

## Lateinische Kleinbuchstaben

$a$	Beschleunigungsvektor
$a_{e\text{TH}}$	Beschleunigungs-Schwellenwert zur Stillstandserkennung
$a_e$	Beschleunigungsfehlbetrag von der lokalen Schwerebeschleunigung $g_1$
$a_{\text{IMU}}$	Beschleunigung über Grund von der IMU gemessen
$a_{\text{max}}$	Maximale Beschleunigungsänderung pro Zeitschritt
$a_{\text{WGS}}$	Große Halbachse des WGS-84 Ellipsoids
$b_{\text{WGS}}$	Kleine Halbachse des WGS-84 Ellipsoids
$d$	Distanz seit dem Start des Ortungsfilters
$d_b$	Drehgestellabstand
$e$	Exzentrizität des WGS-84 Ellipsoids

$e_{\text{end}}$	Abweichung der letzten Position in einer Streckenkarte vom letzten Datenpunkt
$e_g$	Relative Beschleunigungsabweichung von $g_1$
$e_{\{g_I, g_{II}\}}$	Erster oder zweiter Schwellenwert für adaptive Lagekorrektur
$e_L$	Längenabweichung einer Geraden
$e_{\text{pos},\{\text{at},\text{ct}\}}$	Abweichung der Ortungslösung von tatsächlicher Position in Gleis-Längsrichtung (engl. <i>along-track</i> ) oder in Gleis-Querrichtung (engl. <i>cross-track</i> )
$e_{\text{TL}}$	Abweichung der Streckengesamtlänge
$e_{\perp}$	Senkrechte Abweichung eines Geometrieelements zu einem Datenpunkt
$e_{\perp\text{-map}}$	Senkrechte Abweichung der erzeugten Streckenkarte von der Referenzkarte
$f$	Abflachung des WGS-84 Ellipsoids
$f$	Vektor der spezifischen Kraft gemessen von einer IMU
$g$	Vektor der Schwerebeschleunigung
$g_1$	Betrag der lokalen Schwerebeschleunigung
$g_1$	Lokaler Schwerebeschleunigungsvektor
$h$	Höhe über dem WGS-84 Ellipsoiden
$i$	Laufender Index
$j$	Laufender Index
$k$	Zeitindex
$l$	Bogenlänge
$l_{\{\text{IMU},\text{GPS}\}}$	Versatzvektor zwischen Fahrzeugkoordinatensystem und Sensorkoordinatensystemen von IMU oder GPS
$n_{\text{min}}$	Mindestanzahl an Messungen auf Geometrieelementen, die das Kartierungs-Optimierungsproblem begrenzen
$o$	Ortungslösung
$p_{ij}$	Modellübergangswahrscheinlichkeit von Modell $i$ nach $j$ (Element $ij$ der Matrix $\mathbf{\Pi}$ )
$p$	Positionsvektor; Quaternion
$p_{\text{GPS}}$	Positionsvektor vom GPS gemessen
$q$	Quaternion
$\Delta q_{\{\text{acc},\text{Filter}\}}$	Korrekturquaternion zur Lagestützung, berechnet aus Beschleunigungsmessungen (acc) oder aus Schätzungen des Ortungsfilters (Filter)
$q_1$	Neutrales Einheitsquaternion
$r$	Modellanzahl
$r$	Ortsvektor
$s$	Geometrieparameter



$s_t$	Geometrieparameter des Geometrieelements $t$
$t$	Zeit, Geometrieelement Index
$\mathbf{u}$	Eingangsvektor
$v$	Geschwindigkeit
$v_{\text{gr,GPS}}$	Geschwindigkeit über Grund vom GPS gemessen
$v_{\text{GPS}}$	Geschwindigkeit vom GPS gemessen
$v_{\text{min}}$	Minimalgeschwindigkeit zur Identifikation der Gleisgeometrien
$v_{\text{min}\Delta}$	Einfache Hysteresebreite zum Ein- und Ausschalten der Identifikation der Gleisgeometrien über $v_{\text{min}}$
$v_{\text{GPS}\text{TH}}$	GPS Geschwindigkeits-Schwellenwert zur Stillstandserkennung
$\mathbf{v}$	Geschwindigkeitsvektor
$\mathbf{v}_{\text{GPS}}$	Geschwindigkeitsvektor vom GPS gemessen
$\tilde{\mathbf{v}}_{s,x}$	Messrausch-Vektor bei der Schätzung von $\mathbf{s}$ oder $\mathbf{x}$
$\tilde{\mathbf{w}}_{s,x}$	Systemrausch-Vektor bei der Schätzung von $\mathbf{s}$ oder $\mathbf{x}$
$x$	x-Koordinate (in UTM-Koordinaten)
$x_0$	x-Koordinate des Startpunkts eines Geometrieelements (in UTM-Koordinaten)
$x_{\text{GPS}}$	x-Koordinate (in UTM-Koordinaten) vom GPS gemessen
$\mathbf{x}$	Zustandsvektor
$y$	y-Koordinate (in UTM-Koordinaten)
$y_0$	y-Koordinate des Startpunkts eines Geometrieelements (in UTM-Koordinaten)
$y_{\text{GPS}}$	y-Koordinate (in UTM-Koordinaten) vom GPS gemessen
$\mathbf{z}_{\{s,x\}}$	Messvektor bei der Schätzung von $\mathbf{s}$ oder $\mathbf{x}$

## Griechische Buchstaben

$\alpha$	Dynamischer Verstärkungsfaktor der Lagekorrektur
$\alpha_0$	Grundverstärkung der Lagekorrektur
$\beta_{\{\text{acc,gyro}\}}$	Verstärkungsfaktor der Beschleunigungssensor-Biasschätzung (acc) oder der Gyroskopsensor-Biasschätzung (gyro)
$\Gamma_x$	Rausch-Verstärkungsmatrix bei der Berechnung von $\mathbf{x}$
$\gamma$	Fehlausrichtung zwischen Wagenkasten und Drehgestell
$\lambda$	Geographische Länge
$\Lambda$	Modell-Likelihood
$\mu_{\{\text{HR,RR}\}}$	Haftreibung (HR)- oder Rollreibungssbeiwert (RR)

---

$\mu_{i j}$	Modell-Mischwahrscheinlichkeit
$\mu_M$	Modellwahrscheinlichkeiten
$\varphi$	Geographische Breite
$\mathbf{\Pi}$	Matrix der Modell-Übergangswahrscheinlichkeiten
$\sigma_{\{a,\omega\}}$	Standardabweichung der Beschleunigungsmessung $a$ oder der Gierratenmessung $\omega$
$\sigma_{\{p_0,\Psi_0,r\}}$	Standardabweichung des Startpunkts $p_0$ , des Kurswinkels $\Psi_0$ oder des Radius $r$ einer neuen Gleisgeometrie
$\sigma_{\{\Delta p,\Delta a,\Delta\omega\}}$	Positions- $\Delta p$ , Beschleunigungs- $\Delta a$ oder Gierrateninkrement $\Delta\omega$ pro Zeitschritt
$\sigma$	Orientierungsvektor
$\varphi, \theta, \psi$	Euler-Lagewinkel (Roll-, Nick- und Gierwinkel)
$\Psi$	Kurswinkel
$\Psi_0$	Kurswinkel im Startpunkt einer Gleisgeometrie
$\Psi_{\text{Filter,GPS}}$	Kurswinkel vom Ortungsfilter geschätzt oder vom GPS gemessen
$\Omega$	Erddrehrate
$\mathbf{\Omega}$	Kreuzproduktbildende Drehratenmatrix
$\omega$	Gierrate des Fahrzeugs
$\omega_{\text{IMU}}$	Gierrate des Fahrzeugs von der IMU gemessen
$\omega_{\text{min}}$	Minimale Gierrate im CTRA Modell
$\omega$	Drehratenvektor

# Kurzfassung

Die sichere Durchführung von Zugfahrten ist aufgrund der langen Bremswege im Schienenverkehr nur mit einem technischen Sicherungssystem möglich. Eine zentrale Rolle bei der Sicherung kommt der Ortung der Schienenfahrzeuge zu. Die momentan etablierten Ortungssysteme arbeiten mit streckenseitig installierten Sensoren und haben sich seit Jahrzehnten bewährt, allerdings erschweren sie eine kapazitätsoptimale und gleichzeitig wirtschaftliche Nutzung des Schienennetzes. Deswegen wird aktuell an neuen Ortungsverfahren geforscht, die eine deutlich effizientere und flexiblere Nutzung des Schienennetzes erlauben. Vor allem bordautonome Ortungssysteme, bei denen die Ortung direkt auf dem Schienenfahrzeug stattfindet, gelten als ein vielversprechender Kandidat, dieses Ziel zu erreichen. Eine der größten Herausforderungen bei der Entwicklung dieser sind die hohen Anforderungen an die zu erreichende Genauigkeit und Verfügbarkeit der Ortungslösung. Es muss permanent eine Genauigkeit von  $\pm 1,5$  m erreicht werden, damit stets zwischen zwei parallel verlaufenden Gleisen unterschieden werden kann. Momentan existiert noch kein System, das diese Anforderungen dauerhaft erfüllen kann. Diese Dissertation beschäftigt sich deswegen mit der Entwicklung einer bordautonomen Ortungslösung für Schienenfahrzeuge, basierend auf den Messdaten von IMU und GPS, die diese Anforderungen möglichst lange einhalten soll. Außerdem wird aufbauend auf der Ortungslösung eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten vorgestellt.

Die Ortungslösung wird durch einen Filter berechnet, der die Sensordaten in zwei Stufen zu einer Ortungslösung fusioniert. In der ersten Stufe wird die aktuell befahrene Gleisgeometrie identifiziert und in der zweiten Stufe wird mit diesem Zusatzwissen eine verbesserte Ortungslösung berechnet. Auf diese Weise kann vor allem das Ortungsergebnis in Gleis-Querrichtung verbessert werden, wodurch die Verfügbarkeit einer gleisgenauen Ortungslösung gesteigert werden kann. Eine Möglichkeit zur weiteren Verbesserung des Ortungsergebnisses bietet die Integration einer Streckenkarte in den Ortungsfilter. Da geeignete Streckenkarten jedoch noch nicht flächendeckend zur Verfügung stehen, wird neben dem Ortungsfilter auch eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten vorgestellt, die auf den Ergebnissen des Ortungsfilters beruhen. Beide Ansätze werden mithilfe von realen Messdaten evaluiert, die im Rahmen von drei Messkampagnen aufgenommen und veröffentlicht wurden.

# Abstract

Due to the long braking distances in rail traffic, a safe operation of trains is only possible with a technical safety system. Locating the rail vehicles plays a central role in the safety system. The tracking systems currently in use work with sensors installed on the trackside and have proven themselves for decades, however, they make it difficult to use the rail network in a capacity optimized and economically reasonable way at the same time. For this reason, research is currently being carried out into new train positioning methods that will allow a more efficient and flexible use of the rail network. In particular, on-board positioning systems, in which positioning takes place directly on the rail vehicle, are considered a promising candidate for achieving this goal. One of the biggest challenges in developing these are the high demands on the accuracy and availability of the tracking solution. An accuracy of  $\pm 1,5$  m must be achieved permanently so that a distinction can always be made between two parallel tracks. Currently, no system exists that can fulfill these requirements reliably. This dissertation therefore deals with the development of an on-board positioning solution for rail vehicles, based on the measurement data of IMU and GPS, which should meet these requirements as long as possible. Furthermore, based on the positioning solution, a method for the generation of track maps is presented.

The positioning solution is computed by a filter that fuses the sensor data into a position solution in two stages. In the first stage, the currently traveled track geometry is identified and in the second stage, an improved positioning solution is computed using the additional geometry knowledge. In this way, the positioning result in cross-track direction in particular can be improved, which increases the availability of a track-selective positioning solution. One possibility to further improve the positioning result is the integration of a track map into the positioning filter. However, since suitable track maps are not yet available nationwide, a method for generating track maps based on the results of the positioning filter is presented. Both approaches are evaluated with the help of real measurement data, which were recorded and published in the course of three measurement campaigns.

# 1 Einleitung

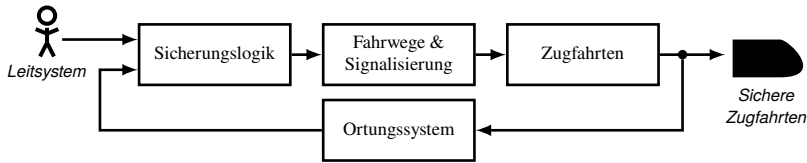
Die Fähigkeit zur Positionsbestimmung einzelner oder mehrerer Fahrzeuge, das heißt, die Fähigkeit zur Ortung, ist für jedes Verkehrssystem von zentraler Bedeutung. Ohne die Kenntnis der Position ist es nicht möglich, Fahrzeuge über große Distanzen zielgerichtet und sicher an ihre Bestimmungsorte zu navigieren. Dies gilt insbesondere für den Schienenverkehr: Die Position der Züge wird hier nicht nur zur Navigation, sondern auch zur Absicherung der einzelnen Zugfahrten benötigt. Daher ist ein zuverlässiges Ortungssystem für den Schienenverkehr unabdingbar.

Schienenfahrzeuge bewegen sich mit Stahlrädern auf zwei in einem festen Abstand verlaufenden Stahlschienen, die zusammen ein Gleis bilden. Ihnen ist es nicht möglich, diese durch das Gleis vorgegebene Spurführung zu verlassen. Eine Änderung des Fahrweges ist nur mithilfe von Weichen möglich, die eine Abzweigung auf ein anderes Gleis erlauben. Aufgrund der geringen Haft- beziehungsweise Rollreibung<sup>1</sup> von Stahlrädern auf Stahlschienen besitzen Schienenfahrzeuge schon bei vergleichsweise niedrigen Geschwindigkeiten Bremswege von mehreren hundert Metern [51, S. 2]. Das Fahren auf Sicht ist aus diesem Grund nur bei sehr niedrigen Geschwindigkeiten möglich.<sup>2</sup> Ein sicherer und effizienter Betrieb eines Schienenverkehrssystems erfordert deshalb ein übergeordnetes System zur Leitung und Sicherung aller Zugfahrten, das zusammen als System der Leit- und Sicherungstechnik (LST) bezeichnet wird.

Das in Abbildung 1.1 dargestellte Blockschaltbild zeigt abstrahiert das heutzutage vorherrschende technische Prinzip zur Sicherung von Zugfahrten. Für die sichere Durchführung von Zugfahrten ist die korrekte Funktionsweise aller dargestellten Teilsysteme unabdingbar. Ein Ausfall oder eine Fehlfunktion des Ortungssystems führt zum Versagen des Gesamtsystems, da die Rückführung der Informationen für die Sicherungslogik fehlt. Dies zeigt die zentrale Bedeutung des Ortungssystems für die Sicherheit im Schienenverkehr. Es muss permanent eine zuverlässige Ortungslösung zur Verfügung stehen.

<sup>1</sup>Jochim und Lademann geben in [32, S. 13] beispielsweise Haft- und Rollreibungsbeiwerte von  $\mu_{HR} \in \{0,15 \dots 0,5\}$  und  $\mu_{RR} = 0,006$  für Schienenfahrzeuge an. Im Vergleich dazu nennen sie für Straßenfahrzeuge  $\mu_{HR} \in \{0,4 \dots 1,0\}$  und  $\mu_{RR} = 0,2$ .

<sup>2</sup>Das Fahren auf Sicht wird in Deutschland bei Rangierfahrten bis maximal 25 km/h angewandt. In bestimmten Störungsfällen sind auch Geschwindigkeiten bis maximal 40 km/h erlaubt [51, S. 38].



**Abbildung 1.1:** Abstrahierte Darstellung des heutzutage vorherrschenden Prinzips zur Sicherung von Zugfahrten: Ein Leitsystem plant zunächst die Bewegungen aller Züge im Streckennetz. Die geplanten Bewegungen werden dann zusammen mit der aktuellen Gleisbelegung, die mithilfe eines Ortungssystems ermittelt wird, in einer Sicherungslogik verarbeitet. Aus ihr folgt eine Einstellung der Fahrwege und der Signalisierungen an den Gleisen, die eine sichere Zugfahrt für alle Züge garantiert.

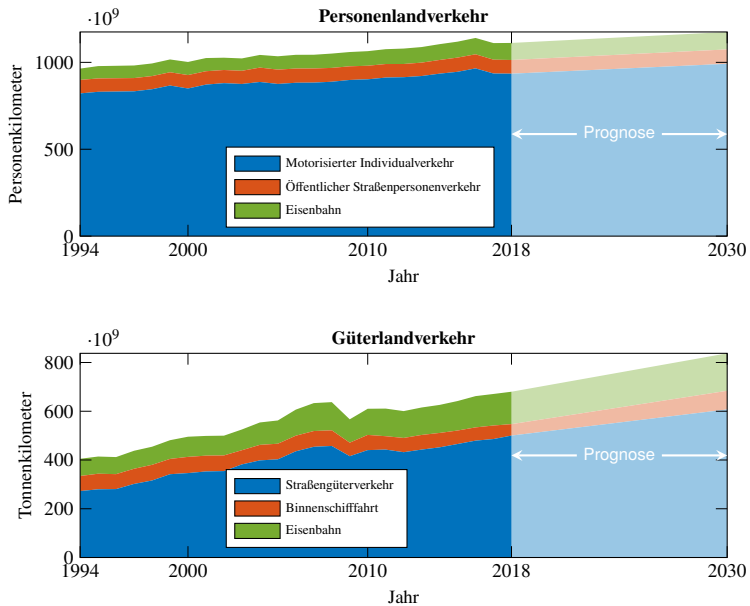
Im Allgemeinen unterliegt die Entwicklung sicherheitsrelevanter Systeme normativen Rahmenbedingungen.<sup>3</sup> Für Ortungssysteme zur Sicherung von Zugfahrten gelten dabei die höchsten Anforderungen, die in den anzuwendenden Normen spezifiziert sind. Denn bei einer Fehlfunktion des Ortungssystems muss zumeist von einem großen Schaden ausgegangen werden. In einfachen Worten ausgedrückt, fordern die Normen einen Nachweis, dass eine Fehlfunktion, die zu einer Gefährdung führt, im Durchschnitt nur etwa alle 100.000 Jahre auftritt. Bevor das System eingesetzt werden darf, muss die Einhaltung dieser Anforderung durch geeignete Maßnahmen in einem Sicherheitsnachweis gezeigt werden. [80]

Die bisher in der Sicherungstechnik eingesetzten Ortungssysteme haben sich seit vielen Jahrzehnten bewährt.<sup>4</sup> Sie basieren auf streckenseitigen Sensoren, wie zum Beispiel Achszählern, Gleisstromkreisen, Balisen oder Linienleitern [42, S. 39ff. und S. 209ff.], die entlang der Gleise verbaut werden. Die Ortungsgenauigkeit hängt mit der Anzahl der verbauten Sensoren zusammen. Je mehr Sensoren verbaut werden, desto genauer ist die Ortung. Allerdings steigen mit der Anzahl der Sensoren auch die Kosten für den Ausbau und die Instandhaltung einer Strecke. Deswegen lohnt sich ein dichter Ausbau nur für vielbefahrene Strecken, auf denen durch eine genauere Ortung engere Zugfolgen möglich werden. Die bisherigen Ortungsgenauigkeiten schwanken daher je nach Strecke zwischen einigen Metern und mehreren Kilometern.

Abbildung 1.2 zeigt die Entwicklung des Verkehrsaufkommens in Deutschland von 1994 bis 2018 sowie eine Prognose bis zum Jahr 2030. Das Verkehrsaufkom-

<sup>3</sup>Für den Schienenverkehr sind dies vor allem die Normen DIN EN 50126, 50128 und 50129.

<sup>4</sup>Die Eisenbahn zählt zu den sichersten Verkehrsmitteln in Deutschland, wie zum Beispiel die in [81] veröffentlichten Zahlen für den Zeitraum von 2005 bis 2009 zeigen: Auf eine Milliarde Personenkilometer kamen 2,7 Verletzte und 0,04 Tote bei der Eisenbahn, wohingegen es 275,8 Verletzte und 2,93 Tote in Personenkraftwagen gab.



**Abbildung 1.2:** Entwicklung des Verkehrsaufkommens in Deutschland von 1994 bis 2018 zusammen mit einer Prognose bis zum Jahr 2030. Die Daten wurden [14] entnommen. Dabei ist zu beachten, dass für 2018 nur vorläufige Werte zugrunde liegen. Außerdem wurde im Personenlandverkehr ab 2017 die Fahrleistungs- und Verbrauchsberechnung geändert.

men ist in den letzten Jahrzehnten immer größer geworden. Zudem wird erwartet, dass sich dieser Trend weiterhin fortsetzt. Gegenüber dem Jahr 2018 wird von einer Steigerung um 5,6 Prozent im Personenlandverkehr sowie um 23,2 Prozent im Güterlandverkehr bis 2030 ausgegangen. Angesichts dieser Entwicklungen wird deutlich, dass die von der Bundesrepublik angestrebte Reduktion des Endenergieverbrauchs im Verkehr<sup>5</sup> nur gelingen kann, wenn eine starke Verlagerung des Verkehrs von der Straße auf die Schiene stattfindet [18, S. 166]. Dort lassen sich vor allem Güter deutlich energieeffizienter als auf der Straße transportieren [29, S. 11].

Damit in Zukunft eine Verlagerung des Verkehrs auf die Schiene stattfinden

<sup>5</sup>Die deutsche Bundesregierung setzt sich in ihrer Nachhaltigkeitsstrategie [18, S. 163ff.] das Ziel bis 2030 etwa 15 bis 20 Prozent des Endenergieverbrauchs im Verkehr, gegenüber 2005, einzusparen. Der Endenergieverbrauch steht in direktem Zusammenhang mit dem Ausstoß von schädlichen Treibhausgasen und wurde deswegen als Indikator ausgewählt.

kann, muss jedoch die Leistungsfähigkeit des Schienennetzes deutlich gesteigert werden. Dies erfordert vielerorts eine genauere Ortung der Züge, um die Auslastung der Strecken steigern zu können. Mit den bisherigen Ortungssystemen ist dies nur durch das Verbauen von zusätzlichen Sensoren möglich. Der nötige Investitionsaufwand für einen solchen flächendeckenden Ausbau wäre jedoch enorm hoch.<sup>6</sup> Aus diesem Grund wird zurzeit an neuen Verfahren zur Ortung von Schienenfahrzeugen geforscht. Sie sollen einen effizienten Betrieb ermöglichen und gleichzeitig auch flächendeckend wirtschaftlich einsetzbar sein. Ein vielversprechender Ansatz ist die Verlagerung der Sensorik von der Strecke auf die Züge selbst. Hierdurch ließen sich große Teile der streckenseitigen Infrastruktursysteme einsparen [19, 58].

In diesem Kontext beschäftigt sich diese Dissertation mit der Fusion von Sensordaten zur bordautonomen Ortung<sup>7</sup> von Schienenfahrzeugen. Darüber hinaus wird auch die Erzeugung passender Streckenkarten für die bordautonome Ortung untersucht. Die entwickelten Ansätze werden mithilfe von realen Messdaten evaluiert.

## 1.1 Forschungsfragen und Beiträge

Im Fokus dieser Arbeit steht der Entwurf eines bordautonomen Ortungssystems für Schienenfahrzeuge. Dabei bezieht sich die Ortung ausschließlich auf die Zugspitze. Die Ortung des Zugendes beziehungsweise die Feststellung der Zugvollständigkeit wird nicht behandelt. Der Schwerpunkt liegt auf der Entwicklung eines Algorithmus zur Fusion von zugehörigen Sensordaten mit dem Ziel, ein Ortungsergebnis zu erreichen, das zur Sicherung von Zugfahrten eingesetzt werden kann. Die Anforderungen liegen dafür – vereinfacht ausgedrückt – bei einer Genauigkeit von  $\pm 1,5$  m in Gleis-Querrichtung und einer permanenten Verfügbarkeit, damit stets zwischen zwei parallel verlaufenden Gleisen unterschieden werden kann [25].

---

<sup>6</sup>Eine Machbarkeitsstudie im Auftrag des Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur (BMVI) von 2018 kommt allein für die Infrastrukturmaßnahmen auf einen Investitionsbedarf von 28 Mrd. Euro bei einem flächendeckenden Ausbau bis 2040 [45, S. 23].

<sup>7</sup>Die Begriffe „orten“ und „lokalisieren“ werden in dieser Arbeit synonym behandelt, da eine eindeutige Unterscheidung im Sprachgebrauch und in der Literatur nicht gegeben ist. Strenggenommen wird von einer Ortung gesprochen, wenn es um die Positionsbestimmung eines Fremdobjekts geht [7], wohingegen eine Lokalisierung deutlich allgemeiner für eine Positionsbestimmung jeglicher Art steht [6].



### 1.1.1 Forschungsfragen

Die Sensordatenfusion zur Ortung von mobilen Robotern kann als ein gut untersuchtes Forschungsgebiet angesehen werden [76]. Die Herausforderung liegt daher in der gezielten Anpassung und Kombination der bekannten Ansätze, entsprechend dem vorliegenden Anwendungsfall. Dies führt zur ersten Forschungsfrage, die in dieser Arbeit behandelt wird:

i) Welche Besonderheiten von Schienenfahrzeugen lassen sich nutzen, um ein verbessertes Ortungsergebnis zu erhalten?

Das Ortungsergebnis lässt sich durch die Integration von speziellen Streckenkarten verbessern. Dies führt direkt zur nächsten Forschungsfrage:

ii) Wie lassen sich geeignete Streckenkarten zur Unterstützung der Ortung erzeugen?

Die praktische Evaluierung von neuen Ortungssystemen im Schienenverkehr ist deutlich aufwändiger als beispielsweise im Straßenverkehr. Denn in den wenigsten Fällen steht den Entwicklungsingenieuren ein eigenes Testfahrzeug sowie eine geeignete Teststrecke zur Verfügung. Zudem sind Testfahrten mit Zügen im Regelbetrieb aus Sicherheitsgründen kaum möglich. Konsequenterweise ergibt sich aus dieser Problematik die folgende Forschungsfrage:

iii) Mit welchen realen Daten lassen sich diese Ansätze evaluieren?

### 1.1.2 Beiträge

Entsprechend der drei vorgestellten Forschungsfragen liefert diese Dissertation die folgenden Beiträge auf dem Gebiet der bordautonomen Ortung von Schienenfahrzeugen:

#### i) Ortung von Schienenfahrzeugen

- Algorithmus zur Aufbereitung der Messdaten einer inertialen Messeinheit (engl. *Inertial Measurement Unit (IMU)*) und des Satellitennavigationssystems GPS (engl. *Global Positioning System (GPS)*)
- Ortungsfilter auf Basis von IMU und GPS Messdaten [90]
- Vorschlag zur Integration unsicherheitsbehafteter Ortungsdaten in die Sicherungstechnik des Schienenverkehrs [88]

## ii) Kartierung

- Methode zur Erzeugung von Streckenkarten für bordautonome Ortungssysteme [87, 91]

## iii) Evaluierung

- Gründung der Localization Reference Train (LRT) Initiative und gemeinsame Entwicklung von Richtlinien zum Datenaustausch [2, 54, 92]
- Aufnahme und Veröffentlichung von frei zugänglichen Datensätzen zur Evaluierung von Ortungssystemen [85, 86, 89]
- Veröffentlichung des Programmcodes [1]

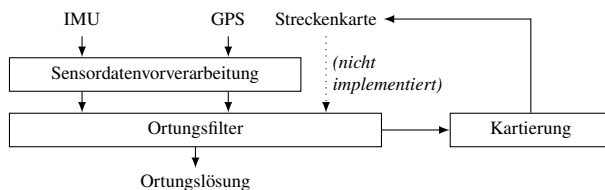
Die Beiträge wurden zum einen bei verschiedenen Formaten der IEEE Intelligent Transportation System Society (ITSS) veröffentlicht [54, 87, 90] und zum anderen bei internationalen bahnspezifischen Fachkonferenzen und Fachzeitschriften [88, 91, 92]. Alle digitalen Forschungsdaten, die im Laufe dieser Arbeit entstanden sind, wurden frei zugänglich auf entsprechenden Plattformen der TU Darmstadt oder der Plattform GitHub veröffentlicht [1, 85, 86, 89]. Die Arbeitsdokumente, die im Rahmen der Zusammenarbeit mit anderen Forschungsgruppen in der LRT-Initiative entstanden sind, finden sich frei zugänglich auf der Website der LRT-Initiative [39].

## 1.2 Ortungsplattform

Für ein besseres Verständnis der in dieser Arbeit vorgestellten Ansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen wird an dieser Stelle die zugrunde gelegte Ortungsplattform beschrieben. Außerdem wird auf die Hintergründe eingegangen, die zur Wahl dieser Plattform geführt haben.

Es wird von einer Ortungsplattform ausgegangen, die schematisch wie in Abbildung 1.3 aufgebaut ist. Sie besteht aus zwei Sensoren: Einer inertialen Messeinheit (engl. *Inertial Measurement Unit (IMU)*) sowie einem Empfänger für das *GPS*.

Die IMU misst die Beschleunigungen sowie die Drehraten entlang drei aufeinander senkrecht stehender Achsen, deren gemeinsamer Ursprung in der IMU selbst liegt. Vor der Verwendung der Messdaten im Ortungsfilter werden diese im Rahmen einer Sensordatenvorverarbeitung aufbereitet. Daneben liefert der GPS-Empfänger aus einer internen Vorverarbeitung die absolute Position, Geschwindigkeit und Fahrtrichtung des Empfängers bezogen auf die Erdoberfläche,



**Abbildung 1.3:** Aufbau der zugrunde gelegten Ortungsplattform

zusammen mit einer Zeitangabe. Diese Daten werden ebenfalls im Rahmen der Sensordatenvorverarbeitung aufbereitet, bevor sie in den Ortungsfilter einfließen.

Der Ortungsfilter fusioniert die aufbereiteten Sensordaten zu einer Ortungslösung. Sie umfasst die Position, Geschwindigkeit und Fahrtrichtung des Fahrzeugs, zusammen mit den Unsicherheiten der einzelnen Größen.

Die Erzeugung von Streckenkarten, die vom Ortungsfilter genutzt werden können, ist mithilfe eines Kartierungsmoduls möglich, das die Ortungsdaten als Eingangsgrößen verwendet.

### 1.2.1 Konfiguration

Im Folgenden werden die Hintergründe vorgestellt, die zur Wahl der verwendeten Ortungsplattform beigetragen haben.

#### Sensorauswahl

Bei der Entwicklung eines neuen Ortungssystems für den Einsatz in der Sicherungstechnik ist besonders auf die permanente Verfügbarkeit eines zuverlässigen Ortungsergebnisses zu achten. Dies schränkt die Auswahl der in Frage kommenden Sensoren stark ein, insbesondere wenn der Fokus auf der Entwicklung eines bordautonomen Ortungssystems liegt.

Tabelle 1.1 gibt einen Überblick über Sensoren, die prinzipiell für das zu entwickelnde Ortungssystem zur Auswahl stehen. Sie lassen sich in zugseitige, streckenseitige und stellwerksseitige Sensoren einteilen. Für jeden Sensor wird zudem angegeben, ob ein absolutes oder relatives Lokalisierungsprinzip zugrunde liegt. Von einer absoluten Lokalisierung wird gesprochen, wenn direkt eine eindeutige Positionsangabe ermittelt wird. Im Gegensatz dazu wird von einer relativen Lokalisierung gesprochen, wenn sich die Positionsangabe auf einen Bezugspunkt bezieht, dessen globale Lage zunächst noch unbekannt ist. Zur Überführung einer relativen Lokalisierung in eine absolute Lokalisierung muss zusätzlich die

**Tabelle 1.1:** Potentielle Sensoren für neue Ortungssysteme

Lage	Sensor	Lokalisierungsprinzip
zugeseitig	Satellitennavigationssysteme (GNSS)	absolut
	Intertiale Messeinheit (IMU)	relativ
	Kameras	absolut/relativ
	Laserscanner	absolut/relativ
	Difference Inductance Sensor (DIS) [69]	absolut
	Magnetometer [65]	absolut
	Bodenradar [16]	absolut
	Leistungsaufnahme [64]	relativ
	Distanz- und Geschwindigkeitssensoren	relativ
Karten	absolut	
streckenseitig	Gleisfreimeldeanlagen	absolut
	Balisen	absolut
	Fiber Optic Sensing (FOS) [83]	absolut
stellwerksseitig	Weichenhistorie	relativ
	Karten	absolut

absolute Position des Bezugspunktes bestimmt werden.

Für diese Arbeit kommen nur zugeseitige Sensoren in Frage, da eine bordautonome Ortung realisiert werden soll. Eine qualitative Bewertung aller zugeseitigen Sensoren, hinsichtlich ihrer Nutzbarkeit für diese Arbeit, ihrer Verfügbarkeit und ihrer Integrität, ist in Tabelle 1.2 dargestellt.

Für den Einsatz auf der Ortungsplattform wurden schließlich die Sensoren ausgewählt, die einfach nutzbar sind und eine ausreichende Verfügbarkeit sowie Integrität bieten. Dies führt zur abschließend ausgewählten Kombination von IMU und einem Satellitennavigationssystem (engl. *Global Navigation Satellite System (GNSS)*) in Form von GPS.<sup>8</sup>

Es sei jedoch erwähnt, dass diese Konfiguration lediglich die Minimalkonfiguration für den in Kapitel 3 beschriebenen Ortungsfilter darstellt. Die Integration zusätzlicher Sensoren, sofern sie zur Verfügung stehen, ist zur weiteren Steigerung der Genauigkeit und Verfügbarkeit sinnvoll.

## Allgemeines zur Kombination von IMU und GNSS

Die Kombination von IMU und GNSS ist eine etablierte Lösung zur Lokalisierung von mobilen Robotern, die sich auf der Erde bewegen. Das liegt daran, dass sich

<sup>8</sup>Das amerikanische GPS ist eine mögliche Realisierung eines globalen Satellitennavigationssystems (engl. *GNSS*). Andere Realisierungen sind zum Beispiel das europäische *Galileo*, das russische *GLONASS* oder das chinesische *Beidou*. In dieser Arbeit wird aber nur GPS genutzt.

**Tabelle 1.2:** Qualitative Bewertung der Nutzbarkeit, der Verfügbarkeit und der Integrität von zugeseitigen Sensoren. Die farblich hervorgehobenen Sensoren wurden letztendlich für den Einsatz auf der Ortungsplattform ausgewählt.

Sensor	Nutzbarkeit*	Verfügbarkeit*	Integrität*
Intertiale Messeinheit (IMU)	+	+	+
Karten	o	+	+
Satellitennavigationssysteme (GNSS)	+	o	o
Kameras	+	o	-
Distanz- und Geschwindigkeitssensoren	o	+	+
Magnetometer	o	+	?
Laserscanner	o	o	-
Difference Inductance Sensor (DIS)	-	+	?
Bodenradar	-	+	?
Leistungsaufnahme	-	+	?

\* Bewertungsschema: + → gut, o → mittel, - → schlecht, ? → keine Bewertung möglich

die Vorteile der jeweils verwendeten Ortungstechniken optimal ergänzen. [28, 77, 82]

Bei der Navigation mit einer IMU – auch als Inertial- oder Trägheitsnavigation bezeichnet – wird zunächst die Lage des betrachteten Objekts durch einmalige Integration der gemessenen Drehraten, ausgehend von der zuletzt bekannten Lage, bestimmt. Danach wird die Bewegung des Objekts durch doppelte Integration der gemessenen translativen Beschleunigungen, ausgehend vom letzten bekannten Bezugspunkt, fortgeschrieben. Zu Beginn der Navigationsaufgabe muss mithilfe eines zusätzlichen Sensors die absolute Position und Lage des ersten Bezugspunktes bestimmt werden. Erst dann ist eine autarke Lokalisierung möglich. Durch die ständige Integration der Messdaten akkumulieren sich allerdings kleinste Messfehler sehr schnell auf, wodurch die Genauigkeit der Lokalisierung mit der Zeit abnimmt. Im Gegensatz dazu ist mithilfe von GNSS eine absolute Lokalisierung möglich, deren Fehler nicht von der Zeit abhängt. Die Verfügbarkeit der GNSS-Positionslösung ist jedoch deutlich schlechter als die einer IMU, da eine Lokalisierung im Allgemeinen nur bei freier Sicht zu mindestens vier Satelliten möglich ist.

Die Ortungsverfahren von IMU und GNSS besitzen damit komplementäre Vor- und Nachteile. Eine Kombination beider Verfahren ist somit naheliegend. Solange ein GNSS-Signal verfügbar ist, kann es zur Navigation und zur Stützung der Inertialnavigation eingesetzt werden. Für den Fall eines kurzzeitigen Verlusts des GNSS-Signals lässt sich mithilfe der Inertialnavigation weiterravigieren. Die mögliche Dauer eines GNSS-Signalverlusts, der mithilfe der Inertialnavigation kompensiert werden kann, hängt dabei vor allem von der Güte der verwendeten

IMU ab. Die Verfügbarkeit einer brauchbaren Ortungslösung eines IMU/GNSS-Systems ist damit besser als bei Lösungen mit nur einem dieser Sensoren. Für die Ortungsgenauigkeit können dagegen keine wesentlichen Verbesserungen erwartet werden. Die Genauigkeit der Fusionslösung ist letztendlich durch die Genauigkeit der GNSS-Lösung limitiert.

## Datenverarbeitung

Die Verarbeitung der Sensordaten erfolgt mithilfe eines Filters. Das heißt, zur Berechnung der Ortungslösung wird nur auf die bis zu diesem Zeitpunkt verfügbaren Messdaten zurückgegriffen. Dies ermöglicht die Bereitstellung einer zeitaktuellen Ortungslösung im laufenden Betrieb.<sup>9</sup>

Des Weiteren wird bei der Implementierung des Filters auf die Anwendung von probabilistischen Methoden gesetzt. Dabei werden Unsicherheiten bei der Zustandsschätzung konsequent berücksichtigt und fortgeschrieben. Dies ermöglicht neben der Angabe eines Ortungsergebnisses selbst stets auch die Angabe einer Ortungsunsicherheit. Dies wird als eine wichtige Voraussetzung für einen erfolgreichen Sicherheitsnachweis und damit für die Integration neuer Ortungssysteme im Bahnbetrieb gesehen [35, 88].

Im Gegensatz zur Ortung findet die Kartierung der Strecke nicht zeitaktuell statt. Die Streckenkarte wird mithilfe einer Optimierung auf den gespeicherten Ortungsdaten vergangener Zugfahrten durchgeführt.

Die Daten von IMU und GPS werden lose gekoppelt, das heißt, anstatt die Rohmessungen des GPS-Empfängers zu verwenden (das sind zum Beispiel die sogenannten *Pseudostrecken* zu den einzelnen Satelliten), wird eine proprietäre Position-Geschwindigkeit-Zeit-Lösung (engl. *Position Velocity Time (PVT)*) des GPS-Empfängers verwendet [82, S. 192ff.]. Im Allgemeinen müssen vier Satellitensignale zur Verfügung stehen, damit eine solche PVT-Lösung angegeben werden kann. Durch die Verwendung der proprietären PVT-Lösung reduziert sich die Komplexität des Ortungsfilters und die Austauschbarkeit des in der Praxis verwendeten GPS-Empfängers wird erleichtert. Allerdings gehen dadurch auch Anpassungsmöglichkeiten verloren, mit denen zum Beispiel auch mit weniger als vier Satelliten noch eine GPS-Ortungslösung bestimmt werden könnte.

Die Sensordaten von IMU und GPS werden vor ihrer Verwendung im Ortungsfilter durch eine Sensordatenvorverarbeitung aufbereitet. Dabei werden die Messdaten um verschiedene unerwünschte Beträge bereinigt und in das zur Navigation

---

<sup>9</sup>Im Gegensatz zu einer *Filterung* wird von einer *Prädiktion* gesprochen, wenn anhand der aktuell verfügbaren Messdaten auf einen Zustand in der Zukunft geschlossen wird. Wenn ein bereits vergangener Zustand mithilfe von Messdaten bis zum aktuellen Zeitpunkt geschätzt wird, ist dagegen von einer *Glättung* die Rede. [47, S. 607f.]

verwendete Koordinatensystem transformiert. Allgemein wäre es auch denkbar, diese Vorverarbeitung direkt in den Ortungsfilter zu integrieren. Dadurch würde die Komplexität des Filters jedoch deutlich zunehmen. Ob die vorgelagerte Verarbeitung der Daten zugunsten einer reduzierten Komplexität des Ortungsfilters gerechtfertigt ist, muss am Ende dieser Arbeit beurteilt werden. Die Realisierung einer aufwändigeren Integrationsstrategie direkt im Ortungsfilter könnte eine mögliche Weiterentwicklung der vorgestellten Ansätze sein.

## 1.3 Aufbau der Dissertation

Den Kern dieser Arbeit bilden die logisch aufeinander aufbauenden Kapitel

- Sensordatenvorverarbeitung (Kapitel 2),
- Ortungsfilter (Kapitel 3) und
- Erzeugung von Streckenkarten (Kapitel 4).

In Kapitel 2 wird beschrieben, wie die Sensordaten von IMU und GPS für die Verwendung im Ortungsfilter aufbereitet werden. Der Entwurf des Ortungsfilters ist Thema von Kapitel 3. Und in Kapitel 4 wird eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten für den Ortungsfilter beschrieben.

Der Aufbau aller Kernkapitel ist sehr ähnlich: Falls es für die wissenschaftliche Einordnung von Bedeutung ist, wird zunächst ein Überblick über den aktuellen Stand der Forschung gegeben. Danach werden die wichtigsten Grundlagen zum Verständnis der darauffolgend beschriebenen Implementierung gegeben. Anschließend erfolgt eine Evaluierung der entwickelten und implementierten Methoden mithilfe von realen Messdaten. Zuletzt wird eine kurze Zusammenfassung gegeben, die auch eine Übersicht der geleisteten wissenschaftlichen Beiträge auf dem jeweiligen Themengebiet enthält.

In Ergänzung zu den Kernkapiteln 2, 3 und 4 werden in Kapitel 5 die zur Evaluierung der Ansätze verwendeten Datensätze beschrieben. Dabei wird auch auf die allgemeinen Schwierigkeiten bei der Aufnahme solcher Datensätze im Schienenverkehr eingegangen und die Ansätze vorgestellt, die im Rahmen dieser Arbeit entstanden sind, um sie zu überwinden.

Abschließend werden in Kapitel 6 die Ergebnisse dieser Arbeit noch einmal zusammengefasst, ein Fazit gezogen und ein Ausblick auf mögliche zukünftige Arbeiten gegeben.

## 2 Sensordatenvorverarbeitung

Die Sensordaten von IMU und GPS werden zunächst im Rahmen einer Vorverarbeitung aufbereitet, bevor sie im Ortungsfilter verwendet werden. Dieser Schritt ist notwendig, da die Daten verschiedene Beträge beinhalten, die für eine korrekte Berechnung der Beschleunigung, Geschwindigkeit und Position des Fahrzeugs im Ortungsfilter herausgerechnet werden müssen.

In diesem Kapitel werden die einzelnen Korrekturschritte beschrieben. Dazu werden zunächst die Besonderheiten der Messgrößen von IMU und GPS sowie die bei der Verarbeitung der Sensordaten relevanten Koordinatensysteme vorgestellt. Anschließend wird das allgemeine Vorgehen der Vorverarbeitung erläutert und die konkrete Implementierung beschrieben. Abschließend erfolgt eine Evaluierung mithilfe von realen Messdaten.

### 2.1 Eigenschaften der Sensordaten

Die Messdaten von IMU und GPS weisen Eigenschaften auf, deren Kenntnis für das weitere Verständnis dieser Arbeit von Bedeutung ist und die deswegen im Folgenden kurz beschrieben werden.

#### 2.1.1 Inertiale Messeinheit (IMU)

Eine inertielle Messeinheit (engl. *Inertial Measurement Unit (IMU)*) besteht aus jeweils drei Beschleunigungs- und Drehratensensoren, die in einer Einheit integriert werden, sodass sie die Beschleunigungen und Drehraten entlang eines rechtshändigen orthonormalen Koordinatensystems messen. Wird eine solche IMU fest mit einem Fahrzeug verbunden, lassen sich sämtliche Beschleunigungen und Drehraten des Fahrzeugs messen.

Aufgrund des Messprinzips von Beschleunigungssensoren wird allerdings nicht nur die reine Beschleunigung des Fahrzeugs detektiert, sondern auch die lokale Schwerebeschleunigung. Beschleunigungssensoren messen die Beschleunigung durch die Auslenkung einer Probemasse. Dadurch wird auch eine Beschleunigung detektiert, wenn der Sensor sich in Ruhe befindet, da die Probemasse durch das Schwerfeld der Erde ausgelenkt wird. Die gemessene Beschleunigung ist der



lokalen Schwerebeschleunigung genau entgegen gesetzt, da die Auslenkung der Probemasse aus Sicht des Sensors durch eine Kraft entsteht, die entgegen der Erdbeschleunigung wirkt. [82, S. 55]

Eine IMU misst somit zum einen die spezifische Kraft

$$\mathbf{f} = [f_x \ f_y \ f_z]^T = \mathbf{a} - \mathbf{g}_1, \quad (2.1)$$

bestehend aus der gesuchten Beschleunigung des Fahrzeugs  $\mathbf{a}$  sowie der lokalen Schwerebeschleunigung  $\mathbf{g}_1$  und zum anderen die Drehraten

$$\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T. \quad (2.2)$$

Als lokale Schwerebeschleunigung  $\mathbf{g}_1$  wird die Beschleunigung resultierend aus der Massenanziehungskraft der Erde  $\mathbf{g}$  und der Zentripetalkraft am Ort  $\mathbf{r}$  aufgrund der Erdrotation  $\boldsymbol{\omega}_{ie}$  verstanden:  $\mathbf{g}_1 = \mathbf{g} - \boldsymbol{\omega}_{ie} \times (\boldsymbol{\omega}_{ie} \times \mathbf{r})$ . Damit zeigt der Vektor  $\mathbf{g}_1$  stets entlang eines Lots, das über die Erdoberfläche gehalten wird. [77, S. 27]

Im Folgenden ist es oftmals von Bedeutung zu wissen, in welchem Koordinatensystem eine Größe ausgedrückt wird und bezüglich welcher Koordinatensysteme sie auftritt. Deswegen wird an dieser Stelle, entsprechend [82, S. 33], eine einheitliche Notation eingeführt. Sie lässt sich beispielhaft anhand des von der IMU gemessenen Drehratenvektors  $\boldsymbol{\omega}_{is}^s$  erklären: Die beiden Indizes  $i$  und  $s$  geben an, dass es sich um Drehraten aus Sicht des Sensorkoordinatensystems (Index  $s$  für Sensorkoordinatensystem) bezogen auf das Inertialkoordinatensystem (Index  $i$  für Inertialkoordinatensystem) handelt, die entsprechend dem Superskript  $s$  in den Koordinaten des Sensorkoordinatensystems (Superskript  $s$  für Sensorkoordinatensystem) ausgedrückt werden. Entsprechend dieser Notation lassen sich die Messgrößen der IMU noch einmal präziser formulieren:

$$\mathbf{f}_{is}^s = [(f_x)_{is}^s \ (f_y)_{is}^s \ (f_z)_{is}^s]^T = \mathbf{a}_{is}^s - \mathbf{g}_1^s, \quad (2.3)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{is}^s = [(\omega_x)_{is}^s \ (\omega_y)_{is}^s \ (\omega_z)_{is}^s]^T. \quad (2.4)$$

Damit die Messdaten  $\mathbf{f}_{is}^s$  später im Ortungsfilter verwendet werden können, müssen diese noch um den Einfluss der lokalen Schwerebeschleunigung  $\mathbf{g}_1$  korrigiert werden, da nur die tatsächliche Beschleunigung des Fahrzeugs von Interesse ist. Des Weiteren liegen die Messgrößen  $\mathbf{f}_{is}^s$  und  $\boldsymbol{\omega}_{is}^s$  zunächst bezüglich eines raumfesten Inertialsystems vor. Das heißt, für Fahrzeuge, die sich auf der Erdoberfläche bewegen, enthalten sie beispielsweise auch Effekte resultierend aus der Erddrehrate. Bevor die Größen zur Navigation eingesetzt werden können, müssen sie deswegen auch um alle Beträge korrigiert werden, die aus Relativbewegungen zwischen Erde, Fahrzeug und Inertialsystem resultieren. Außerdem ist

es sinnvoll, die Größen nicht im Sensorkoordinatensystem zu betrachten, sondern in einem zur Navigation vorteilhaften Koordinatensystem. Daher wird zudem eine Transformation in das verwendete Navigationskoordinatensystem benötigt. Alle diese Korrekturen werden im Rahmen der in diesem Kapitel beschriebenen Sensordatenvorverarbeitung durchgeführt.

## 2.1.2 Satellitennavigationssystem (GPS)

GPS steht für *Global Positioning System* und ist eine amerikanische Realisierung eines globalen Satellitennavigationssystems (engl. *Global Navigation Satellite System (GNSS)*). Ein GPS-Empfänger ist in der Lage, seine absolute Position auf der Erde oder im erdnahen Raum zu bestimmen. Er ist dabei Teil eines komplexen Systems, das sich aus ihm selbst sowie mehreren Satelliten und Boden-Kontrollstationen zusammensetzt. Andere GNSS Realisierungen sind zum Beispiel das europäische *Galileo*, das russische *GLONASS* oder das chinesische *Beidou*. In dieser Arbeit wird aber nur GPS genutzt.

Die Positionsbestimmung im dreidimensionalen Raum basiert auf der Entfernungsmessung des Empfängers zu mindestens vier Satelliten. Es werden mindestens vier Satelliten benötigt, da neben den drei Koordinaten im Raum auch ein unbekannter Empfänger-Uhrenfehler bestimmt werden muss. Es gibt verschiedene Möglichkeiten zur Distanzmessung zwischen Empfänger und Satelliten, die zudem mit verschiedenen Korrekturdaten verbessert werden können, um eine genauere Positionsbestimmung zu ermöglichen. Eine tiefergehende Einführung in die Funktionsweise von GPS beziehungsweise GNSS im Allgemeinen kann zum Beispiel [28] entnommen werden.

Wie bereits erwähnt, werden für eine Positionsbestimmung die Distanzmessungen zu mindestens vier GPS-Satelliten benötigt. Dafür muss eine direkte Sichtverbindung zwischen Antenne und Satelliten möglich sein. Deswegen ist eine GPS-Positionierung in Gebäuden, Tunneln, überdachten Bereichen oder sehr dichten Wäldern nicht möglich.

In den meisten Anwendungen erfolgt die Positionsberechnung direkt auf dem Empfänger. Der Nutzer bekommt somit eine fertige Positionslösung bestehend aus: Position, Geschwindigkeit und GPS-Zeit, die als PVT-Lösung (engl. *Position Velocity Time (PVT)*) bezeichnet wird. Alternativ bieten einige Empfänger jedoch auch die Möglichkeit zur Berechnung einer „eigenen“ Positionslösung basierend auf den Rohmessungen vom Empfänger zu den Satelliten. Dies ermöglicht die Anpassung der Positionslösung an spezielle Gegebenheiten eines Navigationsproblems, wodurch sich beispielsweise im Schienenverkehr auch eine Positionslösung mit weniger als vier sichtbaren Satelliten erreichen lässt [17, 20].

In dieser Arbeit wird allerdings mit der PVT-Lösung gearbeitet (siehe auch Abschnitt 1.2). Somit steht eine Positionsmessung in der Form

$$\hat{\boldsymbol{p}}_{\text{GPS}} = \left[ \hat{\varphi}_{\text{GPS,latitude}} \quad \hat{\lambda}_{\text{GPS,longitude}} \quad \hat{h}_{\text{GPS,height}} \right]^T \quad (2.5)$$

und eine Geschwindigkeitsmessung in der Form

$$\hat{\boldsymbol{v}}_{\text{GPS}} = \left[ \hat{v}_{\text{GPS,north}} \quad \hat{v}_{\text{GPS,east}} \quad \hat{v}_{\text{GPS,down}} \right]^T \quad (2.6)$$

zur Verfügung. Die Angaben beziehen sich dabei auf die Position der mit dem GPS-Empfänger verbundenen GPS-Antenne. Falls die Antenne nicht im Schwerpunkt des Fahrzeugs angebracht ist, muss dieser Versatz noch entsprechend aus den Messgrößen herausgerechnet werden.

Im Rahmen der Sensordatenvorverarbeitung müssen die PVT-Messdaten des GPS-Empfängers lediglich um die Effekte des Antennenversatzes korrigiert werden, da die Messdaten bereits im zur Navigation verwendeten Koordinatensystem vorliegen.

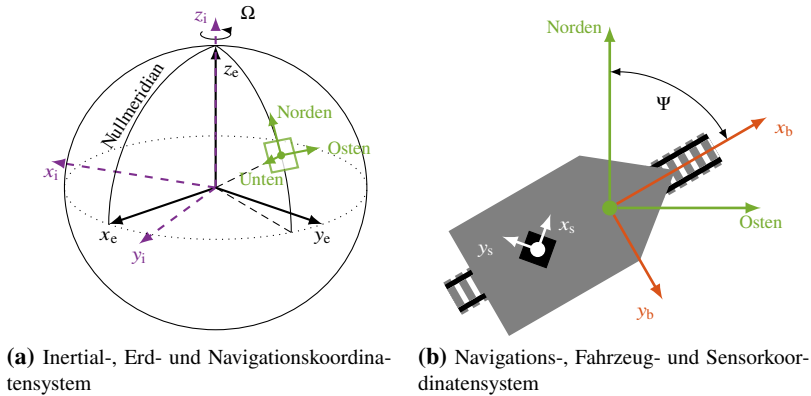
## 2.2 Relevante Koordinatensysteme

Bei der Korrektur der Messgrößen von IMU und GPS spielen die folgenden Koordinatensysteme eine Rolle:

- Inertialkoordinatensystem (Index i, engl. *inertial frame*)
- Erdkoordinatensystem (Index e, engl. *earth frame*)
- Fahrzeugkoordinatensystem (Index b, engl. *body frame*)
- Lokales Navigationskoordinatensystem (Index n, engl. *navigation frame*)
- Sensorkoordinatensysteme (Index s, engl. *sensor frame*)

In Klammern ist jeweils der Index angegeben, der im Rahmen der Notation verwendet wird, die in Abschnitt 2.1.1 eingeführt wurde.

Die Definitionen der Koordinatensysteme werden als nächstes vorgestellt. Dabei wird stets von rechtshändigen orthonormalen Koordinatensystemen ausgegangen, solange es nicht anders beschrieben wird. Eine, die Definitionen ergänzende, grafische Darstellung der Zusammenhänge zwischen den Koordinatensystemen kann Abbildung 2.1 entnommen werden.



(a) Inertial-, Erd- und Navigationskoordinatensystem

(b) Navigations-, Fahrzeug- und Sensorkoordinatensystem

**Abbildung 2.1:** Darstellung der verschiedenen Koordinatensysteme, die für diese Arbeit von Bedeutung sind.

## 2.2.1 Inertialkoordinatensystem

Der Ursprung des inertialen Koordinatensystems liegt im Zentrum der Erde. Die  $z_i$ -Achse zeigt in Richtung der Rotationsachse der Erde, wobei angenommen wird, dass diese invariant in ihrer Richtung ist. Die Ausrichtung der  $x_i$ -Achse erfolgt bezüglich der Fixsterne, das heißt, es handelt sich um ein nicht rotierendes Koordinatensystem in Bezug auf die Fixsterne. Es dient beispielsweise als Bezugssystem für die Messgrößen der IMU.

## 2.2.2 Erdkoordinatensystem

Das Erdkoordinatensystem ist ein fest mit der Erde verbundenes Koordinatensystem und rotiert somit aus Sicht des Inertialkoordinatensystems mit der Erddrehrate. In diesem Koordinatensystem wird typischerweise die Navigationsaufgabe von Fahrzeugen gelöst, die sich auf der Erdoberfläche oder in der näheren Umgebung davon bewegen.

Je nach Anwendung können Positionen auf der Erde entweder in einem erdzentrierten erd-festen (engl. *Earth Centered, Earth Fixed (ECEF)*) Koordinatensystem oder in Form von Breiten- und Längengraden sowie einer Höhenangabe (engl. *Latitude, Longitude, Height (LLH)*), basierend auf einem Referenz-Erdmodell, ausgedrückt werden. Darüber hinaus existieren weitere Koordinatensysteme, die zur Navigation bequemer sein können als das ECEF- oder das LLH-Koordinatensystem, allerdings besitzen sie nur eine lokale Gültigkeit. In

dieser Arbeit wird beispielsweise die Universal Transverse Mercator (UTM)-Projektion verwendet, um die gekrümmte Erdoberfläche im Navigationsgebiet auf eine Ebene zu projizieren, in der mithilfe von kartesischen Koordinaten navigiert werden kann. Die genannten Erdkoordinatensysteme werden im Folgenden kurz vorgestellt.

### LLH-Koordinatensystem

Dem LLH-Koordinatensystem liegt ein Erdmodell zugrunde, das die Gestalt der Erde in vereinfachter Form beschreibt. In dieser Arbeit wird das World Geodetic System 1984 (WGS-84) Erdmodell genutzt, da es auch vom GPS verwendet wird. Dadurch können die LLH-Positionsangaben des GPS-Empfängers direkt zur Navigation herangezogen werden. Die Gestalt der Erde wird im WGS-84 durch einen Rotationsellipsoiden beschrieben, dessen geometrisches Zentrum im Massenschwerpunkt der Erde liegt und dessen Rotationsachse in Richtung der Erdrotationsachse verläuft. Die definierenden Parameter des Rotationsellipsoiden können Tabelle 2.1 entnommen werden. [48]

Es kann angenommen werden, dass der lokale Schwerevektor  $\mathbf{g}_1$  stets senkrecht auf der Oberfläche dieses Ellipsoiden steht. Diese Annahme wird später zur Stützung der Lageschätzung mittels IMU in Abschnitt 2.4.1 eine besondere Rolle spielen. [82, S. 30f.]

**Tabelle 2.1:** Parameter des WGS-84 nach [48, Tabelle 3.1] und [82, Tabelle 3.1]

Bezeichnung	Wert	Typ
Große Halbachse	$a_{\text{WGS}} = 6378137,0000 \text{ m}$	definierende Parameter
Abflachung	$f^{-1} = 298,257223563$	
Erdrehrate	$\Omega = 7,292115 \cdot 10^{-5} \text{ rad/s}$	
Kleine Halbachse	$b_{\text{WGS}} = R(1 - f) = 6356752,3142 \text{ m}$	abgeleitete Größen
Exzentrität	$e = \sqrt{f(2 - f)} = 0,0818191908426$	
Nord-Süd Krümmungsradius	$R_n = a_{\text{WGS}} \frac{1 - e^2}{(1 - e^2 \sin^2(\varphi))^{3/2}}$	
Ost-West Krümmungsradius	$R_e = \frac{a}{\sqrt{1 - e^2 \sin^2(\varphi)}}$	

Zur Angabe von Positionen auf der Erdoberfläche beziehungsweise auf dem Erdmodell wird dieses in Breiten- und Längengrade eingeteilt. Breitengrade  $\varphi$  werden von  $\varphi = 0^\circ$  am Äquator bis zu jeweils  $\varphi = 90^\circ$  an den Polen gezählt. Zur Unterscheidung wird angegeben, ob es sich um eine nördliche (positive) oder südliche (negative) Breite handelt. Längengrade  $\lambda$  reichen dagegen von  $\lambda = 0^\circ$  am sogenannten Nullmeridian bis zu jeweils  $\lambda = 180^\circ$  in östlicher beziehungsweise westlicher Richtung. Der Nullmeridian wurde dabei willkürlich gewählt

und verläuft durch die Sternwarte in Greenwich, England. Da die Punkte von Interesse bei der Navigation zumeist nicht direkt auf dem Erdmodell liegen, muss die Angabe von Längen- und Breitengrad zusätzlich um eine Höhe  $h$  gegenüber dem Erdmodell ergänzt werden.<sup>1</sup> Eine vollständige Positionsangabe besteht somit aus Breitengrad  $\varphi$ , Längengrad  $\lambda$  und Höhe  $h$  (engl. *Latitude, Longitude, Height (LLH)*).

### ECEF-Koordinatensystem

Hierbei handelt es sich um ein kartesisches Koordinatensystem, das bis auf eine Ausnahme genauso wie das Inertialkoordinatensystem definiert ist. Im Gegensatz zum Inertialkoordinatensystem verläuft die  $x_e$ -Achse entlang der Schnittgeraden von Äquatorebene und Nullmeridianebene. Aufgrund dieser Definition ist das ECEF-Koordinatensystem fest mit der Erde verbunden und rotiert für einen außenstehenden Beobachter mit der Erddrehrate  $\Omega$  um die  $z_e$ -Achse. Daher wird es auch als erd-zentriertes erd-festes Koordinatensystem (engl. *Earth Centered, Earth Fixed (ECEF)*) bezeichnet.

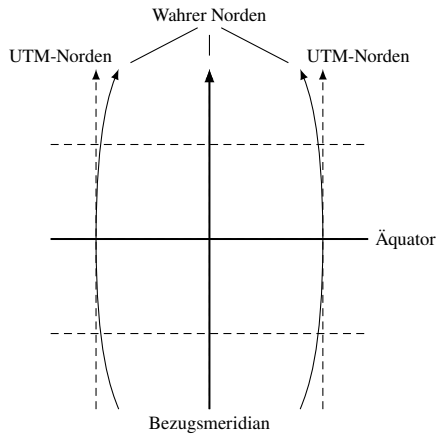
Im Gegensatz zum LLH-Koordinatensystem kommt das ECEF-Koordinatensystem ohne die Definition eines Erdmodells aus. Allerdings fehlt dadurch ein direkter Bezug zwischen einer Koordinatenangabe und der Erdoberfläche. Damit eignet sich das ECEF-Koordinatensystem weniger gut zur Navigation von Fahrzeugen auf der Erdoberfläche oder in der näheren Umgebung davon. Bei der Angabe von Satellitenpositionen in Bezug zur Erde, für das es beispielsweise eingesetzt wird [28, S. 431], ist es jedoch besser geeignet als das LLH-Koordinatensystem.

### UTM-Koordinatensystem

Bei den meisten Navigationsaufgaben ist die Navigation eines Fahrzeugs in Bezug zur Erdoberfläche von Interesse. Dafür bieten sich LLH-Koordinaten an. Doch aufgrund der Krümmung der Erdoberfläche ist beispielsweise die Berechnung von Distanzen und Kurswinkeln nicht wie in kartesischen Koordinaten gewohnt

---

<sup>1</sup>Die Höhe  $h$  bezieht sich auf die Höhe über dem Ellipsoiden. Alternativ ist auch die Angabe einer Höhe  $H$ , gemessen entlang der natürlichen Lotlinie, über dem sogenannten Geoid gebräuchlich. Das Geoid bildet in guter Näherung die Gestalt des mittleren Meeresspiegels ab und liefert damit eine alltagstauglichere Referenz für Höhenangaben. Aufgrund von Variationen im Schwerfeld der Erde kann die Gestalt des Geoid lokal deutlich von der Ellipsoidoberfläche abweichen. Zur Umrechnung der Höhen wird aus Messungen die Geoidundulation beziehungsweise Geoidhöhe  $N$  benötigt, welche den lokalen Abstand zwischen Geoid und Ellipsoid beschreibt. Es gilt  $h = H + N$  [28, S. 290ff.]. Da beide Höhenangaben sehr gebräuchlich sind, ist im Einzelfall stets zu überprüfen, auf welches Modell sich eine Höhenangabe bezieht.



**Abbildung 2.2:** Darstellung einer UTM-Zone um den Bezugsmeridian herum. Nur auf dem Bezugsmeridian sowie am Äquator wird Norden korrekt abgebildet. An allen anderen Punkten gibt es eine Abweichung zwischen UTM-Norden und wahren Norden. (Abbildung in Anlehnung an [77, S. 55 Abbildung 3.29])

möglich [62, S. 35ff. und S. 48ff.]. Deswegen ist es zweckmäßig, die gekrümmte Erdoberfläche auf eine ebene Fläche zu projizieren, in der eine Lösung der Navigationsaufgabe unter Verwendung von kartesischen Koordinaten möglich ist. Bei einer solchen Projektion entstehen jedoch zwangsläufig Verzerrungen, sodass die Projektion nur in einem örtlich begrenzten Raum zur Navigation eingesetzt werden sollte [84, S. 36ff.].

Eine sehr häufig verwendete Projektion, die auch in dieser Arbeit verwendet wird, ist die *Universal Transverse Mercator (UTM)* Projektion. Dabei wird der Erdellipsoid in 60 Längsstreifen mit einer Breite von jeweils  $\Delta\lambda = 6^\circ$  beginnend bei  $180^\circ\text{W} - 174^\circ\text{W}$  eingeteilt, für die jeweils die UTM Projektion angewandt wird. In diesem Zusammenhang wird auch von UTM-Zonen gesprochen, die von 1 bis 60 nummeriert sind. Deutschland, das ungefähr zwischen den Längengraden  $6^\circ\text{E}$  und  $15^\circ\text{E}$  liegt, befindet sich demnach überwiegend in den UTM-Zonen 32 und 33. Nach Süden beziehungsweise nach Norden sind die Zonen jeweils durch den 80. Breitengrad begrenzt. In der Mitte einer jeden Zone liegt der Bezugsmeridian. Auf diesem und am Äquator wird Norden korrekt abgebildet. An allen anderen Punkten gibt es eine Abweichung zwischen dem Karten- und dem echten Norden. Dieser Sachverhalt kann auch anhand von Abbildung 2.2 nachvollzogen werden. [77, S. 54f.]

Verzerrungen innerhalb einer UTM-Zone sowie Zonenwechsel, die beispiels-

weise beim Überfahren von  $12^\circ$  östlicher Länge innerhalb von Deutschland vorkommen können, werden in dieser Arbeit vernachlässigt.

### 2.2.3 Fahrzeugkoordinatensystem

Das Fahrzeugkoordinatensystem ist fest mit dem betrachteten Fahrzeug verbunden. Es ist hier für Schienenfahrzeuge wie folgt definiert: Sein Ursprung sitzt auf der Höhe des Schienenkopfes auf der Drehachse des vorderen Drehgestells beziehungsweise der vorderen Achse. Die  $x_b$ -Achse zeigt in Fahrtrichtung und die  $z_b$ -Achse nach unten. Auf diese Weise ergeben sich die im Schienenverkehr gebräuchlichen Vorzeichen für die Winkel von Streckensteigung und -überhöhung in Kurven [44, S. 75 und S. 99].

Der Ursprung dieses Koordinatensystems dient als Bezugspunkt für die Positionangaben des Fahrzeugs im Erdkoordinatensystem. Außerdem wird die Position aller auf dem Fahrzeug verbauten Sensoren in diesem Koordinatensystem angegeben.

### 2.2.4 Lokales Navigationskoordinatensystem

Als lokales Navigationskoordinatensystem wird ein kartesisches Koordinatensystem definiert, welches den gleichen Ursprung wie das Fahrzeugkoordinatensystem besitzt. Die  $x$ -Achse zeigt nach Norden, die  $y$ -Achse nach Osten und die  $z$ -Achse in Richtung des lokalen Schwerevektors (engl. *North, East, Down* (NED)-Konvention).<sup>2</sup> Die  $x,y$ -Ebene bildet somit eine Tangentialebene an die Erdoberfläche.

In Bezug zu diesem Koordinatensystem werden die Richtung und Geschwindigkeit des Fahrzeugs angegeben. Darüber hinaus dient es als Bezugsrahmen – der anschaulich gesprochen, die Erdoberfläche repräsentiert – gegenüber dem die Lage des Fahrzeugs angegeben wird.

### 2.2.5 Sensorkoordinatensystem

Als Sensorkoordinatensystem wird das Koordinatensystem bezeichnet, in dem die Messgrößen des jeweils betrachteten Sensors ausgegeben werden. Für die IMU ist dies ein kartesisches Koordinatensystem, dessen Ursprung in der IMU selbst liegt. Dagegen gibt der GPS-Empfänger seine PVT-Lösung, bezogen auf die GPS-Antenne, direkt im LLH-Erdkoordinatensystem aus.

<sup>2</sup>Bei Verwendung der NED-Konvention entspricht eine positive Drehung um die Hochachse im Bezugskoordinatensystem einer Rechtsdrehung. Diese Wahl wurde getroffen, da dies der im Schienenverkehr gebräuchlichen Definition der Drehrichtung entspricht [44, S. 99].



Die Angabe von Sensor-Einbaupositionen im Fahrzeugkoordinatensystem bezieht sich jeweils auf den Ursprung des jeweiligen Sensorkoordinatensystems.

## 2.3 Vorgehen

Im Rahmen der Sensordatenvorverarbeitung werden die IMU-Messgrößen<sup>3</sup>  $f_{is}^s$  und  $\omega_{is}^s$  sowie die GPS-Messgrößen  $\hat{p}_{GPS}$  und  $\hat{v}_{GPS}$  entsprechend

$$\begin{bmatrix} f_{is}^s \\ \omega_{is}^s \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{Sensordatenvorverarbeitung (IMU)}} \begin{bmatrix} a_{eb}^n \\ \omega_{nb}^b \end{bmatrix}, \quad (2.7)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{p}_{GPS} \\ \hat{v}_{GPS} \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{Sensordatenvorverarbeitung (GPS)}} \begin{bmatrix} p_{GPS} \\ v_{GPS} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

in die Größen  $a_{eb}^n$ ,  $\omega_{nb}^b$ ,  $p_{GPS}$ ,  $v_{GPS}$  umgerechnet, die im Folgenden auch als „Zielgrößen“ bezeichnet werden und als Eingangsgrößen für den Ortungsfilter dienen.

Insbesondere die Korrektur der IMU-Messdaten erfordert umfangreiche Berechnungen. Im Vergleich dazu gestaltet sich die Korrektur der GPS-Messgrößen verhältnismäßig einfach, da die Messgrößen schon im Navigationskoordinatensystem vorliegen und nur die Effekte aufgrund des Versatzes zwischen dem Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems und der GPS-Antenne korrigiert werden müssen. Die dafür benötigten Informationen können der IMU-Korrekturrechnung entnommen werden, sodass im Folgenden nicht weiter zwischen IMU- und GPS-Korrekturrechnung unterschieden wird.

Die allgemeine Struktur der Korrekturrechnungen kann wie folgt beschrieben werden: Die Zielgrößen (ZG) berechnen sich aus der Transformation (TF) der Messgrößen (MG) vom Sensorkoordinatensystem in das gewünschte Navigationskoordinatensystem und einer optionalen Korrektur um Beträge, resultierend aus Relativbewegungen (RB) zwischen den verschiedenen Koordinatensystemen. Dabei wird angenommen, dass die Beträge aus den Relativbewegungen bereits im Zielkoordinatensystem ausgedrückt sind. Das heißt, die folgende Rechenvorschrift muss realisiert werden:

Zielgröße =

$$\text{Transformation} \times \text{Messgröße} - (\text{Beträge aus Relativbewegungen}).$$

<sup>3</sup>Die Notation zur Beschreibung der Koordinatensysteme, in denen eine Messgröße ausgedrückt wird, mithilfe von Superskripts und Indizes kann in Abschnitt 2.1.1 nachvollzogen werden.

Die konkreten Gleichungen für die hier anzuwendenden Korrekturrechnungen ergeben sich entsprechend [77, S. 31ff.] oder [82, S. 45ff.] zu

$$\underbrace{\mathbf{a}_{eb}^n}_{\text{ZG}} = \underbrace{\mathbf{C}_b^n}_{\text{TF}} \underbrace{\mathbf{f}_{ib}^b}_{\text{MG}} - \underbrace{[(2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{eb}^n + \boldsymbol{\omega}_{ie}^n \times (\boldsymbol{\omega}_{ie}^n \times \mathbf{r}^n)]}_{\text{aus RB}} + \mathbf{g}^n \quad (2.9)$$

$$= \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}_{ib}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{eb}^n + \mathbf{g}_1^n,$$

$$\underbrace{\boldsymbol{\omega}_{nb}^b}_{\text{ZG}} = \underbrace{\mathbf{I}_3}_{\text{TF}} \underbrace{\boldsymbol{\omega}_{ib}^b}_{\text{MG}} - \underbrace{\mathbf{C}_b^{nT} (\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n)}_{\text{aus RB}} \quad (2.10)$$

$$= \mathbf{I}_3 \boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\omega}_{in}^n,$$

wobei angenommen wurde, dass Sensor- und Fahrzeugkoordinatensystem übereinstimmen, das heißt,  $\mathbf{f}_{ib}^b = \mathbf{f}_{is}^s$  und  $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \boldsymbol{\omega}_{is}^s$ . Diese Annahme ist gerechtfertigt, solange der Versatz zwischen Fahrzeugkoordinatensystem und Sensorkoordinatensystem klein ist und außerdem die gleiche Ausrichtung der Koordinatensysteme sichergestellt werden kann. Eine Beschreibung der zusätzlichen Korrekturschritte, die nötig sind, falls diese Annahmen nicht gerechtfertigt sind, findet sich in Abschnitt 2.4.3.

Anhand von Gleichung (2.9) und (2.10) lassen sich drei Dinge erkennen, die für die Implementierung der Korrekturrechnung von Bedeutung sind:

1. In Gleichung (2.9) ist eine zusätzliche Korrektur enthalten, die sich nicht auf Relativbewegungen zwischen den zu berücksichtigten Koordinatensystemen zurückführen lässt. Es handelt sich um die Korrektur des Einflusses der Schwerebeschleunigung  $\mathbf{g}^n$ . Sie wird aufgrund des Messprinzips der in der IMU verwendeten Beschleunigungssensoren notwendig, wie bereits in Abschnitt 2.1.1 beschrieben wurde.
2. In beiden Gleichungen wird die Richtungskosinusmatrix (RKM)  $\mathbf{C}_b^n$  benötigt. Sie repräsentiert die Lage des Fahrzeugs gegenüber dem Navigationskoordinatensystem. Zur Berechnung von  $\mathbf{C}_b^n$  muss die Lagedifferentialgleichung

$$\dot{\mathbf{C}}_b^n = \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\Omega}_{nb}^b = \mathbf{C}_b^n \boldsymbol{\Omega}_{ib}^b - (\boldsymbol{\Omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\Omega}_{en}^n) \mathbf{C}_b^n \quad (2.11)$$

gelöst werden [77, S. 318].  $\boldsymbol{\Omega}_{(\cdot)}^{(\cdot)}$  ist dabei die kreuzproduktbildende Matrix der jeweiligen Drehrate  $\boldsymbol{\omega}_{(\cdot)}^{(\cdot)}$ , die allgemein in Anhang A.1 beschrieben ist. Zur Lösung der Differentialgleichung muss ein geeigneter Anfangswert mithilfe einer Initialisierungsroutine ermittelt werden.

3. Beide Gleichungen lassen sich nur mit der Kenntnis der aktuellen Geschwindigkeit  $\mathbf{v}_{eb}^n$  und dem aktuellen Ort  $\mathbf{r}^n$  lösen. In Gleichung (2.9) ist diese Abhängigkeit direkt durch das Auftreten von  $\mathbf{v}_{eb}^n$  und  $\mathbf{r}^n$  zu erkennen. Darüber hinaus bestehen jedoch auch indirekte Abhängigkeiten, die der Übersichtlichkeit halber nicht explizit in Gleichung (2.9) und (2.10) dargestellt sind, an dieser Stelle jedoch einmal explizit ausgeschrieben werden:

$$\mathbf{g}_l^n = \mathbf{g}_l^n(\mathbf{r}^n), \quad (2.12)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^n = \boldsymbol{\omega}_{ie}^n(\mathbf{r}^n), \quad (2.13)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{en}^n = \boldsymbol{\omega}_{en}^n(\mathbf{r}^n, \mathbf{v}_{eb}^n). \quad (2.14)$$

Im Rahmen der Sensordatenvorverarbeitung werden die Positions- und Geschwindigkeitsmessung des GPS zur Berechnung dieser Größen herangezogen. Falls keine GPS-Lösung zur Verfügung steht, müssen Position und Geschwindigkeit durch Integration von  $\mathbf{a}_{eb}^n$  entsprechend  $\mathbf{v}_{eb}^n = \int \mathbf{a}_{eb}^n dt$  und  $\mathbf{r}^n = \iint \mathbf{a}_{eb}^n dt$  berechnet werden.

Das Vorgehen der Sensordatenvorverarbeitung lässt sich, wie in Abbildung 2.3 veranschaulicht, in die folgenden Schritte gliedern: Initialisierung, Lageschätzung, Berechnung der Zielgrößen und gegebenenfalls die Berücksichtigung von Zusatzeffekten.

## 2.4 Implementierung

Im Folgenden wird die konkrete Implementierung der einzelnen Schritte der Sensordatenvorverarbeitung: Initialisierung, Lageschätzung, Berechnung der Zielgrößen und Korrektur um Zusatzeffekte, beschrieben. Entgegen dieser, im Sinne des Ablaufs der Sensordatenvorverarbeitung logischen Reihenfolge, wird mit der Beschreibung der Lageschätzung begonnen, da es für das Verständnis der implementierten Initialisierungsroutine von Vorteil ist, diese zuletzt zu beschreiben.

### 2.4.1 Lageschätzung

Das Ziel der Lageschätzung ist die Bestimmung der aktuellen Lage des Fahrzeugs gegenüber dem Navigationskoordinatensystem, das heißt die Bestimmung der Richtungskosinusmatrix  $\mathbf{C}_b^n$ . Wie zuvor beschrieben, muss dazu die Differentialgleichung (2.11) berechnet werden. Im Folgenden werden allerdings Quaternionen anstatt Richtungskosinusmatrizen zur Repräsentation der Lage verwendet, da

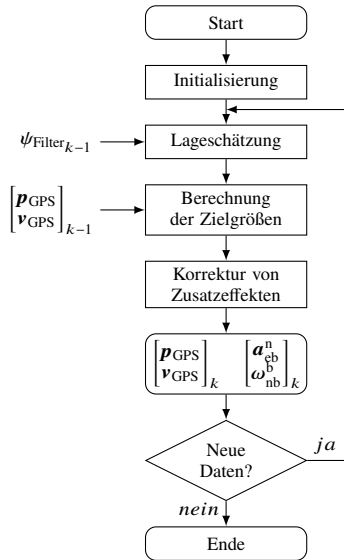


Abbildung 2.3: Ablauf der Sensordatenvorverarbeitung

diese bei der Implementierung der Lageschätzung vorteilhafter sind. Die Vorteile werden im Verlauf der nachfolgenden Erklärungen beschrieben.<sup>4</sup>

Die zu Gleichung (2.11) äquivalente Quaternionendifferentialgleichung lautet

$$\dot{\mathbf{q}}_b^n = \frac{1}{2} \mathbf{q}_b^n \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{\omega}_{nb}^b \end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

Im Vergleich zur RKM-Differentialgleichung (2.11) müssen in der Quaternionendifferentialgleichung (2.15) nur vier – anstatt neun – Einträge bei der Lösung der Differentialgleichung berücksichtigt werden. Der Rechenaufwand im Umgang mit Quaternionen ist somit geringer. Zudem lässt sich rechentechnisch die Zwangsbedingung  $\|\mathbf{q}\| \stackrel{!}{=} 1$  an Quaternionen zur Lagerepräsentation einfacher prüfen und sicherstellen als die Orthogonalität von Richtungskosinusmatrizen [77, S. 322f.]. Ein weiterer Vorteil von Quaternionen ist, dass sich Rotationen eindeutig darstellen lassen. Es existieren keine Singularitäten wie bei Richtungskosinusmatrizen [82, S. 37]. Außerdem kann gezeigt werden, dass die Berechnung der Quaternionendifferentialgleichung etwas genauer möglich ist, als die Berech-

<sup>4</sup>Im deutschen heißt es interessanterweise „die Quaternion“ [21]. Im Sprachgebrauch intuitiver und deswegen ebenfalls oftmals zu lesen und zu hören ist die Bezeichnung „das Quaternion“.

nung der RKM-Differentialgleichung [77, S. 324]. Aus diesen Gründen wird die Lagedarstellung durch Quaternionen bevorzugt. Bei Bedarf lassen sich die unterschiedlichen Darstellungen ineinander umrechnen (siehe dazu [77, S. 36ff.] oder [82, S. 36ff.]). Eine kurze Zusammenfassung der Grundlagen im Umgang mit Quaternionen findet sich in Anhang A.2.

Die numerische Lösung von Gleichung (2.15) ist entsprechend [77, S. 319f.] durch

$$(\hat{q}_{k+1})_{\mathbf{b}}^{\mathbf{n}} = (\hat{q}_k)_{\mathbf{b}}^{\mathbf{n}} \otimes \begin{bmatrix} a_c \\ a_s \sigma_x \\ a_s \sigma_y \\ a_s \sigma_z \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

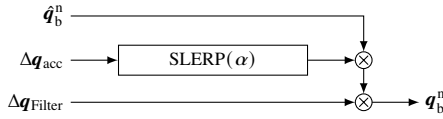
gegeben, mit  $a_c = \cos(\|\sigma\|/2)$ ,  $a_s = \frac{\sin(\|\sigma\|/2)}{\|\sigma\|}$  und  $\sigma = \int_{t_k}^{t_{k+1}} \omega_{\mathbf{nb}}^{\mathbf{b}} dt$ .

Die Lösung (2.16) ist exakt, solange die Drehraten  $\omega_{\mathbf{nb}}^{\mathbf{b}}$  sich im betrachteten Zeitraum  $[t_k, t_{k+1}]$  nicht ändern. In der Praxis führen allerdings kleinste Messungenauigkeiten trotzdem dazu, dass die Lösung von  $\hat{q}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{n}}$  mit der Zeit immer schlechter und somit unbrauchbar wird. Um diesem Verhalten entgegenzuwirken, wird eine zusätzliche Lagesstützung mithilfe des gemessenen Beschleunigungsvektors  $f_{\mathbf{ib}}^{\mathbf{b}}$  implementiert.

### Stützung der Lageschätzung mithilfe des Beschleunigungsvektors

Die grundsätzliche Strategie zur Stützung der Lageschätzung wurde von Valenti et al. [78] übernommen. Abbildung 2.4 zeigt vereinfacht die Funktionsweise der Lagesstützung. Die mittels Gleichung (2.16) berechnete initiale Quaternion  $\hat{q}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{n}}$  wird mithilfe von zwei Delta-Quaternionen  $\Delta q_{\text{acc}}$  und  $\Delta q_{\text{Filter}}$  korrigiert.  $\Delta q_{\text{acc}}$  wird aus den Beschleunigungsmessungen der IMU berechnet und  $\Delta q_{\text{Filter}}$  mit der Schätzung des Gierwinkels aus dem Ortungsfiler. Die Berechnung von  $\Delta q_{\text{acc}}$  wird stark durch das Rauschen der Beschleunigungsmessungen beeinflusst, weshalb  $\Delta q_{\text{acc}}$  im Rahmen einer sphärischen Interpolation (engl. *Spherical Linear Interpolation (SLERP)*) in Abhängigkeit von einem einstellbaren Verstärkungsfaktor  $\alpha$  skaliert wird.

**Bestimmung der Delta-Quaternion  $\Delta q_{\text{acc}}$**  Bei der Bestimmung der Delta-Quaternion  $\Delta q_{\text{acc}}$  wird ausgenutzt, dass  $f_{\mathbf{ib}}^{\mathbf{b}} = -\mathbf{g}_{\mathbf{b}}^{\mathbf{b}}$  die gemessene Beschleunigung ist, solange das Fahrzeug nicht durch externe Kräfte beschleunigt wird, das heißt, sich im Stillstand oder einem stationären Bewegungszustand befindet. In diesem Fall ist zusätzlich auch die tatsächliche Richtung und der Betrag der



**Abbildung 2.4:** Darstellung der Struktur der Lagestützung in Anlehnung an den von Valenti et al. vorgestellten Ansatz zur Lagestützung mithilfe von Beschleunigungsmessungen [78].

lokalen Schwerebeschleunigung, ausgedrückt im Navigationskoordinatensystem, bekannt:

$$\hat{\mathbf{g}}_1^n = [0 \ 0 \ g_1]^T. \quad (2.17)$$

Dies folgt aus der in Abschnitt 2.2.2 beschriebenen Definition des Erd- und Navigationskoordinatensystems.

Die Idee von Valenti et al. [78] ist es, die Lageschätzung durch die Berechnung einer Delta-Quaternion  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  zu verbessern, welche die mit dem Ergebnis aus Gleichung (2.16) aufgelöste Beschleunigungsmessung  $\mathbf{f}_{\text{ib}}^n = \hat{\mathbf{C}}_{\text{b}}^n \mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{b}}$  auf das zu erwartende Ergebnis  $-\hat{\mathbf{g}}_1^n$  abbildet. Dementsprechend kann die Gleichung

$$\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}} \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{f}_{\text{ib}}^n \end{bmatrix} \otimes \Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}^* \stackrel{!}{=} \begin{bmatrix} 0 \\ -\hat{\mathbf{g}}_1^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ -g_1 \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

aufgestellt werden.

Ohne weitere Einschränkungen oder Sensoren kann jedoch keine eindeutige Lösung für  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  ermittelt werden, da das Gleichungssystem (2.18) unterbestimmt ist. Deswegen wird hier zur Einschränkung des Lösungsraums die Transformation gesucht, welche den kürzesten Weg von  $\mathbf{f}_{\text{ib}}^n$  nach  $-\hat{\mathbf{g}}_1^n$  beschreibt. Das heißt, das *shortest-path* Quaternion

$$\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}} = \text{qSP}(\mathbf{f}_{\text{ib}}^n, -\hat{\mathbf{g}}_1^n), \quad (2.19)$$

wie in Anhang A.2 beschrieben. Da der Betrag von  $\hat{\mathbf{g}}_1^n$  keine Rolle für die Berechnung des shortest-path Quaternion spielt, kann die Rechnung zu

$$\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}} = \text{qSP}\left(\mathbf{f}_{\text{ib}}^n, [0 \ 0 \ -1]^T\right) \quad (2.20)$$

vereinfacht werden.

Aufgrund der Gestalt des Zielvektors  $[0 \ 0 \ -1]^T$  ergibt sich immer ein, der Delta-Quaternion  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  zugrunde liegender, Orientierungsvektor der Form  $\boldsymbol{\sigma} = [\bullet \ \bullet \ 0]^T$ , denn es gilt (siehe auch Anhang A.2):  $\boldsymbol{\sigma} \propto \mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{n}} \times [0 \ 0 \ -1]^T$  beziehungsweise  $\boldsymbol{\sigma} \propto \mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{n}} \times [0 \ 1 \ 0]^T$ , wenn  $\mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{n}} = [0 \ 0 \ 1]^T$ . Dies hat zur Folge, dass nur der Roll- und der Nickwinkel mithilfe der Delta-Quaternion  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  korrigiert werden können. Der Gierwinkel<sup>5</sup> bleibt von der Korrektur unberührt.

**Bestimmung der Delta-Quaternion  $\Delta \mathbf{q}_{\text{Filter}}$**  Eine Schätzung des Gierwinkels  $\psi$  beziehungsweise des Kurswinkels  $\Psi$  erfolgt später im Ortungsfilter unter Zuhilfenahme der GPS-Messungen. Mithilfe des vom Ortungsfilter geschätzten Gierwinkels  $\psi_{\text{Filter}}$  lässt sich dann ebenfalls eine Delta-Quaternion  $\Delta \mathbf{q}_{\text{Filter}}$  berechnen. Sie besitzt die Form

$$\Delta \mathbf{q}_{\text{Filter}} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\psi_{\text{Filter}}/2) \\ 0 \\ 0 \\ \sin(\Delta\psi_{\text{Filter}}/2) \end{bmatrix}, \quad \text{mit} \quad \Delta\psi_{\text{Filter}} = \psi_{\text{Filter}} - \text{yaw}(\hat{\mathbf{q}}_{\text{b}}^{\text{n}}). \quad (2.21)$$

Die Funktion „yaw“ zur Berechnung des Gierwinkels aus einer Quaternion  $\mathbf{q}$  ist in Anhang A.2 beschrieben.

**Korrektur der initialen Lageschätzung  $\hat{\mathbf{q}}_{\text{b}}^{\text{n}}$**  Die mithilfe von Gleichung (2.16) geschätzte Lage  $\hat{\mathbf{q}}_{\text{b}}^{\text{n}}$  kann nun mithilfe von  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  und  $\Delta \mathbf{q}_{\text{Filter}}$  korrigiert werden. Da  $\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}$  allerdings stark vom hochfrequenten Rauschen der IMU beeinflusst ist, wird sie zunächst noch durch eine Spherical Linear Interpolation (SLERP) entsprechend [30, S. 17f.]

$$\Delta \hat{\mathbf{q}}_{\text{acc}} = \frac{\sin([1 - \alpha] \Theta)}{\sin(\Theta)} \mathbf{q}_1 + \frac{\sin(\alpha \Theta)}{\sin(\Theta)} \Delta \mathbf{q}_{\text{acc}}, \quad \text{mit} \quad \Theta = \arccos(\Delta \mathbf{q}_{\text{acc}} \cdot \mathbf{q}_1), \quad (2.22)$$

herunterskaliert. Die Quaternion  $\mathbf{q}_1 = [1 \ 0 \ 0 \ 0]^T$  ist dabei die neutrale Quaternion, die keine Veränderung bewirkt. Der Verstärkungsfaktor  $\alpha \in [0, 1]$  kann frei gewählt werden. Valenti et al. [78] schlagen hierfür zusätzlich eine dynamische Anpassung von  $\alpha$  in Abhängigkeit von der relativen Abweichung des Betrags von

<sup>5</sup>Als Gierwinkel wird der Winkel zwischen der  $x_{\text{b}}$ -Achse des Fahrzeugkoordinatensystems und Norden verstanden, wohingegen als Kurswinkel der Winkel zwischen Norden und der Fahrtrichtung verstanden wird. Bei Schienenfahrzeugen unterscheiden sie sich nur, wenn das Fahrzeug rückwärts fährt.

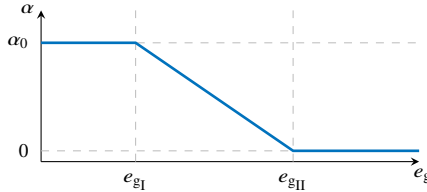
$f_{ib}^b$  vom Betrag der lokalen Schwerebeschleunigung  $g_1$  entsprechend

$$e_g = \frac{||f_{ib}^b|| - g_1}{g_1} \quad (2.23)$$

vor. Diese wird auch hier gemäß Abbildung 2.5 beziehungsweise

$$\alpha(e_g) = \begin{cases} \alpha_0 & , \text{wenn } (e_g \leq e_{gI}) \\ \frac{-\alpha_0}{e_{gII} - e_{gI}} (e_g - e_{gI}) & , \text{wenn } (e_g > e_{gI}) \wedge (e_g \leq e_{gII}) \\ 0 & , \text{sonst} \end{cases} \quad (2.24)$$

angewandt. Das Verhalten der dynamischen Interpolation in Abhängigkeit von  $e_g$  kann dabei über die Parameter  $\alpha_0$ ,  $e_{gI}$  und  $e_{gII}$  an die jeweilige Anwendung und IMU-Güte angepasst werden.



**Abbildung 2.5:** Dynamischer SLERP-Verstärkungsfaktor  $\alpha$  zur Skalierung von  $\Delta q_{acc}$  in Abhängigkeit von  $e_g$  entsprechend dem Vorschlag von Valenti et al. [78].

Die Korrektur von  $\hat{q}_b^n$  erfolgt schließlich entsprechend

$$q_b^n = \Delta q_{Filter} \otimes \Delta \hat{q}_{acc} \otimes \hat{q}_b^n. \quad (2.25)$$

Das korrigierte Ergebnis  $q_b^n$  dient im nächsten Schritt zur Berechnung einer neuen Schätzung von  $\hat{q}_{b,k+1}^r$  durch Gleichung (2.16). Damit liegt stets eine Schätzung der Lage  $q_b^n$  vor, die zur Berechnung der Zielgrößen entsprechend Gleichung (2.9) und (2.10) herangezogen werden kann.

Die Quaternion  $q_b^n$  lässt sich mithilfe der in Anhang A.2 angegebenen Formeln in die Richtungskosinusmatrix  $C_b^n$  umrechnen, sodass Gleichung (2.9) und (2.10) nicht in eine Quaternionenform umgeschrieben werden müssen.

## 2.4.2 Berechnung der Zielgrößen

Nachdem eine Lageschätzung  $C_b^n$  vorliegt, können die Zielgrößen  $a_{eb}^n$  und  $\omega_{nb}^b$  entsprechend Gleichung (2.9) und (2.10) berechnet werden. Die dafür noch benötigten Größen  $\omega_{ie}^n$ ,  $\omega_{en}^n$  und  $g_1^n$  lassen sich entsprechend [77, S. 47, S. 50 und



S. 57] durch

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^n(\mathbf{r}^n) = [\Omega \cos(\varphi) \quad 0 \quad -\Omega \sin(\varphi)]^T, \quad (2.26)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{en}^n(\mathbf{r}^n, \mathbf{v}_{eb}^n) = [\dot{\lambda} \cos(\varphi) \quad -\dot{\varphi} \quad -\dot{\lambda} \sin(\varphi)]^T, \quad (2.27a)$$

$$= \left[ \frac{v_E}{R_E+h} \quad -\frac{v_N}{R_N+h} \quad -\frac{v_E \tan(\varphi)}{R_E+h} \right]^T, \quad (2.27b)$$

$$\mathbf{g}_l^n(\mathbf{r}^n) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g_0[1 + g_1 \sin^2(\varphi) - g_2 \sin^2(2\varphi)] - g_{\Delta h_0}[1 - g_{\Delta h_1} \sin^2(\varphi)] h \end{bmatrix}, \quad (2.28)$$

mit

$$g_0 = 9,780318, \quad (2.29a)$$

$$g_1 = 5,3024 \cdot 10^{-3}, \quad (2.29b)$$

$$g_2 = 5,9 \cdot 10^{-6}, \quad (2.29c)$$

$$g_{\Delta h_0} = 3,0877 \cdot 10^{-6}, \quad (2.29d)$$

$$g_{\Delta h_1} = 1,39 \cdot 10^{-3} \quad (2.29e)$$

berechnen. Wie bereits in Abschnitt 2.3 erwähnt, werden die dafür benötigte Position  $\mathbf{r}^n$  und Geschwindigkeit  $\mathbf{v}_{eb}^n$  aus den GPS-Messungen gewonnen. Falls keine GPS-Lösung zur Verfügung steht, werden sie durch Integration von  $\mathbf{a}_{eb}^n$  berechnet. Die Parameter  $\Omega$ ,  $R_N$  und  $R_E$  können Tabelle 2.1 entnommen werden.

### 2.4.3 Korrektur von Zusatzeffekten

Im Folgenden wird die Korrektur weiterer Effekte beschrieben, die bisher nicht in Gleichung (2.9) und (2.10) berücksichtigt wurden. Dazu zählen die Positionierung und Ausrichtung der IMU, die Positionierung der GPS-Antenne, die Bias der IMU und die Ausrichtung der Fahrzeugkabine gegenüber dem Schienenverlauf.

#### IMU-Ausrichtung und -Versatz

Bisher wurde angenommen, dass Sensor- und Fahrzeugkoordinatensystem übereinstimmen, das heißt  $\mathbf{f}_{ib}^b = \mathbf{f}_{is}^s$  und  $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \boldsymbol{\omega}_{is}^s$ . Eine entsprechende Anbringung

der IMU im Fahrzeug ist häufig allerdings nicht zu erreichen, wodurch sich zwei zusätzliche Korrekturen ergeben: i) Die Korrektur der Ausrichtung der IMU gegenüber dem Fahrzeugkoordinatensystem und ii) die Korrektur zusätzlicher Beschleunigungen, die durch den Versatz  $J_{IMU}^b$  zwischen Fahrzeug- und Sensorkoordinatensystem entstehen.

Die Ausrichtung der IMU lässt sich mithilfe der Richtungskosinusmatrix  $C_s^b$  entsprechend

$$\omega_{ib}^b = \omega_{is}^b = C_s^b \omega_{is}^s, \quad (2.30)$$

$$f_{is}^b = C_s^b f_{is}^s \quad (2.31)$$

korrigieren. Die Richtungskosinusmatrix  $C_s^b$  muss einmalig im Rahmen einer geeigneten Kalibrierung ermittelt werden.<sup>6</sup> Die Korrektur der Drehraten ist damit abgeschlossen. Die Beschleunigungen  $f_{is}^b$  müssen dagegen noch um zusätzlich gemessene Beschleunigungsbeträge korrigiert werden, die aus dem Versatz zwischen Fahrzeug- und Sensorkoordinatensystem resultieren. Die folgende Rechnung zeigt auf, welche Korrekturen dafür nötig sind.

Im Inertialkoordinatensystem lässt sich

$$\ddot{r}_{IMU}^i = \ddot{r}^i + \ddot{J}_{IMU}^i \quad (2.32)$$

formulieren. Hierbei ist  $\ddot{r}_{IMU}^i$  die Beschleunigung des Sensors,  $\ddot{r}^i$  die gesuchte Beschleunigung des Fahrzeugs und  $\ddot{J}_{IMU}^i$  die zusätzliche Beschleunigung durch die Anbringung der IMU außerhalb des Fahrzeug-Drehpunkts. Da die IMU tatsächlich die spezifische Kraft  $f = \ddot{r} - g_1$  misst und der Versatz  $J_{IMU}^i = C_b^i J_{IMU}^b$  der IMU im Fahrzeugkoordinatensystem angegeben wird, kann der Zusammenhang entsprechend

$$\underbrace{f_{is}^i + (g_1)_{IMU}^i}_{\ddot{r}_{IMU}^i} = \underbrace{f_{ib}^i + g_1^i}_{\ddot{r}^i} + \underbrace{\frac{d^2 C_b^i J_{IMU}^b}{dt^2}}_{\ddot{J}_{IMU}^i} \quad (2.33)$$

neu formuliert werden. Durch explizites Ausschreiben von  $\frac{d^2}{dt^2} \left( C_b^i J_{IMU}^b \right)$  ergibt sich

$$f_{is}^i + (g_1)_{IMU}^i = f_{ib}^i + g_1^i + C_b^i \left( \Omega_{ib}^b \Omega_{ib}^b J_{IMU}^b + \dot{\Omega}_{ib}^b J_{IMU}^b \right). \quad (2.34)$$

<sup>6</sup>Hier wurde die IMU jeweils manuell mit dem Fahrzeugkoordinatensystem ausgerichtet. Dabei wurde angenommen, dass eine ebene Platzierung der IMU im Fahrzeug und eine manuelle Ausrichtung der  $x_s$ -Achse entlang einer Kante im Fahrzeug – von der angenommen wird, dass sie in  $x_b$ -Richtung des Fahrzeugs zeigt – hinreichend genau ist.

Dabei wurde angenommen, dass der Versatz  $l_{\text{IMU}}^{\text{b}}$  konstant ist und somit

$$\frac{d}{dt} l_{\text{IMU}}^{\text{b}} = 0 \quad (2.35)$$

gilt. Für die Ableitung einer Richtungskosinusmatrix gilt  $\dot{\mathbf{C}} = \mathbf{C}\boldsymbol{\Omega}$  [77, S. 311].

Durch die Transformation ins Fahrzeugkoordinatensystem und das Ausschreiben der Kreuzproduktbildenden Matrizen ergibt sich

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{b}} &= \mathbf{f}_{\text{is}}^{\text{b}} - \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}} + \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}} + \underbrace{(\mathbf{g}_1)_{\text{IMU}}^{\text{b}} - \mathbf{g}_1^{\text{b}}}_{\approx 0} \\ &\approx \mathbf{f}_{\text{is}}^{\text{b}} - \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}} + \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}}, \end{aligned} \quad (2.36)$$

das sich in Abhängigkeit von der Messgröße  $\mathbf{f}_{\text{is}}^{\text{s}}$  ausdrücken lässt:

$$\mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{b}} \approx \mathbf{C}_{\text{s}}^{\text{b}} \mathbf{f}_{\text{is}}^{\text{s}} - \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}} + \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}}. \quad (2.37)$$

Abschließend lassen sich die Korrekturgleichungen zum Ausgleich eines Versatzes zwischen dem Anbringungsort der IMU und dem Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems wie folgt zusammenfassen:

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} = \mathbf{C}_{\text{s}}^{\text{b}} \boldsymbol{\omega}_{\text{is}}^{\text{s}}, \quad (2.38)$$

$$\mathbf{f}_{\text{ib}}^{\text{b}} = \mathbf{C}_{\text{s}}^{\text{b}} \mathbf{f}_{\text{is}}^{\text{s}} - \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}} + \dot{\boldsymbol{\omega}}_{\text{ib}}^{\text{b}} \times \mathbf{l}_{\text{IMU}}^{\text{b}}. \quad (2.39)$$

## GPS Versatz

Ein Versatz der GPS-Antenne  $l_{\text{GPS}}^{\text{b}}$  zum Ursprung des Fahrzeugkoordinatensystems macht eine Korrektur der GPS-Position und der GPS-Geschwindigkeit notwendig.

Die Korrektur der Positionsmessung  $\hat{\mathbf{p}}_{\text{GPS}}$  kann unter Verwendung der in Abschnitt 2.2.2 beschriebenen UTM-Koordinaten entsprechend

$$\text{UTM}(\mathbf{p}_{\text{GPS}}) \approx \text{UTM}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{GPS}}) - \mathbf{C}_{\text{n}}^{\text{UTM}} \mathbf{C}_{\text{b}}^{\text{n}} l_{\text{GPS}}^{\text{b}} \quad (2.40)$$

mit

$$\mathbf{C}_{\text{n}}^{\text{UTM}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

nährungsweise durchgeführt werden. Für die Umrechnung von Längen- und Breitengraden in UTM-Koordinaten mittels  $\text{UTM}(\cdot)$  beziehungsweise von UTM-Koordinaten in LLH-Koordinaten mittels  $\text{UTM}(\cdot)^{-1}$  kann auf bereits bestehende Implementierungen zurückgegriffen werden [9].

Neben der Positionsangabe des GPS muss auch die Geschwindigkeitsmessung  $\hat{\mathbf{v}}_{\text{GPS}}$  korrigiert werden. Der Korrekturterm wird im Folgenden hergeleitet. Das Vorgehen entspricht dem zuvor für den Versatz der IMU gezeigt. Als Referenz kann [82, S. 208f.] genannt werden.

Im Erdkoordinatensystem gilt

$$\dot{\hat{\mathbf{r}}}_{\text{GPS}}^e = \dot{\mathbf{r}}^e + \frac{d \mathbf{C}_b^e \mathbf{l}_{\text{GPS}}^b}{dt}, \quad (2.42)$$

$$\hat{\mathbf{v}}_{\text{GPS}}^e = \mathbf{v}_{\text{GPS}}^e + \mathbf{C}_b^e \left( \boldsymbol{\omega}_{\text{eb}}^b \times \mathbf{l}_{\text{GPS}}^b \right). \quad (2.43)$$

Durch Transformation ins Navigationskoordinatensystem ergibt sich für die gesuchte Geschwindigkeit

$$\mathbf{v}_{\text{GPS}}^n = \hat{\mathbf{v}}_{\text{GPS}}^n - \mathbf{C}_b^n \left( \boldsymbol{\omega}_{\text{eb}}^b \times \mathbf{l}_{\text{GPS}}^b \right), \quad (2.44)$$

mit  $\boldsymbol{\omega}_{\text{eb}}^b = \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^b - \boldsymbol{\omega}_{\text{ie}}^b$ . Da die Drehbewegungen  $\boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^b$  des Fahrzeugs deutlich größer sind als die der Erddrehrate  $\boldsymbol{\omega}_{\text{ie}}^b$ , kann an dieser Stelle vereinfachend angenommen werden, dass  $\boldsymbol{\omega}_{\text{eb}}^b \approx \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^b$  ist [82, S. 209].

Damit lassen sich die Gleichungen zur Korrektur der GPS-Messungen wie folgt zusammenfassen:

$$\mathbf{p}_{\text{GPS}} \approx \text{UTM}^{-1} \left( \text{UTM}(\hat{\mathbf{p}}_{\text{GPS}}) - \mathbf{C}_n^{\text{UTM}} \mathbf{C}_b^n \mathbf{l}_{\text{GPS}}^b \right), \quad (2.45)$$

$$\mathbf{v}_{\text{GPS}} \approx \hat{\mathbf{v}}_{\text{GPS}} - \mathbf{C}_b^n \left( \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^b \times \mathbf{l}_{\text{GPS}}^b \right). \quad (2.46)$$

## Bias

Die von der IMU gemessenen Beschleunigungen und Drehraten sind nicht fehlerfrei. Als generisches Fehlermodell wird deswegen angenommen, dass die realen Größen jeweils durch einen Bias  $\mathbf{b}$  und einen Rauschterm  $\mathbf{n}$  überlagert werden. Für die Beschleunigungen  $\mathbf{a}_{\text{eb}}^n$  und Drehraten  $\boldsymbol{\omega}_{\text{nb}}^b$  ergeben sich somit die folgenden Fehlergleichungen

$$\mathbf{a}_{\text{eb}}^n = \hat{\mathbf{a}}_{\text{eb}}^n + \mathbf{b}_{\text{acc}}^n + \mathbf{n}_{\text{acc}}^n, \quad (2.47)$$

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{nb}}^b = \hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{nb}}^b + \mathbf{b}_{\text{gyro}}^b + \mathbf{n}_{\text{gyro}}^b. \quad (2.48)$$

Mit einer Schätzung des Bias  $\mathbf{b}$  können die korrigierten Beschleunigungen  $\hat{\mathbf{a}}_{\text{eb}}^{\text{n}}$  und Drehraten  $\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{nb}}^{\text{b}}$  entsprechend

$$\hat{\mathbf{a}}_{\text{eb}}^{\text{n}} \approx \mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}} - \mathbf{b}_{\text{acc}}^{\text{n}}, \quad (2.49)$$

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{\text{nb}}^{\text{b}} \approx \boldsymbol{\omega}_{\text{nb}}^{\text{b}} - \mathbf{b}_{\text{gyro}}^{\text{b}} \quad (2.50)$$

berechnet werden. Der Rauschterm  $\mathbf{n}$  wird als additives weißes Rauschen angenommen und lässt sich nicht korrigieren.

Die Bias einer IMU sind nicht konstant. Sie variieren mit jedem Einschaltvorgang und können sich auch im Laufe der Zeit verändern [82, S. 68]. Deswegen ist es sinnvoll die Bias im Betrieb zu schätzen. Dazu werden diskrete Tiefpassfilter 1. Ordnung mit folgender Struktur

$$\mathbf{b}_{\text{acc},k+1}^{\text{n}} = \begin{cases} \mathbf{b}_{\text{acc},k}^{\text{n}} + \beta_{\text{acc}} \left( \mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}} - \mathbf{b}_{\text{acc},k}^{\text{n}} \right) & , \text{ im Stillstand} \\ \mathbf{b}_{\text{acc},k}^{\text{n}} & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (2.51)$$

$$\mathbf{b}_{\text{gyro},k+1}^{\text{b}} = \begin{cases} \mathbf{b}_{\text{gyro},k}^{\text{b}} + \beta_{\text{gyro}} \left( \boldsymbol{\omega}_{\text{nb}}^{\text{b}} - \mathbf{b}_{\text{gyro},k}^{\text{b}} \right) & , \text{ im Stillstand} \\ \mathbf{b}_{\text{gyro},k}^{\text{b}} & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (2.52)$$

verwendet, welche die Bias schätzen, solange das Fahrzeug steht. Mithilfe von  $\beta_{\text{acc}}$  und  $\beta_{\text{gyro}}$  lassen sich die Zeitkonstanten der Tiefpassfilter an die jeweilige Applikation und IMU anpassen.

Dieses einfache Vorgehen setzt voraus, dass sich die Bias in den Bewegungsphasen des Fahrzeugs nicht wesentlich ändern und der Stillstand des Fahrzeugs detektiert werden kann. Es ließen sich auch leistungsfähigere Schätzverfahren implementieren, worauf hier jedoch verzichtet wird. Ein möglicher Ansatz mit einem *Error State-Space Kalman Filter* wird zum Beispiel in [82, S. 194ff.] beschrieben.

### Drehgestellausrichtung

Viele Schienenfahrzeuge bestehen aus einem Wagenkasten, der drehbar auf zwei Drehgestellen gelagert ist [51, S. 147]. In Kurven entspricht die Ausrichtung des Wagenkastens deswegen nicht der momentanen Ausrichtung des Drehgestells beziehungsweise der Strecke, wie anhand von Abbildung 2.6 nachvollzogen werden kann. Falls die IMU oder die GPS-Antenne nicht direkt mit dem Drehgestell verbunden sind, muss dieses Verhalten berücksichtigt werden, um die tatsächliche Ausrichtung der Strecke fehlerfrei aus der Lageschätzung rekonstruieren zu können.

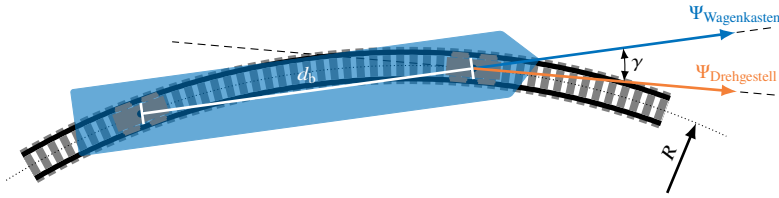


Abbildung 2.6: Ausrichtungsunterschiede zwischen Wagenkasten und Drehgestell.

In Kurven mit konstantem Radius  $R$  lässt sich die Fehl Ausrichtung  $\gamma$  zwischen Wagenkasten und Drehgestell mithilfe von

$$\gamma = \arcsin\left(\frac{d_b}{2R}\right) = \arcsin\left(\frac{d_b}{2}C\right) \quad (2.53)$$

berechnen [52]. Mit  $d_b$  wird der Abstand zwischen den Drehgestellen bezeichnet. Die Krümmung  $C$  wird durch den in Kapitel 3 beschriebenen Ortungsfilter zur Verfügung gestellt.<sup>7</sup>

Mithilfe von  $\gamma$  lässt sich eine Korrektur-Richtungskosinusmatrix

$$\mathbf{C}_t^b = \begin{bmatrix} \cos(-\gamma) & -\sin(-\gamma) & 0 \\ \sin(-\gamma) & \cos(-\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\gamma) & \sin(\gamma) & 0 \\ -\sin(\gamma) & \cos(\gamma) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2.54)$$

angeben, die eine Drehung um die  $z_b$ -Achse des Fahrzeugkoordinatensystem realisiert. Zusammen mit der Richtungskosinusmatrix  $\mathbf{C}_b^n$  lässt sich dann die Richtungskosinusmatrix

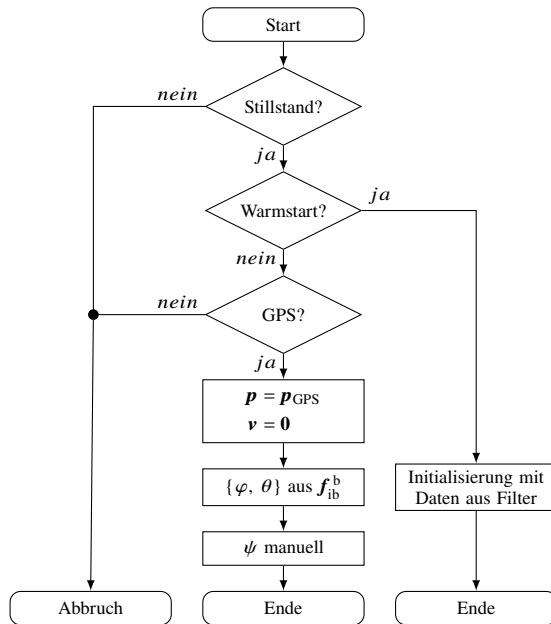
$$\mathbf{C}_t^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{C}_t^b \quad (2.55)$$

angeben, welche die Ausrichtung des Drehgestells beziehungsweise der Strecke im Navigationskoordinatensystem korrekt wiedergibt. Der Index  $t$  steht dabei für den Drehgestellrahmen, welcher stets die gleiche Ausrichtung wie die zugrundeliegende Strecke besitzt (engl. *track frame*).

## 2.4.4 Initialisierung

Zum Start der Sensordatenvorverarbeitung werden initiale Schätzungen der Lage  $(\mathbf{q}_0)_b^n$ , der Position  $(\mathbf{r}_0)_b^n$  und der Geschwindigkeit  $(\mathbf{v}_0)_{eb}^n$  benötigt. Der Ablauf der implementierten Initialisierungsroutine zum Start der Sensordatenvorverarbeitung ist in Abbildung 2.7 dargestellt.

<sup>7</sup>Eine positive Krümmung entspricht einer Rechtskurve und eine negative Krümmung einer Linkskurve in positiver Richtung der Streckenkilometrierung [44, S. 99].



**Abbildung 2.7:** Ablaufplan der Initialisierungsroutine für die Korrekturrechnungen

Zunächst wird detektiert, ob sich das Fahrzeug im Stillstand befindet, da eine initiale Schätzung der benötigten Größen nur dann funktioniert. Danach wird überprüft, ob es sich um einen Warmstart handelt. Das heißt, eine letzte vertrauenswürdige Zustandsschätzung durch den Ortungsfilter vorliegt, die direkt zur neuen Initialisierung des Filters herangezogen werden kann. Falls dies nicht der Fall ist, wird als nächstes überprüft, ob ein gültiges GPS-Signal zur Verfügung steht. Dies ist Voraussetzung für die weitere automatische Initialisierung. Ist dies erfüllt, kann die Position  $(r_0)^n = \hat{p}_{\text{GPS}}$  mithilfe des GPS-Empfängers ermittelt werden. Für die Geschwindigkeit gilt aufgrund der Stillstandsannahme  $(v_0)_{\text{eb}}^n = \mathbf{0}$ . Zuletzt wird die Lage des Fahrzeugs ermittelt. Sie lässt sich mit der Beschleunigungsmessung  $f_{\text{ib}}^b$  und der erwarteten normierten Erdbeschleunigung  $[0 \ 0 \ -1]^T$  entsprechend

$$(q_0)_b^n = q_{\text{SP}} \left( f_{\text{ib}}^b, [0 \ 0 \ -1]^T \right) \quad (2.56)$$

berechnen. Dabei wird die gleiche Idee ausgenutzt, die auch der in Abschnitt 2.4.1 beschriebenen Lagestützung zugrunde liegt. Demnach können mithilfe der Mes-

sung der lokalen Schwerebeschleunigung  $\mathbf{g}_1^b$  durch die Beschleunigungssensoren der IMU, der Roll- und Nickwinkel bestimmt werden, solange sich das Fahrzeug in einem stationären Bewegungszustand befindet. Abschließend muss noch der Gierwinkel  $\psi_0$  von Hand eingegeben werden, da es mit der verwendeten Sensorik nicht möglich ist, diesen vor Fahrtbeginn automatisch zu bestimmen.<sup>8</sup>

### Stillstandserkennung

An mehreren Stellen der Sensordatenvorverarbeitung ist es notwendig, den Bewegungszustand des Fahrzeugs zu kennen. Eine Übersicht, welche Berechnungen in welchem Bewegungszustand erfolgen sollten, kann Tabelle 2.2 entnommen werden.

**Tabelle 2.2:** Bewegungszustand und daraus resultierende Berechnungsmöglichkeiten

	$\Delta \hat{\mathbf{q}}_{\text{acc}}$	$\Delta \mathbf{q}_{\text{Filter}}$	$\mathbf{b}_{\text{acc}}$	$\mathbf{b}_{\text{gyro}}$	Initialisierung
Stillstand ( $\mathbf{a} = \mathbf{v} = \boldsymbol{\omega} = \mathbf{0}$ )	✓	✓	✓	✓	✓
Stationär ( $\mathbf{a} = \mathbf{0} \wedge \boldsymbol{\omega} = \text{konst}$ )	✓	✓	✓	✗	✗
Bewegung ( $\mathbf{a} \neq \mathbf{0} \vee \boldsymbol{\omega} \neq \mathbf{0}$ )	✗	✓	✗	✗	✗

Im einfachsten Fall kann der Bewegungszustand des Fahrzeugs direkt über einen zusätzlichen Sensor, wie zum Beispiel einem Raddrehzahlsensor, erfasst werden. Da diese Möglichkeit im Rahmen dieser Arbeit allerdings nicht zur Verfügung stand, wird im Folgenden eine alternative Möglichkeit zur Stillstandserkennung vorgestellt. Sie basiert vor allem auf den Messdaten der IMU und wenn verfügbar auch auf der vom GPS gemessenen Geschwindigkeit.

Zur Stillstandserkennung mithilfe der IMU werden die Energie des Drehratensignals  $E_\omega$  und der Beschleunigungs-Fehlbetrag  $a_e$  herangezogen. Sie werden jeweils in jedem Zeitschritt  $k$  über einen gleitenden Mittelwert entsprechend

$$E_\omega(k) = \frac{1}{N_\omega} \sum_{n=0}^{N_\omega-1} \left\| \boldsymbol{\omega}_{\text{ib}}^b(k-n) \right\|^2, \quad (2.57)$$

$$a_e(k) = \frac{1}{N_{a_e}} \sum_{n=0}^{N_{a_e}-1} \left| \left\| \mathbf{f}_{\text{ib}}^b(k-n) \right\| - \left\| \mathbf{g}_1^n(k-n) \right\| \right|, \quad (2.58)$$

<sup>8</sup>Bei der Verwendung sehr hochwertiger IMUs ist es möglich im Stillstand den Gierwinkel mithilfe der Messung der Erddrehrate zu schätzen [82, S. 79ff.]. Bei günstigeren IMUs ist dies nicht möglich, da sie nicht sensitiv genug sind, um die Erddrehrate zu messen. Alternativ werden in vielen IMUs zusätzliche Magnetfeldsensoren integriert, mit deren Hilfe ebenfalls eine Schätzung des Gierwinkels möglich ist [78]. Beide Möglichkeiten stehen hier jedoch nicht zur Verfügung.



berechnet. Die Verwendung des Energiesignals ist inspiriert durch die von Susi et al. [71] vorgestellte Bewegungsmustererkennung für Nutzer von Mobiltelefonen mithilfe von IMU-Messdaten. Anhand des Energiesignals lassen sich Bewegungen mit hoher und niedriger Intensität deutlich unterscheiden. Deswegen wird es zur Unterscheidung zwischen Bewegung (hohe Intensität) und Stillstand (niedrige Intensität) anhand eines Schwellenwerts  $E_{\omega_{\text{TH}}}$  herangezogen. Als zusätzliches Kriterium zur Detektion eines Stillstandes wird außerdem noch der Beschleunigungs-Fehlbetrag  $a_e$  betrachtet. Im Stillstand gilt  $a_e \approx 0$ , sodass ebenfalls anhand eines einfachen Schwellenwerts  $a_{e_{\text{TH}}}$  ein Stillstand detektiert werden kann.

Wenn ein gültiges GPS Signal vorliegt, das heißt  $A_{\text{GPS}} = \text{true}$ , wird die vom GPS gemessene Geschwindigkeit über Grund

$$\hat{v}_{\text{gr,GPS}} = \sqrt{\hat{v}_{\text{GPS,north}}^2 + \hat{v}_{\text{GPS,east}}^2} \quad (2.59)$$

ebenfalls in der Stillstandserkennung berücksichtigt. Da die Messung von langsamen Geschwindigkeiten mittels GPS ungenau ist, ist es jedoch vorteilhafter mithilfe von  $v_{\text{gr,GPS}}$  eine Bewegung  $M_{\text{GPS}}$  zu detektieren, anstatt eines Stillstandes  $S$ . Die Bewegungserkennung arbeitet nach der folgenden Logik:

$$M_{\text{GPS}} = A_{\text{GPS}} \wedge (v_{\text{gr,GPS}} > v_{\text{GPS,TH}}) . \quad (2.60)$$

Damit lässt sich schließlich eine binäre Information über den Stillstand  $S$  entsprechend

$$S = (E_{\omega} < E_{\omega_{\text{TH}}}) \wedge (a_e < a_{e_{\text{TH}}}) \wedge \neg M_{\text{GPS}} \quad (2.61)$$

bestimmen.

## 2.5 Experimentelle Ergebnisse

In diesem Abschnitt wird die implementierte Sensordatenverarbeitung mithilfe der drei in Kapitel 5 beschriebenen Datensätze qualitativ untersucht. Die bei der Simulation verwendeten Parameter können Tabelle A.2 im Anhang auf Seite 110 entnommen werden. Zudem kann Tabelle A.1 im Anhang auf Seite 109 entnommen werden, welche Simulationen den nachfolgenden Plots zugrunde liegen.

### 2.5.1 Lageschätzung

Zunächst wird die Qualität der implementierten Lageschätzung betrachtet. In Abbildung 2.8 sind dazu die geschätzten Roll- und Nickwinkel

$$\varphi = \int (\omega_x)_{nb}^b dt, \quad (2.62)$$

$$\theta = \int (\omega_y)_{nb}^b dt \quad (2.63)$$

während einer Fahrt aus Datensatz I (Testfahrzeug *Lucy*, Abbildung 2.8a) und Datensatz III (Testfahrzeug *RailDrive*, Abbildung 2.8b) gezeigt. Auf die Darstellung des Gierwinkels wird verzichtet, da dieser später vom Ortungsfilter geschätzt wird. Zum Vergleich wird jeweils auch eine Schätzung des Roll- und Nickwinkels ohne die in Abschnitt 2.4.1 vorgestellte Lagestützung dargestellt. Eine Lagereferenz für die befahrene Strecke liegt allerdings nur in Datensatz I vor, sodass diese in Abbildung 2.8b fehlt.

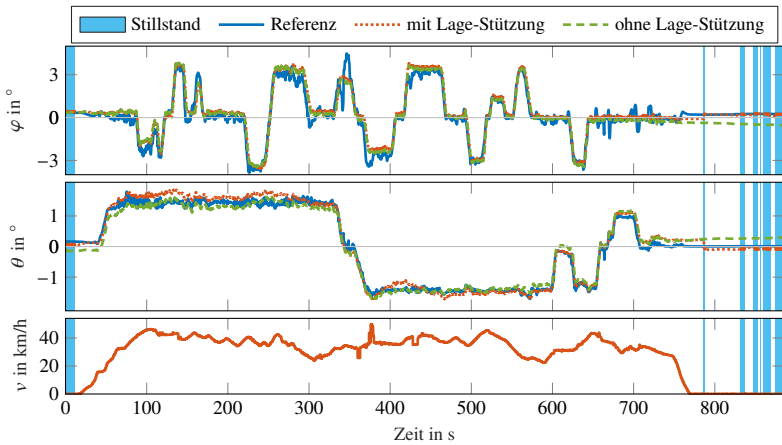
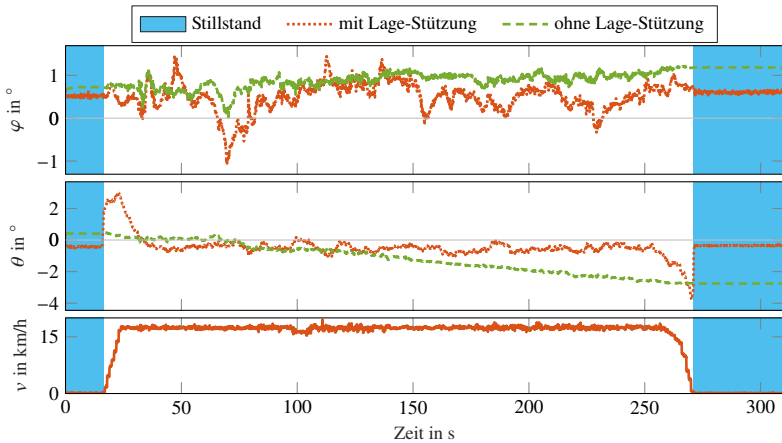
Anhand von Abbildung 2.8a (Testfahrzeug *Lucy*) ist zu erkennen, dass die Lageschätzung sowohl für den Rollwinkel  $\varphi$  als auch für den Nickwinkel  $\theta$  funktioniert. Die Abweichungen von der Referenz können als vernachlässigbar betrachtet werden. Zudem gibt es kaum einen Unterschied zwischen der Lageschätzung mit und ohne zusätzlicher Stützung. Die beiden Schätzungen unterscheiden sich vor allem am Ende der Fahrt: Während die Lageschätzung ohne Stützung ihren letzten Schätzwert beibehält, kann der Lagefehler bei der Schätzung mit Lagestützung im Stillstand wieder reduziert werden. Dieses Verhalten wird in Abschnitt 2.5.2 noch einmal gesondert betrachtet.

In Abbildung 2.8b (Testfahrzeug *RailDrive*) sind dagegen vor allem beim Nickwinkel  $\theta$  deutliche Unterschiede zwischen der Lageschätzungen mit Stützung und der Lageschätzung ohne Stützung zu erkennen. Die Schätzung mit Lagestützung bewegt sich größtenteils um  $0^\circ$ . Nur beim Anfahren und Abbremsen treten größere Abweichungen von  $0^\circ$  auf. Dagegen zeigt die Schätzung des Nickwinkels ohne Lagestützung einen sinkenden Trend auf. Dies erscheint jedoch in Anbetracht des sehr ebenen Terrains der befahrenen Teststrecke sehr unplausibel, wohingegen die Schätzung mit Lagestützung als plausibel angesehen werden kann.

Die Auswertungen zeigen, dass die implementierte Lageschätzung mit Stützung prinzipiell funktionsfähig ist und plausible Ergebnisse liefert.

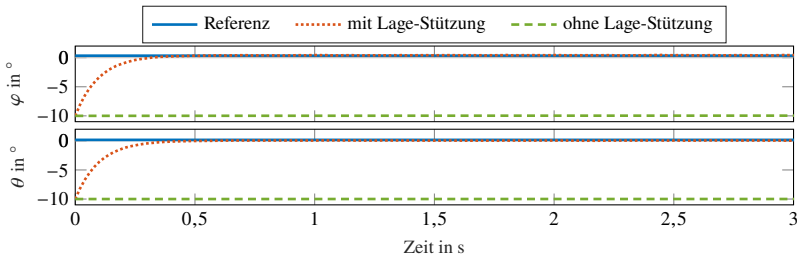
### 2.5.2 Lageschätzung im Stillstand

Im Folgenden wird das Verhalten der Lageschätzung noch einmal gezielt während eines Stillstandes betrachtet. Dabei wird absichtlich eine Anfangsstörung

(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I)(b) Testfahrzeug *RailDrive* (Datensatz I)

**Abbildung 2.8:** Schätzung des Roll- und Nickwinkels während einer Fahrt mit dem Testfahrzeug *Lucy* (a) und einer Fahrt mit dem Testfahrzeug *RailDrive* (b). Eine Lagereferenz für die befahrene Strecke ist nur in Datensatz I enthalten, weswegen diese nur in Abbildung (a) verfügbar ist. [Datengrundlage: siehe Anhang A.3]

von  $-10^\circ$  eingebracht. Abbildung 2.9 zeigt den Verlauf der Lageschätzungen in diesem Fall. Es ist zu erkennen, dass nur die Schätzung mit Lagestützung den Anfangsfehler ausgleichen kann. Somit sorgt die zusätzlich eingebrachte Lagestützung zuverlässig dafür, dass Fehler in der Schätzung von Roll- und Nickwinkel im Stillstand kompensiert werden können. Die Dynamik, mit dem die Kompensierung stattfindet, hängt dabei von der Parametrierung des in Gleichung (2.24) beschriebenen Verstärkungsfaktors  $\alpha(e_g)$  ab.



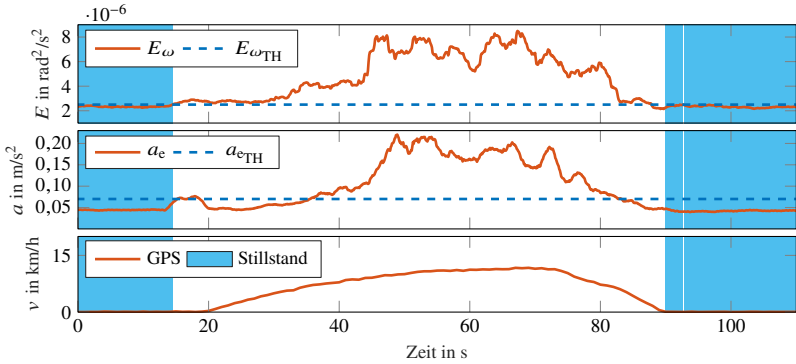
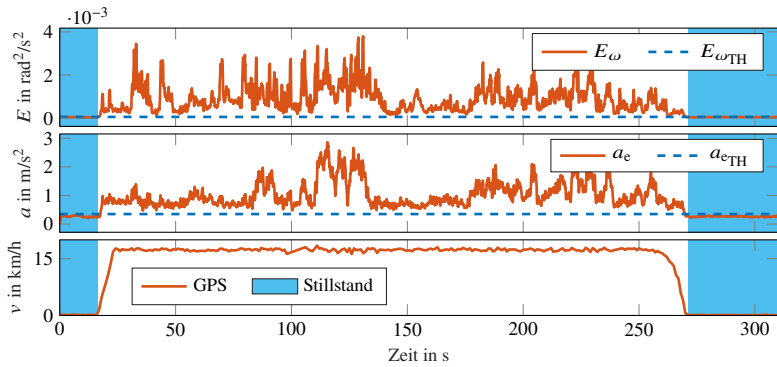
**Abbildung 2.9:** Schätzung des Roll- und Nickwinkels mit einer künstlichen Anfangsstörung im Stillstand. Jeweils mit und ohne der in Abschnitt 2.4.1 vorgestellten Lagestützung. [Datengrundlage: siehe Anhang A.3]

### 2.5.3 Stillstandserkennung

Als nächstes wird die Leistung der Stillstandserkennung betrachtet. Die dabei relevanten Größen  $E_\omega$ ,  $a_e$ ,  $v_{gr,GPS}$  sowie die daraus erkannten Stillstandsphasen sind in Abbildung 2.10 für eine Fahrt aus Datensatz I (Testfahrzeug *Lucy*) und eine Fahrt aus Datensatz III (Testfahrzeug *RailDrive*) dargestellt.

Deutlich zu erkennen ist der Unterschied zwischen den Energieniveaus  $E_\omega$  und den Beträgen  $a_e$  im Stillstand der beiden Fahrzeuge. Sie lassen sich durch den unterschiedlichen Aufbau der Fahrzeuge (siehe auch Kapitel 5 Abbildung 5.1) erklären, welcher unterschiedliche Vibrationsniveaus im Stillstand zur Folge hat. Dementsprechend müssen auch verschiedene Schwellenwerte zur Stillstandserkennung gewählt werden. Die Schwellenwerte wurden dabei sehr sensitiv auf Bewegungen eingestellt, sodass im Zweifel eher eine Bewegung erkannt wird. Dies ist sinnvoll, da ein falsch detektierter Stillstand für die weiteren Berechnungen weitreichende Folgen hätte: Fälschlicherweise würde die Geschwindigkeit zu Null gesetzt, die Sensor-Bias aktualisiert und die Lagestützung aktiviert werden.

Insgesamt zeigt Abbildung 2.10, dass die Stillstandserkennung für beide Fahrzeuge funktioniert.

(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I)(b) Testfahrzeug *RailDrive* (Datensatz III)

**Abbildung 2.10:** Beispielhafte Darstellung der Stillstandserkennung anhand des Energiesignals  $E_\omega$ , dem Beschleunigungs-Fehlbetrag  $a_e$  und der vom GPS gemessenen Geschwindigkeit  $v_{\text{gr,GPS}}$ , jeweils für das Testfahrzeug *Lucy* (a) und das Testfahrzeug *RailDrive* (b). [Datengrundlage: siehe Anhang A.3]

## 2.5.4 Gesamtleistung

Zuletzt wird die Leistungsfähigkeit der gesamten Sensordatenvorverarbeitung betrachtet. Dazu wird die mithilfe des korrigierten Beschleunigungsvektors  $\mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}}$  berechnete Geschwindigkeit über Grund

$$v_{\text{gr}} = \sqrt{v_{\text{north}}^2 + v_{\text{east}}^2}, \quad (2.64)$$

mit

$$v_{\text{north}} = \int (a_{\text{north}})_{\text{eb}}^{\text{n}} dt, \quad (2.65)$$

$$v_{\text{east}} = \int (a_{\text{east}})_{\text{eb}}^{\text{n}} dt \quad (2.66)$$

im Vergleich zur vom GPS gemessenen Geschwindigkeit über Grund  $\hat{v}_{\text{gr,GPS}}$  (siehe Gleichung (2.59)) betrachtet. Die Betrachtung der Geschwindigkeitsabweichung

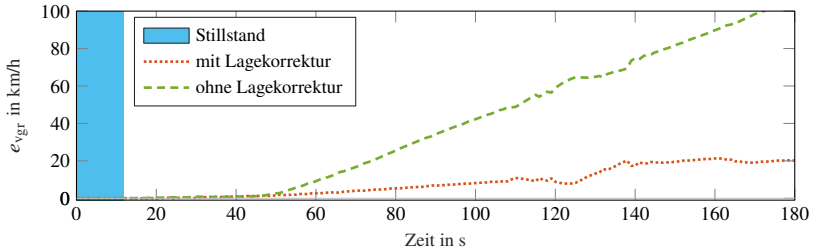
$$e_{v_{\text{gr}}} = |v_{\text{gr}} - \hat{v}_{\text{gr,GPS}}| \quad (2.67)$$

bietet sich als qualitatives Maß zur Beurteilung der Sensordatenvorverarbeitung an, da alle implementierten Berechnungsschritte (Lageschätzung, Berechnung der Zielgrößen, Zusatzkorrekturen) einen Einfluss auf  $\mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}}$  haben. Deswegen wird davon ausgegangen, dass aus einer guten Geschwindigkeitsschätzung mittels Integration von  $\mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}}$  auf die Gesamtleistungsfähigkeit der Sensordatenvorverarbeitung geschlossen werden kann.<sup>9</sup>

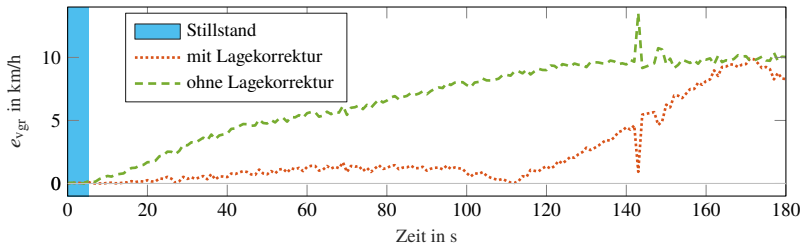
Abbildung 2.11 zeigt für jeden der drei zur Verfügung stehenden Datensätze den Verlauf der Geschwindigkeitsabweichung  $e_{v_{\text{gr}}}$  bei einem Anfahrvorgang. Durch die Betrachtung eines Anfahrvorgangs können Initialisierungsfehler bei der Integration ausgeschlossen werden, da der Anfangswert  $v_{\text{gr}0} = 0$  km/h sicher bekannt ist.

Zum Vergleich wird jeweils auch die Abweichung einer Geschwindigkeitsschätzung durch direkte Integration der von der IMU gemessenen Beschleunigung  $(f_x)_{\text{ib}}^{\text{b}}$  in Fahrtrichtung gezeigt, die im Plot durch „ohne Lagekorrektur“ gekennzeichnet ist. Sie kann hier auch betrachtet werden, da die IMU stets so im Fahrzeug installiert wurde, dass eine Sensorachse in Richtung der  $x_{\text{b}}$ -Achse des Fahrzeugs verlief und die anderen Achsen eine zum Erdboden parallele Ebene aufspannten. Solange das Fahrzeug keine Nick- oder Rollbewegungen vollführt, kann

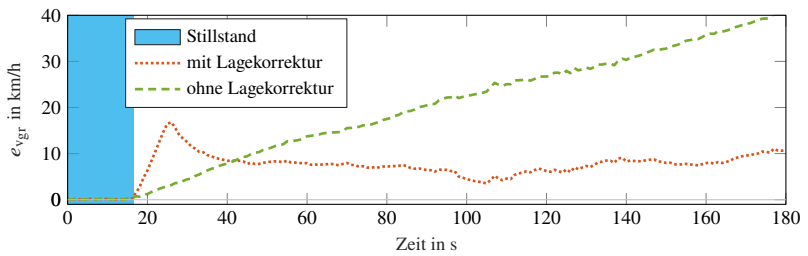
<sup>9</sup>Die Berechnung der Geschwindigkeit ausschließlich basierend auf der Integration von  $\mathbf{a}_{\text{eb}}^{\text{n}}$  wird hier nur zur Evaluierung der Sensordatenvorverarbeitung durchgeführt. Die finale Schätzung der Geschwindigkeit findet im Ortungsfilter unter Einbezug der GPS-Messungen statt.



(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I)



(b) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz II)



(c) Testfahrzeug *RailDrive* (Datensatz III)

**Abbildung 2.11:** Abweichung der geschätzten Geschwindigkeit über Grund von der vom GPS gemessenen Geschwindigkeit während eines Anfahrvorgangs für jeden der verfügbaren Datensätze. [Datengrundlage: siehe Anhang A.3]

die Fahrzeuggeschwindigkeit deswegen auch näherungsweise durch Integration von  $(f_x)_{ib}^b$  berechnet werden. Da allerdings schon kleine Nick- oder Rollwinkel zu einem unerwünschten Einfluss der lokalen Erdbeschleunigung  $\mathbf{g}_1$  auf  $(f_x)_{ib}^b$  führen, wird erwartet, dass diese Geschwindigkeitsschätzung größere Abweichungen von  $\hat{v}_{gr,GPS}$  aufweist als die Geschwindigkeitsschätzung mithilfe der korrigierten Beschleunigung  $\mathbf{a}_{eb}^n$ .

In Abbildung 2.11a und 2.11b (beide: Testfahrzeug *Lucy*) ist zu erkennen, dass die Geschwindigkeitsschätzung mithilfe der im Rahmen der Sensordatenvorverarbeitung korrigierten Größen, die im Plot durch „mit Lagekorrektur“ gekennzeichnet sind, deutlich länger plausible Werte liefert, als die Schätzung ohne Lagekorrektur. Nur in Abbildung 2.11c (Testfahrzeug *RailDrive*) ist keine grundsätzliche Verbesserung der Geschwindigkeitsschätzung durch die Lagekorrektur zu erkennen. Im Moment des Anfahrens treten sogar zunächst größere Abweichungen auf. Im Anschluss ist der Fehlerverlauf jedoch deutlich flacher als bei der Schätzung ohne Lagestützung. Dies liegt an einer zu starken Korrektur der Lage-schätzung durch die Delta-Quaternion  $\Delta\mathbf{q}_{acc}$  während des Anfahrens. Während der Fahrt funktioniert die Lagestützung dagegen zufriedenstellend, wie bereits anhand von Abbildung 2.8b plausibilisiert wurde. Letztendlich konnte keine bessere Parametrierung von  $\alpha(e_g)$  gefunden werden, mit der sich sowohl während des Anfahrens als auch während der Fahrt eine zufriedenstellende Lagestützung auf dem Testfahrzeug *RailDrive* erreichen ließ. Deswegen wurde sich letztendlich für die Parametrierung zugunsten einer besseren Lagestützung während der Fahrt entschieden. Da es sich beim *RailDrive* nicht um ein typisches Schienenfahrzeug handelt (siehe Kapitel 5 Abbildung 5.1b) und die Ergebnisse auf dem Testfahrzeug *Lucy* zufriedenstellend sind, wurde auf eine Implementierung zusätzlicher Strategien zur Verbesserung der Lageschätzung während des Anfahrens verzichtet.

Insgesamt wird jedoch deutlich, dass mithilfe der korrigierten Messgrößen eine genauere Navigation möglich ist. Vor allem die Korrektur der IMU-Messdaten zahlt sich später im Ortungsfilter aus, da dadurch GPS-Ausfälle deutlich länger kompensiert werden können.

## 2.6 Zusammenfassung

Die in diesem Kapitel vorgestellte Sensordatenvorverarbeitung korrigiert die Messdaten von IMU und GPS um verschiedene Fehlbeträge und transformiert sie in das zur Navigation verwendete Koordinatensystem. Erst dadurch können die Messdaten im nächsten Schritt vom Ortungsfilter zu einer präzisen Ortungslösung fusioniert werden.



Die Korrekturgleichungen ergeben sich aus den Relativbewegungen zwischen Navigations-, Fahrzeug- und den Sensorkoordinatensystemen sowie den Koordinatensystemen, die als Bezugssystem für relative Messgrößen, wie zum Beispiel der Beschleunigung, dienen. Eine zentrale Rolle in den Korrekturgleichungen nimmt die Lage des Fahrzeugs gegenüber dem Navigationskoordinatensystem ein. Die hier implementierte Lageschätzung zeichnet sich durch die Verwendung von Quaternionen zur Lagerepräsentation aus, wodurch eine genaue und trotzdem rechentechnisch effiziente Schätzung der Lage ermöglicht wird. Ergänzt wird die Lageschätzung durch eine auf den Beschleunigungsmessungen der IMU basierende Lagestützung, die es in Stillstandsphasen ermöglicht, potentielle Fehler in der Roll- und Nickwinkelschätzung vollständig zu kompensieren. Hierfür wurde zudem eine Stillstandserkennung implementiert, die nur auf den Messdaten von IMU und GPS basiert. Mithilfe der Lageschätzung werden die Messgrößen dann in das Navigationskoordinatensystem transformiert und um Fehlbeträge, wie zum Beispiel der Coriolisbeschleunigung, korrigiert. Bei der Korrektur werden zudem Effekte korrigiert, die durch einen Versatz zwischen dem Anbringungsort der Sensoren und dem Fahrzeug-Drehpunkt auftreten können.

Die Leistungsfähigkeit der Sensordatenvorverarbeitung konnte qualitativ anhand von realen Messdaten demonstriert werden.

**Veröffentlichungen:**

- Auf diesem Themengebiet existieren keine Veröffentlichungen des Autors.

**Programmcode:**

- FACHGEBIET REGELUNGSMETHODEN UND ROBOTIK (RMR), TU DARMSTADT (Hrsg.): *GitHub Repository*. <https://github.com/tud-rmr>

## 3 Ortungsfilter

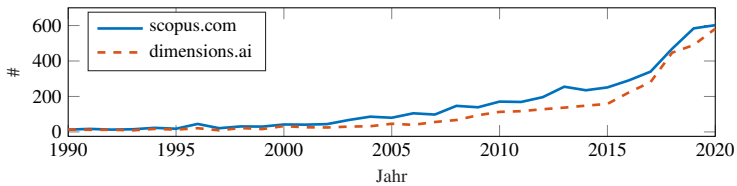
Der Ortungsfilter fusioniert die aufbereiteten Sensordaten von IMU und GPS zu einer Ortungslösung. Die Besonderheit dieses Ortungsfilters ist dabei die gezielte Berücksichtigung von eisenbahnspezifischem Modellwissen. Die These ist, dass auf diese Weise die Qualität der Ortungslösung – im Vergleich zu einem allgemeineren Fusionsansatz, bei dem dieses Wissen nicht berücksichtigt wird – gesteigert werden kann.

Das Kapitel ist wie folgt aufgebaut: Zunächst wird in Abschnitt 3.1 ein Überblick über den aktuellen Stand der Forschung bei der Ortung von Schienenfahrzeugen gegeben. Danach werden die wichtigsten Planungsgrundlagen von Bahntrassen in Abschnitt 3.2 vorgestellt. Dieses Wissen wird beim Entwurf des Filters in Abschnitt 3.3 und der Implementierung in Abschnitt 3.4 explizit berücksichtigt. Eine Evaluierung des Ortungsfilters mithilfe von realen Messdaten erfolgt in Abschnitt 3.5.

### 3.1 Stand der Forschung

Motiviert durch die zunehmende zivile Nutzung des Satellitennavigationssystem GPS kam Ende der 90er Jahre zum ersten Mal die Idee einer bordautonomen Ortung von Zügen mithilfe von GPS und zusätzlichen Sensoren für die Sicherung von Zugfahrten auf [11, 55, 56]. Mit der Abschaltung der künstlichen Signalverschlechterung (Selective Availability) von GPS im Jahr 2000 sowie dem Beschluss zum Aufbau des europäischen Satellitennavigationssystem Galileo gewann das Thema deutlich an Aufmerksamkeit, wie die vielen durchgeführten Forschungsprojekte seit dieser Zeit verdeutlichen. Eine Übersicht der verschiedenen Forschungsvorhaben kann zum Beispiel [50] oder [92] entnommen werden. Getrieben durch die großen Innovationsprogramme *Digitale Schiene Deutschland* [4] der Deutschen Bahn AG und *smartrail4.0* [5] der Schweizerischen Bundesbahnen AG (SBB) gewinnt das Thema seit 2017 weiter an Aufmerksamkeit. Diese Entwicklungen lassen sich auch anhand der Anzahl an Veröffentlichungen seit 1990 nachvollziehen, die in Abbildung 3.1 dargestellt ist.

In den bisherigen Forschungsprojekten konnte gezeigt werden, dass zeitweise eine bordautonome Ortung mit der nötigen Genauigkeit von weniger als 1,5 m



**Abbildung 3.1:** Veröffentlichungen pro Jahr seit 1990: Als Suchbegriff wurde (railway OR train) AND (localization OR positioning) auf den Plattformen scopus.com und dimensions.ai verwendet (Abrufdatum 02.03.2021).

technisch möglich ist [25, 50, 57]. Typischerweise findet eine Kombination von Satellitennavigationssystemen (GNSS) mit Inertialsensorik (IMU), Koppelnavigationssensoren (Tachometer, Odometer) und einer digitalen Streckenkarte statt. Im Fall eines Ausfalls des GNSS lässt sich eine hochgenaue Positionslösung mit dieser Sensorkonfiguration jedoch nur für einige Sekunden gewährleisten. Aus diesem Grund wird aktuell auch an neuartigen Sensoren geforscht, die eine bordautonome Ortung auch unabhängig von GNSS mit einer hohen Verfügbarkeit gewährleisten könnten. Kröper et al. [34] entwickeln beispielsweise den in [68] vorgestellten Difference-Inductance-Sensor (DIS) weiter, der eine schlupffreie Geschwindigkeitsschätzung sowie eine absolute Lokalisierung anhand von fingerabdruckartigen ferromagnetischen Eigenschaften der Gleise ermöglicht. Eine ähnliche Idee wird auch von Siebler et al. in [66] untersucht, die eine Ortung mithilfe von charakteristischen Veränderungen des Magnetfelds entlang von Bahnstrecken entwickeln. Darüber hinaus wird auch die Integration weiterer Sensoren zur Stützung einer IMU/GNSS basierten Lokalisierung geprüft. Typische Sensoren hierfür, die zurzeit untersucht werden, sind zum Beispiel Kameras [15], Lidar [70], Leistungsdaten der Antriebsmaschine [64] oder auch Mobilfunknetze [67, 72]. Einen Überblick über die einzelnen Veröffentlichungen und Tätigkeiten auf dem Gebiet der bordautonomen Ortung von Zügen bis 2017 bieten die Übersichtsartikel von Marais et al. [41] und Otegui et al. [50]. Dabei konzentrieren sich Marais et al. vor allem auf die Aspekte der sicherheitsrelevanten Integration von GNSS und Otegui et al. vor allem auf die jeweils verwendeten Sensoren und Evaluierungsansätze.

Die Herausforderung bei der bordautonomen Ortung von Zügen liegt weiterhin bei der Entwicklung einer Ortungseinheit, die nachweislich in der Lage ist, eine dauerhafte und vertrauenswürdige Ortungslösung mit einer Genauigkeit von 1,5 m zu gewährleisten [25]. Bisher existiert noch kein System, das diese Anforderungen über einen längeren Zeitraum erfüllen kann [41, 50]. Aus diesem Grund beschäftigt sich diese Arbeit mit der Entwicklung einer speziell auf Schienenfahrzeuge zu-

geschnittenen Sensordatenfusion von IMU und GPS, welche die Anforderungen möglichst lange einhält.

## 3.2 Planungsgrundlagen von Bahntrassen

Das herausragende Merkmal bei der Bewegung von Schienenfahrzeugen ist die Spurführung durch die Gleise. Die dynamischen Zustände eines Schienenfahrzeugs sind vollständig durch die Geometrie der Gleise und die eingestellte Geschwindigkeit bestimmt. Aus diesem Grund gibt es klare Vorschriften für den Bau von Bahntrassen, um einen sicheren und komfortablen Betrieb bei möglichst hohen Geschwindigkeiten zu ermöglichen.

Bahntrassen bestehen im Wesentlichen nur aus drei geometrischen Grundformen, die auch als Trassierungselemente bezeichnet werden:

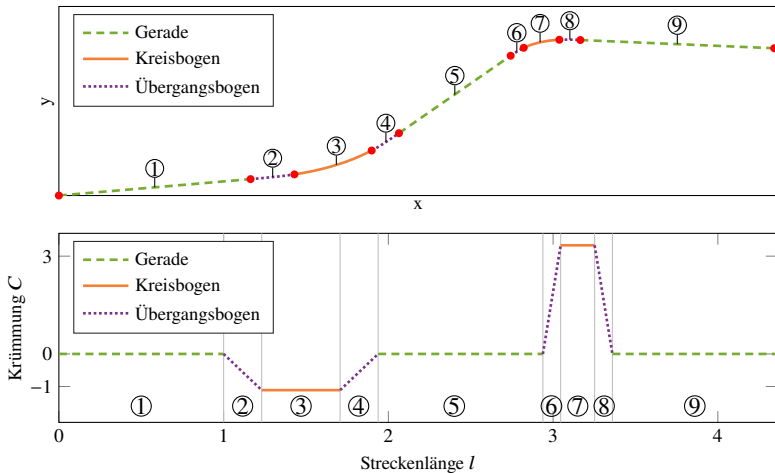
- *Geraden*,
- *Kreisbögen* und
- *Übergangsbögen*.

Dieses Wissen soll im Ortungsfilter explizit ausgenutzt werden. Deswegen werden an dieser Stelle zunächst die wichtigsten Planungsgrundlagen von Bahntrassen vorgestellt. Eine umfangreichere Einführung in die Planung von Bahnanlagen kann zum Beispiel [32] entnommen werden.

Eines der wichtigsten Planungsziele ist die Vermeidung von schnellen Beschleunigungsänderungen, da sie von Passagieren als sehr unangenehm empfunden werden und Entgleisungen begünstigen. Besonders in Kurven können hohe Zentrifugal- beziehungsweise Zentripetalbeschleunigungen in Abhängigkeit vom Kurvenradius  $R$  und der Geschwindigkeit  $v$  entsprechend

$$a_z = \frac{v^2}{R} \quad (3.1)$$

aufzutreten. Um dies zu vermeiden, sind Trassierungselemente stets so miteinander zu verbinden, dass sich der Radius möglichst langsam und stetig ändert. Das heißt, dass zwischen Geometrieelementen mit unterschiedlichen Radien ein Übergangsbogen eingefügt werden muss, sodass ein stetiger Übergang zwischen den beiden Radien stattfindet. Da der Radius einer Geraden  $R = \infty$  ist, wird aus praktischen Gründen bei der Planung allerdings nicht der Radius  $R$ , sondern die Krümmung  $C = R^{-1}$  betrachtet. Auf diese Weise lässt sich die Verbindung der Geometrieelemente übersichtlich in einem Krümmungsprofil darstellen. In Abbildung 3.2



**Abbildung 3.2:** Beispiel einer Strecke bestehend aus den drei Grundformen beim Bau von Eisenbahnstrecken: Gerade, Kreisbogen und Übergangsbogen. Im oberen Teil ist der Streckenverlauf dargestellt, im unteren Teil das dazugehörige Krümmungsprofil.

ist eine beispielhafte Strecke mit einer Links- und einer Rechtskurve dargestellt zusammen mit dem dazugehörigen Krümmungsprofil.

Bei der Ausführung der Übergangsbögen bestehen gewisse Freiheitsgrade. Am häufigsten kommen jedoch Klothoiden zum Einsatz, die einen linearen Zusammenhang zwischen Krümmung und Bogenlänge realisieren. Wie anhand des Krümmungsprofils zu sehen ist, ist dies auch bei der in Abbildung 3.2 dargestellten Beispielstrecke der Fall.

Eine Klothoide lässt sich parametrisch in Abhängigkeit von der Bogenlänge  $l$  durch

$$x = \int_0^{l_{\max}} \cos\left(\lambda \frac{l^2}{2A^2} + \Phi_0\right) dl + x_0 \quad (3.2a)$$

$$y = \int_0^{l_{\max}} \sin\left(\lambda \frac{l^2}{2A^2} + \Phi_0\right) dl + y_0 \quad (3.2b)$$

beschreiben. Dabei ist  $A \in \mathbb{R}$  ein frei zu wählender Parameter über den der Krümmungsverlauf  $C(l) = l \cdot A^{-2}$  skaliert werden kann,  $x_0$  und  $y_0$  definieren den Anfangspunkt der Klothoiden,  $\Phi_0$  definiert die Anfangssteigung in  $[x_0, y_0]$  und

$\lambda \in [-1, 1]$  bestimmt die Krümmungsrichtung. Hinreichend genaue Lösungen lassen sich numerisch berechnen. [79]

Im Folgenden werden Klothoiden, die von einer Geraden auf einen Kreisbogen überleiten, als *Vorwärtsklothoide* bezeichnet, Klothoiden, die von einem Kreisbogen auf eine Gerade überleiten, als *Rückwärtsklothoide* und Klothoiden, die zwischen zwei Kreisbögen überleiten, als *Wendeklothoide*.

Neben den beschriebenen Trassierungselementen gibt es noch *Überhöhungen* und *Längsneigungen*. Überhöhungen stellen eine Anhebung des kurvenäußeren Gleises dar. Auf diese Weise werden höhere Kurvengeschwindigkeiten ermöglicht. Mithilfe von Längsneigungen können Höhenunterschiede ausgeglichen werden. Prinzipiell gilt für die Verwendung dieser Elemente der gleiche Grundsatz: Änderungen in der Gleisgeometrie müssen stetig durchgeführt werden. Überhöhungen und Längsneigungen spielen im weiteren Verlauf dieser Arbeit allerdings keine Rolle.

### 3.3 Filterentwurf

Die Sensordaten von IMU und GPS sollen zu einer Ortungslösung fusioniert werden, die zu jedem Zeitpunkt bereitsteht. Außerdem sollen Unsicherheiten in den Mess- und Rechengrößen konsequent berücksichtigt werden, sodass stets auch die Unsicherheit der aktuellen Ortungslösung angegeben werden kann. Diese beiden Anforderungen – sowie die Integration von domänenspezifischem Modellwissen – lassen sich mithilfe eines rekursiven probabilistischen Zustandsschätzers (Bayes-Filter) umsetzen.

#### 3.3.1 Bayes-Filter

Die allgemeine Bayessche Filtergleichung lautet [76, S. 27]:

$$\underbrace{p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})}_{\text{Posterior Bel}(\mathbf{x}_k)} = \underbrace{\frac{p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k)}{p(\mathbf{z}_k)}}_{\text{Likelihood Normalisierung}} \underbrace{\int_{\mathbf{x}_{k-1}} \underbrace{p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})}_{\text{Transition}} \underbrace{p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1})}_{\text{Bel}(\mathbf{x}_{k-1})} d\mathbf{x}_{k-1}}_{\text{Prior Prädiktion } p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{k-1})}. \quad (3.3)$$

Sie beschreibt eine rekursive Vorschrift zur Schätzung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion  $p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k})$  der nicht direkt messbaren Zustände  $\mathbf{x}_k$  zum Zeitschritt  $k$  in Abhängigkeit von allen bis dahin verfügbaren Sensordaten  $\mathbf{z}_{1:k} =$

$\{z_1, \dots, z_{k-1}, z_k\}$ . Die Rekursion wird dabei in zwei Schritten durchgeführt: einem *Prädiktionsschritt* und einem *Korrekturschritt*. Die Prädiktion umfasst die Berechnung der Verteilung  $p(\mathbf{x}_k | z_{k-1})$  und die Korrektur die anschließende Berechnung von  $p(z_k)^{-1} p(z_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | z_{k-1})$ . Namensgebend ist das nach Thomas Bayes benannte *Bayes Theorem* [12, S. 15], welches der Herleitung der Filtergleichung zugrunde liegt [76, S. 31ff.].

Die Filtergleichung 3.3 lässt sich auf alle Systeme anwenden, für die eine Hidden-Markov-Kette 1. Ordnung angenommen werden kann. Das heißt, der Zustand  $\mathbf{x}_k$  hängt nur vom vorherigen Zustand  $\mathbf{x}_{k-1}$  ab und die Messungen  $z_k$  hängen nur vom aktuellen Zustand  $\mathbf{x}_k$  ab [76, S. 25].

Zur Implementierung eines konkreten Filters müssen ein Transitions- beziehungsweise Systemmodell  $f(\cdot)$  und ein Messmodell  $h(\cdot)$  definiert werden. Darüber hinaus wird zum Start der Rekursion eine initiale Schätzung des *Belief*  $\text{Bel}(\mathbf{x}_0) = p(\mathbf{x}_0)$  benötigt.<sup>1</sup> Bei der Wahl dieser Modelle fließt das a-priori Modellwissen über das System ein.

Allgemein gelingt die geschlossene Lösung der Filtergleichung 3.3 jedoch nur in den wenigsten Fällen, da die nötigen Integrationen und Multiplikationen der verschiedenen Wahrscheinlichkeitsdichten meist nicht geschlossen lösbar sind, beziehungsweise nicht in praktikabler Rechenzeit approximiert werden können.<sup>2</sup> In der Wahl geeigneter Näherungslösungen liegt letztendlich die Kunst beim Entwurf von Bayes-Filtern. Eine ausführlichere Einführung in den allgemeinen Entwurf von Bayes-Filtern lässt sich zum Beispiel [76] entnehmen. Einen guten Einstieg in die Grundlagen bieten zudem auch die Arbeiten von Schreier [60, Kapitel 3.1] und Schwehr [63, Kapitel 3].

Im Folgenden werden der Entwurf des hier verwendete Bayes-Filters und die dabei getroffenen Vereinfachungen erklärt.

### 3.3.2 Grundidee und Filterarchitektur

Die Grundidee des im Folgenden entworfenen Ortungsfilters ist die Erkennung der aktuellen Gleisgeometrie, auf der sich das Fahrzeug bewegt. Sobald die zugrundeliegende Geometrie detektiert wurde, lässt sich dieses Wissen zur Verbesserung der Zustandsschätzung verwenden. Die Verbesserung beruht auf der Tatsache, dass der Bewegungsraum des Fahrzeugs bei bekannter zugrundeliegender Geometrie deutlich eingeschränkt ist. Ist zum Beispiel bekannt, dass sich ein Fahrzeug

<sup>1</sup>Um nicht von der gängigen Literatur abzuweichen, wurde hier auf eine direkte Übersetzung des Begriffs *Belief* verzichtet. Er bezeichnet die aktuelle *Vorstellung* des Schätzers über den aktuellen unsicherheitsbehafteten Zustand des Systems. [76, S. 25f.]

<sup>2</sup>Für die Klasse von normalverteilten Belief-Funktionen lässt sich Gleichung (3.3) geschlossen lösen. Es resultiert das bekannte Kalman-Filter für lineare Systeme.

aktuell auf einer Geraden bewegt, reduziert sich die Ortung auf eine Schätzung der Position auf einer Geraden.

Entsprechend dieser Grundidee lässt sich der Filterentwurf in zwei Teilprobleme zerlegen: in eine Geometrieerkennung und eine anschließende Identifikation der geometrischen Parameter zur Korrektur der Zustandsschätzung mit diesem Zusatzwissen.

Entsprechend wird ein zweistufiger Filter vorgeschlagen, bei dem für jedes Teilproblem auf bekannte Filteransätze zurückgegriffen werden kann. Die schematische Gesamtstruktur des Ortungsfilters ist in Abbildung 3.3 dargestellt. Ein Multi-Modell-Filter (MM-Filter) schätzt im ersten Schritt gleichzeitig den Zustandsvektor  $\hat{x}$  und den aktuellen Bewegungsmodus  $M \in \{M_j\}_{j=1}^r$  aus  $r$  möglichen Bewegungsmodellen mithilfe der Messungen  $z_x$ . Mithilfe des geschätzten Bewegungsmodus lässt sich direkt auf die zugrundeliegende Gleisgeometrie schließen. Zur Bestimmung der aktuellen Gleisgeometrie kann deswegen der wahrscheinlichste Bewegungsmodus  $\hat{M}_k = \arg \max_{M_k} (p(M_k | z_{1:k})) \approx \max(\mu_{M_k})$  ausgewählt werden. Mit diesem Wissen lassen sich dann die geometrischen Parameter  $s$  der Gleisgeometrie und eine finale Ortungslösung  $o$  mithilfe einer Untermenge  $z_s = \text{subset}(\hat{x})$  in spezialisierten Einzelfiltern schätzen.

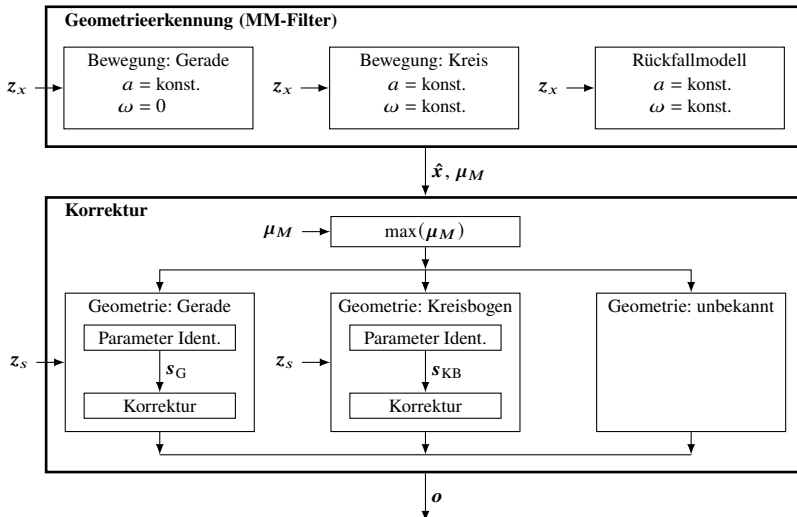


Abbildung 3.3: Architektur des Ortungsfilters



## 3.4 Implementierung

In den folgenden Abschnitten wird detailliert auf die Auslegung und Implementierung des Ortungsfilters eingegangen. Die Strecke wird dabei als völlig unbekannt angenommen, das heißt, es steht keine Streckenkarte zur Verfügung. Als Messdaten stehen die korrigierten Messgrößen von IMU und GPS zur Verfügung. Geschätzt wird die Ortungslösung, welche die 2D-Position in UTM-Koordinaten (siehe auch Abschnitt 2.2.2), die Geschwindigkeit und den Gierwinkel des Fahrzeugs umfasst.

### 3.4.1 Geometrierkennung

Wie in Abschnitt 3.3 beschrieben, werden die Gleisgeometrie und die Bewegungszustände des Fahrzeugs mithilfe eines Multi-Modell-Filteransatzes geschätzt. Insgesamt werden drei verschiedene Bewegungsmodelle im Multi-Modell-Filter berücksichtigt:

- Eines zum Abbilden von geradlinigen Bewegungen auf Geraden,
- eines zum Abbilden von kreisförmigen Bewegungen auf Kreisbögen und
- ein allgemeines Bewegungsmodell, das als Rückfallmodell dient, falls die anderen beiden Modelle unplausibel sind.

Das Multi-Modell-Filterproblem mit  $r$  Modellen lässt sich in der Praxis nur näherungsweise lösen, da die optimale Lösung nicht in praktikabler Rechenzeit berechnet werden kann. Sie erfordert theoretisch zu jedem Zeitschritt die Initialisierung von  $r$  neuen Sub-Filtern, sodass  $r^k$  Filter zum Zeitschritt  $k$  berechnet werden müssten. Es gibt allerdings verschiedene Näherungslösungen [8, S. 441ff.]. Hier wird das *Interacting Multiple Model (IMM)* Filter verwendet. Es zeichnet sich durch eine vergleichsweise gute Näherungslösung, bei einem akzeptablen Rechenaufwand, aus [8, S. 466].

Im IMM-Filter wird für jedes Bewegungsmodell  $M \in \{\mathcal{M}_j\}_{j=1}^r$  ein eigenständiges Filter benötigt, wobei jedes Filter stets einen neuen Startwert aus einem Interaktionsschritt der aktuellen  $r$  Modellhypothesen erhält. In diesem Fall wird jeweils ein Extended Kalman-Filter (EKF) implementiert. Eine Erläuterung der Grundgleichungen von EKF und IMM findet sich in Anhang B.1 und B.2.

Der vom IMM zu schätzende Zustandsvektor

$$\mathbf{x} = [x \ y \ d \ v \ a \ \psi \ \omega]^T \quad (3.4)$$

umfasst die  $x, y$ -Position in UTM-Koordinaten, die gefahrene Wegstrecke  $d$  seit dem Start der Fahrt, die Geschwindigkeit über Grund  $v$ , die Längsbeschleunigung  $a$ , den Gierwinkel  $\psi$  und die Gierrate  $\omega$  des Fahrzeugs.

Der Messvektor

$$\mathbf{z}_x = [x_{\text{GPS}} \ y_{\text{GPS}} \ v_{\text{gr,GPS}} \ \Psi_{\text{GPS}} \ a_{\text{IMU}} \ \omega_{\text{IMU}}]^T \quad (3.5)$$

besteht aus den von GPS und IMU korrigierten Messgrößen (siehe auch Kapitel 2) in Form der Position

$$[x_{\text{GPS}} \ y_{\text{GPS}}]^T = \text{UTM}(\mathbf{p}_{\text{GPS}}), \quad (3.6)$$

der Geschwindigkeit über Grund

$$v_{\text{gr,GPS}} = \sqrt{v_{\text{GPS,north}}^2 + v_{\text{GPS,east}}^2}, \quad (3.7)$$

dem Kurswinkel

$$\Psi_{\text{GPS}} = \text{atan2}(v_{\text{GPS,east}}, v_{\text{GPS,north}}), \quad (3.8)$$

der Längsbeschleunigung

$$a_{\text{IMU}} = \begin{cases} \sqrt{(a_{\text{north}}^n)_{\text{eb}}^2 + (a_{\text{east}}^n)_{\text{eb}}^2}, & |\text{atan2}((a_{\text{east}}^n)_{\text{eb}}, (a_{\text{north}}^n)_{\text{eb}}) - \text{yaw}(\mathbf{q}_b^n)| \leq \frac{\pi}{2} \\ -\sqrt{(a_{\text{north}}^n)_{\text{eb}}^2 + (a_{\text{east}}^n)_{\text{eb}}^2}, & \text{sonst} \end{cases}, \quad (3.9)$$

und der Gierrate

$$\omega_{\text{IMU}} = (\omega_z)_{\text{nb}}^b. \quad (3.10)$$

## Systemmodelle

Im Folgenden werden die drei Systemmodelle  $\{\mathbf{f}_{x_j}(\mathbf{x}_{k,j})\}_{j=1}^3$  der zeitdiskreten, dynamischen, stochastischen Systemgleichungen

$$\mathbf{x}_{k+1,j} = \mathbf{f}_{x_j}(\mathbf{x}_{k,j}) + \mathbf{\Gamma}_x \tilde{\mathbf{w}}_{x_{k,j}} \quad (3.11)$$

mit der Rausch-Verstärkungsmatrix

$$\mathbf{\Gamma}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2}T^2 & T & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & T & 1 \end{bmatrix}^T, \quad (3.12)$$

der Abtastzeit  $T = T_{\text{Filter}}$  und dem mittelwertfreien, normalverteilten Rauschen

$$\tilde{\mathbf{w}}_{x_{k,j}} = \mathcal{N}\left(\tilde{\mathbf{w}}_{x_j} \mid \mathbf{0}, \text{diag}\left(\sigma_{\Delta p_j}^2, \sigma_{\Delta p_j}^2, \sigma_{\Delta a_j}^2, \sigma_{\Delta \omega_j}^2\right)\right) \quad (3.13)$$

vorge stellt. Die Rausch-Verstärkungsmatrix  $\mathbf{\Gamma}_x$  stellt dabei die Beziehung zwischen den verrauschten Größen in  $\tilde{\mathbf{w}}_x = [\tilde{w}_{p_x} \ \tilde{w}_{p_y} \ \tilde{w}_a \ \tilde{w}_\omega]^T$ , die als Eingangsgrößen des Modells verstanden werden können, und den Zustandsgrößen in  $\mathbf{x}$  her [8, S. 274]. Die Standardabweichungen  $\sigma_{\Delta p}$ ,  $\sigma_{\Delta a}$  und  $\sigma_{\Delta \omega}$  in der Kovarianzmatrix von  $\tilde{\mathbf{w}}_x$  sind dabei Designparameter, welche die Änderung der Beschleunigung beziehungsweise der Gierrate über einen Zeitschritt repräsentieren. Bar-Shalom et al. [8, S. 275] schlagen eine Wahl zwischen  $0,5a_{\max} \leq \sigma_{\Delta a} \leq a_{\max}$  vor, wobei  $a_{\max}$  die maximal zu erwartende Beschleunigungsänderung während eines Zeitschritts ist. Analog wird dies auch für die Wahl von  $\sigma_{\Delta p}$  und  $\sigma_{\Delta \omega}$  übernommen. Neben den einzelnen Systemmodellen  $f_{x_j}$  wird jeweils auch die zeitvariante Systemmatrix  $F_{x_{j,k}}$  angegeben, welche für die Berechnung der EKF benötigt wird.

**Geradlinige Bewegungen** Während der Bewegung auf einer Geraden bleibt der Gierwinkel  $\psi$  konstant und für die Drehrate gilt  $\omega = 0$ . Es muss lediglich eine Annahme über die Dynamik in Fahrri chtung getroffen werden. Hier wird die Annahme einer konstanten Beschleunigung (engl. *Constant Acceleration (CA)*) während eines Zeitschritts getroffen [61]. Dies ist aufgrund der hohen Trägheit von Schienenfahrzeugen und einer Abtastzeiten von  $T_{\text{Filter}} \ll 1$  s gerechtfertigt. Es resultiert

$$\mathbf{f}_{x_G}(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} x_k + v_k T \sin(\psi_k) + \frac{1}{2} a_k T^2 \sin(\psi_k) \\ y_k + v_k T \cos(\psi_k) + \frac{1}{2} a_k T^2 \cos(\psi_k) \\ d_k + v_k T + \frac{1}{2} a_k T^2 \\ v_k + a_k T \\ a_k \\ \psi_k \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (3.14)$$

mit

$$F_{x_G}(\mathbf{x}_k) = \frac{\partial f_{x_G}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T \sin(\psi_k) & \frac{1}{2}T^2 \sin(\psi_k) & T \cos(\psi_k) \left( v_k + \frac{1}{2}a_k T \right) & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \cos(\psi_k) & \frac{1}{2}T^2 \sin(\psi_k) & -T \sin(\psi_k) \left( v_k + \frac{1}{2}a_k T \right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (3.15)$$

**Kreisförmige Bewegungen** Das vorherige Modell lässt sich auf kreisförmige Bewegungen erweitern, indem zusätzlich eine konstante Drehrate angenommen wird. Es handelt sich also um ein Bewegungsmodell mit konstanter Drehrate und konstanter Beschleunigung (engl. *Constant Turn Rate and Acceleration (CTRA)*) [61]. Die Modellgleichung ergibt sich dann zu

$$f_{x_{KB}}(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} x_k + \Delta x_k \\ y_k + \Delta y_k \\ d_k + v_k T + \frac{1}{2}a_k T^2 \\ v_k + a_k T \\ a_k \\ \psi_k + \omega_k T \\ \omega_k \end{bmatrix}, \quad (3.16)$$

mit

$$\begin{aligned} \Delta x_k &= \frac{1}{\omega_k^2} [(-v_k \omega_k - a_k \omega_k T) \cos(\psi_k + \omega_k T) \\ &\quad + a_k \sin(\psi_k + \omega_k T) + v_k \omega_k \cos(\psi_k) - a_k \sin(\psi_k)] , \\ \Delta y_k &= \frac{1}{\omega_k^2} [(v_k \omega_k + a_k \omega_k T) \sin(\psi_k + \omega_k T) \\ &\quad + a_k \cos(\psi_k + \omega_k T) - v_k \omega_k \sin(\psi_k) - a_k \cos(\psi_k)] \end{aligned} \quad (3.17)$$

und der Systemmatrix

$$F_{x_{\text{KB}}}(\mathbf{x}_k) = \frac{\partial \mathbf{f}_{x_{\text{KB}}}}{\partial \mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & F_{\text{KB}14} & F_{\text{KB}15} & F_{\text{KB}16} & F_{\text{KB}17} \\ 0 & 1 & 0 & F_{\text{KB}24} & F_{\text{KB}25} & F_{\text{KB}26} & F_{\text{KB}27} \\ 0 & 0 & 1 & T & \frac{1}{2}T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3.18)$$

mit

$$F_{\text{KB}14} = -\frac{1}{\omega_k} [\cos(\psi_k + T\omega_k) - \cos(\psi_k)], \quad (3.19a)$$

$$F_{\text{KB}24} = \frac{1}{\omega_k} [\sin(\psi_k + T\omega_k) - \sin(\psi_k)], \quad (3.19b)$$

$$F_{\text{KB}15} = -\frac{1}{\omega_k^2} [\sin(\psi_k) - \sin(\psi_k + T\omega_k) + T\omega_k \cos(\psi_k + T\omega_k)], \quad (3.19c)$$

$$F_{\text{KB}25} = \frac{1}{\omega_k^2} [-\cos(\psi_k) + \cos(\psi_k + T\omega_k) + T\omega_k \sin(\psi_k + T\omega_k)], \quad (3.19d)$$

$$F_{\text{KB}16} = \frac{1}{\omega_k^2} [ a_k \cos(\psi_k + T\omega_k) - a_k \cos(\psi_k) + \omega_k \sin(\psi_k + T\omega_k) (v_k + Ta_k) - v_k \omega_k \sin(\psi_k) ], \quad (3.19e)$$

$$F_{\text{KB}26} = -\frac{1}{\omega_k^2} [ a_k \sin(\psi_k + T\omega_k) - a_k \sin(\psi_k) - \omega_k \cos(\psi_k + T\omega_k) (v_k + Ta_k) + v_k \omega_k \cos(\psi_k) ], \quad (3.19f)$$

$$F_{\text{KB}17} = \frac{1}{\omega_k^3} [ 2a_k \sin(\psi_k) - 2a_k \sin(\psi_k + T\omega_k) - v_k \omega_k \cos(\psi_k) + v_k \omega_k \cos(\psi_k + T\omega_k) + Tv_k \omega_k^2 \sin(\psi_k + T\omega_k) + T^2 a_k \omega_k^2 \sin(\psi_k + T\omega_k) + 2Ta_k \omega_k \cos(\psi_k + T\omega_k) ], \quad (3.19g)$$

$$F_{\text{KB}27} = \frac{1}{\omega_k^3} [ 2a_k \cos(\psi_k) - 2a_k \cos(\psi_k + T\omega_k) + v_k \omega_k \sin(\psi_k) - v_k \omega_k \sin(\psi_k + T\omega_k) + Tv_k \omega_k^2 \cos(\psi_k + T\omega_k) + T^2 a_k \omega_k^2 \cos(\psi_k + T\omega_k) - 2Ta_k \omega_k \sin(\psi_k + T\omega_k) ]. \quad (3.19h)$$

Im Falle von sehr kleinen Drehraten  $\omega$  können numerische Instabilitäten bei der Berechnung des CTRA-Modells auftreten. Um dies zu vermeiden wird mittels  $\omega = \max(\omega, \omega_{\text{low}})$  für  $\omega \geq 0$  beziehungsweise  $\omega = \min(\omega, -\omega_{\text{low}})$  für  $\omega < 0$  sichergestellt, dass stets  $|\omega| \geq \omega_{\text{low}}$  gilt.

**Rückfallmodell** Für das Rückfallmodell wird ebenfalls eine CTRA-Struktur angenommen, das heißt, es gilt  $\mathbf{f}_{x_{\text{RM}}}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{f}_{x_{\text{KB}}}(\mathbf{x}_k)$  und  $\mathbf{F}_{x_{\text{RM}}}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{F}_{x_{\text{KB}}}(\mathbf{x}_k)$ . Im Vergleich zum Modell für kreisförmige Bewegungen wird im zugehörigen EKF jedoch ein deutlich größeres Systemrauschen  $\tilde{\mathbf{w}}_{\text{RM}}$  angenommen.

## Messmodell

Unabhängig vom Bewegungsmodell wird immer dieselbe Messgleichung

$$\mathbf{z}_{x_k} = \mathbf{H}_x \mathbf{x}_k + \tilde{\mathbf{v}}_{x_k} \quad (3.20)$$

mit dem mittelwertfreien, normalverteilten Rauschen  $\tilde{\mathbf{v}}_{x_k} = \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{v}}_{x_k} \mid \mathbf{0}, \mathbf{R}_{x_k})$  verwendet. Die Mess-Kovarianzmatrix  $\mathbf{R}_{x_k}$  wird als Diagonalmatrix modelliert, welche die Unsicherheiten in Form der Varianzen der einzelnen Messgrößen enthält.

Bei der Wahl der Messmatrix  $\mathbf{H}_x$  wird zwischen zwei Fällen in Abhängigkeit vom Vorzeichen der aktuell geschätzten Geschwindigkeit  $\hat{v}$  unterschieden, da die vom GPS gemessene Geschwindigkeit  $v_{\text{gr,GPS}}$  keine Information über die Fahrtrichtung des Fahrzeugs enthält.

Für  $\hat{v} \geq 0$  gilt

$$\mathbf{H}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{x_{\text{GPS}}} \\ \mathbf{H}_{x_{\text{IMU}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

und für  $\hat{v} < 0$  gilt

$$\mathbf{H}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{x_{\text{GPS}}} \\ \mathbf{H}_{x_{\text{IMU}}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Falls einer der Sensoren in einem Zeitschritt nicht zur Verfügung stehen sollte, wird die entsprechende Messmatrix mit  $\mathbf{H}_{x_{\{\text{GPS,IMU}\}}} = \mathbf{0}$  angenommen.

## Initialisierung

Zum Start des IMM-Filters muss eine initiale Schätzung des Zustandsvektors  $\hat{\mathbf{x}}_0$  sowie der Kovarianzmatrix  $\hat{\mathbf{P}}_{x_0}$  vorliegen (siehe auch Anhang B.1). Mithilfe der Messgrößen von IMU und GPS werden diese zum Startzeitpunkt auf

$$\hat{\mathbf{x}}_0 = [x_{\text{GPS}} \ y_{\text{GPS}} \ 0 \ v_{\text{gr,GPS}} \ a_{\text{IMU}} \ \Psi_{\text{GPS}} \ \omega_{\text{IMU}}]_{k=0}^T \quad (3.22)$$

und

$$\hat{\mathbf{P}}_{x_0} = \text{diag}\left(\left[\hat{\mathbf{P}}_{\text{GPS}_{xy}}, \sigma_{d_0}^2, \hat{\mathbf{P}}_{\text{GPS}_v}, \sigma_a^2, \hat{\mathbf{P}}_{\text{GPS}_\Psi}, \sigma_\omega^2\right]_{k=0}\right) \quad (3.23)$$

gesetzt. Dabei sind  $\sigma_{d_0}^2$ ,  $\sigma_a^2$  und  $\sigma_\omega^2$  frei zu wählende Parameter, für die eine geeignete Wahl getroffen werden muss. Des Weiteren müssen zum Start des Filters auch noch die initialen Modellwahrscheinlichkeiten  $\boldsymbol{\mu}_{M_0}$  und die Matrix  $\mathbf{\Pi}$  mit den Modellübergangswahrscheinlichkeiten  $p_{ij}$  gewählt werden (siehe auch Anhang B.2). Hierbei handelt es sich um frei wählbare Tuning-Parameter des Filters. Die gewählten Parameter können Tabelle B.1 im Anhang auf Seite 117 entnommen werden. Im Rahmen der Evaluierung des Ortungsfilters in Abschnitt 3.5.1 wird zudem noch genauer auf die Wahl der Modellübergangswahrscheinlichkeiten  $p_{ij}$  eingegangen, bei der spezielles Systemwissen berücksichtigt wird.

### 3.4.2 Parameteridentifikation und Korrektur

Der nächste Schritt ist die Identifikation der geometrischen Parameter der wahrscheinlichsten Gleisgeometrie

$$\hat{M}_k = \arg \max_{M_k} (p(M_k | \mathbf{z}_{1:k})) \approx \arg \max_{M_k} (\boldsymbol{\mu}_{M_k}) \quad (3.24)$$

und die Korrektur der Positionsschätzung mit diesem Zusatzwissen.

Mithilfe der zuvor beschriebenen Geometrieerkennung lassen sich Geraden und Kreisbögen erkennen. Zur Berechnung der Position des Fahrzeugs auf diesen Gleisgeometrien müssen noch die folgenden Parameter bestimmt werden: Startpunkt  $(x_0, y_0)$  der Gleisgeometrie, Kurswinkel  $\Psi_0$  im Startpunkt, Radius  $r$  und die Bogenlänge  $l$ . Für Geraden entfällt die Schätzung des Radius  $r$ .

Eine Schätzung der Bogenlänge  $\hat{l}$  aus der Unsicherheit lässt sich direkt aus der Schätzung des Zustands  $\hat{d}$  aus dem IMM-Filter ableiten:

$$\hat{l}_k = \hat{d}_k - \hat{d}_{k_{\text{start}}} \quad (3.25)$$

mit

$$\text{var}(\hat{l}_k) = \text{var}(\hat{d}_k) + \text{var}(\hat{d}_{k_{\text{start}}}) = \hat{\mathbf{P}}_{x_{33k}} + \hat{\mathbf{P}}_{x_{33k_{\text{start}}}}. \quad (3.26)$$

Mit  $k_{\text{start}}$  wird dabei der Zeitpunkt bezeichnet, zu dem eine neue Gleisgeometrie  $\hat{M}$  erkannt wurde. Die Varianzen können jeweils aus der vom IMM geschätzten Kovarianzmatrix  $\hat{\mathbf{P}}_x$  entnommen werden.

Die restlichen Parameter  $x_0$ ,  $y_0$ ,  $\Psi_0$  und  $r$  werden gleichzeitig mit der finalen Fahrzeugposition geschätzt. Dazu wird für jede erkannte Gleisgeometrie ein entsprechender EKF implementiert, wobei jeweils eine Untermenge  $\mathbf{z}_s = \text{subset}(\hat{\mathbf{x}})$  der im IMM-Filter geschätzten Zustände  $\hat{\mathbf{x}}$  als Messvektor verwendet wird.

## Systemmodelle

Im Folgenden werden die zwei Systemmodelle  $\{f_{s_j}(\mathbf{s}_{k,j})\}_{j=1}^2$  der zeitdiskreten, dynamischen, stochastischen Systemgleichungen

$$\mathbf{s}_{k+1,j} = f_{s_j}(\mathbf{s}_{k,j}) + \tilde{\mathbf{w}}_{s_{k,j}} \quad (3.27)$$

mit dem mittelwertfreien, normalverteilten Rauschen

$$\tilde{\mathbf{w}}_{s_{k,j}} = \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{w}}_{s_j} \mid \mathbf{0}, \text{diag}(\sigma_{p_0}^2, \sigma_{p_0}^2, \sigma_{\Psi_0}^2, \sigma_r^2)) \quad (3.28)$$

vorge stellt. Die Standardabweichungen  $\sigma_{p_0}^2$ ,  $\sigma_{\Psi_0}^2$  und  $\sigma_r^2$  sind als Designparameter frei wählbar. Zusätzlich wird jeweils auch die zeitvariante Systemmatrix  $F_{s_{j,k}}$  zur Berechnung der EKF angegeben.

**Gerade** Als Zustands- beziehungsweise Parametervektor wird

$$\mathbf{s}_G = [x \ y \ x_0 \ y_0 \ \Psi_0 \ \hat{l}]^T \quad (3.29)$$

definiert. Damit ergibt sich die – eine Gerade beschreibende – Systemfunktion zu

$$\mathbf{f}_{s_G}(\mathbf{s}_{G_k}) = \begin{bmatrix} \hat{l}_k \sin(\Psi_{0k}) + x_{0k} \\ \hat{l}_k \cos(\Psi_{0k}) + y_{0k} \\ x_{0k} \\ y_{0k} \\ \Psi_{0k} \\ \hat{l}_k \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

und die Systemmatrix zu

$$\mathbf{F}_{s_G}(\mathbf{s}_G) = \frac{\partial \mathbf{f}_{s_G}}{\partial \mathbf{s}_G} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & \hat{l}_k \cos(\hat{\Psi}_{0k}) & \sin(\Psi_{0k}) \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\hat{l}_k \sin(\hat{\Psi}_{0k}) & \cos(\Psi_{0k}) \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (3.31)$$



**Kreisbogen** Als Zustands- beziehungsweise Parametervektor wird

$$\mathbf{s}_{\text{KB}} = [x \ y \ x_0 \ y_0 \ \Psi_0 \ r \ \hat{l} \ \hat{\omega}]^T \quad (3.32)$$

definiert. Damit ergibt sich die – einen Kreisbogen beschreibende – Systemfunktion zu

$$\mathbf{f}_{\text{sKB}}(\mathbf{s}_{\text{KB}_k}) = \begin{bmatrix} r_k \left[ 1 - \cos\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) \right] + x_{0k} - r_k \left[ 1 - \cos(\Psi_{0k}) \right] \\ r_k \sin\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) + y_{0k} - r_k \sin(\Psi_{0k}) \\ x_{0k} \\ y_{0k} \\ \Psi_{0k} \\ r_k \\ \hat{l}_k \\ \hat{\omega}_k \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

und die Systemmatrix zu

$$\mathbf{F}_{\text{sKB}}(\mathbf{s}_{\text{KB}}) = \frac{\partial \mathbf{f}_{\text{sKB}}}{\partial \mathbf{s}_{\text{KB}}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & F_{\text{KB15}} & F_{\text{KB16}} & \sin\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & F_{\text{KB25}} & F_{\text{KB26}} & \cos\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

mit

$$F_{\text{KB15}} = r_k \left[ \sin\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) - \sin(\Psi_{0k}) \right], \quad (3.35a)$$

$$F_{\text{KB25}} = r_k \left[ \cos\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) - \cos(\Psi_{0k}) \right], \quad (3.35b)$$

$$F_{\text{KB16}} = \cos(\Psi_{0k}) - \cos\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) - \frac{\hat{l}_k}{r_k} \sin\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right), \quad (3.35c)$$

$$F_{\text{KB26}} = -\sin(\Psi_{0k}) + \sin\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right) - \frac{\hat{l}_k}{r_k} \cos\left(\hat{l}_k/r_k + \Psi_{0k}\right). \quad (3.35d)$$

Obwohl die Drehrate  $\hat{\omega}$  direkt und die Bogenlänge  $\hat{l}$  indirekt über Gleichung (3.25) schon bei der Geometriererkennung vom IMM-Filter geschätzt werden, sind sie trotzdem im Parametervektor  $\mathbf{s}_{\text{G}}$  beziehungsweise  $\mathbf{s}_{\text{KB}}$  enthalten,

damit ihre Unsicherheiten bei der Schätzung der Parameter sowie der Schätzung Position entsprechend der Kalman-Filtergleichungen (siehe auch Anhang B.1) berücksichtigt werden. Allerdings werden sie in jedem Filterschritt durch die vom IMM-Filter geschätzten Größen ersetzt, sodass sie effektiv nur einmal geschätzt werden.

### Messmodelle

Als Messgleichung wird

$$\mathbf{z}_{s_{k,j}} = \mathbf{h}_{s_j}(s_{k,j}) + \tilde{\mathbf{v}}_{s_{k,j}} \quad \text{mit} \quad \tilde{\mathbf{v}}_{s_{k,j}} = \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{v}}_{s_{k,j}} \mid \mathbf{0}, \mathbf{R}_{s_{k,j}}) \quad (3.36)$$

zugrunde gelegt. Dabei setzt sich  $\mathbf{z}_s = \text{subset}(\hat{\mathbf{x}})$  aus Elementen des zuvor im IMM-Filter geschätzten Zustandsvektors  $\hat{\mathbf{x}}$  zusammen. Die Messrausch-Kovarianzmatrix  $\mathbf{R}_s$  wird jeweils mithilfe der zugehörigen Einträge der geschätzten Kovarianzmatrix  $\hat{\mathbf{P}}_x$  gebildet:

$$\mathbf{R}_{s_G} = \hat{\mathbf{P}}_{x_{[1,2],[1,2]}}, \quad (3.37)$$

$$\mathbf{R}_{s_{KB}} = \hat{\mathbf{P}}_{x_{[1,2,4],[1,2,4]}}. \quad (3.38)$$

Im Folgenden werden die Messfunktionen  $\mathbf{h}_s$  und die Messmatrizen  $\mathbf{H}_s$  für Gerade und Kreisbogen vorgestellt.

**Gerade** Der Messvektor wird zu

$$\mathbf{z}_{s_G} = [\hat{x} \ \hat{y}]^T \quad (3.39)$$

definiert. Das Messmodell lautet dann

$$\mathbf{z}_{s_{G_k}} = h_{s_G}(s_{G_k}) = \mathbf{H}_{s_G} s_{G_k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} s_{G_k}. \quad (3.40)$$

**Kreisbogen** Der Messvektor wird zu

$$\mathbf{z}_{s_{KB}} = [\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{v}]^T \quad (3.41)$$

definiert. Das Messmodell lautet dann

$$\mathbf{z}_{s_{KB_k}} = h_{s_{KB}}(s_{G_k}) = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \\ \hat{\omega}_k r_k \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

und die Messmatrix

$$\mathbf{H}_{s_{\text{KB}}} = \frac{\partial \mathbf{h}_{s_{\text{KB}}}}{\partial \mathbf{s}_{\text{KB}}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \hat{\omega}_k & 0 & r_k \end{bmatrix}. \quad (3.43)$$

### Initialisierung

Zur Initialisierung des jeweiligen EKF werden die Schätzungen des IMM-Filters zum Zeitpunkt  $k_{\text{start}}$  der Geometriedetektion verwendet:

$$\hat{\mathbf{s}}_{G_{k_{\text{start}}}} = [\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{x} \ \hat{y} \ \bar{\Psi} \ 0]_{k_{\text{start}}}^T, \quad (3.44a)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_{\text{KB}_{k_{\text{start}}}} = [\hat{x} \ \hat{y} \ \hat{x} \ \hat{y} \ \bar{\Psi} \ \frac{\hat{v}}{\hat{\omega}} \ 0 \ \hat{\omega}]_{k_{\text{start}}}^T, \quad (3.44b)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{s_{G_{k_{\text{start}}}}} = \text{diag}\left([\hat{\mathbf{P}}_{x_{1\dots 2,1\dots 2}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{1\dots 2,1\dots 2}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{66}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{33}}]_{k_{\text{start}}}\right), \quad (3.44c)$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{s_{\text{KB}_{k_{\text{start}}}}} = \text{diag}\left([\hat{\mathbf{P}}_{x_{1\dots 2,1\dots 2}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{1\dots 2,1\dots 2}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{66}}, \frac{\hat{\mathbf{P}}_{x_{44}}}{\hat{\omega}^2}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{33}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{77}}]_{k_{\text{start}}}\right), \quad (3.44d)$$

mit

$$\bar{\Psi}_{k_{\text{start}}} = \hat{\Psi}_{k_{\text{start}}} - \arcsin \frac{d_b \hat{\omega}_{k_{\text{start}}}}{2 \hat{v}_{k_{\text{start}}}} \quad (\text{siehe auch Gleichung (2.53)}). \quad (3.45)$$

### 3.4.3 Ortungslösung

Die finale Ortungslösung  $\mathbf{o}$  setzt sich entsprechend

$$\mathbf{o} = \begin{cases} [\hat{x}_s \ \hat{y}_s \ \hat{v}_{\text{IMM}} \ \hat{\psi}_{\text{IMM}}]_{\text{T}} & , \text{ wenn Gleisgeometrie erkannt} \\ [\hat{x}_{\text{IMM}} \ \hat{y}_{\text{IMM}} \ \hat{v}_{\text{IMM}} \ \hat{\psi}_{\text{IMM}}]_{\text{T}} & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (3.46)$$

zusammen. Wenn eine Gleisgeometrie erkannt wurde, wird die mithilfe der geometrischen Parameter korrigierte Positionslösung  $\mathbf{p}_s = (\hat{x}_s, \hat{y}_s)$  verwendet. Ansonsten werden für alle Größen die Schätzungen des IMM-Filters verwendet.

Für die Unsicherheiten beziehungsweise die Kovarianzen gilt analog

$$\mathbf{P}_o = \begin{cases} \text{diag}\left(\hat{\mathbf{P}}_{s_{[1,2],[1,2]}}, \hat{\mathbf{P}}_{x_{[4,6],[4,6]}}\right) & , \text{ wenn Gleisgeometrie erkannt} \\ \hat{\mathbf{P}}_{x_{[1,2,4,6],[1,2,4,6]}} & , \text{ sonst} \end{cases}. \quad (3.47)$$

## 3.5 Experimentelle Ergebnisse

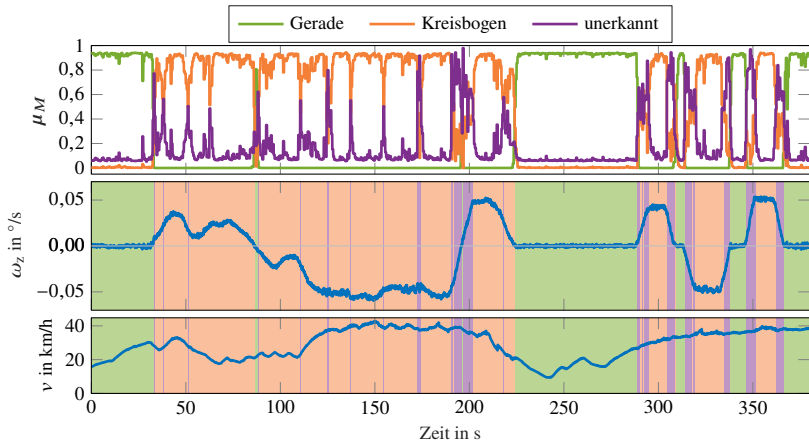
In diesem Abschnitt wird der Ortungsfilter mithilfe der drei in Kapitel 5 beschriebenen Datensätze evaluiert. Die dabei verwendeten Parameter können Tabelle B.1 im Anhang auf Seite 117 entnommen werden. Zudem kann Tabelle B.2 im Anhang auf Seite 118 entnommen werden, welche Simulationen den nachfolgenden Plots zugrunde liegen.

### 3.5.1 Geometrieerkennung

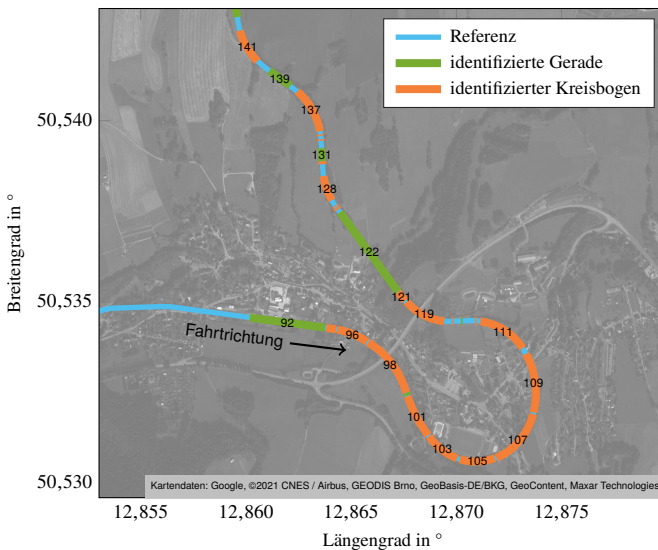
Als Erstes wird die Erkennung der Gleisgeometrien und die anschließende Identifikation der Geometrieparameter untersucht. In Abbildung 3.4a wird dazu beispielhaft ein zeitlicher Verlauf der geschätzten Modellwahrscheinlichkeiten  $\mu_M$  zusammen mit der Gierrate  $\omega_z$  und der Geschwindigkeit  $v$  des Fahrzeugs gezeigt. Die Gierrate  $\omega_z$  kann dabei als indirektes Referenzsignal verwendet werden, welches auf die reale Gleisgeometrie hindeutet. Dies wird verwendet, da kein direktes Referenzsignal zur Verfügung steht. Eine Gierrate von  $\omega_z \approx 0^\circ/s$  zeigt dabei eine Gerade an und eine Gierrate mit  $|\omega_z| = \text{konst.}$  und  $|\omega_z| \gg 0^\circ/s$  einen Kreisbogen, solange von einer konstanten Geschwindigkeit ausgegangen werden kann. Zur besseren Vergleichbarkeit ist der Hintergrund des Gierraten- und Geschwindigkeitssignals jeweils in der Farbe der als am wahrscheinlichsten identifizierten Gleisgeometrie  $\hat{M} = \max(\mu_M)$  gekennzeichnet. Die identifizierten Parameter der erkannten Gleisgeometrien sind in Tabelle 3.1 dargestellt.

Aus Abbildung 3.4a ist zu erkennen, dass die Geometrieerkennung in dem gezeigten Abschnitt prinzipiell funktioniert. Vor allem die Erkennung von Geraden funktioniert gut. Die Erkennung von Kreisbögen ist anhand von Abbildung 3.4a jedoch nur schwer zu beurteilen, da sie auch von der Geschwindigkeit abhängt. Deswegen wird in Abbildung 3.4b zusätzlich der räumliche Verlauf der identifizierten Gleisgeometrien im Vergleich zum realen Streckenverlauf gezeigt. Hier lässt sich erkennen, dass alle identifizierten Gleisgeometrien zum realen Verlauf der Strecke passen. Somit kann auch die Erkennung von Kreisbögen auf diesem Streckenabschnitt als funktionsfähig bezeichnet werden.

In Abbildung 3.4b ist außerdem zu erkennen, dass es zu Unterbrechungen in der Erkennung von vermutlich zusammenhängenden Gleisgeometrien kommen kann. So ist zum Beispiel davon auszugehen, dass der gut zu erkennende Kreisbogen im süd-östlichen Bereich des Streckenabschnitts nicht aus dieser Vielzahl von identifizierten Kreisbögen besteht. Für die weitere Verwendung der identifizierten Gleisgeometrien im Ortungsfilter sind diese kurzen Unterbrechungen jedoch unproblematisch, solange die einzelnen identifizierten Gleisgeometrien den realen Verlauf der Strecke möglichst korrekt abbilden.



(a) Verlauf der vom IMM-Filter geschätzten Modellwahrscheinlichkeiten  $\mu_M$  zusammen mit der Gierrate  $\omega_z$  und der Geschwindigkeit  $v$  des Fahrzeugs



(b) Positionsplot der identifizierten Geometrien im Vergleich zum Streckenverlauf aus der verfügbaren Referenzkarte. Wo möglich sind die IDs der einzelnen Streckenelemente zum Vergleich mit Tabelle 3.1 eingetragen.

**Abbildung 3.4:** Gleis-Geometrieerkennung auf einem Teilabschnitt aus Datensatz I (Testfahrzeug *Lucy*) [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]

**Tabelle 3.1:** Parameter der identifizierten Gleisgeometrien passend zu Abbildung 3.4

ID	Form <sup>a</sup>	$L$ in m	$R$ in m	$x_0$ in m <sup>b</sup>	$y_0$ in m <sup>b</sup>	$\Psi_0$ in °
...	...	...	...	...	...	...
92	G	256,4	$\infty$	5189,0	-1359,0	98,5
93	U	3,9	—	5442,3	-1397,3	97,2
94	KB	33,2	608,3	5446,1	-1398,1	96,9
95	U	3,8	—	5479,0	-1403,4	102,3
96	KB	107,5	274,6	5483,1	-1404,0	100,9
97	U	3,9	—	5582,6	-1444,1	124,3
98	KB	205,7	261,6	5585,6	-1446,7	119,3
99	G	9,1	$\infty$	5709,9	-1604,5	158,4
100	U	3,2	—	5712,8	-1612,7	158,2
101	KB	139,3	-388,5	5714,1	-1615,5	161,8
102	U	3,3	—	5780,7	-1737,8	137,7
103	KB	118,1	-208,1	5782,2	-1740,8	143,4
104	U	10,2	—	5874,7	-1810,8	105,0
...	...	...	...	...	...	...

<sup>a</sup> G: Gerade, KB: Kreisbogen, U: Unerkannt

<sup>b</sup> UTM-Offset in m:  $[343169,66 \ 5601611,83]^T$  in Zone 33

Wie empfindlich die Geometriererkennung letztendlich arbeitet, hängt vor allem von der Wahl der Modell-Übergangswahrscheinlichkeiten in der Matrix  $\mathbf{\Pi}$  ab. In dem gezeigten Beispiel wurde  $\mathbf{\Pi}$  entsprechend der in Tabelle 3.2 gezeigten Übergangswahrscheinlichkeiten gewählt. Dabei wurden die folgenden Regeln berücksichtigt, die sich aus der Kenntnis über den Aufbau von Bahntrassen (siehe auch Abschnitt 3.2) ableiten lassen:

- 1) Es ist wahrscheinlicher, dass sich das Fahrzeug auf einer Geraden oder einem Kreisbogen befindet als auf einer anderen Geometrie.
- 2) Es ist wahrscheinlicher, dass sich die aktuelle Gleisgeometrie nicht ändert im Vergleich zum letzten Zeitschritt.
- 3) Ein direkter Übergang von einer Geraden auf einen Kreisbogen oder umgekehrt ist nicht möglich.

**Tabelle 3.2:** Übergangswahrscheinlichkeiten zu dem in Abbildung 3.4 gezeigten Beispiel

	G	KB	RM
G	0,90	0,00	0,10
KB	0,00	0,90	0,10
RM	0,30	0,10	0,60

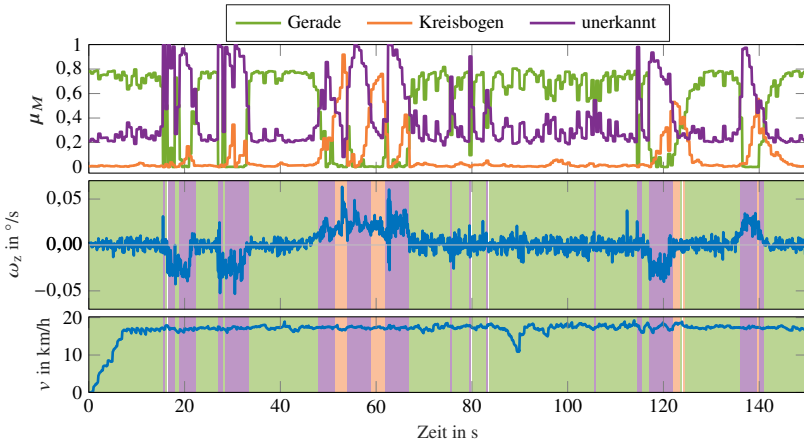
G: Gerade, KB: Kreisbogen,  
RM: Rückfallmodell

Über die Wahl von  $\mathbf{\Pi}$  ist allerdings nicht auszuschließen, dass auch Übergänge von Geraden auf Kreisbögen, oder umgekehrt, detektiert werden – selbst wenn wie hier  $p_{G|KB} = p_{KB|G} = 0$  gewählt wurde. Aufgrund der Wahl von  $\mathbf{\Pi}$  ist lediglich garantiert, dass die Mischwahrscheinlichkeit  $\mu_{(G|KB)} = \mu_{(KB|G)} = 0$  ist (siehe auch Gleichung (B.16) im Anhang auf Seite 113). In Abhängigkeit von der aktuellen Modell-Likelihood  $\Lambda_{KB}$  beziehungsweise  $\Lambda_G$  ist jedoch die Modellwahrscheinlichkeit von  $\mu_{KB} \neq 0$  beziehungsweise  $\mu_G \neq 0$  (siehe auch Gleichung (B.22) im Anhang auf Seite 116) und kann sogar jeweils maximal werden, sodass letztendlich ein Übergang von einer Geraden auf einen Kreisbogen, oder umgekehrt, detektiert werden kann. Dieser Fall ist zum Beispiel in Tabelle 3.1 beim Übergang der Streckenelemente mit den IDs 98 und 99 zu beobachten. Wie zuvor ist dies allerdings unproblematisch, solange die einzelnen identifizierten Gleisgeometrien den realen Verlauf der Strecke möglichst korrekt abbilden.

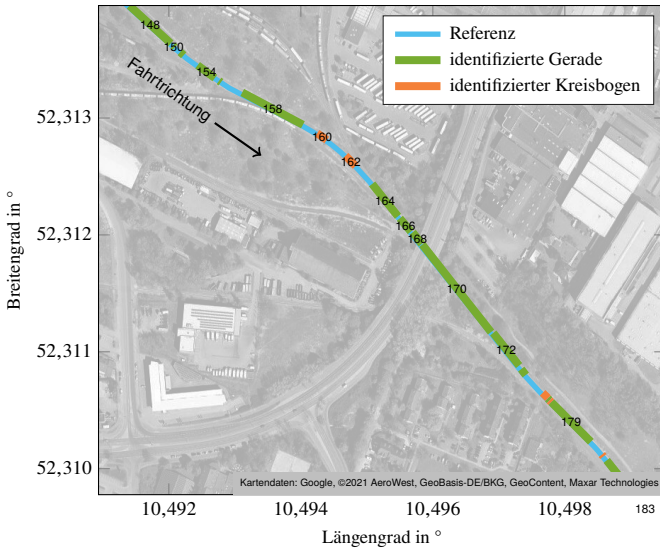
Neben der Wahl von  $\mathbf{\Pi}$  hat auch die Fahrzeuggeschwindigkeit einen starken Einfluss auf die Empfindlichkeit der Geometrierkennung. Problematisch sind vor allem niedrige Geschwindigkeiten, da es hier immer schwieriger wird die tatsächliche Beschleunigung und Gierrate des Fahrzeugs mithilfe der IMU zu messen [10]. Aus diesem Grund wurde eine Abschaltung der Geometrierkennung bei Geschwindigkeiten von  $|v| < v_{\min} = 2 \text{ km/h}$  eingeführt. In diesem Fall findet die Ortung nur noch mithilfe des Rückfallmodells statt.

Die Leistungsfähigkeit der Geometrierkennung kann auch nochmal anhand von Abbildung 3.5 und Tabelle 3.3 nachvollzogen werden. Sie zeigen die Funktionsweise der Geometrierkennung für ein anderes Fahrzeug und eine andere Strecke. Bei der Strecke handelt es sich um die Braunschweiger Hafenbahn. Das befahrene Stück zeichnet sich durch mehrere überfahrene Weichenverbindungen und kurze Kreisbögen aus. Dies erschwert die Erkennung von einzelnen Gleisgeometrien aus den Messsignalen, wie sich vor allem am Verlauf des Gierratensignals in Abbildung 3.5a im Vergleich zum vorher gezeigten Streckenabschnitt in Abbildung 3.4a erkennen lässt. Trotzdem liefert die Geometrierkennung auch hier ein sinnvolles Ergebnis. Die identifizierten Geometrien passen zum realen Verlauf der Strecke, wie anhand von Abbildung 3.5b zu erkennen ist. Es fällt auf, dass bei Gleiswechseln an Weichen, wie zum Beispiel in den Bereichen um 20 s, 30 s, 120 s und 138 s, zumeist keine Gleisgeometrie erkannt wird. Dies liegt an den abrupten Änderungen der Gierrate zu Beginn und zum Ende der Weichenüberfahrten sowie an der kurzen Länge beziehungsweise Überfahrtsdauer der Weichen. Dieses Verhalten ist aber unproblematisch, solange ein Gleiswechsel an einer Weiche zur Beendigung der zuvor erkannten Geometrie führt.

Die gezeigten Beispiele demonstrieren insgesamt, dass die Erkennung der befahrenen Gleisgeometrien mittels IMM-Filter und die anschließende rekursive Identifikation der Geometrieparameter funktionieren.



(a) Verlauf der vom IMM-Filter geschätzten Modellwahrscheinlichkeiten  $\mu_M$  zusammen mit der Gierrate  $\omega_z$  und der Geschwindigkeit  $v$  des Fahrzeugs



(b) Positionsplot der identifizierten Geometrien im Vergleich zum Streckenverlauf aus der verfügbaren Referenzkarte. Wo möglich sind die IDs der einzelnen Streckenelemente zum Vergleich mit Tabelle 3.3 eingetragen.

**Abbildung 3.5:** Gleis-Geometrierkennung auf einem Teilabschnitt aus Datensatz III (Testfahrzeug *RailDriVE*) [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]



**Tabelle 3.3:** Parameter der identifizierten Gleisgeometrien passend zu Abbildung 3.5

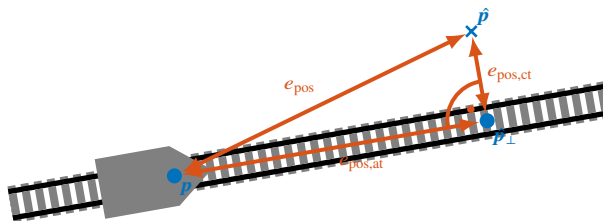
ID	Form <sup>a</sup>	$L$ in m	$R$ in m	$x_0$ in m <sup>b</sup>	$y_0$ in m <sup>b</sup>	$\Psi_0$ in °
...	...	...	...	...	...	...
148	G	55,8	$\infty$	-10,9	9,2	128,9
149	U	2,5	—	32,9	-26,2	130,0
150	G	2,5	$\infty$	34,8	-27,9	130,0
151	U	7,2	—	36,7	-29,4	129,8
152	G	4,7	$\infty$	42,4	-33,9	128,5
153	U	16,8	—	46,3	-36,8	126,9
154	G	21,6	$\infty$	60,6	-46,0	123,2
155	U	4,9	—	78,9	-57,9	123,1
156	G	2,4	$\infty$	83,0	-60,5	122,6
157	U	24,2	—	85,0	-61,7	121,6
158	G	69,8	$\infty$	107,2	-71,0	114,9
159	U	16,9	—	170,6	-100,6	116,0
160	KB	11,8	261,1	185,4	-108,2	120,1
...	...	...	...	...	...	...

<sup>a</sup> G: Gerade, KB: Kreisbogen, U: Unerkannt

<sup>b</sup> UTM-Offset in m:  $[601675,8 \ 5796997,5]^T$  in Zone 32

### 3.5.2 Ortungsgenauigkeit

Als nächstes wird die Genauigkeit des Ortungsergebnis untersucht. Zur Beurteilung der Ortungsgenauigkeit können verschiedene Fehler betrachtet werden: Die absolute Abweichung der Ortungslösung  $e_{\text{pos}}$  von der tatsächlichen Fahrzeugposition, die Abweichung in Gleis-Querrichtung  $e_{\text{pos,ct}}$  (engl. *cross-track*) und die Abweichung in Gleis-Längsrichtung  $e_{\text{pos,at}}$  (engl. *along-track*). Eine Veranschaulichung der verschiedenen Abweichungen kann Abbildung 3.6 entnommen werden.



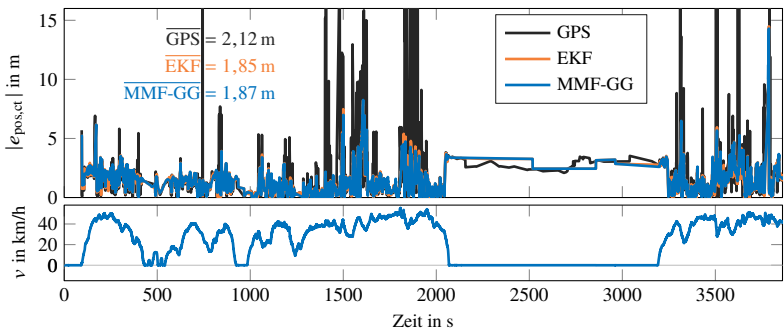
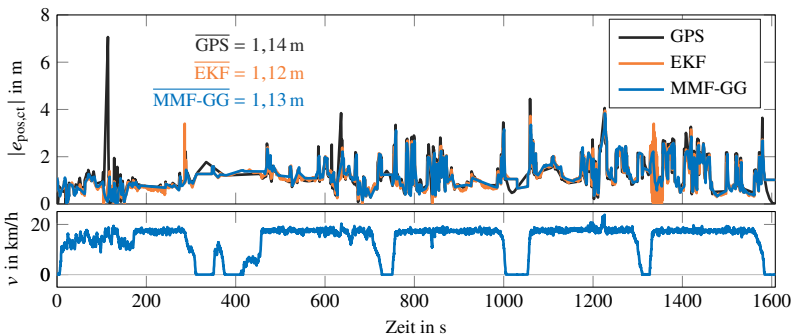
**Abbildung 3.6:** Darstellung verschiedener Fehler zur Beurteilung der Ortungsgenauigkeit: Absolute Abweichung von der tatsächlichen Fahrzeugposition  $e_{\text{pos}}$ , Abweichung in Gleis-Querrichtung  $e_{\text{pos,ct}}$  und Abweichung in Gleis-Längsrichtung  $e_{\text{pos,at}}$ .

Zur Berechnung des absoluten Ortungsfehlers  $e_{\text{pos}}$  und zur Berechnung der Abweichung in Gleis-Längsrichtung  $e_{\text{pos,at}}$  wird unter anderem jeweils die tatsächliche Fahrzeugposition benötigt. Diese ist jedoch in keinem der zur Verfügung stehenden Datensätze enthalten. Zur Berechnung von  $e_{\text{pos,ct}}$  wird dagegen nur eine Streckenkarte benötigt. Eine solche ist in den Datensätzen I und III vorhanden (siehe auch Tabelle 5.1). Deswegen findet die nachfolgende Untersuchung der Ortungsgenauigkeit ausschließlich anhand der Abweichungen in Gleis-Querrichtung  $e_{\text{pos,ct}}$  mit Daten aus den Datensätzen I und III statt.

Für die weitere Verwendung der Ortungslösung zur Sicherung von Zugfahrten ist ohnehin die Abweichung in Gleis-Querrichtung das entscheidende Maß. Denn damit kann nach der Überfahrt einer Verzweigung eindeutig entschieden werden, auf welchem Gleis sich das Fahrzeug befindet. Da parallel verlaufende Gleise in einem Abstand ab 3,8 m verbaut sein können [32, S. 127], wird typischerweise angenommen, dass eine gleisgenaue Ortung vorliegt, wenn  $|e_{\text{pos,ct}}| < 1,5 \text{ m}$  gilt [25, 50, 57]. Je nach Betriebsituation kann von einer ähnlich hohen Anforderung an die Ortungsgenauigkeit in Gleis-Längsrichtung ausgegangen werden, zum Beispiel beim zielgenauen Bremsen vor einem Signal. Anforderungen an die Ortungsgenauigkeit in Gleis-Längsrichtung machen allerdings erst Sinn, wenn das aktuell befahrene Gleis mit Sicherheit bekannt ist. Deswegen liegt der Fokus bei der Entwicklung von neuen Ortungssystemen momentan vor allem auf der Betrachtung der Abweichungen in Gleis-Querrichtung.

Abbildung 3.7 zeigt die absolute Abweichung der Ortungslösung mithilfe des in diesem Kapitel entworfenen Multi-Modell-Filters mit Gleisgeometrie-Schätzung (MMF-GG) in Gleis-Querrichtung für Daten aus Datensatz I und III. Zum Vergleich sind auch die Abweichungen der reinen GPS-Ortungslösung sowie die Abweichungen einer einfachen IMU/GPS-Fusionslösung mittels EKF gezeigt.<sup>3</sup> Es ist zu erkennen, dass der Betrag der Ortungsgenauigkeit  $|e_{\text{pos,ct}}|$  aller Ansätze sehr ähnlich ist. Im Mittel liegen die Unterschiede im Bereich von wenigen Zentimetern. Die Mittelwerte sind jeweils in den Graphen in Abbildung 3.7 eingetragen. Das schlechteste Ergebnis liefert dabei immer die reine GPS-Lösung. Dies kann dadurch erklärt werden, dass die Fusionsansätze in der Lage sind, kurzzeitige Verschlechterungen oder Ausfälle des GPS-Signals zu kompensieren. Dieses Ergebnis wird auch durch eine statistische Auswertung des Ortungsfehlers in Gleis-Querrichtung  $|e_{\text{pos,ct}}|$  bestätigt, wie in Abbildung 3.8 zu sehen ist. Sie zeigt die kumulative Verteilungsfunktion (engl. *Cumulative Distribution Function (CDF)*) von  $|e_{\text{pos,ct}}|$ , wobei Stillstandsphasen mit  $|v_{\text{min}}| < 1,6 \text{ km/h}$  ausgenommen wurden und eine Abtastrate von  $T_{\text{GPS}} = 1 \text{ s}$  verwendet wurde.

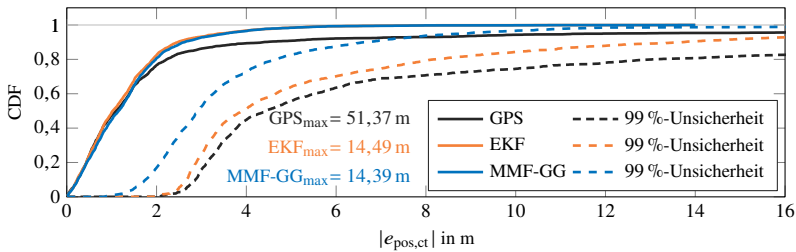
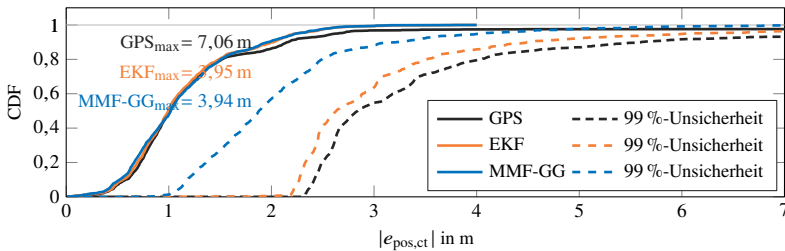
<sup>3</sup>Der verwendete EKF ist identisch mit dem im IMM-Filter zur Geometrierkennung verwendeten EKF für das Rückfallmodell (siehe auch Abschnitt 3.4.1 und Tabelle B.1 im Anhang auf S. 117).

(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I),  $V_{\text{GPS}} = 97\%$ (b) Testfahrzeug *RailDriVE* (Datensatz III),  $V_{\text{GPS}} = 98\%$ 

**Abbildung 3.7:** Zeitlicher Verlauf der absoluten Abweichungen in Gleis-Querrichtung. Zur besseren Einordnung der Verläufe ist auch die Fahrzeuggeschwindigkeit dargestellt. [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]

Anschaulich gesprochen zeigt die CDF den Zusammenhang zwischen Genauigkeit (Abszisse) und Verfügbarkeit (Ordinate) der Ortungslösung. Auch hier ist sichtbar, dass der Ortungsfehler aller Ansätze sehr ähnlich ist, die GPS-Lösung allerdings nicht immer verfügbar ist und ihr maximaler Fehler deutlich größer ist als bei den Sensorfusionslösungen. Der maximale Fehler ist jeweils in den Graphen in Abbildung 3.8 angegeben.

Das beschriebene Ergebnis entspricht den Erwartungen an die Ortungsgenauigkeit einer Sensorfusionslösung von IMU und GPS. Da das GPS der einzige Sensor ist, der eine absolute Positionsinformation zur Verfügung stellt, kann das Gesamtergebnis im Mittel nicht deutlich besser werden als die reine GPS-Lösung.

(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I), CDF-Basis: 2432 Datenpunkte(b) Testfahrzeug *RailDrIVE* (Datensatz III), CDF-Basis: 1396 Datenpunkte

**Abbildung 3.8:** Kumulierte Verteilungsfunktionen der absoluten Abweichungen in Gleis-Querrichtung zusammen mit den geschätzten 99 %-Unsicherheiten. [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]

Zusätzlich zum Ortungsfehler ist in Abbildung 3.8 auch jeweils die Verteilung der geschätzten Ortungs-Unsicherheit in Gleis-Querrichtung mit einer Konfidenz von  $K = 99\%$  dargestellt.<sup>4</sup> Es ist zu erkennen, dass alle Ansätze eine plausible Schätzung der Unsicherheit liefern. Die CDF der geschätzten Unsicherheit liegt stets rechts von der CDF des tatsächlichen Fehlers. Allerdings ist die geschätzte Unsicherheit der MMF-GG Ortungslösung deutlich kleiner als die von GPS oder EKF und damit auch näher an der wahren Abweichung. Damit ist die Positionsschätzung des MMF-GG Ansatzes in Gleis-Querrichtung deutlich wertvoller als die der anderen beiden Ansätze, denn aufgrund der kleineren Unsicherheiten kann eine gleisgenaue Ortung viel länger aufrecht erhalten werden. Diese Verbesserung der Unsicherheiten kann auf die explizite Berücksichtigung der Gleisgeometrien im Filter zurückgeführt werden (siehe auch Abschnitt 3.3.2), womit die anfängliche These bestätigt werden kann, dass auf diese Weise die Qua-

<sup>4</sup>Die Konfidenz  $K = 99\%$  zur Position  $p$  mit der Unsicherheit  $\sigma_p$  gibt an, dass sich die tatsächliche Fahrzeugposition mit einer Wahrscheinlichkeit von 99% im Intervall  $p \pm \sigma_p$  befindet.

**Tabelle 3.4:** Quantifizierung der Unsicherheiten in Gleis-Querrichtung

<b>Unsicherheit in Gleis-Querrichtung in m</b> mit $V = 99\%$ und $K = 99\%$	
<b>Datensatz I<sup>a</sup></b>	
EKF	26,25
MMF-GG	16,58
<b>Datensatz II<sup>b</sup></b>	
EKF	17,83
MMF-GG	5,83
<b>Datensatz III<sup>c</sup></b>	
EKF	23,23
MMF-GG	15,09

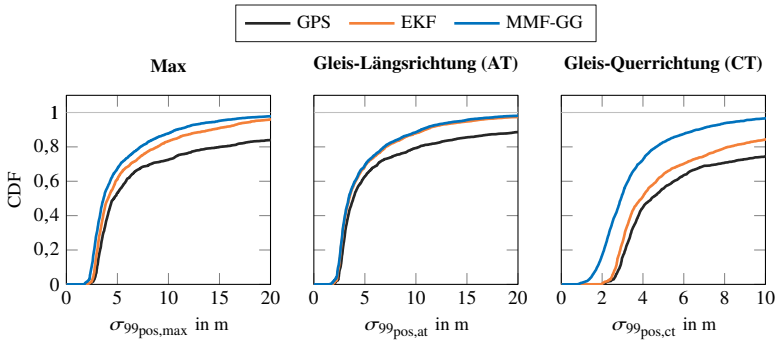
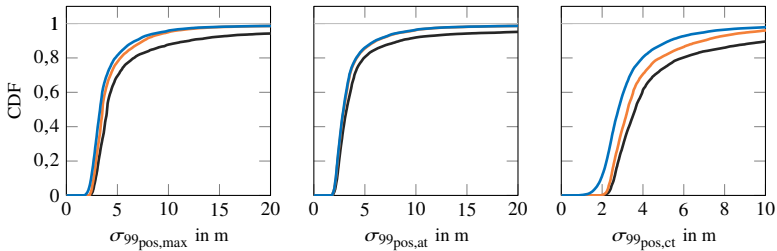
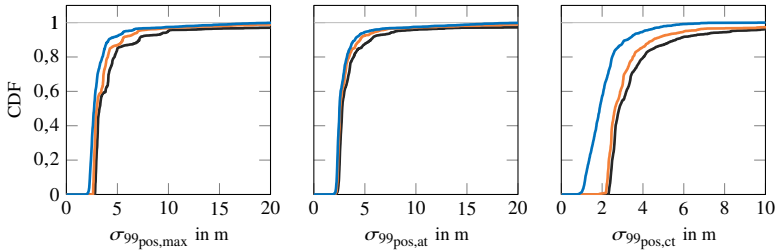
<sup>a</sup>24.10.2018, 14:20:00–15:24:21 UTC    <sup>b</sup>15.03.2019, 08:16:30–13:27:48 UTC    <sup>c</sup>22.02.2019, 11:19:26–11:46:14 UTC

lität der Ortungslösung im Vergleich zu allgemeineren Fusionsansätzen gesteigert werden kann.

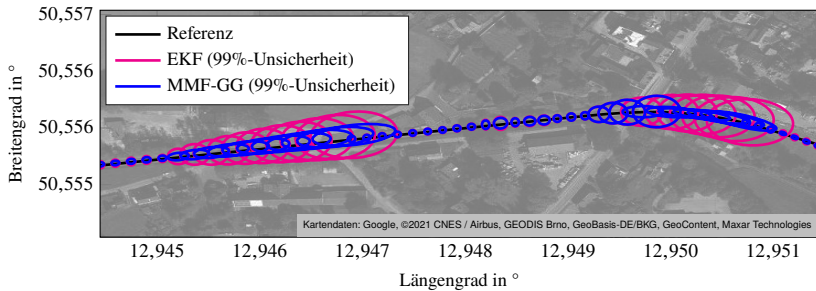
Im Folgenden wird die Verbesserung der Schätzung der Ortungsunsicherheit genauer untersucht. Abbildung 3.9 zeigt dazu neben der CDF der Unsicherheit in Gleis-Querrichtung auch die CDF der Unsicherheit in Gleis-Längsrichtung sowie die CDF des maximalen Betrags der Unsicherheit. Es ist zu erkennen, dass der MMF-GG Ansatz vor allem in Gleis-Querrichtung die Unsicherheiten reduziert. Eine minimale Reduktion ist auch bei der Schätzung der maximalen Unsicherheit zu erkennen. In Gleis-Längsrichtung kann dagegen keine signifikante Reduktion festgestellt werden. Dieses Ergebnis ist plausibel, denn es ist anschaulich klar, dass durch die Berücksichtigung der aktuell befahrenen Gleisgeometrie im Ortungsfilter keine signifikante Verbesserung der Ortungslösung in Gleis-Längsrichtung stattfinden kann. Wurde zum Beispiel eine Gerade als aktuelle Gleisgeometrie erkannt, ist die Ortungslösung auf diese Gerade beschränkt und kann somit nicht nach links oder rechts – das heißt in Gleis-Querrichtung – von dieser Geraden abweichen. Dagegen ist keine Zusatzinformation im Filter vorhanden, mit deren Hilfe die Ortungslösung zusätzlich entlang der Geraden – das heißt in Gleis-Längsrichtung – beschränkt werden könnte.

Zur Quantifizierung der Verbesserungen der Unsicherheiten in Gleis-Querrichtung zeigt Tabelle 3.4 beispielhaft die Unsicherheiten bei einer festgelegten Verfügbarkeit der Ortungslösung von  $V = 99\%$ . Die Verbesserungen im Vergleich zu einem EKF-Ansatz liegen zwischen 35 % mit Datensatz I und 67 % mit Datensatz II.

Zur Veranschaulichung der Reduktion der Unsicherheit in Gleis-Querrichtung

(a) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz I), CDF-Basis: 2432 Datenpunkte(b) Testfahrzeug *Lucy* (Datensatz II), CDF-Basis: 15742 Datenpunkte(c) Testfahrzeug *RailDrive* (Datensatz III), CDF-Basis: 1396 Datenpunkte

**Abbildung 3.9:** Kumulierte Verteilungsfunktion der Ortungsunsicherheit mit einer Konfidenz von 99%, unterschieden nach der maximalen Unsicherheit (Max), der Unsicherheiten in Gleis-Längsrichtung (AT) sowie der Unsicherheit in Gleis-Querrichtung (CT). Der MMF-GG Ansatz zeigt eine deutliche Reduktion der Unsicherheiten in Gleis-Querrichtung. [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]



**Abbildung 3.10:** 99 %-Fehlerellipsen des EKF-Ansatzes und des MMF-GG Ansatzes im Vergleich. Besonders an Stellen mit schlechtem oder gar keinem GPS-Empfang ist eine deutliche Reduktion der Unsicherheit in Gleis-Querrichtung durch den MMF-GG Ansatz zu erkennen. Voraussetzung dafür ist, dass die befahrene Gleisgeometrie erkannt wurde. [Datengrundlage: siehe Anhang B.3]

sind in Abbildung 3.10 die Fehlerellipsen der EKF-Lösung und der MMF-GG Lösung dargestellt. Die Reduktion in Gleis-Querrichtung ist vor allem in den Bereichen mit schlechtem oder gar keinem GPS-Empfang deutlich zu erkennen. In Bereichen, in denen keine Gleisgeometrie erkannt wurde, entspricht die Unsicherheit des MMF-GG Ansatzes der des EKF-Ansatzes. Dies ist zum Beispiel im Bereich zwischen 12,949° E und 12,950° E zu erkennen.

Die Untersuchungen zur Ortungsgenauigkeit zeigen insgesamt, dass der vorgestellte Ortungfilter in der Lage ist, die Unsicherheit der Ortungslösung in Gleis-Querrichtung deutlich zu reduzieren.

### 3.5.3 Verfügbarkeit

Im Folgenden wird die Verfügbarkeit einer gleisgenauen Ortung mit  $|e_{\text{pos,ct}}| < 1,5 \text{ m}$  genauer betrachtet. Sie lässt sich auf der Ordinate der CDF-Kurven in Gleis-Querrichtung in Abbildung 3.9 ablesen. Der Übersicht halber sind die zahlenmäßig ergebenden Verfügbarkeiten  $V$  für alle Datensätze und Ortungsansätze in Tabelle 3.5 dargestellt. Dort werden zusätzlich auch die Verfügbarkeiten der Ortungslösung bei einem künstlich verschlechterten GPS-Empfang auf dem jeweiligen Datensatz gezeigt, um die Auswirkungen von GPS-Ausfällen auf die Verfügbarkeit der Ortungslösung besser beurteilen zu können.<sup>5</sup>

<sup>5</sup>Zur Verschlechterung des GPS-Empfangs wurden zufällig zusätzliche GPS-Ausfälle mit einer Dauer von 1 s bis 20 s (gleichverteilt) in die Daten hinzugefügt, solange bis ungefähr eine GPS-Verfügbarkeit von  $V_{\text{GPS}} \approx 75 \%$  erreicht wurde.

**Tabelle 3.5:** Verfügbarkeiten für Genauigkeiten  $e_{\text{pos,ct}}$  von (a) 1,5 m und (b) 3 m

**(a)  $|e_{\text{pos,ct}}| \leq 1,5 \text{ m}$**

<b>Verfügbarkeit <math>V</math> der Ortung</b> mit $ e_{\text{pos,ct}}  \leq 1,5 \text{ m}$ und $K = 99 \%$		
	<b>reale GPS-Verfügbarkeit</b>	<b>verschlechterte GPS-Verfügbarkeit</b>
<b>Datensatz I<sup>a</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97 \%$	$V_{\text{GPS}} = 77 \%$
GPS	0 %	0 %
EKF	0 %	0 %
MMF-GG	5 %	4 %
<b>Datensatz II<sup>b</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97 \%$	$V_{\text{GPS}} = 78 \%$
GPS	0 %	0 %
EKF	0 %	0 %
MMF-GG	2 %	2 %
<b>Datensatz III<sup>c</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 98 \%$	$V_{\text{GPS}} = 77 \%$
GPS	0 %	0 %
EKF	0 %	0 %
MMF-GG	28 %	22 %

<sup>a</sup>24.10.2018, 14:20:00–15:24:21 UTC    <sup>b</sup>15.03.2019, 08:16:30–13:27:48 UTC    <sup>c</sup>22.02.2019, 11:19:26–11:46:14 UTC

**(b)  $|e_{\text{pos,ct}}| \leq 3 \text{ m}$**

<b>Verfügbarkeit <math>V</math> der Ortung</b> mit $ e_{\text{pos,ct}}  \leq 3 \text{ m}$ und $K = 99 \%$		
	<b>reale GPS-Verfügbarkeit</b>	<b>verschlechterte GPS-Verfügbarkeit</b>
<b>Datensatz I<sup>a</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97 \%$	$V_{\text{GPS}} = 77 \%$
GPS	16 %	13 %
EKF	24 %	19 %
MMF-GG	53 %	43 %
<b>Datensatz II<sup>b</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97 \%$	$V_{\text{GPS}} = 78 \%$
GPS	28 %	24 %
EKF	39 %	31 %
MMF-GG	59 %	47 %
<b>Datensatz III<sup>c</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 98 \%$	$V_{\text{GPS}} = 77 \%$
GPS	55 %	44 %
EKF	64 %	49 %
MMF-GG	88 %	74 %

<sup>a</sup>24.10.2018, 14:20:00–15:24:21 UTC    <sup>b</sup>15.03.2019, 08:16:30–13:27:48 UTC    <sup>c</sup>22.02.2019, 11:19:26–11:46:14 UTC



Anhand der in Tabelle 3.5a dargestellten Verfügbarkeiten ist zu erkennen, dass keine der Vergleichslösungen in der Lage ist, eine gleisgenaue Ortung zu gewährleisten. Die Verfügbarkeit für beide Vergleichsansätze beträgt null Prozent. Der MMF-GG Ansatz erreicht im Vergleich dazu eine Verfügbarkeit von maximal 28 % mit Datensatz III und minimal 2 % mit Datensatz II. Von einer gleisgenauen Ortung mit einer Verfügbarkeit von hundert Prozent ist jedoch auch der MMF-GG Ansatz weit entfernt. Dieses Ergebnis gilt auch für die Daten mit künstlich verschlechtertem GPS-Empfang. Hier ist zwar eine Verschlechterung der Verfügbarkeiten zu erkennen, jedoch liegen diese jeweils in der gleichen Größenordnung wie das Ergebnis für die Daten mit realer GPS-Verfügbarkeit. Somit kann davon ausgegangen werden, dass zumindest kurze GPS-Ausfälle durch den vorgestellten Ortungsfilter gut kompensiert werden können.

Tabelle 3.5b zeigt noch einmal die Verfügbarkeiten der verschiedenen Ortungsansätze für eine etwas ungenauere Ortung mit  $|e_{\text{pos,ct}}| < 3$  m. Wie zu erwarten, sind die Verfügbarkeiten in diesem Fall für alle Ansätze höher. Grundsätzlich zeigen sich jedoch die gleichen Ergebnisse wie zuvor. Der MMF-GG Ansatz zeigt weiterhin die höchsten Verfügbarkeiten mit minimal 43 % bei Datensatz I und maximal 88 % bei Datensatz III.

Ergänzend zur Betrachtung der Verfügbarkeiten soll im Folgenden noch die Fragestellung untersucht werden, wie lange eine gleisgenaue Ortung mit  $|e_{\text{pos,ct}}| \leq 1,5$  m bei einem GPS-Ausfall gewährleistet werden kann. Dazu wird die mittlere Zunahme des geschätzten Ortungsfehlers in Gleis-Querrichtung während eines GPS-Ausfalls berechnet, wobei eine Konfidenz von  $K = 99$  % angenommen wird und Stillstandsphasen mit  $|v_{\text{min}}| < 1,6$  km/h ausgenommen werden. Die Fehlerzunahme ist ein Maß zur Beurteilung der Robustheit der Ortungslösung gegenüber GPS-Ausfällen. Je kleiner die Wachstumsrate ist, desto robuster ist die Ortungslösung gegenüber GPS-Ausfällen. Die resultierenden Fehler-Zunahmeraten für die untersuchten Datensätze sind in Tabelle 3.6 dargestellt.

Es ist zu erkennen, dass der MMF-GG Ansatz im Vergleich zur EKF-Lösung deutlich niedrigere Fehler-Zunahmeraten aufweist. Sie liegt minimal bei 0,39 m/s mit Datensatz III und maximal bei 1,51 m/s mit Datensatz II. Bei einem GPS-Ausfall könnte somit eine gleisgenaue Ortung im besten Fall 3,75 s (im Vergleich zu 1,02 s bei der GPS-Lösung) und im schlechtesten Fall 0,99 s (im Vergleich zu 0,60 s bei der GPS-Lösung) aufrecht erhalten werden. Trotz der Verbesserung gegenüber der EKF-Lösung sind diese Werte als zu gering für einen sicheren Betrieb einzustufen.

Die Untersuchungen zur Verfügbarkeit einer gleisgenauen Ortung zeigen insgesamt, dass der vorgestellte Ortungsfilter in der Lage ist, kurze GPS-Ausfälle zu kompensieren und deutlich höhere Verfügbarkeiten als bei den Vergleichsansätzen erreicht werden. Dennoch sind die erreichten Verfügbarkeiten für eine

**Tabelle 3.6:** Mittlere Zunahme des Ortungsfehlers bei GPS Ausfall

Mittlere Zunahme des Ortungsfehlers in m/s bei GPS-Ausfall mit $ v_{\min}  \geq 1,6$ km/h und $K = 99$ %		
	reale GPS-Verfügbarkeit	verschlechterte GPS-Verfügbarkeit
<b>Datensatz I<sup>a</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97$ %	$V_{\text{GPS}} = 77$ %
EKF	1,47	1,83
MMF-GG	0,57	0,79
<b>Datensatz II<sup>b</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 97$ %	$V_{\text{GPS}} = 78$ %
EKF	2,51	2,06
MMF-GG	1,51	1,08
<b>Datensatz III<sup>c</sup></b>	$V_{\text{GPS}} = 98$ %	$V_{\text{GPS}} = 77$ %
EKF	1,64	1,87
MMF-GG	0,39	0,91

<sup>a</sup>24.10.2018, 14:20:00–15:24:21 UTC    <sup>b</sup>15.03.2019, 08:16:30–13:27:48 UTC    <sup>c</sup>22.02.2019, 11:19:26–11:46:14 UTC

gleisgenaue Ortung sowie die Robustheit gegenüber GPS-Ausfällen als zu gering zu bewerten. Dies zeigt, wie wichtig beziehungsweise abhängig der vorgestellte Ortungsfilter noch von einer möglichst genauen und verfügbaren GPS-Ortung ist.

### 3.5.4 Diskussion

Es konnte gezeigt werden, dass eine Verbesserung der Ortungslösung durch die Integration von eisenbahnspezifischem Modellwissen in den Ortungsfilter erreicht werden kann – im Vergleich zu einer herkömmlichen Fusionsstrategie mittels EKF. Trotzdem wird auf den verfügbaren Testdaten keine durchgehende gleisgenaue Ortung erreicht. Dies liegt daran, dass die absolute Genauigkeit der IMU/GPS Ortungslösung letztendlich durch die Genauigkeit der verfügbaren GPS-Lösung limitiert ist (siehe auch Abschnitt 1.2.1). Bei den hier verwendeten Daten war die Ortungsgenauigkeit des GPS in Gleis-Querrichtung zumeist deutlich schlechter als  $\pm 1,5$  m (siehe auch Abbildungen 3.7 und 3.9). Deswegen ist es nicht verwunderlich, dass eine gleisgenaue Ortung auch mit der IMU/GPS Fusionslösung nicht durchgehend gewährleistet werden kann.

Im Folgenden werden verschiedene Aspekte der experimentellen Ergebnisse des Ortungsfilters diskutiert.

### **Beurteilung der Ergebnisse**

Zur Beurteilung der Leistungsfähigkeit des Ortungsfilters wurden die Kriterien *Genauigkeit*, *Verfügbarkeit* und *Konfidenz* der Ortungslösung gemeinsam betrachtet (siehe auch Tabelle 3.5). Die Anforderungen an Genauigkeit und Verfügbarkeit, anhand derer die Leistungsfähigkeit letztendlich zu bewerten ist, wurden dabei aus der Forderung nach einer gleisgenauen Ortung zur Sicherung von Zugfahrten abgeleitet. Die verwendete Konfidenz von  $K = 99\%$  wurde dagegen frei gewählt. Es wird angenommen, dass dieser Wert ausreichend hoch ist, um relevante Erkenntnisse zur Eignung der vorgestellten Ortung für den Schienenverkehr abzuleiten. Welche Konfidenz benötigt wird, um das Ortungsergebnis zur Sicherung von Zugfahrten einsetzen zu können, ist eine noch unbeantwortete Frage, die im Rahmen dieser Arbeit nicht weiter untersucht wurde.

Zur Ermittlung der benötigten Konfidenz müsste untersucht werden, ab welcher Konfidenz im Betrieb eine Gefährdungsrate zwischen  $10^{-9}$  Gefährdungen/h und  $10^{-8}$  Gefährdungen/h sichergestellt werden kann. Diese Werte entsprechen dem für Zug-Ortungssysteme anzuwendenden Sicherheits-Integritätslevel (SIL) 4 [80, S. 47, Tabelle A.1].

Neben den genannten Bewertungskriterien gibt es weitere Kriterien, die in einem nächsten Schritt vor der Einführung des vorgestellten Ortungsfilters in der Praxis untersucht werden sollten. Dazu gehören beispielsweise die Integrität der verwendeten Messdaten von IMU und GPS sowie die Konsistenz der Filterlösung.

### **Rolle der Sicherungslogik**

Die bisher formulierten Anforderungen zur Beurteilung des Ortungssystems beruhen auf der Annahme, dass die bisherigen streckenseitigen Ortungssysteme durch zugseitige Ortungssysteme ersetzt werden, ohne die dahinterstehende Sicherungslogik zur Sicherung von Zugfahrten im Kern zu verändern. Betrachtungen, bei denen die gemeinschaftliche Neugestaltung von Ortungssystem und Sicherungslogik in Betracht gezogen wird, zeigen jedoch interessante neue Möglichkeiten [3, 22, 23, 58, 88]. Unter anderem könnten die Anforderungen an die Ortungsgenauigkeit reduziert werden, wenn dafür auch die Ortungsunsicherheiten in der Sicherungslogik berücksichtigt werden [88]. Dies zeigt, dass die Einführung von bordautonomen Ortungssystemen in der Zukunft nicht ausschließlich von der Leistungsfähigkeit der Ortungssysteme abhängen muss.

### **Verallgemeinerbarkeit der Ergebnisse**

Es ist anzumerken, dass die vorgestellten Ergebnisse strenggenommen nur für die hier verwendeten Daten gelten. Vor allem die Leistungsfähigkeit des GPS, welche einen großen Einfluss auf das Ortungsergebnis des vorgestellten Ansatzes hat, kann sich auf anderen Fahrten deutlich unterscheiden. Durch die Verwendung verschiedener Datensätze in der Auswertung – mit zwei verschiedenen Fahrzeugen,

drei verschiedenen Strecken, einer zurückgelegten Gesamtstrecke von 386 km und einer Gesamtfahrtdauer von 6 : 42 h – ist trotzdem davon auszugehen, dass die Ergebnisse ein gutes Bild über die zu erwartenden Leistungen des Ortungsfilters auf anderen Fahrten liefert.

### Optimierungspotentiale

Im Folgenden werden Vorschläge gemacht, wie die Genauigkeit und Verfügbarkeit der Ortungslösung in Zukunft gesteigert werden könnte:

- 1) Eine Möglichkeit zur weiteren Verbesserung des vorgestellten Ortungsfilters, die bisher noch nicht geprüft wurde, ist die Verwendung anderer Filteransätze im IMM-Filter zur Geometrieerkennung. So könnten die bisher verwendeten EKF-Filter beispielsweise durch Unscented Kalman-Filter (UKF) ersetzt werden. Der UKF geht anders mit den Nichtlinearitäten in den verwendeten Systemmodellen um, was eine bessere Abschätzung der Ortungs-Unsicherheiten ermöglichen kann [76, S. 65ff.]. Dadurch könnte die Verfügbarkeit der Ortungslösung weiter gesteigert werden.
- 2) Um die prinzipielle Abhängigkeit des Ortungsergebnis von der Qualität und Verfügbarkeit der GPS-Lösung zu reduzieren, ist es unumgänglich, weitere Informationsquellen in den Ortungsfiler zu integrieren. Eine besondere Rolle kommt hier der Integration von Kartendaten zu. Denn aufgrund der Spurführung von Schienenfahrzeugen kann, sobald das aktuell befahrene Gleis sowie die aktuelle Position auf dem Gleis einmal erkannt wurden, nur mithilfe einer Karte und einer Wegmessung weiter navigiert werden. Die Ortungslösung muss damit strenggenommen nicht mehr permanent die Anforderung  $|e_{\text{pos.ct}}| < 1,5 \text{ m}$  erfüllen, um Gleisgenauigkeit zu erreichen. Es reicht, wenn an Verzweigungspunkten zeitnah eindeutig geklärt werden kann, auf welchem Gleis sich der Zug befindet. Die Formulierung der Anforderungen an ein solches Ortungssystem ist jedoch nicht trivial, da sie vom Umgang der Sicherungslogik mit den Ortungsdaten abhängt. Dieser Mehraufwand im Systementwurf könnte aber durch die vielen wirtschaftlichen und betrieblichen Vorteile bei der Einführung von bordautonomen Ortungssystemen im Schienenverkehr gerechtfertigt werden. Eine Methode zur Erstellung von Streckenkarten, die sich leicht in den vorgestellten Ortungsfiler integrieren ließen, wird in Kapitel 4 vorgestellt.
- 3) Neben der Integration von Kartendaten in den Ortungsfiler ist vor allem auch die Integration von weiteren zugehörigen Sensoren anzustreben, die unabhängig vom GPS eine absolute Ortungslösung liefern können. Vielversprechende Sensoren werden zum Beispiel in [16, 65, 69] vorgestellt. Allerdings befinden sich diese Sensoren alle noch in der Entwicklung.

## 3.6 Zusammenfassung

Der in diesem Kapitel vorgestellte Ortungsfilter fusioniert die durch die Sensordatenvorverarbeitung aufbereiteten Messgrößen zu einer Ortungslösung. Der Filter zeichnet sich durch die explizite Berücksichtigung von eisenbahnspezifischem Modellwissen in einer zweistufigen Filterarchitektur aus. In der ersten Stufe wird mithilfe eines IMM-Filters zunächst eine initiale Ortungslösung berechnet und die aktuell befahrenen Gleisgeometrie detektiert. In der zweiten Stufe werden dann die geometrischen Parameter der befahrene Gleisgeometrie bestimmt und zur Korrektur der initialen Ortungslösung verwendet.

Untersuchungen mithilfe von realen Messdaten zeigen, dass der vorgestellte Ansatz zu einer Verbesserung der Ortungslösung im Vergleich zu einer herkömmlichen Fusionslösung mittels EKF führt. Vor allem die für eine gleisgenaue Ortung relevante Unsicherheit in Gleis-Querrichtung wird deutlich reduziert. Eine gleisgenaue Ortungslösung kann somit deutlich länger aufrecht erhalten werden.

Trotzdem kann die dauerhafte Verfügbarkeit einer gleisgenauen Ortungslösung, wie sie zur Ablösung von streckenseitigen Ortungssystemen bei der Sicherung von Zugfahrten nötig wäre, nicht garantiert werden. Verschiedene Möglichkeiten zur Verbesserung der Ortungslösung wurden diskutiert. Insbesondere die Integration von Kartendaten in den Ortungsfilter wird dabei als besonders vielversprechend gesehen. Eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten, die besonders für den vorgestellten Ortungsfilter geeignet ist, wird in Kapitel 4 vorgestellt.

### Veröffentlichungen:

- WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Increasing Accuracy in Train Localization Exploiting Track-Geometry Constraints. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, S. 1572–1579
- WINTER, H. ; PRIEBE, L. ; SCHUBERT, M.: The development and integration of continuous localisation systems. In: *Signalling & Datacommunication* (2021), Februar, S. 20–27

### Programmcode:

- FACHGEBIET REGELUNGSMETHODEN UND ROBOTIK (RMR), TU DARMSTADT (Hrsg.): *GitHub Repository*. <https://github.com/tud-rmr>

## 4 Erzeugung von Streckenkarten

Eine wertvolle Informationsquelle bei der Ortung von Schienenfahrzeugen, die bisher außer Acht gelassen wurde, sind Streckenkarten. Aufgrund der Spurführung von Schienenfahrzeugen ist es mithilfe einer Streckenkarte möglich, das bisher als zweidimensional betrachtete Ortungsproblem auf ein eindimensionales Problem zu reduzieren, das heißt, auf eine Schätzung der zurückgelegten Wegstrecke von einem bekannten Startpunkt aus. Nur an Verzweigungsstellen ist eine gleisgenaue zweidimensionale Ortung notwendig, um das nach der Verzweigung befahrene Gleis zu bestimmen. Sobald dieses sicher erkannt ist, kann wieder eine eindimensionale kartenbasierte Ortung durchgeführt werden. Integriert in den Ortungsfilter können Streckenkarten somit als zusätzlicher passiver Sensor verstanden werden, mit dessen Hilfe die Verfügbarkeit und Genauigkeit der Ortungslösung gesteigert werden können. Allerdings sind die dafür benötigten Streckenkarten noch nicht flächendeckend vorhanden, weswegen im Folgenden eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten auf Basis der vom Ortungsfilter gewonnenen Informationen vorgestellt wird.

Dabei wird in Abschnitt 4.1 zunächst der Stand der Forschung bei der Verwendung und Erzeugung von Streckenkarten für den Schienenverkehr vorgestellt. Danach wird in Abschnitt 4.2 das allgemeine Vorgehen zur Erzeugung von Streckenkarten beschrieben und in Abschnitt 4.3 die konkrete Implementierung. Abschließend wird die Methode in Abschnitt 4.4 mit realen Messdaten evaluiert und in Abschnitt 4.5 werden die Ergebnisse zusammengefasst.

### 4.1 Stand der Forschung

Die im Zusammenhang mit der Ortung von Schienenfahrzeugen eingesetzten Karten lassen sich in drei Gruppen einteilen: Netzpläne, georeferenzierte Karten und spezielle Merkmalskarten.

Netzpläne sind die einfachste Form der eingesetzten Karten. Sie geben die Topologie und teilweise auch die Streckenlängen, beziehungsweise die Blockeinteilung der Strecken, korrekt wieder. Es handelt sich um den momentan vorherrschenden Kartentyp, da in der aktuellen Sicherungstechnik keine weiteren Karteninformationen zur Sicherung von Zugfahrten benötigt werden. Theore-

tisch sind Netzpläne auch für den Einsatz in Kombination mit bordautonomen Ortungssystemen ausreichend. Solange der Startpunkt und die Einstellungen der Weichen im Gleisnetz bekannt sind, ist eine bordautonome Ortung mithilfe einer Schätzung der seit dem Start zurückgelegten Wegstrecke in Kombination mit einem Netzplan möglich [59]. In der Praxis stehen die aktuellen Weichenstellungen allerdings nicht zur Verfügung, sodass nach jeder Weichenüberfahrt zunächst wieder sicher bestimmt werden muss, auf welchem Gleis sich das Fahrzeug bewegt. Dafür sind die im Folgenden beschriebenen georeferenzierten Karten von Vorteil. Sie erlauben die Abbildung einer gleisunabhängigen Ortungslösung auf den tatsächlichen Verlauf der Gleise.

Im Vergleich zu Netzplänen enthalten georeferenzierte Karten zusätzlich auch die Streckenverläufe in absoluten Koordinaten. Darüber hinaus können sie auch weitere Informationen zu den einzelnen Strecken enthalten, wie zum Beispiel zur Lage, dem Krümmungsverlauf oder den verbauten Geometrieelementen. Die zusätzlich in der Karte enthaltenen Informationen ermöglichen die Anwendung von Map-Matching-Ansätzen zur Abbildung einer gleisunabhängigen Ortungslösung auf das vorhandene Gleisnetz. Die typischerweise verwendeten Map-Matching-Ansätze variieren je nach zugrunde liegender Sensorkonfiguration. Sehr häufig werden GNSS-Daten und IMU-Daten in Verbindung mit Orientierungs-, Krümmungs- oder absoluten Positionsdaten aus einer georeferenzierten Streckenkarte dazu genutzt, ein gleisselektives Map-Matching zu realisieren [13, 17, 36, 53, 56]. Georeferenzierte Karten können außerdem direkt in Ortungsalgorithmen integriert werden, wodurch zum Beispiel die Verfügbarkeit des Ortungsalgorithmus erhöht werden kann [31, 49, 94].

Neben den bisher vorgestellten Kartentypen werden teilweise auch spezielle Merkmalskarten bei der Ortung von Zügen verwendet. Sie enthalten zumeist speziell auf einen Sensor zugeschnittene Zusatzinformationen, welche Merkmale beschreiben, die eine eindeutige Lokalisierung im Streckennetz ermöglichen. Merkmale, die in diesem Zusammenhang momentan untersucht werden, sind zum Beispiel ferromagnetische Inhomogenitäten in den Gleisen [69] oder charakteristische Verzerrungen des Erdmagnetfelds entlang von Bahnstrecken [65]. In [24] werden weitere Merkmale wie charakteristische Infrastrukturelemente in Form von Brücken, Tunneln oder Bahnhöfen zur Speicherung in Karten vorgeschlagen, sodass sie zur Verbesserung einer Ortungslösung genutzt werden können.

Zur Erzeugung von Karten gibt es verschiedene Möglichkeiten [24]. Die aktuell im Betrieb am häufigsten verwendeten Netzpläne lassen sich mithilfe von Lageplänen, die in Form von Papierzeichnungen, CAD-Plänen oder GIS-Datenbanken vorliegen, anfertigen. Die Erstellung von hochgenauen georeferenzierten Karten erfordert dagegen eine direkte Vermessung der Gleise, zum Beispiel durch Tachymetrie oder Analyse von Orthofotos. Da diese Verfahren einen zusätzlichen

Aufwand bedeuten und entsprechende Karten bisher nicht flächendeckend im Eisenbahnwesen benötigt wurden, gibt es momentan nur wenige Strecken, für die hochgenaue georeferenzierte Karten zur Verfügung stehen. Die für eine bordautonome Ortung gewünschten georeferenzierten Karten müssen somit oftmals selbst erzeugt werden. In der Forschung werden deswegen zumeist Karten aus Lokalisierungsergebnissen vergangener Testfahrten erzeugt. Dabei können Ansätze der simultanen Lokalisierung und Kartierung (engl. *Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)*) [26, 27] oder Glättungsmethoden [53] eingesetzt werden, um die Genauigkeit der erzeugten Karten gegenüber einer direkten Verwendung der aufgezeichneten Positionsdaten zu steigern.

Das Ergebnis aller bisher genannten Erzeugungsmethoden sind Karten, bei denen jede einzelne Strecke als offener Polygonzug abgebildet wird, der durch eine Folge von Punkten definiert wird. Mithilfe einer Adjazenzmatrix können die Start- und Endpunkte verschiedener Strecken dann zu einer Abbildung des Gleisnetzes verbunden werden. Zum Auslesen von Informationen an beliebigen Punkten muss zwischen den Datenpunkten interpoliert werden. Um große Interpolationsfehler zu vermeiden, werden die Strecken dicht abgetastet. In Anwendungen, in denen ein effizienter Zugriff auf die Karte oder eine möglichst speicherschonende Kartendarstellung benötigt werden, kann der Einsatz punktbasierter Karten deswegen problematisch sein [38].

Ein effizienterer Zugriff ist durch eine geometriebasierte Kartenrepräsentation möglich. Dabei wird für jede Strecke die Abfolge der verbauten Gleisgeometrien und deren Parameter gespeichert. Dadurch lassen sich Informationen an jeder beliebigen Stelle analytisch berechnen. Die Verbindung der einzelnen Strecken zu einem Gleisnetz wird wieder mithilfe einer Adjazenzmatrix gespeichert. Allerdings müssen die geometrischen Informationen für jede Strecke zunächst in einem zusätzlichen Schritt aus einer punktbasierten Kartenrepräsentation identifiziert werden. Hierfür werden verschiedene Optimierungsstrategien vorgeschlagen [37, 73], die iterativ versuchen, die Geometrieelemente zu bestimmen, welche am besten in die Datenpunkte passen. Die größte Herausforderung ist dabei die Identifikation der zugrundeliegenden Geometrieelemente beziehungsweise die Zuordnung von Datenpunkten zu verschiedenen Geometrieelementen.

Im Folgenden wird ein neuer Ansatz zur Erzeugung geometriebasierter Streckenkarten vorgestellt, bei dem dieser Identifikations- und Zuordnungsschritt entfällt. Er basiert auf den Informationen des in Kapitel 3 vorgestellten Ortungsfilters. Dieser liefert bereits eine initiale Identifikation der Geometrieelemente und auch die Zuordnung der Datenpunkte. Dadurch müssen nur noch die Parameter der einzelnen Geometrieelemente optimiert werden, um eine kontinuierliche Streckenkarte zu berechnen, die bestmöglich in das Ortungsergebnis passt.



## 4.2 Vorgehen

Die der Kartenerzeugung zugrunde liegende Idee ist, die vom Ortungsfilter identifizierten Geometrieelemente und Positionsschätzungen im Nachgang einer Fahrt als Grundlage zur Erzeugung einer vollständigen Streckenkarte zu verwenden.

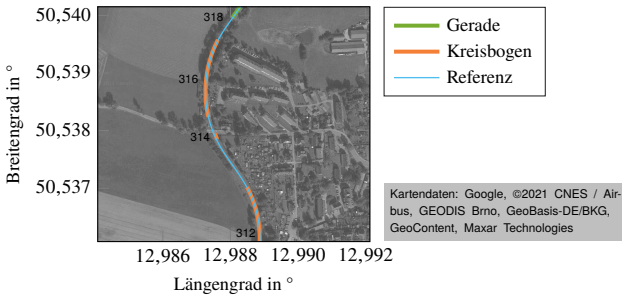
Dabei ergeben die identifizierten Geometrieelemente zunächst noch keinen zusammenhängenden Streckenverlauf. Sie sind stets durch ein noch unbekanntes Geometrieelement voneinander getrennt, für das bisher nur eine Schätzung der Länge vorliegt (siehe auch Abbildung 4.1a und Tabelle 4.1). Die unbekanntes Geometrieelemente lassen sich jedoch unter Berücksichtigung der in Abschnitt 3.2 beschriebenen Planungsgrundlagen von Bahntrassen im Nachgang einer jeden Fahrt bestimmen, da im Nachgang die benachbarten Geometrieelemente eines jeden unbekanntes Geometrieelements bekannt sind. Das Ergebnis ist eine Folge von Geometrieelementen, die jedoch zunächst unabhängig voneinander parametrisiert sind und noch keine kontinuierliche Repräsentation des Streckenverlaufs ergeben (siehe auch Abbildung 4.1b und Tabelle 4.1). Erst durch die stetige Verkettung aller Geometrieelemente ergibt sich eine initiale kontinuierliche Streckenkarte, die jedoch in den seltensten Fällen direkt dem Positionsverlauf der Strecke entspricht (siehe auch Abbildung 4.1c und Tabelle 4.1). Deswegen werden die Parameter der einzelnen Geometrieelemente im Rahmen einer Optimierung so angepasst, dass die Streckenkarte optimal in den Datenpunkten der Positionsschätzung des Ortungsfilters liegt.

Die Ausgangssituation bei der Erzeugung von Streckenkarten und die einzelnen Schritte auf dem Weg zu einer initialen Streckenkarte für die Optimierung können anhand von Abbildung 4.1 anschaulich nachvollzogen werden. Zudem zeigt Tabelle 4.1 die dazugehörige Folge von Geometrieelementen samt ihrer Parameter, wobei die relevanten Bereiche, in denen eine Änderung stattfindet, farblich hervorgehoben sind.

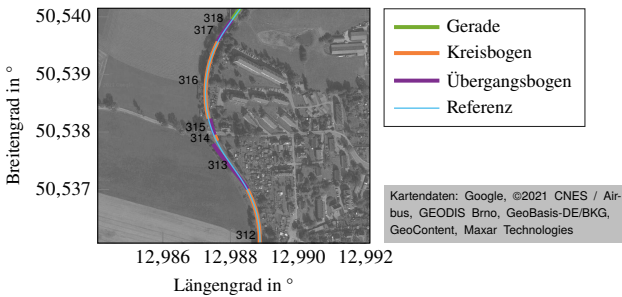
Die einzelnen Schritte bei der Erzeugung von Streckenkarten sind in Abbildung 4.2 auch noch einmal grafisch dargestellt.

## 4.3 Implementierung

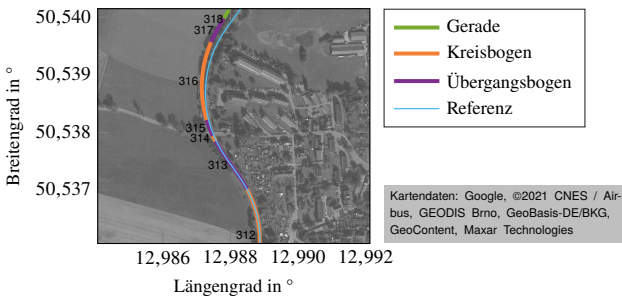
Im Folgenden wird die konkrete Implementierung der einzelnen Schritte der Kartenerzeugung auf Basis der durch den Ortungsfilter geschätzten Informationen beschrieben.



(a) Vom Ortungsfiler erkannte Geometrieelemente: Geraden und Kreisbögen, die durch noch unbekannte Elemente voneinander getrennt sind.



(b) Vervollständigte Folge von Geometrieelementen: Die Elemente werden noch als unabhängige Einzelemente betrachtet.



(c) Kontinuierliche Verkettung der Geometrieelemente: Initiale Streckenkarte, die jedoch vom tatsächlichen Streckenverlauf abweichen kann.

**Abbildung 4.1:** Ausgangssituation bei der Erzeugung von Streckenkarten: Die vom Ortungsfiler erkannten Gleisgeometrien (a) werden zunächst vervollständigt (b) und dann kontinuierlich verkettet (c). Zum Vergleich mit Tabelle 4.1 sind die IDs der einzelnen Geometrieelemente direkt in der Karte vermerkt. [Datengrundlage: siehe Anhang C.1]

**Tabelle 4.1:** Folge der Geometrieelemente passend zu Abbildung 4.1

ID	Form <sup>a</sup>	$L$ in m	$R_{\text{start}}$ in m	$R_{\text{end}}$ in m	$x_0$ in m <sup>b</sup>	$y_0$ in m <sup>b</sup>	$\Psi_0$ in °
Gleisgeometrien passend zu Abbildung 4.1a							
...	...	...	...	...	...	...	...
312	KB	187,2	-198,4	-198,4	14293,5	-1519,1	25,6
313	U	113,6	—	—	14290,4	-1339,8	-32,5
314	KB	12,6	213,9	213,9	14229,2	-1245,0	-23,2
315	U	32,5	—	—	14224,1	-1233,0	-19,5
316	KB	154,9	203,3	203,3	14211,7	-1201,7	-12,6
317	U	52,7	—	—	14234,7	-1053,0	33,1
318	G	554,7	$\infty$	$\infty$	14266,3	-1011,5	39,6
...	...	...	...	...	...	...	...
Gleisgeometrien passend zu Abbildung 4.1b							
...	...	...	...	...	...	...	...
312	KB	187,2	-198,4	-198,4	14293,5	-1519,1	25,6
313	WK	113,6	-198,4	213,9	14290,4	-1339,8	-32,5
314	KB	12,6	213,9	213,9	14229,2	-1245,0	-23,2
315	WK	32,5	213,9	203,3	14224,1	-1233,0	-19,5
316	KB	154,9	203,3	203,3	14211,7	-1201,7	-12,6
317	RK	52,7	203,3	0,0	14234,7	-1053,0	33,1
318	G	554,7	$\infty$	$\infty$	14266,3	-1011,5	39,6
...	...	...	...	...	...	...	...
Gleisgeometrien passend zu Abbildung 4.1c							
...	...	...	...	...	...	...	...
312	KB	187,2	-198,4	-198,4	14293,5	-1519,1	25,6
313	WK	113,6	-198,4	213,9	14289,1	-1338,8	-28,4
314	KB	12,6	213,9	213,9	14225,6	-1244,7	-29,0
315	WK	32,5	213,9	203,3	14219,9	-1233,5	-25,7
316	KB	154,9	203,3	203,3	14208,1	-1203,3	-16,7
317	RK	52,7	203,3	0,0	14221,6	-1052,7	26,9
318	G	554,7	$\infty$	$\infty$	14249,4	-1008,0	34,3
...	...	...	...	...	...	...	...

<sup>a</sup> G: Gerade, KB: Kreisbogen, VK: Vorwärtsklothoide, RK: Rückwärtsklothoide, WK: Wendeklothoide, VG: Verbindungsgerade, U: Unbekannt

<sup>b</sup> UTM-Offset in m:  $[343169,66 \ 5601611,83]^T$  in Zone 33

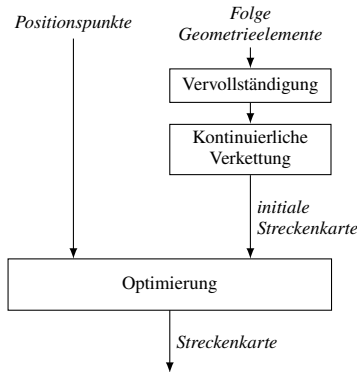


Abbildung 4.2: Schritte bei der Erzeugung von Streckenkarten

### 4.3.1 Vervollständigung der Gleisgeometrien

Die vom Ortungsfilter bereitgestellte Liste der Gleisgeometrien enthält noch Einträge mit unerkannten Gleisgeometrien. Unter Berücksichtigung der in Abschnitt 3.2 beschriebenen Planungsgrundlagen von Bahntrassen und der Betrachtung der angrenzenden Geometrielemente können diese jedoch bestimmt werden. Tabelle 4.2 zeigt die angewandte Vervollständigungsstrategie.

**Tabelle 4.2:** Vervollständigungsstrategie zur nachträglichen Bestimmung der noch unerkannten Geometrielemente

Benachbarte Geometrielemente		Einzusetzende Geometrie	
Gerade	→	Kreisbogen	Vorwärts-Klothoide
Kreisbogen	→	Gerade	Rückwärts-Klothoide
Kreisbogen	→	Kreisbogen	Wendeklothoide
Gerade	→	Gerade	Verbindungsgerade

Für die meisten unbekanntesten Geometrielemente ergibt sich aus den Planungsgrundlagen von Bahntrassen, dass es sich um Übergangsbögen (Klothoide) handeln muss. Lediglich für die Lücken zwischen zwei Geraden findet sich in den Planungsgrundlagen nicht direkt ein dafür vorgesehenes Element. Im Sinne eines stetigen Krümmungsverlaufs wäre das Einfügen einer Wendeklothoide zwischen den Geraden sinnvoll. Die Berechnung der Parameter der Wendeklothoide ist jedoch aufwändig und ergibt am Ende zumeist Krümmungsverläufe, die aus praktischer Sicht eine Unstetigkeit darstellen. Deswegen wird der einfachst mögliche

Ansatz gewählt, bei dem die beiden Geraden direkt durch eine Verbindungsgerade miteinander verbunden werden.

Die Parameter zur Beschreibung des ergänzten Geometrieelements ergeben sich im Fall der Klothoiden größtenteils aus den angrenzenden Elementen: Der Startpunkt und die Ausrichtung im Startpunkt ergeben sich aus dem Endpunkt sowie der Endrichtung des vorherigen Elements und die End- beziehungsweise Startkrümmung der Klothoiden ist durch die Radien der jeweils angrenzenden Kreisbögen bestimmt. Als Länge wird jeweils die vom Ortungsfilter geschätzte Länge verwendet. Die Verbindungsgeraden sind dagegen vollständig durch die angrenzenden Elemente definiert: Sie verbinden den Endpunkt der ersten Geraden mit dem Startpunkt der zweiten Geraden, wodurch Länge und Ausrichtung implizit mitbestimmt sind.

Aus der beschriebenen Vervollständigungsstrategie folgt, dass das erste und letzte Element in der Streckenkarte stets eine Gerade oder ein Kreisbogen sein muss. Nur in diesem Fall sind die Parameter aller Elemente eindeutig bestimmt. Sollten sich in der vom Ortungsfilter übergebenen Folge von Geometrieelementen unbekannte Elemente an erster oder letzter Stelle befinden, werden diese bei der Erstellung der Streckenkarte verworfen und nicht weiter berücksichtigt.

### 4.3.2 Optimierung

Das Ziel der Optimierung ist es, die Parameter aller Gleisgeometrien so anzupassen, dass die kontinuierliche Verknüpfung aller Gleisgeometrien bestmöglich zu den Positionsschätzungen des Ortungsfilters passt. Hierfür muss eine geeignete Zielfunktion definiert werden und eine Optimierungsmethode zur Minimierung der Zielfunktion ausgewählt werden.

#### Zielfunktion

Mithilfe der Zielfunktion werden die Abweichungen der Streckenkarte von den Positionsschätzungen des Ortungsfilters

$$\mathcal{Z} = \left\{ \left[ \hat{x}_o(k) \quad \hat{y}_o(k) \right]^T : k = 0 \dots k_{\text{end}} \right\} \quad (4.1)$$

bewertet (siehe auch Abschnitt 3.4.3). Für jedes Geometrieelement  $t$  ist zudem die Teilmenge  $\mathcal{Z}_t \subset \mathcal{Z}$  mit den ihm zugehörigen Datenpunkten bekannt. Ein Datenpunkt  $i$  des Geometrieelements  $t$  ist somit durch  $\mathbf{z}_{t,i} = \left[ \hat{x}_{o,t,i} \quad \hat{y}_{o,t,i} \right]^T$  gegeben. Außerdem steht zu jedem Datenpunkt auch die geschätzte Unsicherheit in Form der Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}_{\mathbf{z}_{t,i}} = \hat{\mathbf{P}}_{0,1,\dots,2,1,\dots,2,t,i}$  zur Verfügung.

Als Zielfunktion wird

$$\begin{aligned}
 F(\mathcal{S}) &= \underbrace{\sum_{t \in \{\mathcal{T}_G, \mathcal{T}_{KB}\}} \sum_{i \in \mathcal{Z}_t} \overbrace{e_{\perp t,i}^T \mathbf{P}_{z_t,i}^{-1} e_{\perp t,i}}^{\text{gewichtete senkrechte Abweichungen}}}_{F_{e_{\perp}}} + \underbrace{\sum_{t \in \mathcal{T}_G} \overbrace{e_{L_t}^2}_{\text{Begrenzung der Länge von Geraden}}}_{F_{e_L}} + \underbrace{e_{\text{end}}^2}_{\text{Abweichung des Streckenendes}}_{F_{e_{\text{end}}}} \quad (4.2) \\
 &= F_{e_{\perp}} + F_{e_L} + F_{e_{\text{end}}}
 \end{aligned}$$

definiert. Sie berücksichtigt

- die gewichteten senkrechten Abweichungen  $e_{\perp}$  aller in der Streckenkarte enthaltenen Geraden  $\mathcal{T}_G$  und Kreisbögen  $\mathcal{T}_{KB}$  von den jeweils zugehörigen Datenpunkten  $\mathcal{Z}_t$ , gewichtet mit den Unsicherheiten  $\mathbf{P}_{z_t}$  der Datenpunkte,
- die Über- beziehungsweise Unterlänge  $e_L$  der Geradenelemente am jeweils ersten und letzten Datenpunkt,
- die Abweichung  $e_{\text{end}}$  des Streckenendes vom letzten Datenpunkt

in Abhängigkeit der Geometrieparameter  $\mathcal{S} = \{\mathcal{P}_0, \mathcal{H}_0, \mathcal{L}, \mathcal{R}_{KB}\}$ . Dabei ist  $\mathcal{P}_0$  die Menge der Startpunkte des ersten Geometrieelements sowie der Startpunkte von Geraden nach einer Verbindungsgeraden,  $\mathcal{H}_0$  die dazugehörige Menge der Startausrichtungen,  $\mathcal{L}$  die Menge der Streckenlängen aller Elemente und  $\mathcal{R}_{KB}$  die Menge aller Radien von Kreisbögen. Die Teilmenge  $s_t \subset \mathcal{S}$  bezeichnet im Weiteren jeweils die Parameter eines bestimmten Streckenelements  $t$ .

Die Abweichungen  $e_{\perp}$ ,  $e_L$  und  $e_{\text{end}}$  werden im Folgenden definiert.

**Senkrechte Abweichung** Die senkrechte Abweichung  $e_{\perp t}$  der Gleisgeometrien  $t \in \{\mathcal{T}_G, \mathcal{T}_{KB}\}$  von einem Datenpunkt  $z_{t,i}$  ist durch

$$e_{\perp t,i}(s_t) = z_{t,i} - \hat{z}_{t,i}(s_t) \quad (4.3)$$

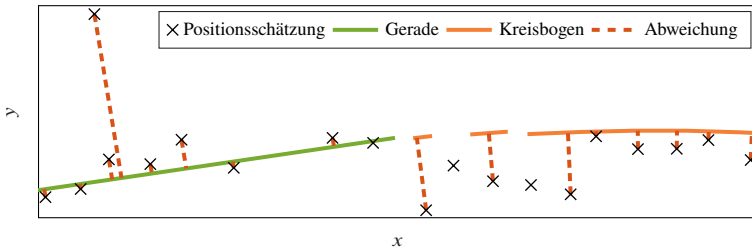
gegeben, wobei für Geraden mit  $t \in \mathcal{T}_G$

$$\hat{z}_{t,i}(s_t) = \mathbf{p}_0 + \left( (z_{t,i} - \mathbf{p}_{0_t})^T \cdot \begin{bmatrix} \cos(\Psi_{0_t}) \\ \sin(\Psi_{0_t}) \end{bmatrix} \right) \cdot \begin{bmatrix} \cos(\Psi_{0_t}) \\ \sin(\Psi_{0_t}) \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

gilt und für Kreisbögen mit  $t \in \mathcal{T}_{\text{KB}}$

$$\hat{z}_{t,i}(s_t) = p_{c_t} + \frac{|R_t| (z_{t,i} - p_{c_t})}{\|z_{t,i} - p_{c_t}\|} \text{ mit } p_{c_t} = \begin{cases} p_{0_t} + |R_t| \begin{bmatrix} -\sin(\Psi_{0_t}) \\ \cos(\Psi_{0_t}) \end{bmatrix}, & R_t \geq 0 \\ p_{0_t} + |R_t| \begin{bmatrix} \sin(\Psi_{0_t}) \\ -\cos(\Psi_{0_t}) \end{bmatrix}, & R_t < 0 \end{cases} \quad (4.5)$$

gilt. Eine beispielhafte Visualisierung der senkrechten Abweichungen einiger Positionspunkte zu den identifizierten Geraden und Kreisbögen ist in Abbildung 4.3 dargestellt.



**Abbildung 4.3:** Beispielhafte Visualisierung der senkrechten Abweichungen  $e_{\perp}$  der Positionsschätzung zu den identifizierten Geraden und Kreisbögen

Die Summe der senkrechten Abweichungen  $F_{e_{\perp}}$  der Datenpunkte für die Geometrielemente Gerade und Kreisbogen ist das Maß zur Beurteilung der Lage der Streckenkarte in den Datenpunkten in der Zielfunktion. Die Berechnung der Abweichungen nur für Geraden und Kreisbögen ist dabei ausreichend, da diese stets den größten Teil einer Strecke ausmachen.

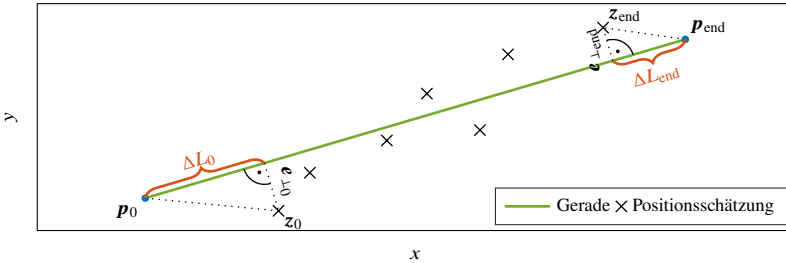
**Längenabweichung von Geraden** Die Abweichung  $e_{L_t}$  mit  $t \in \mathcal{T}_{\text{G}}$  ist durch

$$e_{L_t}(s_t) = \begin{cases} 0 & , \Delta L_t \leq \Delta L_I \\ \frac{\Delta L_t}{\Delta L_{II} - \Delta L_I} (\Delta L_t - \Delta L_I) & , \Delta L_I < \Delta L_t \leq \Delta L_{II} \\ \Delta L_t & , \Delta L_t > \Delta L_{II} \end{cases} \quad (4.6)$$

mit

$$\Delta L_t(s_t) = \underbrace{\sqrt{\|z_{t,0} - p_{0,t}\|^2 - \|e_{\perp t,i_0}\|^2}}_{\Delta L_{t,0}} + \underbrace{\sqrt{\|z_{t,i_{\text{end}}} - p_{\text{end},t}\|^2 - \|e_{\perp t,i_{\text{end}}}\|^2}}_{\Delta L_{t,\text{end}}} \quad (4.7)$$

gegeben. Eine Visualisierung der Längenabweichung  $\Delta L_t$  ist in Abbildung 4.4 zu sehen.



**Abbildung 4.4:** Visualisierung der Abweichungen  $\Delta L_t = \Delta L_{t,0} + \Delta L_{t,\text{end}}$  einer Geraden in Gleis-Längsrichtung von den Datenpunkten.

Der Strafterm  $F_{e_L}$  sorgt dafür, dass Geraden nicht beliebig lang werden können. Er ist nötig, da die Länge von aufeinanderfolgenden Geraden unter Umständen keinen Einfluss auf den Fehlerterm  $F_{e_L}$  hat. Trotzdem soll eine gewisse Variabilität bei der Wahl der Längen erhalten bleiben, weswegen Längenabweichungen entsprechend Gleichung (4.6) erst ab einer Überschreitung des Schwellenwertes  $\Delta L_I$  berücksichtigt werden. Dabei findet zunächst eine lineare Interpolation zwischen 0 und  $\Delta L_t$  im Bereich  $\Delta L_t \in (\Delta L_I, \Delta L_{II}]$  statt. Erst ab einer Überschreitung des Schwellenwertes  $\Delta L_{II}$  wird der volle Betrag von  $\Delta L_t$  in  $F_{e_L}$  berücksichtigt.

**Abweichung vom Streckenende** Die Abweichung  $e_{\text{end}}$  ist durch

$$e_{\text{end}} = \left\| z_{t_{\text{end}},i_{\text{end}}} - p_{\text{end},t_{\text{end}}} \right\| \quad (4.8)$$

gegeben. Dabei ist  $z_{t_{\text{end}},i_{\text{end}}}$  der letzte Datenpunkt des letzten Geometrieelements  $t_{\text{end}}$  und  $p_{\text{end},t_{\text{end}}}$  ist der Endpunkt der Streckenkarte.

Der Strafterm  $F_{e_{\text{end}}}$  soll dafür sorgen, dass die Optimierung möglichst schnell in die richtige Richtung läuft. Dabei wird vereinfachend davon ausgegangen, dass, wenn die kontinuierliche Verkettung der Geometrieelemente im Endpunkt  $p_{\text{end},t_{\text{end}}}$  eine geringe Abweichung vom letzten Datenpunkt  $z_{t_{\text{end}},i_{\text{end}}}$  aufweist, die Streckenkarte insgesamt eine gute Passung in die Datenpunkte haben sollte.



### Optimierungsmethode

Das Ziel der Optimierung ist die Minimierung der in Gleichung (4.2) angegebenen Zielfunktion  $F(S)$  entsprechend

$$S^* = \arg \min_S (F(S)) , \quad (4.9)$$

um eine möglichst optimale Streckenkarte  $S^*$  zu bestimmen. Es wird davon ausgegangen, dass die initiale Streckenkarte schon sehr nah am gesuchten Optimum liegt. Deswegen sollte es ausreichend sein, den Levenberg-Marquardt-Algorithmus [46] anzuwenden, um es zu finden. Hierbei wird auf die Implementierung im Rahmen der Matlab-Funktion `lsqnonlin` zurückgegriffen [43].

### Praktische Realisierung

Im Folgenden werden Einschränkungen vorgestellt, welche dafür sorgen, dass die Optimierung möglichst schnell zu einem Ergebnis kommt.

**Mindestanzahl an Datenpunkten für begrenzende Elemente** Für ein gutes Optimierungsergebnis sind vor allem das erste und das letzte Element einer Streckenkarte relevant, denn es wird vereinfachend davon ausgegangen, dass eine gute Einpassung dieser Randelemente in ihre Datenpunkte auch eine gute Einpassung aller dazwischen liegenden Elemente bedeutet. Aus diesem Grund wird darauf geachtet, dass eine Streckenkarte stets durch Elemente begrenzt ist, die eine Mindestanzahl  $n_{\min}$  an Datenpunkten aufweisen und deren Lage somit gut vorbestimmt sein sollte. Falls diese Bedingung nicht erfüllt ist, wird die Streckenkarte entsprechend verkürzt.

**Mindestens zwei Datenpunkte für Elemente in der Zielfunktion** Damit die Lage einer Gleisgeometrie richtig bestimmt werden kann, müssen mindestens zwei Datenpunkte für dieses Element vorhanden sein. Aus diesem Grund werden in den Fehlertermen  $F_{e_{\perp}}$  und  $F_{e_{\text{end}}}$  nur Streckenelemente mit  $|\mathcal{Z}_t| \geq 2$  berücksichtigt.

**Zerlegung in Teilprobleme** Die Anzahl der bei der Optimierung berücksichtigten Elemente mit  $|\mathcal{Z}_t| \geq n_{\min}$  und  $t \in \{\mathcal{T}_G, \mathcal{T}_{KB}\}$  wird auf  $N_s$  begrenzt, da die vom Ortungsfilter übergebene Geometrieliste theoretisch beliebig lang werden kann und das Optimierungsproblem somit nicht mehr in endlicher Zeit berechenbar wäre. Größere Streckenkarten werden deswegen in kleinere Teilabschnitte zerlegt,

die in einzelnen Optimierungsläufen berechnet werden. Die Gesamtstreckenkarte wird dann aus dem Zusammenschluss der einzelnen Optimierungsergebnisse gebildet. Damit die zusammengeführten Teilabschnitte möglichst gut zueinander passen, werden bei jeder Optimierung Elemente aus dem vorherigen Optimierungslauf berücksichtigt.

## 4.4 Experimentelle Ergebnisse

In diesem Abschnitt wird die Erzeugung von Streckenkarten mithilfe der drei in Kapitel 5 beschriebenen Datensätze evaluiert. Die verwendeten Parameter können Tabelle C.1 im Anhang auf Seite 119 entnommen werden. Zudem kann Tabelle C.2 im Anhang auf Seite 119 entnommen werden, welche Simulationen den nachfolgenden Plots zugrunde liegen.

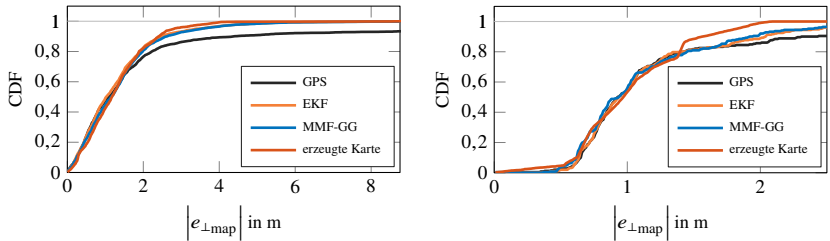
### 4.4.1 Genauigkeit

Die Genauigkeit der erzeugten Streckenkarte wird anhand des Betrags der senkrechten Abweichungen  $|e_{\perp\text{map}}|$  der erzeugten Karte von der Referenzkarte sowie der Abweichung der Gesamtlänge  $e_{\text{TL}} = L_{\text{ref}} - L$  der erzeugten Karte von der Gesamtlänge der Referenzkarte bewertet. Beide Abweichungen müssen möglichst klein sein, damit davon ausgegangen werden kann, dass die erzeugte Streckenkarte den Verlauf der tatsächlichen Strecken gut abbildet.

In Abbildung 4.5 sind die CDF der senkrechten Abweichungen für einen Kartierungsdurchlauf auf der Strecke aus Datensatz I mit einer Länge von 24 Kilometern und einem Kartierungsdurchlauf auf der Strecke aus Datensatz III mit einer Länge von 1,2 Kilometern gezeigt. Zudem sind die Extremwerte  $\max(|e_{\perp\text{map}}|)$  und die Abweichungen der Streckenlängen  $e_{\text{TL}}$  in Tabelle 4.3 dargestellt.

Anhand der dargestellten Abweichungen in Tabelle 4.3 ist zu erkennen, dass die Streckenkarte genauer ist als das Ortungsergebnis des Ortungsfilters. Dies gilt sowohl für die senkrechten Abweichungen als auch für die Abweichung der Gesamtlänge. Für Datensatz I beträgt die Verbesserung im Vergleich zur Filterlösung für  $\max(|e_{\perp\text{map}}|)$  39 Prozent und für  $e_{\text{TL}}$  56 Prozent. Für Datensatz III beträgt die Verbesserung im Vergleich zur Filterlösung für  $\max(|e_{\perp\text{map}}|)$  38 Prozent und für  $e_{\text{TL}}$  56 Prozent.

Der Kartierungsansatz liefert damit ein gutes Ergebnis, das den realen Streckenverlauf genauer als die Filterlösung abbildet. Die Verbesserungen lassen sich anschaulich dadurch erklären, dass durch die Optimierung kurzzeitige Verschlechterungen der Ortungslösung auch im Nachhinein kompensiert werden können.



(a) Datensatz I, CDF-Basis: 24651 Punkte

(b) Datensatz III, CDF-Basis: 1276 Punkte

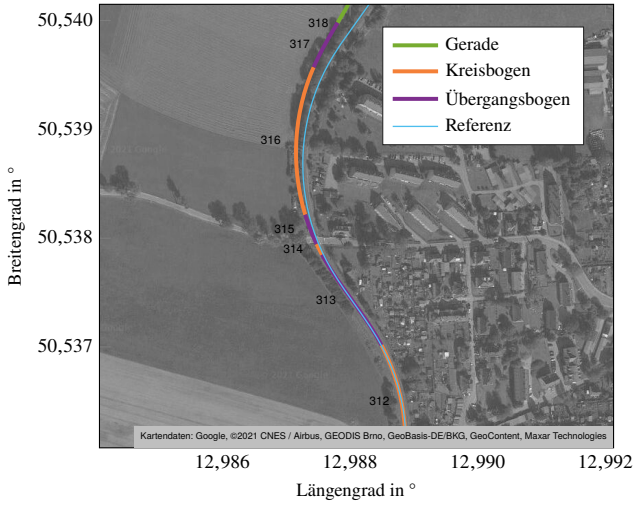
**Abbildung 4.5:** Kartierungsfehler [Datengrundlage: siehe Anhang C.1]**Tabelle 4.3:** Kartenfehler

<b>Kartenfehler</b>		
	$\max( e_{\perp\text{map}} )$ in m	$e_{\text{TL}}$ in m
<b>Datensatz I<sup>a</sup></b>		$L_{\text{ref}} = 24205,3$ m
GPS	51,37	-789,9
EKF	14,49	-31,2
MMF-GG	14,39	-13,1
Karte	8,76	5,8
<b>Datensatz III<sup>b</sup></b>		$L_{\text{ref}} = 1197,9$ m
GPS	3,46	-6,4
EKF	3,19	-4,2
MMF-GG	3,36	-2,7
Karte	2,09	-1,2

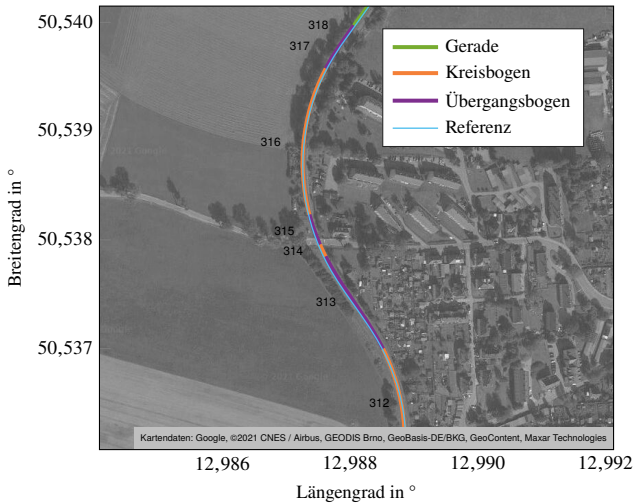
<sup>a</sup>24.10.2018, 14:20:00–15:24:21 UTC    <sup>b</sup>22.02.2019, 11:19:26–11:46:14 UTC

Letztendlich wird die Genauigkeit der erzeugten Streckenkarte jedoch im Bereich der durchschnittlichen Ortungsgenauigkeit des Filters liegen. Eine weitere Steigerung der Genauigkeit der Karte wäre allerdings im Rahmen von wiederholten Befahrungen der Strecke möglich, indem die Datengrundlage der Optimierung stets mit weiteren Ortungsergebnissen aktualisiert wird. Auf diese Weise könnte die Genauigkeit der Karte im Laufe der Zeit gesteigert werden.

Einen qualitativen Eindruck des Kartierungsergebnis vermittelt Abbildung 4.6. Sie zeigt die initiale Streckenkarte im Vergleich zur finalen Streckenkarte nach der Optimierung für den Teilabschnitt, der auch schon in Abbildung 4.1 gezeigt wurde. Es ist zu erkennen, dass die finale Streckenkarte den Verlauf der realen Strecke deutlich besser beschreibt.



(a) Initiale Streckenkarte



(b) Finale Streckenkarte nach Optimierung

**Abbildung 4.6:** Vergleich der initialen Karte und der finalen Karte nach der Optimierung [Datengrundlage: siehe Anhang C.1]

## 4.5 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wird eine neue Methode zur Erzeugung von Streckenkarten vorgestellt. Sie erzeugt auf Basis der vom Ortungsfilter erkannten Gleisgeometrien und der Ortungslösung georeferenzierte Streckenkarten, welche die Strecke in Form einer kontinuierlichen Liste der einzelnen Gleisgeometrien, aus denen sich die Strecke zusammensetzt, abbildet. Damit ist die erzeugte Streckenkarte kompakt und enthält dennoch vollständige Informationen zur Strecke, die effizient – ohne die Anwendung von Interpolationsmethoden – ausgelesen werden können.

Damit sind die erzeugten Streckenkarten sehr gut für den Einsatz in Verbindung mit bordautonomen Ortungssystemen geeignet, in denen sie eine zentrale Rolle bei der Steigerung der Genauigkeit, Verfügbarkeit und Integrität der Ortungslösung spielen. Aufgrund der geometrischen Informationen sind die erzeugten Streckenkarten insbesondere gut für den in Kapitel 3 vorgestellten Ortungsfilter geeignet. Die enthaltenen geometrischen Informationen könnten zum Beispiel als Prior bei der Geometrierkennung und der Identifikation der geometrischen Parameter herangezogen werden.

Eine Evaluierung des Ansatzes mit realen Messdaten auf zwei Strecken mit 24 Kilometern beziehungsweise 1,2 Kilometern hat gezeigt, dass die Methode in der Lage ist, konsistente und genaue Streckenkarten zu erzeugen.

### Veröffentlichungen:

- WINTER, H. ; LUTHARDT, S. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Generating Compact Geometric Track-Maps for Train Positioning Applications. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2019, S. 1027–1032
- WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Train-borne Localization Exploiting Track-Geometry Constraints – A Practical Evaluation. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, Juni 2019, S. 27–36

### Programmcode:

- FACHGEBIET REGELUNGSMETHODEN UND ROBOTIK (RMR), TU DARMSTADT (Hrsg.): *GitHub Repository*. <https://github.com/tud-rmr>

## 5 Datenerfassung im Schienenverkehr

Ein wesentlicher Punkt, der die Entwicklung bordautonomer Zug-Ortungssysteme hemmt, ist der Mangel von realen Versuchsdaten. Diese sind zur praktischen Evaluierung von neuen Ortungsansätzen jedoch unabdingbar. Zum Beispiel zur Beurteilung der Eignung von neuen Sensoren im Bahnumfeld. Dies liegt daran, dass die Aufnahme entsprechender Messdaten im Schienenverkehr mit erheblichem Aufwand verbunden ist. Die wenigsten Forschungsgruppen haben Zugang zu einem Schienenfahrzeug oder einer Teststrecke. Darüber hinaus müssen Versuchsfahrten im regulären Betrieb strenge Sicherheitsvorgaben erfüllen und mit dem Fahrplan abgestimmt werden. Dies erschwert die Entwicklung von neuen Ortungssystemen und ihre Überführung in den alltäglichen Betrieb.

Im Rahmen dieser Arbeit wurden zwei Ansätze verfolgt, um diese Problematik zu überwinden. Zum einen wurde ein Netzwerk aus verschiedenen Forschungsgruppen gebildet – die Initiative Localization Reference Train (LRT) – die sich für die langfristige Verbesserung der Datengrundlage im Schienenverkehr einsetzt und zum anderen wurden die im Rahmen dieser Arbeit aufgenommenen Messdaten aufbereitet und als frei zugängliche Datensätze veröffentlicht.

Im Folgenden werden die LRT-Initiative sowie die aufgenommenen Datensätze genauer vorgestellt.

### 5.1 Die Initiative Localization Reference Train

Die Schwierigkeiten bei der praktischen Evaluierung von neuen Ansätzen im Schienenverkehr betrifft alle Forschungsgruppen gleichermaßen. Deswegen kam es im Jahr 2016, mit Beteiligung des Fachgebiets Regelungsmethoden und Robotik der TU Darmstadt, zum Zusammenschluss mehrerer deutscher Forschungsgruppen zur Initiative *Localization Reference Train (LRT)*. Die Initiative beschäftigt sich mit der langfristigen Verbesserung der Datengrundlage im Schienenverkehr, insbesondere für die Entwicklung von bordautonomen Ortungssystemen. Zudem steht sie als offene Diskussionsplattform für alle an der Thematik Interessierten zur Verfügung [39, 92].

Die Ziele der LRT-Initiative lauten:

- Schaffung einer einheitlichen Referenz- und Testumgebung für die Entwicklung von neuen Zug-Ortungssystemen
- Einheitlicher Ansprechpartner für Eisenbahnverkehrsunternehmen und Eisenbahninfrastrukturunternehmen
- Veröffentlichungen von Artikeln, Richtlinien und freien Datensätzen

Zu den wichtigsten bisherigen Ergebnissen der LRT-Initiative gehört die Formulierung einer einheitlichen Richtlinie zum Austausch von Messdaten [2]. Sie dient als Basis für den weiteren Messdatenaustausch und macht Ergebnisse besser vergleichbar. Insgesamt konnten bisher drei Datensätze, die der Richtlinie entsprechen, veröffentlicht werden. Sie sind allesamt im Rahmen dieser Arbeit entstanden und werden in Abschnitt 5.2 vorgestellt.

## 5.2 Datensätze

Im Rahmen dieser Arbeit sind insgesamt drei Datensätze entstanden, die zur Evaluierung der entwickelten Ansätze aufgenommen wurden: Zwei in Kooperation mit der Thales Group und ihrem Testfahrzeug *Lucy* [74] und einer in Kooperation mit dem Institut für Verkehrssystemtechnik vom Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) und ihrem Zweibegefahrzeug *RailDrive* [40]. Die Testfahrzeuge sind in Abbildung 5.1 abgebildet.



(a) Thales Testfahrzeug *Lucy*



(b) DLR Zweibegefahrzeug *RailDrive*

**Abbildung 5.1:** Testfahrzeuge, die im Rahmen dieser Arbeit zum Einsatz kamen

Wie zuvor beschrieben, ist die Aufnahme solcher Datensätze im Schienenverkehr mit erheblichem Aufwand verbunden. Aus diesem Grund wurden alle Daten entsprechend der LRT-Richtlinien [2] aufbereitet und frei zugänglich veröffentlicht, um die Daten auch für andere Interessierte nutzbar zu machen. Mithilfe der

in den Datensätzen enthaltenen Referenzortungslösungen lassen sich außerdem die hier vorgestellten Ergebnisse direkt mit anderen Lösungen vergleichen.

Eine Übersicht der aufgenommenen Datensätze und ihrer Eigenschaften kann Tabelle 5.1 entnommen werden. Abbildung 5.2 vermittelt außerdem jeweils einen kurzen Eindruck von den jeweiligen Messfahrten. Ausführlichere Beschreibungen finden sich in den Datensätzen selbst [85, 86, 89].

**Tabelle 5.1:** Vergleichende Übersicht der aufgenommenen Datensätze

Datensatz	I	II	III
<b>Allgemeines</b>			
Dauer	06:01 h	16:38 h	00:26 h
Strecke*	HS, NS	HS	Priv. Hafensbahn
Fahrzeug	Thales Lucy	Thales Lucy	DLR RailDriVE
Gesamtlänge	128 km	871 km	6 km
Geschwindigkeiten	0 ... 100 km/h	0 ... 110 km/h	0 ... 20 km/h
<b>Sensoren</b>			
GNSS	2x	1x	2x
IMU	1x	1x	2x
Distanz & Geschw.	✗	✗	3x
Kamera	✗	✗	2x
<b>Referenzdaten</b>			
Lose GPS/IMU Fusion	✓	✓	✓
Enge GPS/IMU Fusion	✗	✗	✓
Karte	✓	✗	✓
<b>Besonderheiten</b>			
	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Nebenstrecke</li> <li>• 3D-Karte</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Hauptstrecke</li> <li>• Länge/Dauer</li> <li>• Fahrten ohne Stop &gt; 1 h</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• „Rangierfahrt“</li> <li>• 2D-Karte</li> <li>• Sensorvielfalt</li> <li>• Starke Vibrationen</li> </ul>
<b>Veröffentlichung</b>	[86]	[85]	[54, 89]

\* HS: Hauptstrecke, NS: Nebenstrecke



(a) Datensatz I



(b) Datensatz II



(c) Datensatz III

**Abbildung 5.2:** Eindrücke aus den einzelnen Messfahrten



## 5.3 Zusammenfassung

Im Rahmen dieser Arbeit wurden verschiedene Beiträge geleistet, um den Mangel an Datensätzen zur Evaluierung von neuen Zug-Ortungssystemen zu beheben. Mit der Gründung der LRT-Initiative und der Aufarbeitung der Problematik in Form einer Veröffentlichung [92] wird das Bewusstsein für diese geschärft. Seitdem helfen die fortlaufenden gemeinsamen Arbeiten der LRT-Initiative die Problematik langfristig zu überwinden. Ein wichtiger Beitrag ist zum Beispiel die Arbeit an einer gemeinsamen Richtlinie zum einheitlichen Austausch und Vergleich von Messdaten [2].

Einen direkten Beitrag zur Verbesserung der Datenlage stellen die im Rahmen dieser Arbeit aufgenommenen und frei zugänglich gemachten Datensätze dar [85, 86, 89].

### Veröffentlichungen:

- WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J. ; LEINING, M. ; SPINDLER, M. ; LAUER, M. ; STEIN, D. ; HEIRICH, O. ; GROOS, J. ; GEFFERT, A. ; BECKER, U. ; BREUER, M.: Localization Reference Train – Sichere Ortung für den Schienenverkehr. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, April 2017, S. 17–26
- ROTH, M. ; WINTER, H.: An Open Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2020

### Datensätze:

- WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, October 2018*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-360>. Version: 2020-11-27
- WINTER, H. ; ROTH, M.: *RailDriVE February 2019 - Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments*. <http://dx.doi.org/10.48328/tudatalib-166.3>. Version: 2021-02-15
- WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, March 2019*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-359>. Version: 2020-11-27

## 6 Zusammenfassung, Fazit und Ausblick

Der Einsatz von bordautonomen Zug-Ortungssystemen bei der Sicherung von Zugfahrten hat das Potential, den Schienenverkehr in Zukunft deutlich effizienter und flexibler zu machen. Allerdings gibt es noch kein Ortungssystem, welches die hierfür nötigen Anforderungen an Genauigkeit und Verfügbarkeit erfüllen kann. Aus diesem Grund beschäftigte sich diese Arbeit mit der Entwicklung einer speziell auf Schienenfahrzeuge zugeschnittenen Sensordatenfusion von IMU und GPS, welche die Anforderungen möglichst lange einhalten sollte. Hierbei konnten Beiträge zu den folgenden drei Forschungsfragen geleistet werden: i) Welche Besonderheiten von Schienenfahrzeugen lassen sich nutzen, um ein verbessertes Ortungsergebnis zu erhalten, ii) wie lassen sich geeignete Streckennetzkarten für die Ortung erzeugen und iii) mit welchen realen Daten lassen sich diese Ansätze evaluieren.

Da die Messdaten von IMU und GPS verschiedene Fehlbeträge beinhalten, wurden diese zunächst im Rahmen einer Sensordatenvorverarbeitung korrigiert. Dies ist in Kapitel 2 näher beschrieben. Bei der Untersuchung mit realen Messdaten zeigten sich deutliche Verbesserungen bei der Verwendung der korrigierten Messdaten im Vergleich zur direkten Verwendung der unverarbeiteten Messdaten.

Der in Kapitel 3 beschriebene Ortungsfilter fusioniert die korrigierten Messdaten von IMU und GPS zu einer Ortungslösung. Hierfür wurde eine zweistufige Filterarchitektur entworfen: In der ersten Stufe wird die aktuell befahrene Gleisgeometrie detektiert sowie eine initiale Ortungslösung berechnet. In der zweiten Stufe wird die initiale Ortungslösung dann mithilfe der geometrischen Zusatzinformation korrigiert. Dabei wird zum einen berücksichtigt, dass die kinematischen Zustände eines Schienenfahrzeugs aufgrund der Spurführung durch die Gleisgeometrie und die Fahrzeuggeschwindigkeit vorgegeben sind. Zum anderen wird das Wissen genutzt, dass es verbindliche Planungsgrundlagen für Bahntrassen gibt, welche die möglichen Abfolgen von Gleisgeometrien beim Bau von Bahntrassen festlegen. Es wurde demonstriert, dass es mit diesem Ansatz möglich ist, die aktuell befahrene Gleisgeometrie mithilfe eines Multi-Modell-Filters zu detektieren. Mit der bekannten Gleisgeometrie wird die Ortungslösung dann in geometriespezifischen Filtern verbessert. Im Rahmen einer Evaluierung des

Ansatzes konnte gezeigt werden, dass vor allem die Unsicherheiten in Gleis-Querrichtung im Vergleich zu einer herkömmlichen Fusionsstrategie mittels Extended Kalman-Filter (EKF) reduziert werden können. Mit den vorliegenden Daten wurden Verbesserungen im Bereich von 35 bis 67 Prozent erzielt. Damit ist es mit dem Ortungsfilter möglich, die Anforderungen an eine gleisgenaue Ortung zur Sicherung von Zugfahrten länger aufrecht zu erhalten. Im Hinblick auf Forschungsfrage i) konnte damit erfolgreich die Spurführung in Verbindungen mit den geometrischen Grundformen von Bahntrassen genutzt werden, um ein verbessertes Ortungsergebnis zu erzielen. Allerdings reichen die erzielten Verbesserungen noch nicht aus, um die aktuell verwendeten Ortungssysteme im Schienenverkehr abzulösen.

Eine zentrale Rolle zur weiteren Verbesserung des Ortungsergebnisses kommt der Integration von Streckenkarten in den Ortungsfilter zu. Geeignete Streckenkarten stehen allerdings nicht flächendeckend zur Verfügung, weswegen eine Methode zur Erzeugung solcher entwickelt wurde. Sie beruht auf den vom Ortungsfilter bereitgestellten Informationen und wird in Kapitel 4 erläutert. Im Rahmen einer Optimierung werden die vom Ortungsfilter erkannten Geometrielemente zu einer kontinuierlichen Folge von Geometrielementen zusammengefügt, die optimal in den Ortungsdaten des Filters liegt. Da im Vergleich zu anderen Ansätzen zur Erzeugung geometriebasierter Streckenkarten schon eine initiale Liste der einzelnen Geometrielemente vorliegt, müssen im Rahmen der Optimierung nur noch die Parameter der einzelnen Geometrielemente bestimmt werden. Dies vereinfacht die Optimierungsaufgabe merklich. Eine Evaluierung der beiden erzeugten Streckenkarten zeigt, dass die entworfene Kartierungsmethode in der Lage ist, konsistente Streckenkarten zu erzeugen, deren Genauigkeit besser als die der zugrunde liegenden Daten vom Ortungsfilter ist. Die senkrechte Abweichung zur Referenzkarte konnte um mindestens 38 Prozent reduziert werden. Die Abweichungen der Gesamtlänge gegenüber der Referenzkarte waren ebenfalls gering, sie betragen maximal 0,1 Prozent. Damit konnte im Hinblick auf Forschungsfrage ii) ein Beitrag durch eine Methode zur Erzeugung von Streckenkarten auf Basis des vorgestellten Ortungsfilters geleistet werden. Aufgrund der geometrischen Repräsentationsweise der Streckenkarten sind diese besonders für den Einsatz in bordautonomen Ortungssystemen geeignet.

Die vorgestellten Ansätze zur Ortung und Kartierung wurden mit Daten evaluiert, die im Rahmen von drei Messkampagnen aufgenommen wurden, da keine frei verfügbaren Datensätze zur Verfügung standen. Die Verfügbarkeit von realen Messdaten zur Evaluierung von neuen Ortungs- und Kartierungsansätzen ist ein allgemeines Problem im Schienenverkehr, das in Kapitel 5 genauer beschrieben wird. Aus diesem Grund wurden die im Rahmen dieser Arbeit aufgenommenen Messdaten in Form von drei Datensätzen aufbereitet und veröffentlicht. Damit

wurde im Sinne von Forschungsfrage iii) ein allgemeiner Beitrag geleistet, der es nicht nur erlaubt, die vorgestellten Ansätze zu evaluieren und mit anderen Methoden zu vergleichen, sondern auch langfristig anderen Interessierten bei der Entwicklung eigener Methoden zugute kommt.

Als Fazit dieser Arbeit lässt sich festhalten, dass mit dem vorgestellten Ortungsfilter deutliche Verbesserungen bei der Bereitstellung einer bordautonomen und gleisgenauen Ortungslösung erzielt werden konnten. Dennoch können die hohen Anforderungen an eine bordautonome Ortung zur Sicherung von Zugfahrten, vor allem in Phasen ohne GPS-Empfang, nicht dauerhaft garantiert werden. Verschiedene Ansätze zur weiteren Verbesserung der Ortungsgenauigkeit und -verfügbarkeit wurden in Kapitel 3 diskutiert. Vor allem die Möglichkeit der Integration von Streckenkarten wurde noch nicht genutzt. Mit der in Kapitel 4 vorgestellten Methode können jedoch in Zukunft Streckenkarten erzeugt werden, die sich einfach in den Ortungsfilter integrieren lassen. Dennoch ist es fraglich, ob die Anforderungen durch die weiteren Verbesserungsmöglichkeiten erfüllt werden könnten. Vor allem die Beurteilung der zu erwartenden Leistungsfähigkeit von Navigationssatellitensystemen, wie zum Beispiel GPS, ist dabei eine Herausforderung. Zudem wurden im Rahmen dieser Arbeit weitere Aspekte von bordautonomen Ortungssystemen, wie die der Kommunikation oder der Überwachung der Zugvollständigkeit nicht betrachtet. Ein vielversprechender Ansatz zur zeitnahen Einführung von bordautonomen Ortungssystemen könnten neue Konzepte in der Sicherheitslogik sein, die auch die aktuellen Ortungsunsicherheiten in die Bewertung der Sicherheitslage einbeziehen [22, 58, 88]. Auf diese Weise ließen sich gegebenenfalls die Anforderungen an bordautonome Ortungssysteme umformulieren, sodass ein Sicherheitsnachweis möglich werden könnte. Mit der vorliegenden Arbeit sowie den veröffentlichten Datensätzen wurden wichtige Grundlagen und Erkenntnisse auf dem Weg zu neuen Ortungskonzepten bei der Sicherung von Zugfahrten geschaffen.

Die in dieser Arbeit vorgestellten Ansätze lassen sich an verschiedenen Stellen erweitern, eine Auswahl möglicher nächster Schritte wird im Folgenden beschrieben.

Die Integration von weiteren Sensoren in den Ortungsfilter, wie zum Beispiel weiterer Navigationssatellitensysteme oder schlupffreier Geschwindigkeitssensoren, ist zur weiteren Steigerung der Ortungsgenauigkeit und Verfügbarkeit sinnvoll. Dabei wäre besonders ein zusätzlicher Sensor mit absoluten Ortungsfähigkeiten, der eine höhere oder komplementäre Verfügbarkeit zu Navigationssatellitensystemen aufweist, wünschenswert. Als mögliche Kandidaten hierfür kommen zum Beispiel der von Spindler entwickelte Difference-Inductance-Sensor (DIS) [68] oder der Magnetfeldsensor von Siebler et al. [65] in Frage. Allerdings existieren diese Sensoren nur in prototypischer Form.

Eine weitere sinnvolle Ergänzung des Ortungsfilters ist die Integration von Konsistenzüberprüfungen, mit denen überwacht werden kann, ob die Schätzungen des Ortungsfilters plausibel sind. Eine Einführung in die Grundidee solcher Konsistenzüberprüfungen kann zum Beispiel [8, S.232 ff.] entnommen werden.

Die Kartierung kann in Zukunft noch um die Möglichkeit einer kontinuierlichen Verbesserung auf Basis von mehreren Befahrungen einer Strecke ergänzt werden. Zudem kann darüber nachgedacht werden, ob eine Kartierung in naher Echtzeit sinnvoll ist. Hierfür muss gegebenenfalls auf effizientere Optimierungsalgorithmen, wie zum Beispiel das Framework  $g^2o$  [33], zurückgegriffen werden. Außerdem könnte die Kartierung von einzelnen Strecken auf ganze Streckennetze erweitert werden.

Abschließend wäre auch die Untersuchung einer Kombination aus bordautonomen Ortungssystemen und neuen streckenseitigen Ortungssystemen, wie zum Beispiel Fiber Optic Sensing (FOS) Systemen [83], interessant. Letztendlich liegt in der Kombination verschiedener Systeme vermutlich der Schlüssel zur Realisierung eines effizienten Ortungssystems zur Sicherung von Zugfahrten.

# A Sensordatenverarbeitung

## A.1 Notation

**Transformationen** Eine Transformation vom Sensorkoordinatensystem (Index  $s$ ) ins Navigationskoordinatensystem (Index  $n$ ) wird mithilfe der Richtungskosinusmatrix  $\mathbf{C}_s^n$  ausgedrückt. Dabei gibt der untere Index das ursprüngliche Koordinatensystem und der obere Index das Zielkoordinatensystem an. Die Transformation – beispielsweise vom Drehratenvektor  $\omega_{is}^s$  – ist durch  $\omega_{is}^n = \mathbf{C}_s^n \omega_{is}^s$  gegeben. Die Rücktransformation kann analog dazu mithilfe der Richtungskosinusmatrix  $\mathbf{C}_n^s = [\mathbf{C}_s^n]^T$  durchgeführt werden.

**Kreuzproduktbildende Matrix** Das Kreuzprodukt zwischen zwei Vektoren  $\mathbf{a} \in \mathbb{R}^3$  und  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^3$  kann durch eine Matrixmultiplikation  $\mathbf{a} \times \mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{b}$ , mit

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

ausgedrückt werden. Häufig wird die kreuzproduktbildende Matrix  $\mathbf{\Omega}$  von Drehratenvektoren  $\omega$  benötigt. Die kreuzproduktbildende Matrix des Drehratenvektors  $\omega_{is}^s$  wird dann als  $\mathbf{\Omega}_{is}^s$  bezeichnet.

## A.2 Quaternionen

Die Quaternionen (*Singular* „die Quaternion“ [21]) sind eine Erweiterung des reellen Zahlenraums. Sie bestehen aus einem Realteil und drei Imaginärteilen. Sie erlauben eine elegante Beschreibung von Rotationen im dreidimensionalen Raum. Eine praktische Einführung kann zum Beispiel [30] entnommen werden. Weitere Beschreibungen zum Thema mit dem Schwerpunkt auf der Anwendung in Inertialnavigationssystemen finden sich in [77, S. 42ff.] und [82, S. 38ff.]. Hier sollen im Folgenden nur die wichtigsten Punkte für diese Arbeit im Umgang mit Quaternionen gezeigt werden. Dabei wird ausschließlich eine Vektornotation verwendet.

**Quaternionen** Die Quaternion

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\sigma/2) \\ (\sigma_x/\sigma) \sin(\sigma/2) \\ (\sigma_y/\sigma) \sin(\sigma/2) \\ (\sigma_z/\sigma) \sin(\sigma/2) \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

beschreibt eine Drehung um den Orientierungsvektor  $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_x \ \sigma_y \ \sigma_z]^T$  mit dem Drehwinkel  $\sigma = \|\boldsymbol{\sigma}\|$ . Diese Darstellung der Lage ist sehr kompakt und effizient.

Der Betrag ist durch

$$\|\mathbf{q}\| = \sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2} \stackrel{!}{=} 1 \quad (\text{A.3})$$

gegeben. Im Folgenden wird stets von solchen normierten Einheitsquaternionen ausgegangen.

$\mathbf{q}^*$  ist die zu  $\mathbf{q}$  komplex konjugierte Quaternion

$$\mathbf{q}^* = [q_0 \ -q_1 \ -q_2 \ -q_3]^T. \quad (\text{A.4})$$

**Quaternionen-Multiplikation** Mit  $\otimes$  wird die Quaternionen-Multiplikation bezeichnet, die für zwei Quaternionen  $\mathbf{q}$  und  $\mathbf{p}$  wie folgt definiert ist:

$$\mathbf{q} \otimes \mathbf{p} = \begin{bmatrix} q_0 & -q_1 & -q_2 & -q_3 \\ q_1 & q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_2 & q_3 & q_0 & -q_1 \\ q_3 & -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_0 \\ p_1 \\ p_2 \\ p_3 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.5})$$

**Transformation** Vektoren können direkt mithilfe von Quaternionen rotiert werden. Der Vektor  $\mathbf{v}^A$  ausgedrückt bezüglich Koordinatensystem A lässt sich mithilfe von  $\mathbf{q}_A^B$  entsprechend

$$\begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{v}^B \end{bmatrix} = \mathbf{q}_A^B \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{v}^A \end{bmatrix} \otimes \mathbf{q}_A^{B*} = \mathbf{q}_A^B \otimes \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{v}^A \end{bmatrix} \otimes \mathbf{q}_B^A \quad (\text{A.6})$$

nach  $\mathbf{v}^B$  ausgedrückt bezüglich Koordinatensystem B transformieren. Dabei gilt:

$$\mathbf{q}_A^{B*} = \mathbf{q}_B^A. \quad (\text{A.7})$$

Eine Verkettung von Drehungen ist entsprechend

$$\mathbf{q}_A^C = \mathbf{q}_B^C \otimes \mathbf{q}_A^B \quad (\text{A.8})$$

möglich.

**Umrechnungen** Die Lagedarstellungen mittels Eulerwinkeln, Richtungskosinusmatrizen oder Quaternionen lassen sich ineinander überführen. An dieser Stelle werden die für diese Arbeit wichtigsten Umrechnungen angegeben. Ausführlichere Beschreibungen können [77, S. 36ff.] oder [82, S. 36ff.] entnommen werden.

Richtungskosinusmatrix aus Quaternion:

$$\mathbf{C}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_0q_3) & 2(q_1q_3 + q_0q_2) \\ 2(q_1q_2 + q_0q_3) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.9})$$

Eulerwinkel (Roll-, Nick- und Gierwinkel) aus Quaternion:

$$\varphi(\mathbf{q}) = \text{roll}(\mathbf{q}) = \text{atan2}\left(q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2, 2(q_2q_3 + q_0q_1)\right), \quad (\text{A.10a})$$

$$\theta(\mathbf{q}) = \text{pitch}(\mathbf{q}) = \arcsin\left(\max\left(\min(-2(q_1q_3 - q_0q_2), 1), -1\right)\right), \quad (\text{A.10b})$$

$$\psi(\mathbf{q}) = \text{yaw}(\mathbf{q}) = \text{atan2}\left(q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2, 2(q_1q_2 + q_0q_3)\right). \quad (\text{A.10c})$$

Quaternion aus Eulerwinkeln:

$$\mathbf{q}(\varphi, \theta, \psi) = \begin{bmatrix} \cos(\varphi/2) \cos(\theta/2) \cos(\psi/2) + \sin(\varphi/2) \sin(\theta/2) \sin(\psi/2) \\ \sin(\varphi/2) \cos(\theta/2) \cos(\psi/2) - \cos(\varphi/2) \sin(\theta/2) \sin(\psi/2) \\ \cos(\varphi/2) \sin(\theta/2) \cos(\psi/2) + \sin(\varphi/2) \cos(\theta/2) \sin(\psi/2) \\ \cos(\varphi/2) \cos(\theta/2) \sin(\psi/2) - \sin(\varphi/2) \sin(\theta/2) \cos(\psi/2) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.11})$$

**Shortest-Path Quaternion** Oftmals wird eine Transformation gesucht, die vom Vektor  $\mathbf{u}$  auf den Vektor  $\mathbf{v}$  abbildet. Prinzipiell gibt es beliebig viele Transformationen, die eine Lösung dieses Problems darstellen. In der Regel wird jedoch die Transformation  $\mathbf{q}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  mit dem kürzesten Bogen (engl. *shortest-path quaternion*) gesucht. Sie ist für den Fall  $\mathbf{u} \neq -\mathbf{v}$  gegeben durch

$$\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \begin{bmatrix} \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\| \\ \mathbf{u} \times \mathbf{v} \end{bmatrix}. \quad (\text{A.12})$$

Für den Fall, dass  $\mathbf{u}$  und  $\mathbf{v}$  genau in entgegengesetzte Richtung zeigen, das heißt  $\mathbf{u} = -\mathbf{v}$ , sind alle Transformationen genau gleich „lang“. In diesem Fall gilt

$$\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{u}_{\perp} \end{bmatrix}, \quad (\text{A.13})$$



wobei  $\mathbf{u}_\perp$  einen beliebigen Vektor orthogonal zu  $\mathbf{u}$  darstellt. Abschließend muss das berechnete Quaternion  $\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}$  noch normiert werden. Die Berechnung der shortest-path Quaternion  $\mathbf{q}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v})$  lässt sich damit wie folgt zusammenfassen

$$\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \begin{cases} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\| \\ \mathbf{u} \times \mathbf{v} \end{bmatrix} & , \text{ wenn } \mathbf{u} \neq -\mathbf{v} \\ \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{u}_\perp \end{bmatrix} & , \text{ sonst} \end{cases} \quad (\text{A.14})$$

$$\mathbf{q}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = \frac{\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v})}{\|\hat{\mathbf{q}}_{\text{SP}}(\mathbf{u}, \mathbf{v})\|}. \quad (\text{A.15})$$

Die Herleitung der shortest-path Quaternion kann zum Beispiel [93, S. 69f.] oder [75] entnommen werden.

### A.3 Parameter

Tabelle A.1 referenziert die bei der experimentellen Auswertung der Sensordatenvorverarbeitungen gezeigten Plots mit den jeweils verwendeten Simulationsläufen und den daraus gezeigten Ausschnitten in den verschiedenen Abbildungen. Zusätzlich zeigt Tabelle A.2 die in der Sensordatenvorverarbeitung verwendeten Parameter in Abhängigkeit von den zur Verfügung stehenden Datensätzen (siehe auch Kapitel 5).

**Tabelle A.1:** Zuordnung der durchgeführten Simulationen zu den im Rahmen der Evaluierung der Sensordatenvorverarbeitung gezeigten Plots

Abbildung	Datensatz/ Simulations ID	Simulations- Zeitraum (UTC)	in Plot dargestellter Ausschnitt (UTC)
2.8a	I/a	24.10.2018 12:08:15–12:23:00	12:08:15–12:23:00
2.11a	I/a	24.10.2018 12:08:15–12:23:00	12:08:15–12:11:15
2.9	I/b	24.10.2018 12:08:15–12:09:05	12:08:15–12:08:18
2.10a	I/c	24.10.2018 11:50:20–11:52:30	11:50:30–11:52:20
2.11b	II/a	11.03.2019 11:08:55–11:13:55	11:08:55–11:11:55
2.8b	III/a	22.02.2019 11:31:40–11:36:50	11:31:40–11:36:50
2.10b	III/a	22.02.2019 11:31:40–11:36:50	11:31:40–11:36:50
2.11c	III/a	22.02.2019 11:31:40–11:36:50	11:31:40–11:36:50

Tabelle A.2: Parameter der Sensordatenvorverarbeitung

Datensatz	I	II	III
<b>Sensoren</b>			
IMU	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN
GPS	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN
<b>Abtastzeiten</b>			
$T_{\text{IMU}}$ in s	0,002	0,002	0,002
$T_{\text{GPS}}$ in s	1	1	1
<b>Lageschätzung</b>			
$\alpha_0$	0,02	0,02	0,02
$e_{\text{gI}}$	0	0	0
$e_{\text{gII}}$	5e-6	5e-6	5e-3
<b>Bias-Berechnung</b>			
$\beta_{\text{acc}}$	1e-3	1e-3	1e-3
$\beta_{\text{gyro}}$	1e-3	1e-3	1e-3
<b>Versatz/Lage</b>			
$I_{\text{IMU}}^b$ in cm	$[110 \ 49 \ -121]^T$	$[110 \ 49 \ -121]^T$	$[-220 \ -35 \ -100]^T$
$I_{\text{GPS}}^b$ in cm	$[302 \ 36 \ -408]^T$	$[302 \ 36 \ -408]^T$	$[-200 \ -30 \ -300]^T$
$\varphi_{\text{IMU}}^b, \theta_{\text{IMU}}^b, \psi_{\text{IMU}}^b$ in $^\circ$	$[0 \ 0 \ -90]^T$	$[0 \ 0 \ -90]^T$	$[0 \ 0 \ -90]^T$
<b>Drehgestellabstand</b>			
$d_b$ in m	15,1	15,1	$\times$
<b>Stillstandserkennung</b>			
$N_\omega$	1500	1500	250
$N_{a_e}$	1000	1000	250
$E_{\omega_{\text{TH}}}$ in $\text{rad}^2/\text{s}^2$	2,5e-6	3,0e-6	6,0e-5
$a_{e_{\text{TH}}}$ in $\text{m}/\text{s}^2$	0,07	0,08	0,35
$v_{\text{GPS}_{\text{TH}}}$ in m/s	0,1	0,1	0,1

## B Ortungsfilter

### B.1 Extended Kalman Filter

Das Extended Kalman-Filter ist die Erweiterung des Kalman-Filters für nichtlineare Systeme der Form

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \tilde{\mathbf{w}}_k, \quad (\text{B.1})$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \tilde{\mathbf{v}}_k, \quad (\text{B.2})$$

mit dem Zustandsvektor  $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ , dem Eingangsvektor  $\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^p$ , dem Messvektor  $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^q$ , dem Systemrauschen  $\tilde{\mathbf{w}}_k \in \mathbb{R}^n$ , dem Messrauschen  $\tilde{\mathbf{v}}_k \in \mathbb{R}^q$ , der Systemfunktion  $\mathbf{f}(\cdot)$  und der Messfunktion  $\mathbf{h}(\cdot)$ . System- und Messrauschen werden als voneinander unabhängig angenommen. Des Weiteren sind sie entsprechend

$$\tilde{\mathbf{w}}_k = \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{w}}_k \mid \mathbf{0}, \mathbf{Q}_k), \quad (\text{B.3})$$

$$\tilde{\mathbf{v}}_k = \mathcal{N}(\tilde{\mathbf{v}}_k \mid \mathbf{0}, \mathbf{R}_k) \quad (\text{B.4})$$

mittelwertfrei und normalverteilt sind, mit der Systemrausch-Kovarianzmatrix  $\mathbf{Q}_k \in \mathbb{R}^{n \times n}$  und der Messrausch-Kovarianzmatrix  $\mathbf{R}_k \in \mathbb{R}^{q \times q}$ .

Die Grundidee des EKF ist, die nichtlinearen Systemgleichungen mithilfe einer Taylor-Reihen-Entwicklung erster Ordnung um die letzte Zustandsschätzung  $\hat{\mathbf{x}}_k$  zu linearisieren. Anschließend können die linearen Systemgleichungen mithilfe der normalen Kalman-Filtergleichungen behandelt werden.

Die Rechenschritte des EKF werden im Folgenden zusammengefasst. Ausführlichere Beschreibungen des EKF können zum Beispiel [8, S. 381ff.], [47, S. 648ff.] oder [76, S. 54ff.] entnommen werden.

#### 1) Berechnung der Jacobi-Matrizen (einmalig)

Als erstes müssen einmalig die Jacobi-Matrizen

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}{\partial \mathbf{x}}, \quad (\text{B.5})$$

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \quad (\text{B.6})$$

bestimmt werden.

## 2) Prädiktion

Der EKF-Prädiktionsschritt kann dann entsprechend

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k), \quad (\text{B.7})$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k^- = \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{P}}_{k-1} \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_k \quad (\text{B.8})$$

durchgeführt werden. Die für diesen Zeitschritt gültige Systemmatrix  $\mathbf{F}_{k-1}$  wird dabei mithilfe der letzten Zustandsschätzung  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  sowie den aktuellen Eingangsgrößen  $\mathbf{u}_k$  entsprechend

$$\mathbf{F}_{k-1} = \mathbf{F}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}=\mathbf{u}_k} \quad (\text{B.9})$$

berechnet.

## 3) Korrektur

Mithilfe der prädierten Schätzung des Zustandsvektors  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  kann wiederum eine Prädiktion der Messgrößen entsprechend

$$\hat{z}_k^- = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k^-), \quad (\text{B.10})$$

$$\hat{\mathbf{S}}_k = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (\text{B.11})$$

durchgeführt werden. Dabei berechnet sich die für diesen Zeitschritt gültige Messmatrix  $\mathbf{H}_k$  mithilfe der prädierten Zustandsschätzung  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$  durch

$$\mathbf{H}_k = \mathbf{H}(\mathbf{x}) \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}_k^-}. \quad (\text{B.12})$$

Abschließend kann die finale Korrektur der Zustandsschätzung mithilfe der aktuellen Messung durch die gewöhnlichen Kalman-Korrekturgleichungen

$$\mathbf{K}_k = \hat{\mathbf{P}}_k^- \mathbf{H}_k^T \hat{\mathbf{S}}_k^{-1}, \quad (\text{B.13})$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (z_k - \hat{z}_k^-), \quad (\text{B.14})$$

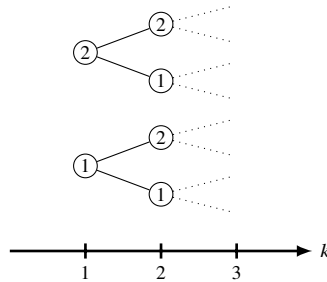
$$\hat{\mathbf{P}}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \hat{\mathbf{P}}_k^- \quad (\text{B.15})$$

durchgeführt werden.

## B.2 Interacting Multiple Model Filter

Im Allgemeinen lässt sich ein Multi-Modell-Filterproblem nicht in praktikabler Rechenzeit lösen, da es die Implementierung von  $r^k$  Filtern erforderte. Dies kann

anschaulich anhand von Abbildung B.1 nachvollzogen werden, in der das Multi-Modell (MM)-Filterproblem für  $r = 2$  Modelle vereinfacht dargestellt ist. Es ist zu erkennen, dass im Zeitschritt  $k$  genau  $r^k$  Filter benötigt würden – eines für jede mögliche Modellhistorie bis zu diesem Zeitschritt. Es gibt allerdings verschiedene Näherungslösungen [8, S. 441ff.], wobei das in dieser Arbeit verwendete Interacting Multiple Model (IMM) zu den bekanntesten Ansätzen zählt. Es zeichnet sich durch einen guten Kompromiss zwischen Rechenaufwand und Genauigkeit aus. In Abbildung B.2 ist vereinfachend das Arbeitsprinzip des IMM im Vergleich zu zwei alternativen Näherungslösungen skizziert.



**Abbildung B.1:** Darstellung des exponentiellen Wachstums der möglichen Modellhistorien über die Zeit.

Der Aufbau des IMM ist in Abbildung B.3 zu erkennen. Es lässt sich in vier Rechenschritten beschreiben, die im Folgenden vorgestellt werden. Ausführlichere Einführungen in MM-Filter können zum Beispiel [8, S. 441ff.] oder [60, s. 36ff.] entnommen werden.

### 1) Interaktionsschritt

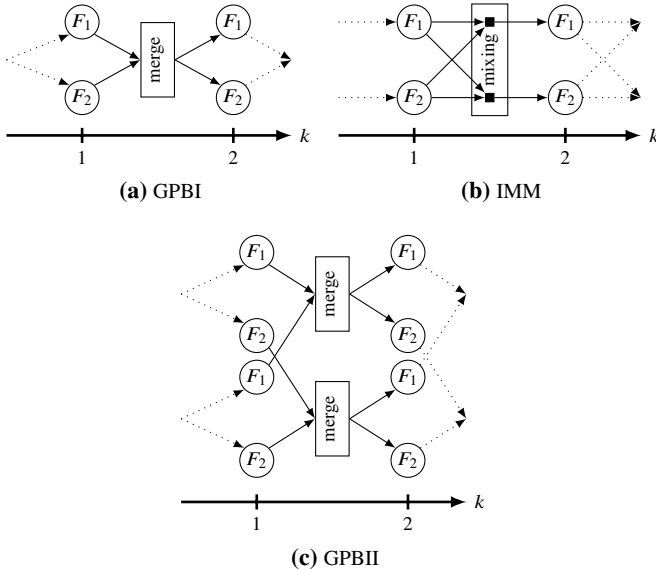
Als erstes werden die Mischwahrscheinlichkeiten entsprechend

$$\mu_{(i|j)_{k-1}} = \frac{p_{ij}\mu_{i_{k-1}}}{\mu_{j_k}^-} \tag{B.16}$$

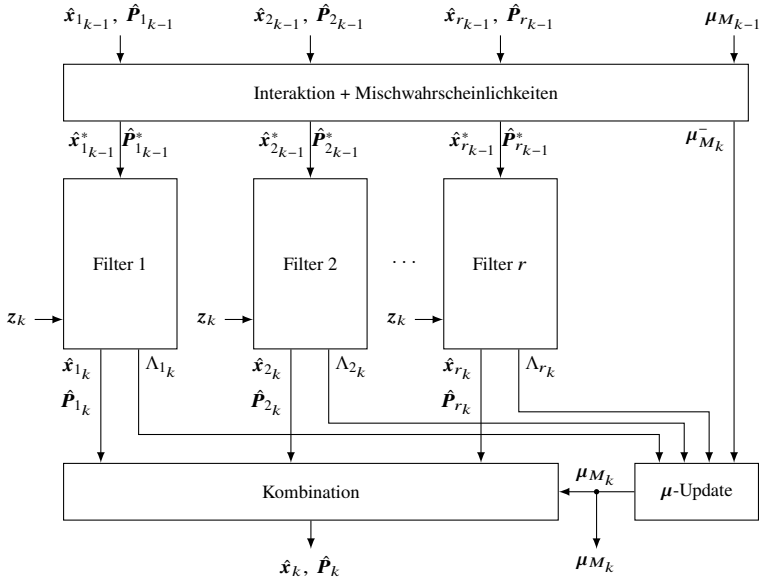
berechnet, wobei die Normalisierungskonstanten  $\mu_{j_k}^-$  durch

$$\mu_{j_k}^- = \sum_{i=1}^r p_{ij}\mu_{i_{k-1}} \tag{B.17}$$

gegeben sind. Mithilfe der Mischwahrscheinlichkeiten werden dann die



**Abbildung B.2:** Beispielhafte Darstellung der Funktionsweise verschiedener Näherungsansätze für das MM-Filterproblem mit  $r = 2$  Modellen. Ein an Modell 1 angepasster Filter ist mit  $F_1$  abgekürzt und ein an Modell 2 angepasster Filter mit  $F_2$ . Beim *Generalized Pseudo-Bayesian (GPB)* Schätzer 1. Ordnung (a) werden  $r$  Filter verwendet, welche stets von der gleichen zusammengeführten Schätzung starten. Beim GPB2 (c) werden dagegen  $r^2$  Filter benötigt – für jedes von  $r$  möglichen Ausgangsmodellen werden jeweils  $r$  Fortsetzungen berücksichtigt. Dabei werden die  $r^2$  Filterlösungen in jedem Schritt wieder auf  $r$  Lösungen zusammengeführt, die als Ausgang für den nächsten Filterschritt dienen. Im Unterschied dazu werden beim IMM-Ansatz (b) nur  $r$  Filter verwendet, wobei für jedes Filter eine eigene Startschätzung aus einer Mischung der vorherigen Schätzergebnisse verwendet wird. Vereinfachend lässt sich festhalten, dass mit der Anzahl der verwendeten Filter die Genauigkeit und der Rechenaufwand zunehmen. Der IMM-Filteransatz stellt einen guten Kompromiss zwischen Genauigkeit und Rechenaufwand dar. Die Abbildung wurde in Anlehnung an [47, Abbildung 18.13] und [63, Abbildung 3.5] erstellt.



**Abbildung B.3:** Struktur des IMM-Filters. Die Abbildung wurde in Anlehnung an [60, Abbildung 3.5] erstellt.

Zustandsschätzungen  $\hat{\mathbf{x}}_{i_{k-1}}$  und Kovarianzen  $\hat{\mathbf{P}}_{i_{k-1}}$  gemischt:

$$\hat{\mathbf{x}}_{jk-1}^* = \sum_{i=1}^r \mu(i|j)_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{i_{k-1}}, \quad (\text{B.18})$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{jk-1}^* = \sum_{i=1}^r \mu(i|j)_{k-1} \left[ \hat{\mathbf{P}}_{i_{k-1}} + \left( \hat{\mathbf{x}}_{i_{k-1}} - \hat{\mathbf{x}}_{jk-1}^* \right) \left( \hat{\mathbf{x}}_{i_{k-1}} - \hat{\mathbf{x}}_{jk-1}^* \right)^T \right]. \quad (\text{B.19})$$

Das Ergebnis dient jeweils als neue Basis bei der modellspezifischen Filterung im Filterschritt.

## 2) Filterbank

Für jedes Modell wird ein eigener Filter mit Prädiktions- und Korrekturschritt implementiert. Sie liefern jeweils die prädizierten Größen  $\hat{\mathbf{x}}_{jk}^-, \hat{\mathbf{P}}_{jk}^-, \hat{\mathbf{z}}_{jk}^-, \hat{\mathbf{S}}_{jk}$  sowie die schließlich mithilfe der Messung  $z_k$  korrigierten Schätzungen von  $\hat{\mathbf{x}}_{jk}$  und  $\hat{\mathbf{P}}_{jk}$  (siehe auch Anhang B.1).

### 3) Aktualisierung der Modellwahrscheinlichkeiten

Mithilfe der prädizierten Messung  $\hat{z}_{jk}^-$  lässt sich die Modell-Likelihood durch

$$\Lambda_{jk} = p(\mathbf{z}_k | M_{jk}, \mathbf{z}_{1:k-1}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}_k | \hat{\mathbf{z}}_{jk}^-, \hat{\mathbf{S}}_{jk}) \quad (\text{B.20})$$

$$= \frac{1}{\sqrt{|2\pi\hat{\mathbf{S}}_{jk}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{jk}^-)^T \hat{\mathbf{S}}_{jk}^{-1} (\mathbf{z}_k - \hat{\mathbf{z}}_{jk}^-)} \quad (\text{B.21})$$

berechnen und mit ihrer Hilfe wiederum lassen sich die einzelnen Modellwahrscheinlichkeiten entsprechend

$$\mu_{jk} = \frac{\Lambda_{jk} \mu_{jk}^-}{\sum_{i=1}^r \Lambda_{ik} \mu_{ik}^-} \quad (\text{B.22})$$

aktualisieren.

### 4) Kombination der Zustände

Da meistens eine konkrete Schätzung des Zustandsvektors  $\hat{\mathbf{x}}$  benötigt wird, anstatt  $r$  einzelnen Schätzungen können die Zustandsschätzungen  $\hat{\mathbf{x}}_j$  und Kovarianzen  $\hat{\mathbf{P}}_j$  zu einer Gesamtlösung kombiniert werden:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{j=1}^r \mu_{jk} \hat{\mathbf{x}}_{jk}, \quad (\text{B.23})$$

$$\hat{\mathbf{P}}_k = \sum_{j=1}^r \mu_{jk} \left[ \hat{\mathbf{P}}_{jk} + (\hat{\mathbf{x}}_{jk} - \hat{\mathbf{x}}_k) (\hat{\mathbf{x}}_{jk} - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \right]. \quad (\text{B.24})$$

## B.3 Parameter

Tabelle B.1 zeigt die im Ortungsfiler verwendeten Parameter in Abhängigkeit von den zur Verfügung stehenden Datensätzen (siehe auch Kapitel 5). Zusätzlich referenziert Tabelle B.2 die bei der Evaluierung des Ortungsfilters gezeigten Plots mit den jeweils verwendeten Simulationsläufen und den daraus gezeigten Ausschnitten in den verschiedenen Abbildungen.



Tabelle B.1: Parameter des Ortungsfilters

Datensatz	I	II	III
<b>Sensoren</b>			
IMU	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN
GPS	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN	iNat-M200/STN
<b>Abtastzeiten</b>			
$T_{\text{Filter}}$ in s	1e-1	1e-1	1e-1
$T_{\Lambda}$ in s	25e-2	25e-2	25e-2
$T_{\text{IMU}}$ in s	2e-3	2e-3	2e-3
$T_{\text{GPS}}$ in s	1	1	1
<b>Systemrauschen</b>			
$\sigma_{\Delta P_G}$ in m	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta P_{KB}}$ in m	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta P_{RM}}$ in m	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta a_G}$ in $m/s^2$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta a_{KB}}$ in $m/s^2$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta a_{RM}}$ in $m/s^2$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,5e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta \omega_G}$ in rad/s	$2,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$	$2,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta \omega_{KB}}$ in rad/s	$2,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$	$2,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$	$7,0e-3 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\Delta \omega_{RM}}$ in rad/s	$4,0e-2 \cdot T_{\text{Filter}}$	$4,0e-2 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1,4e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$
<b>Messrauschen</b>			
$\sigma_a$ in $m/s^2$	1	1	1
$\sigma_{\omega}$ in rad/s	2e-3	2e-3	7e-3
<b>Anfangsunsicherheiten</b>			
$\sigma_{p_0}$ in m	vom GPS	vom GPS	vom GPS
$\sigma_{d_0}$ in m	0,1	0,1	0,1
$\sigma_{v_0}$ in m/s	vom GPS	vom GPS	vom GPS
$\sigma_{a_0}$ in $m/s^2$	$\sigma_a$	$\sigma_a$	$\sigma_a$
$\sigma_{\psi_0}$ in $^\circ$	180	180	180
$\sigma_{\omega_0}$ in rad/s	$\sigma_{\omega}$	$\sigma_{\omega}$	$\sigma_{\omega}$
<b>Modellreihenfolge</b>			
$M_j$	$j = 1 \rightarrow$ Gerade (G) $j = 2 \rightarrow$ Kreisbogen (KB) $j = 3 \rightarrow$ Rückfallmodell (RM)		
<b>IMM</b>			
II	$\begin{bmatrix} 0,90 & 0,00 & 0,10 \\ 0,00 & 0,90 & 0,10 \\ 0,30 & 0,10 & 0,60 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,90 & 0,00 & 0,10 \\ 0,00 & 0,90 & 0,10 \\ 0,30 & 0,10 & 0,60 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,70 & 0,00 & 0,30 \\ 0,00 & 0,70 & 0,30 \\ 0,29 & 0,01 & 0,70 \end{bmatrix}$
$\mu M_0$	$[0,34 \ 0,33 \ 0,33]^T$	$[0,34 \ 0,33 \ 0,33]^T$	$[0,34 \ 0,33 \ 0,33]^T$
$\omega_{\min}$ in rad/s	35e-4	35e-4	50e-4
<b>Geometrie-Identifikation</b>			
$v_{\min}$ in km/h	2,0	2,0	2,0
$v_{\min_{\Delta}}$ in km/h	0,4	0,4	0,4
$\sigma_{p_0}$ in m	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_{\psi_0}$ in $^\circ$	$4e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$4e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$	$4e+0 \cdot T_{\text{Filter}}$
$\sigma_r$ in m	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$	$1e-1 \cdot T_{\text{Filter}}$

**Tabelle B.2:** Zuordnung der durchgeführten Simulationen zu den im Rahmen der Evaluierung des Ortungsfilters gezeigten Plots

Abbildung	Datensatz/ Simulations ID	Simulations- Zeitraum (UTC)	in Plot dargestellter Ausschnitt (UTC)
3.4	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:36:40–14:43:00
3.7a	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:20:00–15:24:21
3.8a*	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:20:00–15:24:21
3.9a*	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:20:00–15:24:21
3.10	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:53:15–15:54:05
3.9b*	II/b	15.03.2019 08:16:30–13:27:48	08:16:30–13:27:48
3.5	III/b	22.02.2019 11:19:26–11:46:15	11:31:56–11:34:26
3.7b	III/b	22.02.2019 11:19:26–11:46:15	11:19:26–11:46:15
3.8b*	III/b	22.02.2019 11:19:26–11:46:15	11:19:26–11:46:15
3.9c*	III/b	22.02.2019 11:19:26–11:46:15	11:19:26–11:46:15

\* Die zur Berechnung der CDF verwendeten Datenpunkte wurden mit einer Abtastrate von  $T_{\text{GPS}} = 1 \text{ s}$  ausgewählt, wobei Phasen mit  $|v| < 1,6 \text{ km/h}$  ausgenommen wurden.

# C Geometrische Streckenkarten

## C.1 Parameter

Tabelle C.1 zeigt die für die Kartierung verwendeten Parameter in Abhängigkeit von den zur Verfügung stehenden Datensätzen (siehe auch Kapitel 5). Zusätzlich referenziert Tabelle C.2 die bei der Evaluierung der Kartierung gezeigten Plots mit den jeweils verwendeten Simulationsläufen und den daraus gezeigten Ausschnitten in den verschiedenen Abbildungen.

**Tabelle C.1:** Parameter der Kartierung

Datensatz	I	II	III
Datenquelle	Ortungsfiler	Ortungsfiler	Ortungsfiler
$N_s$	4	4	4
$n_{\min}$	20	20	20
$\Delta L_I$ in m	30	30	4
$\Delta L_{II}$ in m	50	50	6

**Tabelle C.2:** Zuordnung der durchgeführten Simulationen zu den im Rahmen der Evaluierung der Kartierung gezeigten Plots

Abbildung	Datensatz/ Simulations ID	Simulations- Zeitraum (UTC)	in Plot dargestellter Ausschnitt (UTC)
4.1a	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	15:20:55–15:21:35
4.1b	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	15:20:55–15:21:35
4.1c	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	15:20:55–15:21:35
4.6a	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	15:20:55–15:21:35
4.6b	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	15:20:55–15:21:35
4.5a*	I/d	24.10.2018 14:20:00–15:24:21	14:20:00–15:24:21
4.5b*	III/a	22.02.2019 11:31:40–11:36:50	11:31:40–11:36:50

\* Zur Berechnung der CDF wurde die Referenzkarte in einem Abstand von 1 m abgetastet.

# Literaturverzeichnis

- [1] FACHGEBIET REGELUNGSMETHODEN UND ROBOTIK (RMR), TU DARMSTADT (Hrsg.): *GitHub Repository*. <https://github.com/tud-rmr>
- [2] LRT INITIATIVE (Hrsg.): *LRT data sharing principles*. [https://lrt-initiative.org/lrtdatasetguidelines-v1\\_2](https://lrt-initiative.org/lrtdatasetguidelines-v1_2). – letzter Zugriff: 21.12.2021
- [3] *Reference CCS architecture*. [https://ertms.be/workgroups/ccs\\_architecture](https://ertms.be/workgroups/ccs_architecture). – letzter Zugriff: 17.10.2021
- [4] *Website Digitale Schiene Deutschland*. <https://digitale-schiene-deutschland.de>. – letzter Zugriff: 17.10.2021
- [5] *Website smartrail4.0*. <https://www.smartrail40.ch>. – letzter Zugriff: 28.01.2021
- [6] lokalisieren. Version: 2022. <https://brockhaus.de/ecs/permalink/05664A3435B391850FB455D5213A2933.pdf>. In: *Brockhaus Enzyklopädie Online*. München: NE GmbH | Brockhaus, 2022
- [7] Ortung. Version: 2022. <https://brockhaus.de/ecs/permalink/C81AE91FC2D6966B05DA6DFFC7B96820.pdf>. In: *Brockhaus Enzyklopädie Online*. München: NE GmbH | Brockhaus, 2022
- [8] BAR-SHALOM, Y. ; LI, X. R. ; KIRUBARAJAN, T.: *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software*. New York: John Wiley & Sons, 2001
- [9] BEAUDUCEL, F.: *LL2UTM and UTM2LL*. <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/45699-112utm-and-utm211>. – letzter Zugriff: 15.10.2020
- [10] BELABBAS, B. ; GROSCH, A. ; HEIRICH, O. ; LEHNER, A. ; STRANG, T.: Curvature Classification for Trains using Along-Track and Cross-Track Accelerometer and a Heading Rate Gyroscope. In: *Proceedings of the European Navigation Conference*, 2013

- [11] BIKKER, G. ; KLINGE, K.-A. ; RÖVER, S. ; SCHROEDER, M. ; SCHNIEDER, E.: RailOrt - Ortung im spurgebundenen Verkehr auf der Basis von Satelliten-Navigation. In: *Eisenbahntechnische Rundschau* 47 (1998), Februar, Nr. 2-3, S. 172–175
- [12] BISHOP, C. M.: *Pattern Recognition and Machine Learning*. New York: Springer-Verlag, 2006
- [13] BROQUETAS, A. ; COMERÓN, A. ; GELONCH, A. ; FUERTES, J. M. ; CASTRO, J. A. ; FELIP, D. ; LÓPEZ, M. A. ; PULIDO, J. A.: Track detection in railway sidings based on MEMS gyroscope sensors. In: *Sensors* 12 (2012), November, S. 16228–16249
- [14] BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR UND DIGITALE INFRASTRUKTUR (Hrsg.): *Verkehr in Zahlen 2019/2020 (und ältere Jahrgänge)*. Flensburg: Kraftfahrt-Bundesamt, 2019
- [15] BURSCHKA, D. ; ROBL, C. ; OHRENDORF-WEISS, S.: *Optical Navigation in Unstructured Dynamic Railroad Environments*. arXiv 2007.03409, Juli 2020
- [16] CORNICK, M. ; KOECHLING, J. ; STANLEY, B. ; ZHANG, B.: Localizing Ground Penetrating RADAR: A Step Toward Robust Autonomous Ground Vehicle Localization. In: *Journal of Field Robotics* 33 (2015), Mai, Nr. 1, S. 82–102
- [17] CRESPILO, O. G. ; HEIRICH, O. ; LEHNER, A.: Bayesian GNSS/IMU tight integration for precise railway navigation on track map. In: *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, 2014, S. 999–1007
- [18] DIE BUNDESREGIERUNG (Hrsg.): *Deutsche Nachhaltigkeitsstrategie: Neuaufgabe 2016*. Berlin: Kabinettsbeschluss vom 11. Januar 2017, 2016
- [19] DOPPELBAUER, J.: Command and Control 4.0. In: *IRSE News July/August* (2018), Juli, Nr. 246, S. 2–9
- [20] DÄUBLER, L. ; BIKKER, G. ; SCHNIEDER, E.: SATNAB - Satellitengestütztes Navigations-Bodenexperiment. In: *Signal + Draht* (2002), Juni, S. 12–15
- [21] DUDENREDAKTION: „Quaternion“ auf Duden online. <https://www.duden.de/node/117060/revision/419973>. – letzter Zugriff: 05.02.2022

- [22] DÜPMEIER, F. ; PEJIC, M. ; ÜYÜMEZ, B.: Innovative Konzepte und Algorithmen für eine digitale LST (Teil 1); Smarte Sicherungslogik für das Stellwerk der nächsten Generation. In: *Deine Bahn* (2019), November, S. 33–37
- [23] DÜPMEIER, F. ; PEJIC, M. ; ÜYÜMEZ, B.: Innovative Konzepte und Algorithmen für eine digitale LST (Teil 2); Strukturiertes Formalisieren am Beispiel des ETCS-Planungsregelwerks. In: *Deine Bahn* (2020), Januar, S. 38–41
- [24] GERLACH, K. ; HORSTE, M. M.: A precise digital map for GALILEO-based train positioning systems. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications (ITST)*, 2009, S. 343–347
- [25] GRIMM, M. ; HARTWIG, K. ; HÖRSTE, M. M.: Anforderungen an eine sicherheitsrelevante Ortung im Schienenverkehr. In: *20. Verkehrswissenschaftliche Tage, TU Dresden*, 2005
- [26] HASBERG, C. ; HENSEL, S. ; STILLER, C.: Simultaneous localization and mapping for path-constrained motion. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 13 (2012), Nr. 2, S. 541–552
- [27] HEIRICH, O. ; ROBERTSON, P. ; STRANG, T.: RailSLAM - Localization of rail vehicles and mapping of geometric railway tracks. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2013, S. 5212–5219
- [28] HOFMANN-WELLENHOF, B. ; LICHTENEGGER, H. ; WASLE, E.: *GNSS - Global Navigation Satellite Systems*. Wien: Springer-Verlag, 2007
- [29] HOHENBERGER, T. ; MÜHLENHOFF, J.: Energiewende im Verkehr: Potenziale für erneuerbare Mobilität. In: *Renews Spezial* (2014), März, Nr. 71
- [30] JIA, Y.-B.: *Quaternions and Rotations*. <https://graphics.stanford.edu/courses/cs348a-17-winter/Papers/quaternion.pdf>. Version: 2020. – Unterlagen zum Kurs Com S 477/577
- [31] JIN, C. ; CAI, B. ; WANG, J. ; KEALY, A.: DTM-Aided Adaptive EPF Navigation Application in Railways. In: *Sensors* 18 (2018), November, Nr. 11, S. 3860
- [32] JOCHIM, H. ; LADEMANN, F.: *Planung von Bahnanlagen: Grundlagen - Planung - Berechnung*. München: Fachbuchverlag Leipzig im Carl Hanser Verlag, 2018

- [33] KÜMMERLE, R. ; GRISETTI, G. ; STRASDAT, H. ; KONOLIGE, K. ; BURGARD, W.: g2o: A general framework for graph optimization. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2011, S. 3607–3613
- [34] KRÖPER, B. ; LAUER, M. ; SPINDLER, M.: Using the Ferromagnetic Fingerprint of Rails for Velocity Estimation and absolute Localization of Railway Vehicles. In: *European Navigation Conference (ENC)*, 2020
- [35] LAUER, M. ; STEIN, D.: A Train Localization Algorithm for Train Protection Systems of the Future. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* 16 (2015), April, Nr. 2, S. 970–979
- [36] LÜDDECKE, K. ; RAHMIG, C.: Evaluating multiple GNSS data in a multi-hypothesis based map-matching algorithm for train positioning. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2011, S. 1037–1042
- [37] LI, W. ; PU, H. ; SCHONFELD, P. ; SONG, Z. ; ZHANG, H. ; WANG, L. ; WANG, J. ; PENG, X. ; PENG, L.: A Method for Automatically Recreating the Horizontal Alignment Geometry of Existing Railways. In: *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 34 (2018), Juli, Nr. 1, S. 71–94
- [38] LIU, J. ; CAI, B. ; WANG, J. ; YANG, Z.: Generating an electronic track map for train collision early warning system. In: *IEEE International Conference on Intelligent Rail Transportation Proceedings*, 2013
- [39] *Website der Localization Reference Train (LRT) Initiative*. <https://lrt-initiative.org>. – letzter Zugriff: 17.10.2021
- [40] LÜDDECKE, K. ; KLUGE, A.: Mobiles Labor RailDrIVE - Synchrone Erfassung von Sensordaten. In: *Der Eisenbahningenieur EI* (2014), Januar, S. 46–49
- [41] MARAIS, J. ; BEUGIN, J. ; BERBINEAU, M.: A Survey of GNSS-Based Research and Developments for the European Railway Signaling. In: *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* (2017), Oktober, S. 1–17
- [42] MASCHEK, U.: *Sicherung des Schienenverkehrs*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2018
- [43] MATLAB: *lsqnonlin*. <https://de.mathworks.com/help/optim/ug/lsqnonlin.html>. – letzter Zugriff: 21.02.2022
- [44] MATTHEWS, V.: *Bahnbau*. Wiesbaden: Teubner Verlag, 2007

- [45] MCKINSEY&COMPANY (Hrsg.): *Machbarkeitsstudie zum Rollout von ETCS/DSTW: Zusammenfassung der Ergebnisse*. Berlin: Bundesministerium für Verkehr und digitale Infrastruktur, 2018
- [46] MORÉ, J. J.: The Levenberg-Marquardt algorithm: Implementation and theory. In: *Lecture Notes in Mathematics*. Berlin, Heidelberg: Springer, 1978, S. 105–116
- [47] MURPHY, K. P.: *Machine Learning - A Probabilistic Perspective*. Cambridge (Mass.): MIT Press, 2012
- [48] NATIONAL GEOSPATIAL-INTELLIGENCE AGENCY (Hrsg.): *World Geodetic System 1984 – Its Definition and Relationships with Local Geodetic Systems*. 2014
- [49] NERI, A. ; PALMA, V. ; RISPOLI, F. ; VEGNI, A. M.: Track constrained PVT estimation based on the double-difference technique for railway applications. In: *European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 2013, S. 1–5
- [50] OTEGUI, J. ; BAHILLO, A. ; LOPETEGI, I. ; DÍEZ, L. E.: A Survey of Train Positioning Solutions. In: *IEEE Sensors Journal* 17 (2017), August, Nr. 20, S. 6788–6797
- [51] PACHL, J.: *Systemtechnik des Schienenverkehrs*. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, 2016
- [52] REIMER, C. ; MÜLLER, F. J. ; HINÜBER, E. L. V.: INS/GNSS/Odometer Data Fusion in Railway Applications. In: *IEEE/DGON Inertial Sensors and Systems (ISS)*, 2016
- [53] ROTH, M. ; BAASCH, B. ; HAVRILA, P. ; GROOS, J.: Map-Supported Positioning Enables In-Service Condition Monitoring of Railway Tracks. In: *International Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2018, S. 2346–2353
- [54] ROTH, M. ; WINTER, H.: An Open Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2020
- [55] SAAB, S. S.: A map matching approach for train positioning. I. Development and analysis. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 49 (2000), Nr. 2, S. 467–475



- [56] SAAB, S. S.: A map matching approach for train positioning. II. Application and experimentation. In: *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 49 (2000), Nr. 2, S. 476–484
- [57] SCHILD, R. R. ; SCHNIEDER, E. ; RETTINGER, A. ; ROBL, C. ; FREISSLER, T. ; BECKER, U. ; KALOUSTIAN, S. ; ACKERMANN, U. ; BRAND, A.: *smartrail 4.0: Zwischenbericht Technologie PoC Lokalisierung*. Januar 2019
- [58] SCHMIDT, S. ; GRABOWSKI, D.: The „ETCS Interlocking“. In: *Signalling & Datacommunication* (2018), Oktober, S. 29–39
- [59] SCHNEIDER, U. ; TROELSEN, J.: Introducing digital map information into train positioning systems: chances and risks. In: *Transactions on The Built Environment* 50 (2000), S. 1271–1280
- [60] SCHREIER, M.: *Bayesian Environment Representation, Prediction, and Criticality Assessment for Driver Assistance Systems*, TU Darmstadt, Dissertation, 2016
- [61] SCHUBERT, R. ; RICHTER, E. ; WANIELIK, G.: Comparison and evaluation of advanced motion models for vehicle tracking. In: *11th International Conference on Information Fusion*, 2008
- [62] SCHUPPAR, B.: *Geometrie auf der Kugel*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2017
- [63] SCHWEHR, J.: *Gaze Target Tracking for Driver Assistance Systems*, TU Darmstadt, Dissertation, 2020
- [64] SESSA, P. G. ; MARTINIS, V. D. ; BOMHAUER-BEINS, A. ; WEIDMANN, U. A. ; CORMAN, F.: A hybrid stochastic approach for offline train trajectory reconstruction. In: *Public Transport* (2020), März
- [65] SIEBLER, B. ; HEIRICH, O. ; SAND, S.: Train Localization with Particle Filter and Magnetic Field Measurements. In: *21st International Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2018, S. 1715–1719
- [66] SIEBLER, B. ; HEIRICH, O. ; SAND, S. ; HANEBECK, U. D.: Joint Train Localization and Track Identification based on Earth Magnetic Field Distortions. In: *IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS)*, 2020, S. 941–948
- [67] SIEBLER, B. ; SCHMIDHAMMER, M. ; SAND, S.: Hyperbolic Vehicle Localization Using a Single Signal of Opportunity and Trajectory Constraints. In: *22nd International Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2019

- [68] SPINDLER, M.: *Ferromagnetische Inhomogenitäten zur berührungslosen Bestimmung der Geschwindigkeit und gleisselektiven Position von Schienenfahrzeugen*, Karlsruher Institut für Technologie (KIT), Dissertation, 2021
- [69] SPINDLER, M. ; LAUER, M.: High Accuracy Estimation of Velocity and Position for Railway Vehicles using Ferromagnetic Inhomogeneities. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (IT-SC)*, 2018, S. 1202–1207
- [70] STEIN, D. ; SPINDLER, M. ; KUPER, J. ; LAUER, M.: Rail Detection Using Lidar Sensors. In: *International Journal of Sustainable Development and Planning* 11 (2016), Nr. 1, S. 77–92
- [71] SUSI, M. ; RENAUDIN, V. ; LACHAPELLE, G.: Motion Mode Recognition and Step Detection Algorithms for Mobile Phone Users. In: *Sensors* 13 (2013), Januar, Nr. 2, S. 1539–1562
- [72] TALVITIE, J. ; LEVANEN, T. ; KOIVISTO, M. ; IHALAINEN, T. ; PAJUKOSKI, K. ; VALKAMA, M.: Positioning and Location-Aware Communications for Modern Railways with 5G New Radio. In: *IEEE Communications Magazine* 57 (2019), September, Nr. 9, S. 24–30
- [73] TAO, W.-J. ; CAI, B.-G. ; WANG, J. ; LIU, J. ; SHANG-GUAN, W.: Digital Track Map Generation for Safety-Critical Railway Applications. In: *International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+)*, 2017, S. 1978–1987
- [74] THALES GROUP: *Wie die Digitaltechnik die Züge von heute verändert*. <https://www.thalesgroup.com/de/group/magazine/wie-die-digitaltechnik-die-zuege-von-heute-veraendert>. – letzter Zugriff: 26.02.2022
- [75] THOMSON, J.: *Finding quaternion representing the rotation from one vector to another*. <https://stackoverflow.com/a/11741520>. – letzter Zugriff: 14.12.2021
- [76] THRUN, S. ; BURGARD, W. ; FOX, D.: *Probabilistic robotics*. Cambridge (Mass.): MIT Press, 2005
- [77] TITTERTON, D. ; WESTON, J.: *Strapdown Inertial Navigation Technology*. London: The Institution of Engineering and Technology, 2004

- [78] VALENTI, R. ; DRYANOVSKI, I. ; XIAO, J.: Keeping a Good Attitude: A Quaternion-Based Orientation Filter for IMUs and MARGs. In: *Sensors* 15 (2015), Nr. 8, S. 19302–19330
- [79] VÁZQUEZ-MÉNDEZ, M. E. ; CASAL, G.: The Clothoid Computation: A Simple and Efficient Numerical Algorithm. In: *Journal of Surveying Engineering* 142 (2016), August, Nr. 3, S. 04016005
- [80] Norm DIN EN 50129 (2003-12). *Bahnanwendungen: Telekommunikationstechnik, Signaltechnik und Datenverarbeitungssysteme – Sicherheitsbezogene elektronische Systeme für Signaltechnik*
- [81] VORNDRAN, I.: Unfallstatistik: Verkehrsmittel im Risikovergleich. In: *Wirtschaft und Statistik* (2010), Dezember, Nr. 12, S. 1083–1088
- [82] WENDEL, J.: *Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation*. München [u. a.]: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 2007
- [83] WIESMEYR, C. ; LITZENBERGER, M. ; WASER, M. ; PAPP, A. ; GARN, H. ; NEUNTEUFEL, G. ; DÖLLER, H.: Real-Time Train Tracking from Distributed Acoustic Sensing Data. In: *Applied Sciences* 10 (2020), Januar, Nr. 2, S. 448
- [84] WIGGER, B. ; BEYER, J.: *Grundlagen der Navigation I (Skript zur Vorlesung)*. TU Darmstadt, Institut für Flugsysteme und Regelungstechnik, 2016
- [85] WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, March 2019*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-359>. Version: 2020-11-27
- [86] WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, October 2018*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-360>. Version: 2020-11-27
- [87] WINTER, H. ; LUTHARDT, S. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Generating Compact Geometric Track-Maps for Train Positioning Applications. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2019, S. 1027–1032
- [88] WINTER, H. ; PRIEBE, L. ; SCHUBERT, M.: The development and integration of continuous localisation systems. In: *Signalling & Datacommunication* (2021), Februar, S. 20–27
- [89] WINTER, H. ; ROTH, M.: *RailDrive February 2019 - Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments*. <http://dx.doi.org/10.48328/tudatalib-166.3>. Version: 2021-02-15

- [90] WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Increasing Accuracy in Train Localization Exploiting Track-Geometry Constraints. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, S. 1572–1579
- [91] WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Train-borne Localization Exploiting Track-Geometry Constraints – A Practical Evaluation. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, Juni 2019, S. 27–36
- [92] WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J. ; LEINING, M. ; SPINDLER, M. ; LAUER, M. ; STEIN, D. ; HEIRICH, O. ; GROOS, J. ; GEFFERT, A. ; BECKER, U. ; BREUER, M.: Localization Reference Train – Sichere Ortung für den Schienenverkehr. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, April 2017, S. 17–26
- [93] YANG, Y.: *Spacecraft Modeling, Attitude Determination, and Control - Quaternion-Based Approach*. Boca Raton (Fla.): CRC Press, 2019
- [94] YU, B. ; EUN, Y.: Sensor attack detection for railway vehicles using topographic information. In: *International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 2017, S. 149–154

---

# Veröffentlichungen des Autors

## Veröffentlichungen

1. WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J. ; LEINING, M. ; SPINDLER, M. ; LAUER, M. ; STEIN, D. ; HEIRICH, O. ; GROOS, J. ; GEFFERT, A. ; BECKER, U. ; BREUER, M.: Localization Reference Train – Sichere Ortung für den Schienenverkehr. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, April 2017, S. 17–26
2. WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Increasing Accuracy in Train Localization Exploiting Track-Geometry Constraints. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, S. 1572–1579
3. WINTER, H. ; LUTHARDT, S. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Generating Compact Geometric Track-Maps for Train Positioning Applications. In: *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2019, S. 1027–1032
4. WINTER, H. ; WILLERT, V. ; ADAMY, J.: Train-borne Localization Exploiting Track-Geometry Constraints – A Practical Evaluation. In: *Scientific Railway Signalling Symposium (SRSS)*, Darmstadt: TUprints, Juni 2019, S. 27–36
5. ROTH, M. ; WINTER, H.: An Open Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments. In: *IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2020
6. WINTER, H. ; PRIEBE, L. ; SCHUBERT, M.: The development and integration of continuous localisation systems. In: *Signalling & Datacommunication* (2021), Februar, S. 20–27

## Datensätze

1. WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, October 2018*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-360>. Version: 2020-11-27
2. WINTER, H. ; ROTH, M.: *RailDrive February 2019 - Data Set for Rail Vehicle Positioning Experiments*. <http://dx.doi.org/10.48328/tudatalib-166.3>. Version: 2021-02-15

3. WINTER, H.: *Rail Vehicle Positioning Data Set: Lucy, March 2019*. <http://dx.doi.org/10.25534/tudatalib-359>. Version: 2020-11-27

**Programmcode**

1. FACHGEBIET REGELUNGSMETHODEN UND ROBOTIK (RMR), TU DARMSTADT (Hrsg.): *GitHub Repository*. <https://github.com/tud-rmr>