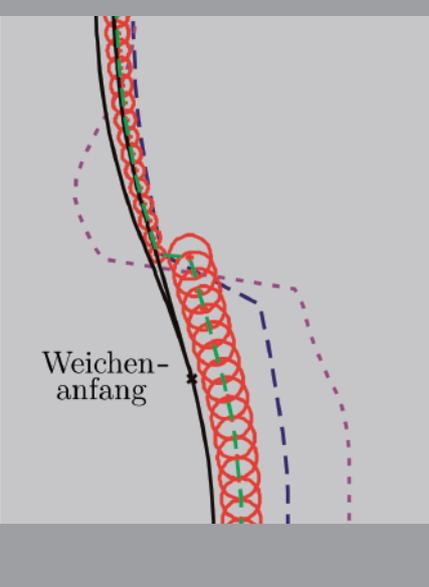
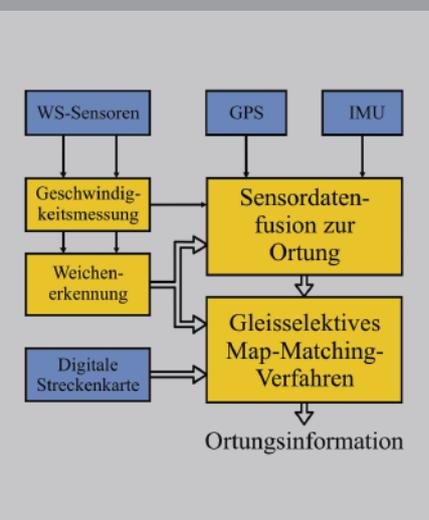


Institut für Mess- und Regelungstechnik
Universität Karlsruhe (TH)
Nr. 011

MSc Frank Böhringer

Gleisselektive Ortung von Schienenfahrzeugen mit bordautonomer Sensorik



Frank Böhringer

**Gleisselektive Ortung von Schienenfahrzeugen mit
bordautonomer Sensorik**

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

Band 011

Gleisselektive Ortung von Schienenfahrzeugen mit bordautonomer Sensorik

von
Frank Böhringer



universitätsverlag karlsruhe

Dissertation, Universität Karlsruhe (TH),
Fakultät für Maschinenbau,
Tag der mündlichen Prüfung: 10. Januar 2008,
Referenten: Prof. Dr.-Ing. C. Stiller, Prof. Dr.-Ing. D. Abel

Impressum

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



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

Universitätsverlag Karlsruhe 2008
Print on Demand

ISSN: 1613-4214
ISBN: 978-3-86644-196-5

Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Angestellter am Institut für Mess- und Regelungstechnik (MRT) der Universität Karlsruhe (TH). Herrn Prof. Dr.-Ing. Christoph Stiller danke ich für die Betreuung dieser Arbeit und die angenehme Arbeitsatmosphäre am Institut, die stets viel Freiraum für die Verwirklichung eigener Ideen gelassen hat. Außerdem bedanke ich mich besonders bei Herrn Prof. em. Dr.-Ing. Franz Mesch für sein großes Interesse an dem Forschungsthema, die interessanten Diskussionen und Anregungen.

Herrn Prof. Dr.-Ing. Dirk Abel danke ich für die freundliche Übernahme des Korreferates und dem Interesse an meiner Arbeit.

Mein besonderer Dank gilt meinen langjährigen Bürokollegen Alexander Geistler für die enge Zusammenarbeit im Bereich Ortung von Schienenfahrzeugen und die vielen gemeinsamen Diskussionen, Dienstreisen, Messfahrten und Veröffentlichungen. Des Weiteren möchte ich mich bei Herrn Stefan Hensel und Herrn Carsten Hasberg für die angenehme Arbeitsatmosphäre in der Bahngruppe bedanken.

Dem Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) danke ich für die finanzielle Unterstützung im Rahmen des Forschungsvorhabens *DemoOrt*. Besonders möchte ich mich bei der Albtal-Verkehrsgesellschaft (AVG) für die unbürokratische Durchführung von Messfahrten auf der Albtalstrecke bedanken. Für die Weiterentwicklung und Verbesserung des Wirbelstrom-Sensorsystems möchte ich mich bei den Herren Hakan Lind und Askell Finnestad für die fruchtbare Kooperation und die vielen interessanten Messfahrten bedanken.

Herrn Thao Dang und Herrn Alexander Geistler danke ich für die mühsame Arbeit des Korrekturlesens, für Motivation und wertvolle Anregungen. Außerdem möchte ich mich bei allen wissenschaftlichen Mitarbeitern für anregende Diskussionen in den Kaffeerunden, viele praktische Hilfestellungen und inspirierende Sommerseminare bedanken. Dem Sekretariat und den Werkstätten sowie Herrn Werner Paal schulde ich großen Dank für die tatkräftige Unterstützung in allen praktischen Problemen.

Herzlich bedanke ich mich bei Diana Zettl und meinen Eltern Anton und Martha Böhringer, die mich unterstützen und immer wieder motivierten. Ihnen ist diese Arbeit gewidmet.

Kurzfassung

Der Straßengüterfernverkehr wird in den nächsten Jahren durch den grenzüberschreitenden Güterverkehr erheblich ansteigen. Diesem Anstieg kann nur durch eine Erhöhung der Schienenverkehrsleistung entgegengewirkt werden, durch eine bessere Ausnutzung der Streckennetze durch moderne Betriebsverfahren, wie Moving-Block, Virtuelle-Zugverbände u. a. Eine Grundvoraussetzung für deren Einführung ist die kontinuierliche und sicherheitsrelevante Positionsverfolgung des Schienenfahrzeugs.

In dieser Arbeit wird eine gleisselektive, bordautonome Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge unter Verwendung diversitärer, redundanter Sensoren vorgestellt. Durch die Verwendung des neuartigen Wirbelstrom-Sensorsystems zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und zur Klassifikation von Eisenbahnweichen werden in Kombination mit inertialer Sensorik, GPS und einer digitalen Streckenkarte die Anforderungen an eine sicherheitsrelevante Ortungsplattform bezüglich Genauigkeit, Verfügbarkeit und Gleisselektivität erfüllt. Hierbei werden unterschiedliche Fusionsansätze basierend auf einem Erweiterten Kalman-Filter, einem Interacting-Multiple-Model-Filter und einem Integrierten Navigationssystem hergeleitet und bewertend verglichen. Zusätzlich ist die Integration von verzögerter Messinformation als Out-of-sequence-Messung unbedingt notwendig. Schließlich wird eine Methode vorgeschlagen, die Gleisinfrastruktur in eine digitale Streckenkarte abzubilden. Aufbauend auf dieser Streckenkarte wird ein probabilistisches Map-Matching-Verfahren entworfen, welches die Positionen der Ortungsfusion mit einem Constrained-Kalman-Filter auf die Fahrwege abbildet und mit den Informationen aus der Weichenerkennung fusioniert. Die Auswertung von realen Versuchsfahrten bestätigt die Leistungsfähigkeit des Verfahrens und zeigt die Gleisselektivität der bordautonomen Ortungsplattform.

Schlagnworte: Ortung – Schienenfahrzeuge – Wirbelstrom-Sensorsystem – Weichenerkennung – Digitale Streckenkarte – Map-Matching – Integriertes Navigationssystem – Kalman-Filter – Informationsfusion

Abstract

In the next years the commercial haulage will increase dramatically due to international road haulage. Only a boost in the railway traffic performance by a more efficient use of the route network due to new operating procedures like moving block or virtual train sets can reduce this effect. A basic requirement for new operating procedures is a continuous and secure train location system.

This thesis evaluates a track-selective and train-borne location system using diverse and redundant sensors. The use of the novel eddy current sensor system for contact-free velocity measurements and turnout classification in combination with inertial sensors, GPS and a digital map guarantee the accuracy, availability and track selectivity of the location system. Three different fusion approaches based on an Extended Kalman Filter, an Interacting Multiple Model and an integrated navigation system are presented and evaluative compared. Moreover it is essential to integrate out-of-sequence measurements in the fusion approaches. Afterwards, a model of the track infrastructure for the digital map is derived. On top of the digital map a probabilistic map-matching algorithm is developed that maps the positions of the sensor data fusion with a Constrained Kalman Filter onto the tracks and fuses them with the data of the turnout classification. The analysis of real test drives prove the performance and the track selectivity of the train-borne location system.

Keywords: Location system – railway – eddy current sensor system – turnout classification – digital map – map matching – integrated navigation system – Kalman Filter – sensor data fusion

Inhaltsverzeichnis

Symbolverzeichnis	XI
1 Einleitung	1
1.1 Einordnung der Arbeit	2
1.2 Ziele und Struktur dieser Arbeit	5
2 Bordautonome Ortungsplattform	7
2.1 Konzeption der Ortungsplattform	7
2.1.1 Sensoren zur Ortung von Schienenfahrzeugen	7
2.1.2 Auswahl der bordautonomen Sensoren	10
2.1.3 Systemübersicht	12
2.2 Wirbelstrom-Sensorsystem	13
2.2.1 Messprinzip und Funktionsweise	14
2.2.2 Sensor- und Auswerteeinheit	15
2.2.3 Robuste Geschwindigkeitsmessung	18
2.2.4 Weichenerkennung	22
2.3 NAVSTAR Global Positioning System (GPS)	25
2.3.1 GPS Systemüberblick	26
2.3.2 Differential-GPS	32
2.3.3 Koordinatensysteme	33
2.4 Inertiales Navigationssystem	35
2.4.1 Drehratensensoren	36
2.4.2 Beschleunigungsmesser	37
2.4.3 Fehlerquellen bei Inertialsensoren	38

3	Vergleich unterschiedlicher Fusionsansätze zur Ortung	41
3.1	Grundlagen der dynamischen Zustandsschätzung	42
3.1.1	Lineare stochastische Systeme	42
3.1.2	Kalman-Filter (KF)	44
3.1.3	Erweitertes Kalman-Filter (EKF)	48
3.1.4	Error-State-Kalman-Filter (ESKF)	50
3.1.5	Interacting-Multiple-Model-Filter (IMM)	53
3.1.6	Integration von Out-of-sequence-Messungen (OOSM) . .	56
3.2	Erweitertes Kalman-Filter mit polarem Systemmodell	62
3.2.1	Schätzung der Fahrzeuggierate	63
3.2.2	Systemmodell des EKF	66
3.2.3	Beobachtungsmodelle des EKF	69
3.3	Interacting-Multiple-Model-Filter	71
3.3.1	Fahrzeugmodell: Reduzierte Ordnung	73
3.3.2	Fahrzeugmodell: Konstante Beschleunigung	75
3.3.3	Implementierung des Interacting-Multiple-Model-Filters .	76
3.4	Integriertes Navigationssystem	77
3.4.1	Grundlagen der inertialen Navigation	78
3.4.2	Stützung des inertialen Navigationssystems	82
3.5	Messergebnisse und bewertender Vergleich	89
3.5.1	Versuchsszenario	89
3.5.2	Bewertungskriterium	90
3.5.3	Vergleichsergebnisse	91
3.5.4	Zusammenfassung	93
4	Modellierung der digitalen Streckenkarte	95
4.1	Darstellung der Gleisinfrastruktur	95
4.2	Grundstrukturen digitaler Karten	96
4.2.1	Lineare eindimensionale Karten	96
4.2.2	Topologische Karten	97

4.2.3	Geometrische Karten	97
4.2.4	Topographische Karten	98
4.3	Das Datenmodell der digitalen Streckenkarte	98
4.3.1	Das Extended-Entity-Relationship Modell	98
4.3.2	Datenmodell der topologischen Ebene	99
4.3.3	Datenmodell der geometrischen Ebene	100
4.3.4	Zusammenfassung	103
4.4	Implementierung der Datenmodelle	103
4.5	Visualisierung der digitalen Streckendaten	104
5	Gleisselektive Map-Matching-Verfahren	107
5.1	Übersicht verschiedener Map-Matching-Verfahren	107
5.1.1	Topologische Verfahren	107
5.1.2	Geometrische Verfahren	108
5.2	Constrained-Kalman-Filter (CKF)	109
5.2.1	Projektionsmethoden	110
5.3	Map-Matching-Algorithmus	112
5.3.1	Entwurf des Constrained-Kalman-Filters	113
5.3.2	Berücksichtigung aller Fahrwege	115
5.3.3	Verwaltung der Constrained-Kalman-Filter	115
5.3.4	Fusion der CKF mit der Information der Weichenerkennung	117
6	Messergebnisse	123
6.1	Versuchsszenario	123
6.2	Bewertungskriterium	123
6.3	Experimentelle Ergebnisse	124
6.4	Fazit und weitere Forschung	129
7	Zusammenfassung	131

A	Anhang	133
A.1	Lösung des l -Schritt-Problems der Retrodiktio	133
A.2	Integration von OOSM in das IMM-Filter	135
A.3	Herleitung des Strapdown-Algorithmus	136
A.3.1	Lageintegration	136
A.3.2	Geschwindigkeitsintegration	139
A.3.3	Positionsintegration	140
A.4	Zusammenhänge für die Strapdown-Rechnung	141
A.5	Ergänzungen zum Datenmodell der Streckenkarte	142
A.5.1	Entitäts- und Relationstypen der topologischen Ebene . .	142
A.5.2	Konsistenzbedingungen für die topologische Ebene	144
A.5.3	Entitäts- und Relationstypen der geometrischen Ebene . .	145
A.5.4	Konsistenzbedingungen für die geometrische Ebene	146
	Literaturverzeichnis	147

Symbolverzeichnis

Abkürzungen

AVG	<u>A</u> lbtal- <u>V</u> erkehrsgesellschaft, Karlsruhe
BMBF	<u>B</u> undes <u>m</u> inisterium für <u>B</u> ildung und <u>F</u> orschung
C/A-Code	<u>C</u> oarse/ <u>A</u> quisition-Code
CAD	<u>C</u> omputer- <u>A</u> ided <u>D</u> esign
CKF	<u>C</u> onstrained- <u>K</u> alman- <u>F</u> ilter
CLC	<u>C</u> losed- <u>l</u> oop-Korrelator
DB AG	<u>D</u> eutsche <u>B</u> ahn <u>A</u> ktiengesellschaft
DemoOrt	<u>D</u> emonstrator <u>O</u> rtung
DGPS	<u>D</u> ifferential <u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem
DTW	Dynamische Zeitverzerrung (engl. <i>dynamic time warping</i>)
EER-Modell	<u>E</u> xtended- <u>E</u> ntity- <u>R</u> elationship-Modell
EGNOS	<u>E</u> uropean <u>G</u> eostationary <u>N</u> avigation <u>O</u> verlay <u>S</u> ervice
EKF	<u>E</u> rweitertes <u>K</u> alman- <u>F</u> ilter
ER-Modell	<u>E</u> ntity- <u>R</u> elationship-Modell
ERTMS	<u>E</u> uropean <u>R</u> ail <u>T</u> raffic <u>M</u> anagement <u>S</u> ystem
ESA	<u>E</u> uropean <u>S</u> pace <u>A</u> gency
ESKF	<u>E</u> rror- <u>S</u> tate- <u>K</u> alman- <u>F</u> ilter
ETCS	<u>E</u> uropean <u>T</u> rain <u>C</u> ontrol <u>S</u> ystem
ETR89	<u>E</u> uropean <u>T</u> errestrial <u>R</u> eference <u>S</u> ystem 1989
EW	<u>E</u> infache <u>W</u> eiche
FOG	<u>F</u> ibre <u>O</u> ptic <u>G</u> yroscope
GIS	<u>G</u> eoinformationssystem
GLONASS	<u>G</u> lobales <u>N</u> avigations- <u>S</u> atelliten- <u>S</u> ystem (russisches GNSS)
GNSS	<u>G</u> lobal <u>N</u> avigation <u>S</u> atellite <u>S</u> ystem
GPS	<u>G</u> lobal <u>P</u> ositioning <u>S</u> ystem (amerikanisches GNSS)
IMM	<u>I</u> nteracting- <u>M</u> ultiple- <u>M</u> odel
IMU	<u>I</u> nertial <u>M</u> easurement <u>U</u> nit (Sensoreinheit)

INS	<u>I</u> nteriales <u>N</u> avigationssystem (Sensor- und Auswerteeinheit)
KF	<u>K</u> alman- <u>F</u> ilter
KKF	<u>K</u> reuz <u>k</u> orrelations <u>f</u> unktion
LZB	<u>L</u> inienz <u>u</u> gbeeinflussung
MEMS	<u>M</u> icro <u>E</u> lectro <u>M</u> echanical <u>S</u> ystem
MM	<u>M</u> ap- <u>M</u> atching
MRT	Institut für <u>M</u> ess- und <u>R</u> egelung <u>s</u> technik, Universität Karlsruhe (TH)
MySQL	freie <u>S</u> tructured- <u>Q</u> uery- <u>L</u> anguage-Datenbank
NAVSTAR	<u>N</u> avigation <u>S</u> ystem with <u>T</u> iming and <u>R</u> anging
OLC	<u>O</u> pen- <u>l</u> oop-Korrelator
OOSM	<u>O</u> ut- <u>o</u> f- <u>s</u> equence- <u>M</u> essungen
P-Code	<u>P</u> recision-Code
PRN	<u>P</u> seudo <u>R</u> andom <u>N</u> oise
RFID	<u>R</u> adio <u>F</u> requency <u>I</u> dentification
RLG	<u>R</u> ing <u>L</u> aser <u>G</u> yroscope
SBAS	<u>S</u> atellite- <u>b</u> ased <u>A</u> ugmentation <u>S</u> ystem
SBB	<u>S</u> chweizerische <u>B</u> undes <u>b</u> ahnen
SDA	<u>S</u> trap <u>d</u> own- <u>A</u> lgorithmus
SNR	Signal-Rausch-Verhältnis (engl. <i>signal-to-noise-ratio</i>)
UTC	Koordinierte Weltzeit (engl. <i>coordinated universal time</i>)
UTM	<u>U</u> niversal <u>T</u> ransverse <u>M</u> ercator
WA	<u>W</u> eichen <u>a</u> nfang
WE	<u>W</u> eichener <u>e</u> rkennung
WGS84	<u>W</u> orld <u>G</u> eodetic <u>S</u> ystem 1984

Notationsvereinbarungen

Skalare	nicht fett, kursiv: a, b, c, \dots
Vektoren	fett, nicht kursiv: $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}, \dots$
Matrizen	fett, nicht kursiv, groß: $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \dots$
Konstanten, Bezeichner	nicht kursiv: a, b, c, \dots

Operatoren

$\arg\{.\}$	Argument einer Funktion
\exp	Exponentialfunktion
$E[\cdot]$	Erwartungswert
\otimes	Korrelation
\bullet	Quaternionenmultiplikation
$\ \dots\ $	Euklidischer Abstand (L2-Norm)

Symbole

Allgemein

a	Beschleunigung
f	Frequenz
i, j, k, l, m, n	Zählvariablen
t	Zeit
v	Geschwindigkeit
x	Weglänge bzw. Position
\mathbf{I}	Einheitsmatrix
$\mathbf{0}$	Nullvektor bzw. Nullmatrix

Bordautonome Ortungsplattform

d	(Rad-)Durchmesser
D_{sr}	Abstand zwischen Signal- und Referenzmuster
h	Abstand des Sensors zum Schienenkopf
$i(t)$	(Erreger-)Strom
l	Sensorabstand der Wirbelstrom-Sensoren
λ	Wellenlänge
$\tilde{\rho}_i$	Pseudoentfernungen zum i -ten Satelliten
P	Wahrscheinlichkeit
\mathbf{r}_i	Referenzsignal der i -ten Weiche
r	Referenzsignal
$s(t)$	Sensorsignal (zeitabhängig)

$s(x)$	Sensorsignal (ortsabhängig)
\mathbf{s}	Sensorsignal (bestehend aus N Samples)
σ	Standardabweichung
$\hat{\sigma}$	empirische Standardabweichung
T	(Signal-)Laufzeit
τ	(Korrelator-)Laufzeit
$u_{P1}(t), u_{P2}(t)$	Spannungsfall an der Empfängerspule
Φ_{12}	Kreuzkorrelationsfunktion (KKF)
\bar{x}_{cl}	Schwellenabstand

Vergleich unterschiedlicher Fusionsansätze zur Ortung

A	Kreuzproduktbildende Matrix der Beschleunigungen
a	dreidimensionale Beschleunigung
B	Eingangsmatrix
b	Bias
C	Richtungskosinusmatrix
E	Richtungskosinusmatrix der Lagefehler
F	Transitionsmatrix
\mathbf{F}_x bzw. \mathbf{F}_μ	Ableitung der Systemmodells nach dem Zustandsvektor bzw. Systemrauschen
\mathbf{F}^{-1}	Rückwärtstransitionsmatrix
f	nichtlineares Systemmodell
G	Einflussmatrix
\mathbf{g}_l^n	Schwerebeschleunigung
H	Messmatrix
\mathbf{H}_x bzw. \mathbf{H}_ν	Ableitung des Beobachtungsmodells nach dem Zustandsvektor bzw. Messrauschen
h	nichtlineares Messmodell
h	geographische Höhe
K	Kalman-Verstärkungs-Matrix
κ	Zeitpunkt der verzögerten Messung
l	Anzahl der verzögerten Zeitschritte
Λ	Likelihood
λ	geographischer Längengrad

μ	Messrauschen
μ	bedingte Wahrscheinlichkeit
M_j	Modell des IMM-Filters
$\mathcal{N}(\mu, \Sigma)$	Normalverteilung mit Erwartungswert μ und Kovarianz Σ
ν	Prozessrauschen
\mathbf{P}	Kovarianzmatrix der Zustandsschätzung
\mathbf{p}	zweidimensionale Positionsangabe
π	Übergangswahrscheinlichkeiten
ϕ	Rollwinkel
ψ	Gierwinkel (Yaw-Winkel)
ψ	Vektor der Lagefehler α, β, γ
Ψ	Kreuzproduktbildende Matrix der Lagefehler
φ	geographischer Breitengrad
\mathbf{Q}	Kovarianzmatrix des Systemrauschens
\mathbf{q}	Quaternion
\mathbf{R}	Kovarianzmatrix des Messrauschens
\mathbf{r}	Residuum
\mathbf{S}	Kovarianzmatrix des Residuums
s	Skalenfaktor
$\Delta\sigma$	Änderung des Orientierungsvektors
θ	Nickwinkel (Pitch-Winkel)
\mathbf{u}	Eingangsvektor
u_1, u_2	Position in UTM-Koordinaten
\mathbf{v}	dreidimensionale Geschwindigkeitsangabe
ω	Drehrate
ω_{ie}^n	Erddrehrate
ω_{en}^n	Transportrate
\mathbf{x}	dreidimensionale Positionsangabe
$\hat{\mathbf{x}}$	geschätzter Zustandsvektor
$\bar{\mathbf{x}}$	Linearisierungspunkt des Zustandsvektors
$\Delta\hat{\mathbf{x}}$	geschätzter Zustandsvektor des Error State Kalman-Filters
$\tilde{\mathbf{Y}}$	kumulative Messungen
$\tilde{\mathbf{y}}$	Messvektor

Gleisselektives Map-Matching-Verfahren

B	Eingangsmatrix
D	Matrix der Randbedingungen
d	Vektor der Randbedingungen
<i>d</i>	Beobachtungen
F	Transitionsmatrix
G	Einflussmatrix
H	Messmatrix
L	Anzahl der Fahrwege
M	Anzahl der Sensoren der Bayes'schen Fusion
μ	Messrauschen
$\mathcal{N}(\mu, \Sigma)$	multivariate Normalverteilung mit Erwartungswert μ und Kovarianz Σ
N	Dimension der Normalverteilung
n	Dimension der Systemzustände
ν	Prozessrauschen
P	Fehlerkovarianzmatrix
<i>p</i>	Wahrscheinlichkeit
s	Dimension der Randbedingungen
u_1, u_2	Position in UTM-Koordinaten
W	Gewichtungsmatrix
$\hat{\mathbf{x}}$	uneingeschränkte Systemzustände
$\tilde{\mathbf{x}}$	eingeschränkte Systemzustände
x	wahre Systemzustände
$\tilde{\mathbf{Y}}$	kumulative Messungen
$\tilde{\mathbf{y}}$	Messvektor
z	Geschehen

1 Einleitung

Nach dem Verkehrsbericht aus dem Jahre 2000 wächst der Straßengüterfernverkehr in Deutschland zwischen 1997 und 2015 um 65%. Vor allem durch die Osterweiterung wird dabei der grenzüberschreitende Güterverkehr um 91% und der Transitgüterverkehr um 105% zunehmen [Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen 2000]. Dem Eintreten dieser Prognose kann nur durch die Erhöhung der Schienenverkehrsleistung entgegengewirkt werden. Ein Ansatz zur Erhöhung der Kapazität ist die bessere Ausnutzung der Fahrwege und Streckennetze durch moderne Betriebsverfahren, wie Moving-Block, Virtuelle-Zugverbände u. a. Ebenfalls möglich wäre ein kooperatives System verschiedener kleinerer Einheiten, ohne strikt zentral organisierte Struktur, welche die Güter direkt vom Erzeuger zum Kunden verteilt.

Eine Grundvoraussetzung für die Einführung neuer Betriebsverfahren ist die kontinuierliche und sicherheitsrelevante Positionsverfolgung des Schienenfahrzeugs. Klassische Systeme verwenden dazu im wesentlichen streckenseitige Sensoren, wie z. B. Linienzugbeeinflussung in Kombination mit einem Odometer. Die Installation und Instandhaltung von streckenseitiger Sensorik erzeugt jedoch hohe Kosten, und eine Ausrüstung lohnt sich erst bei einer sehr guten Streckenauslastung, wie beispielsweise auf Magistralen und vielbefahrenen Strecken. Hingegen würde auf Nebenstrecken mit einer geringeren Zugdichte ein bordautonomes Ortungssystem enorme Kostenvorteile bringen.

Für dispositive Aufgaben, wie z. B. rechnergestützte Betriebsleitsysteme, Fahrzeug- und Flottenmanagement existieren bereits bordautonome Ortungssysteme basierend auf Satellitennavigation. Alle diese Systeme haben jedoch keine sicherheitsrelevante Verantwortung, weshalb Ausfälle auch keine Betriebsgefahr darstellen. Auch ein System aus GPS und Radumdrehungszähler kann zwar die notwendige Genauigkeit von wenigen Metern erreichen, allerdings kann nicht zuverlässig die Gleiselektivität garantiert werden. Diese kann nur durch die Ergänzung von zusätzlicher streckenseitiger Sensorik, wie z. B. Balisen, Infrarot-Ortsbaken oder durch bordautonome Sensoren zur Detektion des aktuellen Fahrwegs erreicht werden. Solche bordautonomen Sensorsysteme analysieren beispielsweise die Richtungsänderung bei der Überfahrt einer Weiche oder erkennen Weichenbauteile aufgrund ihrer metallischen Eigenschaften mit einem Wirbelstrom-Sensorsystem und klassifizieren anschließend die befahrene Weiche und damit auch den Fahrweg.

In dieser Arbeit wird unter Berücksichtigung der Redundanz und Diversität der einzelnen Sensorsysteme ein sicherheitsrelevantes, gleisselektives und bordautonomes Ortungssystem vorgestellt. Hierbei wird ein neuartiges Wirbelstrom-Sensorsystem zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und zur Weichen-erkennung in die Ortungsplattform integriert.

1.1 Einordnung der Arbeit

Im folgenden Abschnitt werden verschiedene Projekte zur Ortung von Schienenfahrzeugen vorgestellt, um eine Einordnung der Arbeit in noch laufende und bereits abgeschlossene Projekte zu erreichen. In der Auflistung werden hauptsächlich öffentlich geförderte, nationale und internationale Projekte beschrieben, welche bordautonome und/oder streckenseitige Sensorik verwenden. Ein besonderes Augenmerk wurde dabei auf das verwendete Ortungskonzept und die Sensorik gerichtet.

RailOrt

Das Projekt *RailOrt – Ortung im spurgebundenen Verkehr auf der Basis von Satelliten-Navigation* analysierte die Anforderungen an das Ortungsmodul sowie die Systemarchitektur, Sicherheit und Wirtschaftlichkeit des gesamten Ortungssystems. Als Sensoren wurden hierbei ein Differential-GPS-Empfänger, ein Beschleunigungsmesser, ein Gyroskop und ein Radumdrehungszähler sowie eine digitale Streckenkarte verwendet. Die Untersuchungen erfolgten für zwei Szenarien: die Verwendung der Ortungsplattform als virtuelle Balise und als Ersatz für das Odometer. Das Projekt wurde vom BMBF gefördert und im Jahr 1997 abgeschlossen [Bikker u. a. 1998a].

APOLO

Das *APOLO*¹-Projekt befasste sich mit dem Vergleich verschiedener GNSS-Empfänger mit und ohne differentieller Korrektur für den sicherheitsrelevanten Bahnbetrieb. Zur Stützung von GNSS-Ausfällen wurde ein Gyroskop und ein Radumdrehungszähler verwendet. Erstmals im Bahnbereich wurde die Verwendung des EGNOS-Systems zur Korrektur der GNSS-Beobachtungen untersucht. Des Weiteren wurde die Befahrrichtung von Eisenbahnweichen aus der Richtungsinformation klassifiziert. Das *APOLO*-Ortungsmodul wurde auf verschiedenen europäischen Bahnstrecken getestet. Abgeschlossen wurde das

¹Advanced Position Locator

Projekt im Jahr 2000 [Filip u. a. 2001].

SATNAB

Das Projekt *SATNAB*² befasste sich mit der Kombination einer digitalen Streckenkarte und der Verwendung von nur einem GPS-Navigations satelliten sowie einer hochpräzisen Uhr zur Positionsbestimmung. *SATNAB* wurde vom BMBF gefördert und im Jahr 2002 abgeschlossen [Däubler u. a. 2002].

RUNE

Ziel des *RUNE*³-Projekts war die Entwicklung einer fahrzeugautonomen Ortungsplattform zur Integration in die ETCS-Architektur, um den Odometer und die Balisen-Schreib-/Leseinheit zu ersetzen. Als Sensorik wurde ein GPS/EGNOS-Empfänger, eine Inertialplattform und ein Radumdrehungszähler am Versuchsfahrzeug installiert. In Verbindung mit der digitalen Streckenkarte wurden virtuelle Balisen erzeugt und als Referenzpunkte verwendet. Das Projekt endete im Jahr 2006 und wurde von der *European Space Agency* (ESA) gefördert [Genghi u. a. 2003; Albanese u. Marradi 2005].

GADEROS

Das *GADEROS*⁴-Projekt demonstrierte den Einsatz von GNSS – zunächst GPS im Hinblick auf eine spätere Nutzung von Galileo – für die Positionsermittlung und eine spätere Einbindung in das ETCS. Hierbei wurde erstmals der Einsatz von Galileo und des Safety-of-Life Services für sicherheitsrelevante Anwendungen untersucht. Gefördert wurde das Projekt von der Europäischen Union als Weiterführung des *APOLO*-Projekts und endete im Jahr 2004 [Urech 2002] [Bustamante u. De Miguel 2003].

Integrail

Im *Integrail*⁵-Projekt der ESA wurde die Nutzung von EGNOS für den Bahnbetrieb untersucht und erfolgreich demonstriert. Zusätzlich zu den GNSS-Beobachtungen wurden ein Gyroskop und ein Beschleunigungsmesser sowie ein Odometer zur Stützung eingesetzt. Beendet wurde das Projekt im Jahre 2004 [Bedrich u. Gu 2004].

²Satellitengestütztes Navigations-Bodenexperiment

³Rail User Navigation Equipment

⁴Galileo Demonstrator for Railway Operation System

⁵Intelligent Integration of Railway Systems

LOCOPROL und LOCOLOC

Die Projekte *LOCOPROL*⁶ und *LOCOLOC*⁷ sind eng miteinander verbunden. Während *LOCOLOC* sich mit der satellitenbasierten Geschwindigkeits- und Beschleunigungsberechnung sowie der Zugvollständigkeit beschäftigt, verwendet *LOCOPROL* diese Informationen, integriert sie in ETCS und kann zusätzlich den Fahrbefehl für den Triebfahrzeugführer erteilen. Abgeschlossen wurde das Projekt im Jahr 2004 [Libbrecht u. Stuesson 2005; Rousseau u. a. 2004].

ALOIS

Das nicht öffentlich geförderte Projekt *ALOIS*⁸ verfolgte das Ziel einer bordautonomen Ortungsplattform. Als Sensorik wurde ein GPS-Empfänger mit Referenzstation, ein Gyroskop und ein Radumdrehungszähler verwendet. Ergänzend wurde auf Basis der digitalen Streckenkarte mithilfe der Richtungsinformation die Befahrerichtung von Eisenbahnweichen klassifiziert und im anschließenden Map-Matching-Verfahren verwendet. Getestet wurde das System auf einem Werksgelände mit komplexem Gleisverlauf, jedoch ausschließlich für nicht sicherheitsrelevante Anwendungen, wie z. B. Telematiksysteme [Plan 2003].

DemoOrt

Das *DemoOrt*⁹-Projekt versucht, eine robuste und bordautonome Positionsbestimmung aus zwei funktional verschiedenen und technisch diversitären Systemen zu ermitteln. Das erste autarke System basiert auf dem ab 2012 verfügbaren Galileo-System, jedoch wird bis zu dessen Verfügbarkeit das GPS/EGNOS-System verwendet. Die zweite Ortungskomponente ist ein Wirbelstrom-Sensorsystem zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und zur Weichenerkennung, welches mit einer digitalen Streckenkarte kombiniert wird. Durch den Vergleich kann die Positionsbestimmung plausibilisiert und mit der Dynamik des Schienenfahrzeugs verknüpft werden. Das Wirbelstrom-Sensorsystem wurde am *Institut für Mess- und Regelungstechnik* (MRT) der *Universität Karlsruhe* entwickelt und findet Verwendung sowohl in dem *DemoOrt*-Projekt als auch in dieser Arbeit. Gefördert wird das Projekt vom BMBF und dessen Abschluss ist für Ende 2008 vorgesehen [DLR u. a. 2006].

⁶Low-cost satellite-based train location system for signalling and train protection for low density traffic railway lines

⁷Low cost train location system

⁸Allgemeines Lokortungs- und Informationssystem

⁹Demonstrator Ortung

Viele der hier vorgestellten Projekte versuchen mithilfe von GNSS und zusätzlicher Sensorik zur Stützung, wie beispielsweise Odometer und inertialer Sensorik, ein sicherheitsrelevantes Ortungssystem aufzubauen. Allerdings können solche Systeme die Gleisselektivität der Positionsschätzung nicht in jedem Fall garantieren. Sehr interessante Ansätze verfolgen dabei die Projekte *APOLO*, *ALOIS* und *DemoOrt*, die durch die zusätzliche Klassifikation der Befahrriichtung von Eisenbahnweichen, eine gleisselektive Ortung erreichen. Auch in dieser Arbeit wird die Weichenerkennung des Wirbelstrom-Sensorsystems in die Ortungsplattform integriert. Eine Abgrenzung zu dem ebenfalls vom mir bearbeiteten Projekt *DemoOrt* ist durch die verstärkte Ausrichtung auf die Entwicklung von Algorithmen gegeben, wo hingegen im Projekt hauptsächlich die Sicherheitsaspekte analysiert und der Verwendungsnachweis erbracht wird.

1.2 Ziele und Struktur dieser Arbeit

Die vorliegende Arbeit befasst sich mit dem Entwurf einer sicherheitsrelevanten, gleisselektiven und bordautonomen Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge. Hierbei wurde ein neuartiges Wirbelstrom-Sensorsystem zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und Weichenerkennung sowie GPS und inertielle Sensorik verwendet. Die Arbeit gliedert sich wie folgt:

- In Kapitel 2 werden zunächst die verschiedenen Sensoren für Ortungssysteme näher erläutert und auf ihre Eignung in der Ortungsplattform analysiert. Anschließend werden unter Berücksichtigung der Redundanz und Diversität der Sensorsysteme verschiedene Sensoren für ein sicherheitsrelevantes Ortungskonzept ausgewählt. In der Plattform wird das Wirbelstrom-Sensorsystem sowie inertielle Sensorik und GPS verwendet. Die Eigenschaften und Abweichungen der einzelnen Sensoren werden ausführlich diskutiert.
- Die Kombination der verschiedenen Sensorinformationen erfolgt in der Ortungsfusion. In der Arbeit werden drei unterschiedliche Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen entworfen und bewertet. Zum besseren Verständnis der Ansätze werden zunächst die theoretischen Grundlagen der dynamischen Zustandsschätzung aufgeführt. Der erste Fusionsansatz basiert auf einem Erweiterten Kalman-Filter mit polarem Systemmodell, der zweite auf dem Interacting-Multiple-Model-Filter mit zwei kartesischen Systemmodellen und der dritte Fusionsansatz nutzt ein Integriertes Navigationssystem zur Zustandsschätzung. Hierbei wird speziell auf die Integration der

Positionsmessung aus der Weichenerkennung als Out-of-sequence-Messung eingegangen. Abschließend werden die Ansätze mit Messdaten aus verschiedenen Versuchsfahrten bewertend verglichen. Die Ortungsfusion bildet die Basis für das gleisselektive Map-Matching-Verfahren in Kapitel 5.

- Für die Verwendung des Gleisverlaufs in Map-Matching-Verfahren muss die Gleisinfrastruktur in einer digitalen Streckenkarte abgebildet werden. Hierfür werden zunächst die Grundstrukturen der digitalen Streckenkarten erläutert, Datenmodelle für die topologische und geometrische Ebene entworfen und mit Objekten der Gleisinfrastruktur in einer Datenbank befüllt. Abschließend wird anhand einer Visualisierung gezeigt, dass die digitale Streckenkarte erfolgreich realisiert wurde.
- Kapitel 5 beschreibt den Entwurf eines gleisselektiven Map-Matching-Verfahrens. Einleitend werden verschiedene topologische und geometrische Verfahren beschrieben. Das hier verwendete Verfahren basiert auf dem Constrained-Kalman-Filter, dessen Algorithmus zunächst beschrieben wird. Im Anschluss wird der Map-Matching-Algorithmus ausführlich erläutert, der zum einen die Positionsschätzung aus der Ortungsfusion mit dem Constrained-Kalman-Filter auf die einzelnen Fahrwege abbildet und zum anderen die Information der Befahrerichtung aus der Weichenerkennung nutzt. Beide Informationen werden nun in einer Bayes'schen Fusion kombiniert und der wahrscheinlichste Fahrweg wird ausgewählt.
- Die experimentellen Ergebnisse aus verschiedenen Versuchsfahrten auf der *Albtalbahn* werden in dem Kapitel Messergebnisse bewertet. Hierbei wird speziell auf die Gleisselektivität, Verfügbarkeit und Leistungsfähigkeit der bordautonomen Ortungsplattform eingegangen.
- Kapitel 7 fasst die wichtigsten Ergebnisse dieser Arbeit zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere Aufgabenstellungen.

2 Ortungsplattform mit bordautonomer Sensorik

2.1 Konzeption der Ortungsplattform

Im Teilkapitel Konzeption der Ortungsplattform wird der Entwurf des bordautonomen Ortungssystems detailliert erläutert. Der erste Abschnitt gibt einen Überblick über mögliche Sensoren zur Ortung von Schienenfahrzeugen, der zweite Abschnitt beschreibt das Auswahlverfahren, bevor schließlich im letzten Abschnitt das Gesamtsystem der Ortungsplattform präsentiert wird.

2.1.1 Sensoren zur Ortung von Schienenfahrzeugen

Im Folgenden werden die wichtigsten fahrzeug- und infrastrukturseitigen Sensoren zur Ortung von Schienenfahrzeugen erläutert und in drei Gruppen eingeteilt:

Geschwindigkeits- und Wegmessung

- Der **Radumdrehungszähler** wird zur Geschwindigkeits- und Wegmessung eingesetzt, indem die Umdrehungen n des Rades gezählt werden. Durch Multiplikation mit dem Radumfang erhält man den zurückgelegten Weg

$$x(t) = n(t) \cdot \pi \cdot d, \quad (2.1)$$

für den mittleren Raddurchmesser d und durch dessen Differenzierung die Fahrzeuggeschwindigkeit.

Allerdings verfälschen mehrere systematische Abweichungen die Messgenauigkeit. Zum einen ergibt sich durch die Traktionskontrolle¹ des Fahrzeugs ein Schlupf zwischen Rad und Schiene von bis zu 30%. Zum anderen entstehen weitere Abweichungen durch das Blockieren der Räder während

¹Die Traktionskontrolle regelt die Antriebsleistung des Schienenfahrzeugs um den optimalen Kraftschluss zwischen Rad und Schiene herzustellen.

eines Bremsvorgangs oder durch den Sinuslauf des Fahrzeugs. Der Radumdrehungszähler kann daher nur bei regelmäßiger Kalibrierung an Referenzpunkten, wie z. B. Balisen, zur Ortung verwendet werden.

- Bei **Doppler-Radar-Sensoren** wird die Geschwindigkeit mithilfe der durch den Doppler-Effekt hervorgerufenen Frequenzverschiebung zwischen ausgesendetem und empfangenem Signal berechnet. Als großer Nachteil muss die Abhängigkeit des Verfahrens vom Reflexionsverhalten des Untergrunds angeführt werden. So können beispielsweise durch Wasser, Eis oder betonierte Flächen spiegelnde Oberflächen entstehen, die eine Geschwindigkeitsmessung unmöglich machen. Auch kann es durch extreme Witterungsverhältnisse zu Ausfällen kommen [Laqua 1996].
- Auch **Optische Sensoren** können zur radunabhängigen Geschwindigkeitsmessung verwendet werden. Ein neuartiger Ansatz im Kfz-Bereich basiert auf der Korrelation von Bildern der Straßenoberfläche [Horn 2007]. Erste Versuchsfahrten demonstrierten eine Eignung dieses Sensors auch für Schienenfahrzeuge [Geistler u. a. 2006]. Ein weiterer Ansatz besteht in der Verwendung eines Ortsfilters zur Geschwindigkeitsbestimmung wie z. B. bei CORREVIT[®]-Sensoren [Zomotor 1975].

Bei extremen Witterungsverhältnissen, z. B. durch aufwirbelnden Schnee, Eisbildung oder Verschmutzung, können jedoch bei allen optischen Sensoren Ausfälle oder Fehlmessungen entstehen.

- Ein **Wirbelstrom-Sensorsystem** bietet ebenfalls die Möglichkeit, die Geschwindigkeit und den Weg berührungslos und somit radunabhängig zu messen. Ein entscheidender Vorteil gegenüber den optischen und radarbasierten Sensoren ist die hohe Robustheit gegenüber Witterungseinflüssen. Eine detaillierte Beschreibung des Wirbelstrom-Sensorsystems ist in Abschnitt 2.2 ausgeführt.

Absolute Positionsbestimmung

- Durch die Verwendung eines **Global Navigation Satellite System (GNSS)** kann weltweit eine absolute Positionsbestimmung erfolgen. Die erzielbare Genauigkeit liegt z. B. beim NAVSTAR GPS bei 5 bis 15 Meter. Allerdings ist für eine Positionsbestimmung die Sicht zu mindestens vier Satelliten notwendig. Deshalb kann beispielsweise in Gebieten mit dichter Bebauung, Einschnitten oder in Eisenbahntunnels keine Messung erfolgen, weshalb eine ständige Verfügbarkeit nicht garantiert werden kann.

Die erzielbare Genauigkeit kann durch die Verwendung von Korrektursignalen, welche zum Beispiel durch DGPS oder EGNOS übertragen werden, auf ca. 1-5 Meter verbessert werden. Allerdings ist auch diese Genauigkeit für eine gleisselektive Positionsbestimmung nicht ausreichend. In Abschnitt 2.3 wird das NAVSTAR GPS ausführlich beschrieben.

- Bei der **Linienzugbeeinflussung (LZB)** besteht die Möglichkeit, Informationen über einen Linienleiter² mit dem Fahrzeug auszutauschen. Der Linienleiter ist im Gleis als Kabelschleife verlegt und wird in regelmäßigen Abständen über einer Schwelle gekreuzt. Diese Kreuzungsstellen können vom Fahrzeug ausgewertet und als diskrete Ortsinformation genutzt werden. Zur Umsetzung der LZB mit Linienleiter ist eine aufwendige strecken- und fahrzeugseitige Ausrüstung notwendig.
- **Ortsbaken** dienen der diskreten Positionsbestimmung in Ortungssystemen mit und ohne Sicherheitsverantwortung. Beispiele hierfür sind RFID-Tags³, Infrarot-Marker oder Eurobalisen. Diese nach dem Transponderprinzip arbeitende Systeme verwenden eine uni- oder bidirektionale, punktförmige Datenübertragung zur Übermittlung ihrer Position und weiteren Informationen. Die Eurobalise ist eine Teilkomponente des European Train Control Systems (ETCS) und wird sowohl zur Positionsbestimmung als auch zur Datenübermittlung genutzt. Alle Ortsbakensysteme erfordern jedoch eine strecken- und fahrzeugseitige Ausrüstung.
- Ein System zur **Weichenerkennung** kann in Kombination mit der Weichenposition aus einer digitalen Streckenkarte ebenfalls zur absoluten Positionsbestimmung verwendet werden. Das in Abschnitt 2.2.4 beschriebene Wirbelstrom-Sensorsystem verwendet die Signatur einer Weiche, um diese aus einer Menge von Referenzweichen zu klassifizieren und die Befahrriichtung zu bestimmen. Ein anderes System zur Weichenerkennung benutzt die gemessene Drehrate des Drehgestells, um die Befahrriichtung einer Weiche zu bestimmen [Plan 2003]. Jedoch wird hierfür eine ungefähre Positionsangabe zur Einschränkung des Suchraums benötigt. Eine Bestimmung des Weichentyps ist mit diesem System nicht möglich.

²In Deutschland werden Kabel-Linienleiter, in Frankreich und Belgien hingegen Schienen-Linienleiter verwendet.

³Als Radio Frequency Identification (RFID)-Tags werden passive oder aktive Transponder für das Nahfeld bezeichnet, die hauptsächlich im Logistikbereich ihre Anwendung finden.

Richtungsinformation

- Die Richtungsinformation kann durch die Verwendung von **Inertialsensoren** bestimmt werden. Zu den Inertialsensoren gehören zum einen Beschleunigungsmesser und zum anderen Drehratensensoren, welche die Beschleunigung bzw. Drehrate des Fahrzeugs messen. Werden jeweils drei Beschleunigungsmesser und drei Drehratensensoren orthogonal zu einem Messsystem zusammengefügt, spricht man von einer Inertial Measurement Unit (IMU). Die entscheidenden Vorteile der Inertialsensoren sind ihre ständige Verfügbarkeit und hohe Robustheit gegenüber Störeinflüssen. Zur Bestimmung der Position bzw. Lage müssen jedoch die Beschleunigungen bzw. Winkelbeschleunigungen der Sensoren doppelt integriert werden, wodurch systematische Fehler in der Messung eine Positions- bzw. Lagedrift verursachen. Durch geeignete Fehlermodelle und Kalibrierung an Referenzpunkten kann dieses Driftverhalten reduziert werden, siehe Abschnitt 3.4.2.
- Der **elektronische Kompass** bestimmt durch Messung der Orientierung und Stärke des Erdmagnetfelds die Richtung des Fahrzeugs bezüglich der magnetischen Nordrichtung und unter Berücksichtigung der Deklination⁴ auch bezüglich der wahren Nordrichtung. Aufgrund der sehr geringen Feldstärke des Erdmagnetfelds ist eine Kalibrierung zur Berücksichtigung anderer Magnetfelder im Fahrzeug notwendig. Da Schienenfahrzeuge hauptsächlich durch leistungsstarke Elektromotoren angetrieben werden und selbst Magnetfelder im Pkw-Bereich zu starken Störungen führen [Czommer 2001], ist der elektrische Kompass für eine Verwendung in einer Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge nicht geeignet.

2.1.2 Auswahl der bordautonomen Sensoren

Im vorhergehenden Abschnitt wurden verschiedene Sensoren für die Ortung von Schienenfahrzeugen erläutert. Aufgrund der Forderung nach einer sicherheitsrelevanten Ortungsplattform und einer ausschließlichen Verwendung bordautonomer Sensorsysteme wurde eine Gegenüberstellung der verschiedenen Sensoren in Tab. 2.1 durchgeführt. Hierbei wurden folgende Vergleichskriterien untersucht: Langzeitstabilität der Sensorsysteme, Art der Positionsbestimmung, Anfälligkeit gegenüber Störeinflüssen und ihre Eignung als bordautonomes Sensorsystem.

Eine sicherheitsrelevante Ortungsplattform kann nur durch die Verwendung diversitärer Sensorsysteme mit redundanter Ortsinformation erreicht werden. Un-

⁴Als Deklination wird die Abweichung der geographischen von der magnetischen Nordrichtung bezeichnet.

Tabelle 2.1: Bewertender Vergleich der verschiedenen Sensorsysteme und ihre Eignung für eine bordautonome Ortungsplattform in Schienenfahrzeugen.

Sensorsystem	Langzeit- genauigkeit	Positions- bestimmung	Störan- fälligkeit	bord- autonom
Radumdrehungszähler	gering	relativ, kont. ^a	sehr hoch	ja
Doppler-Radar	mittel	relativ, kont.	mittel	ja
Optische Sensoren	mittel	relativ, kont.	hoch	ja
Wirbelstrom-Sensorsys.	mittel	relativ, kont.	gering	ja
GNSS	hoch	absolut, kont.	hoch	ja
Linienzugbeeinflussung	hoch	absolut, diskret	gering	nein
Balise	hoch	absolut, diskret	gering	nein
Weichenerkennung ^b	hoch	absolut, diskret	mittel	ja
Inertialsensoren	gering	relativ, kont.	gering	ja
Kompass	hoch	–	sehr hoch	ja

^akontinuierlich^bWeichenerkennung basierend auf dem Wirbelstrom-Sensorsystem

ter Abwägung der verschiedenen Sensoreigenschaften zeigt sich das Wirbelstrom-Sensorsystem als am besten geeigneter Geschwindigkeitssensor, da es sich durch eine geringe Störanfälligkeit und eine akzeptable Langzeitgenauigkeit auszeichnet. Bedingt durch das Sensorprinzip kann dieser berührungslose und radunabhängige Geschwindigkeitssensor jedoch nur den Betrag und nicht den Vektor der Fahrzeuggeschwindigkeit messen. Damit ist eine vollständige geometrische zweidimensionale Navigationslösung nur in Kombination mit einer Richtungsinformation möglich, welche aus der Integration der Drehraten des Fahrzeugs ermittelt werden kann. Durch die Ergänzung des Wirbelstrom-Sensorsystems mit Inertialsensoren zur Drehratenmessung ist die Forderung nach einer vollständigen Navigationslösung bereits erfüllt. Beide bordautonomen Sensorsysteme weisen eine geringe Störanfälligkeit und hohe Verfügbarkeit auf. Aufgrund der geringen Langzeitstabilität der Inertialsensoren muss jedoch eine regelmäßige Kalibrierung stattfinden, siehe Abschnitt 3.2.1.

Das zweite diversitäre Sensorsystem zur Positionsbestimmung sollte für die Kalibrierung der Geschwindigkeits- und Inertialsensorik eine hohe Langzeitstabilität und Richtungsinformation aufweisen. Die globalen Satellitennavigationssysteme (GNSS) bieten durch ihre quasi-kontinuierliche und absolute Positions-, Geschwindigkeits- und Richtungsbestimmung hierzu eine optimale Ergänzung. Das NAVSTAR GPS erfüllt jedoch trotz EGNOS-Korrekturdaten nicht die geforderte Genauigkeit in Gleisquerrichtung von 1,90 m für eine gleisselektive Or-

tung [Grimm u. a. 2005].

Das Wirbelstrom-Sensorsystem, welches bereits zur Geschwindigkeitsmessung verwendet wird, bietet zusätzlich die Möglichkeit der Weichenerkennung, wodurch an Abzweigungsmöglichkeiten im Fahrweg eine zusätzliche Positionsbestimmung und Aussage über die Befahrerichtung der Weiche möglich ist. In Kombination mit einer digitalen Streckenkarte können die Ergebnisse der Weichenerkennung und Ortungsfusion für ein gleisselektives Map-Matching-Verfahren eingesetzt werden. Ausführliche Erläuterungen zu diesem Verfahren sind in Kapitel 5 gegeben.

Darüber hinaus ist die Überprüfung der Zugvollständigkeit ein wichtiger Teil eines sicherheitsrelevanten Ortungskonzepts. In dieser Arbeit werden jedoch nur die Aspekte der bordautonomen Ortungsfusion und ihre Anwendbarkeit auf Schienenfahrzeuge erläutert, weshalb auf die Zugintegrität hier nicht eingegangen werden kann.

Unter Abwägung der angeführten Argumente wurde für die sicherheitsrelevante Ortungsplattform folgende bordautonome Sensorsysteme ausgewählt: Wirbelstrom-Sensorsystem, NAVSTAR GPS und Inertiales Navigationssystem. Im nächsten Abschnitt wird das resultierende Gesamtsystem beschrieben.

2.1.3 Systemübersicht

Eine Systemübersicht des gleisselektiven, bordautonomen Ortungssystems ist in Bild 2.1 dargestellt. Dieses besteht aus insgesamt drei Sensorsystemen:

- Wirbelstrom-Sensorsystem zur Geschwindigkeitsmessung und Weichenerkennung
- NAVSTAR GPS zur Positions- und Lagebestimmung
- Inertiales Navigationssystem zur Geschwindigkeits- und Lagebestimmung

Die von den einzelnen Sensorsystemen gelieferten diversitär redundanten Sensordaten werden unter Berücksichtigung des dynamischen Fahrzeugmodells in der Ortungsfusion zu einer robusten Positions- und Richtungsinformation fusioniert.

Der zweite Teil des Ortungssystems besteht aus einem Map-Matching-Verfahren, das die Zuordnung der fusionierten Position unter Verwendung der Weichenerkennung und der digitalen Streckenkarte zu einer gleisselektiven Fahrzeugposition herstellt.

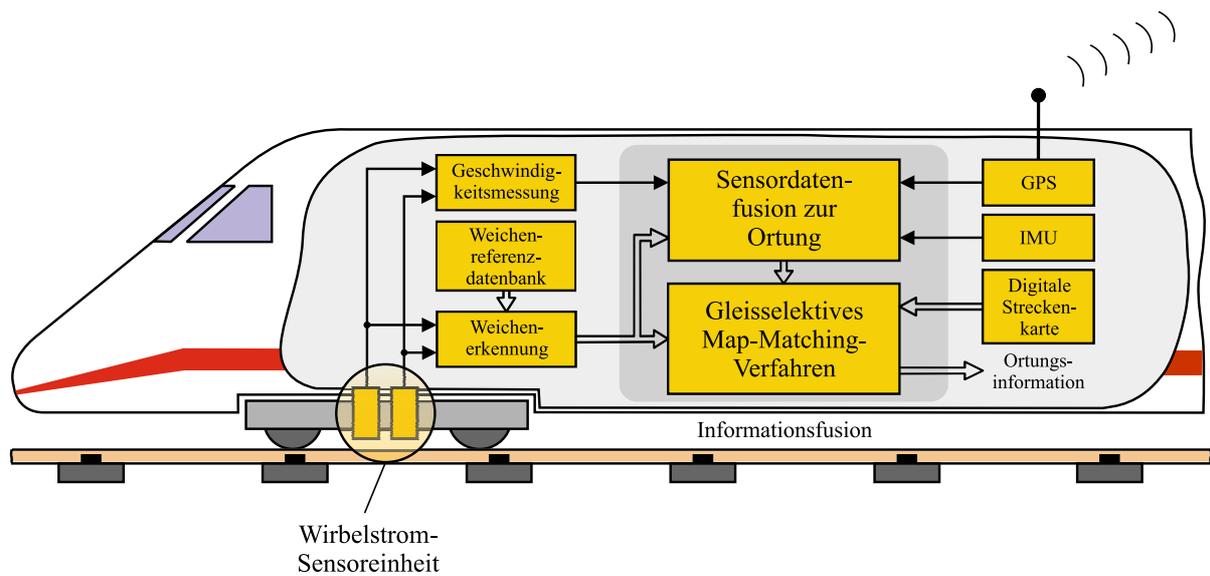


Bild 2.1: Schematischer Aufbau des gleisselektiven, bordautonomen Ortungssystems.

In den nachfolgenden Abschnitten werden die einzelnen Sensorsysteme des resultierenden Ortungssystems detailliert beschrieben. Hierbei wird sowohl auf die Gewinnung der Messdaten als auch auf die systematischen und stochastischen Fehler der Sensorsysteme eingegangen.

2.2 Wirbelstrom-Sensorsystem

Das am *Institut für Mess- und Regelungstechnik (MRT)* der *Universität Karlsruhe* entwickelte Wirbelstrom-Sensorsystem kann sowohl zur Geschwindigkeitsmessung als auch zur absoluten Ortung verwendet werden. Die Geschwindigkeitsmessung erfolgt hierbei berührungslos über der Schiene, wodurch wesentliche Nachteile des herkömmlicherweise als Odometer verwendeten Radumdrehungszählers (s. Kap. 2.1.1) beseitigt werden. Zur absoluten Ortung werden Weichen aufgrund ihrer metallischen Bauteile und den daraus resultierenden höheren Wirbelströmen aus dem Sensorsignal detektiert und mit Referenzdaten verglichen.

Die folgenden Abschnitte geben einen Überblick über das Messprinzip, die Funktionsweise und die Teilkomponenten des Wirbelstrom-Sensorsystems sowie über die berührungslose Geschwindigkeitsmessung und Weichenerkennung.

2.2.1 Messprinzip und Funktionsweise

Wirbelstrom-Sensoren können allgemein Inhomogenitäten in den magnetischen Eigenschaften eines Bauteils erkennen. Abhängig vom Abstand des Sensors zum Bauteil können sie zur zerstörungsfreien Werkstoffprüfung von Eisenbahnschienen [Bentoumi u. a. 2003] oder zur Detektion von Bauteilen im Bereich der Schiene verwendet werden. Aus Sicherheitsgründen muss der Sensor einen Abstand von 100 mm zur Schienenoberkante einhalten, wodurch nur größere metallische Bauteile, wie beispielsweise Schienenbefestigungen, Schienenstöße oder Weichenbauteile, erkannt werden können. Der prinzipielle Aufbau eines Differenz-Wirbelstrom-Sensors ist in Bild 2.2 dargestellt.

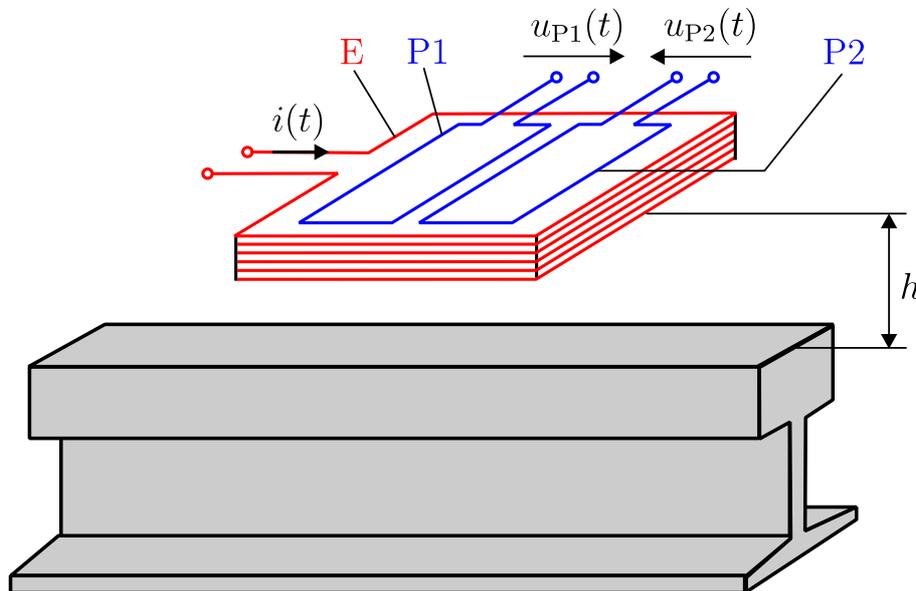


Bild 2.2: Prinzipieller Aufbau eines Differenz-Wirbelstrom-Sensors [Engelberg 2001].

Der Differenz-Wirbelstrom-Sensor besteht aus einer Erregerspule E und zwei in Differenz geschalteten Empfängerspulen P1 und P2. Der Strom $i(t)$ fließt durch die Erregerspule und erzeugt dabei ein magnetisches Wechselfeld, wodurch Wirbelströme in metallischen Bauteilen entstehen. Diese Wirbelströme erzeugen ihrerseits ein Magnetfeld, welches sich dem Erregerfeld überlagert. Metallische Inhomogenitäten stören nun die Ausbreitung der Wirbelströme und verzerren damit das resultierende Magnetfeld. Dieses wiederum erzeugt in jeder Empfängerspule eine Spannung $u_{P1}(t)$ und $u_{P2}(t)$, die mit dem Abstand h des Sensors zum Schienenkopf variiert. Durch die Differenzschaltung der Messspulen wird dieser Einfluss beseitigt, und die Differenzspannung ist gerade dann null, wenn das resultierende Magnetfeld homogen ist. Überfährt der Differenz-Wirbelstrom-Sensor me-

tallische Inhomogenitäten, die beispielsweise durch Schienenbefestigungen verursacht werden, ergibt sich der in Bild 2.3 skizzierte typische Signalverlauf $s(x)$. Aufgrund des relativ großen Abstands des Sensors zum Schienenkopf hat die Oberflächenbeschaffenheit der Schiene keinen Einfluss auf die Messung. Der Sensorabstand sollte allerdings nicht weiter vergrößert werden, da dies das *Signal-Rausch-Verhältnis* (engl. *signal-to-noise ratio* – kurz SNR) extrem verringert und zu einer geringeren Ortsauflösung führt [Engelberg 2001].

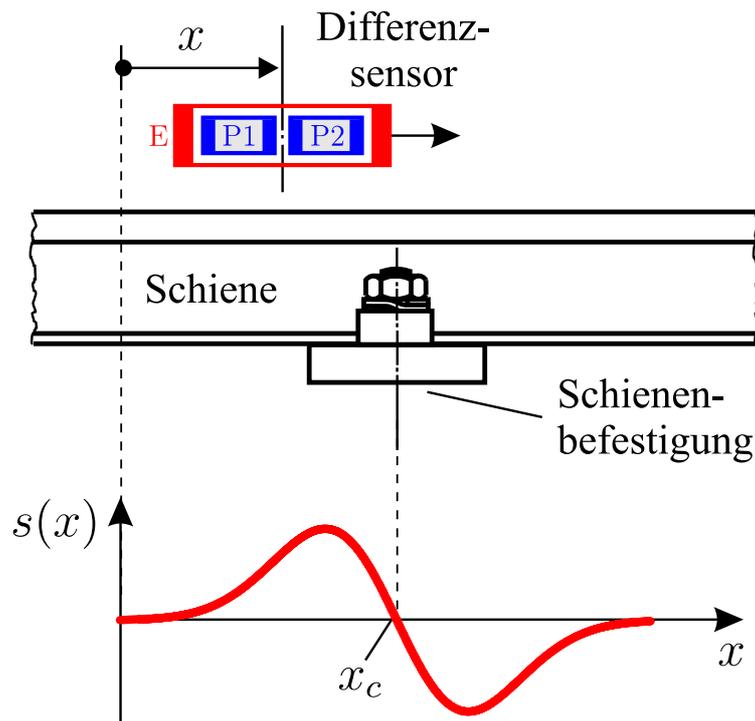


Bild 2.3: Signal des Differenz-Wirbelstrom-Sensors beim Überfahren einer Schienenbefestigung (Simulation) [Engelberg 2001].

2.2.2 Sensor- und Auswerteeinheit

Das in Abschnitt 2.2.1 beschriebene Messprinzip des Differenz-Wirbelstrom-Sensors wurde am MRT als Laboraufbau umgesetzt [Engelberg 2001; Geistler 2007]. Hierbei beinhaltet die Sensoreinheit zwei Differenz-Wirbelstrom-Sensoren, die zur Unterdrückung von Störeinflüssen, wie z. B. elektrische Felder oder durch bewegte metallische Bauteile, nach oben und zur Seite mit einem Schirmgehäuse abgeschlossen sind [Geistler u. Engelberg 2001]. Zum Schutz vor Beschädigungen ist die Sensoreinheit mit einem stoßfesten Metallgehäuse umschlossen. Um das Magnetfeld nicht zu beeinflussen, besteht die Bodenplatte aus Kunststoff.

Eine günstige Stelle zum Befestigen der Sensoreinheit ist generell im Bereich zwischen den Achsen eines Drehgestells, da die Auslenkung des Sensors gegenüber der Schiene dadurch auch im Kurvenbereich gering ist. Jedoch sind an dieser Stelle oftmals Schienenbremsen angebracht, weshalb die Sensoreinheit dann außerhalb des Drehgestells montiert werden muss, siehe Bild 2.4(a).

Mehrere Versuchsfahrten und eine intensive Erprobung des Sensors bei der *Deutschen Bahn AG* (DB AG) [Engelberg 1999, 2000], bei der *Albtal-Verkehrsgesellschaft* (AVG) [Geistler 2002a] und bei den *Schweizerischen Bundesbahnen* (SBB) [Geistler 2002b] haben die Robustheit des Wirbelstrom-Sensorsystems bezüglich Witterungseinflüssen und mechanischen bzw. elektrischen Störungen gezeigt. In diesen Versuchsfahrten konnte eine relative Messunsicherheit der Geschwindigkeitsberechnung unter Verwendung des Closed-loop-Korrelators im Bereich von wenigen Promille erreicht werden [Engelberg 2001].



(a)



(b)

Bild 2.4: Teilkomponenten des Wirbelstrom-Sensorsystems: (a) Sensoreinheit mit den beiden Differenzsensoren befestigt am Drehgestell des Triebwagens; (b) Auswerteeinheit des Wirbelstrom-Sensorsystems am Versuchsstand.

Im Rahmen des vom *Bundesministerium für Bildung und Forschung* (BMBF) geförderten Projekts *DemoOrt* [DLR u. a. 2006; Meyer zu Hörste u. Schnieder 2005] wurde gemeinsam mit *Bombardier Transportation* der Laboraufbau der Wirbelstrom-Sensorsystems zu einem Industrie-Prototypen weiterentwickelt und eingehend erprobt. In Bild 2.4(a) ist die Sensoreinheit dargestellt und Bild 2.4(b) zeigt die Auswerteeinheit des Industrie-Prototypen.

Die Auswerteeinheit des Wirbelstrom-Sensorsystems hat zum einen die Aufgabe, die Erregerspule mit Strom zu versorgen und zum anderen müssen die Messsignale demoduliert, verstärkt und gefiltert werden. Für diese Aufgaben wurde innerhalb des Laboraufbaus das Wirbelstrom-Prüfgerät ECM⁵ Defectomat [Sievers 2002] der Firma *Dr. Förster* verwendet, welches für die Materialprüfung entwickelt wurde. Es besteht aus zwei Wirbelstrom-Kanälen mit 20 bzw. 30 kHz Erregerfrequenz und jeweils einem Leistungsverstärker zur Verbesserung des SNR. Die anschließende Bandpassfilterung unterdrückt zum einen hochfrequente Störsignale und zum anderen den Gleichanteil der Sensorsignale. Über einen analogen Ausgang können die Sensorsignale abgegriffen und weiter verarbeitet werden.

Zur Unterdrückung von Störungen mit einer festen Phasenlage zum Erregersignal wird eine phasenselektive Demodulation verwendet. Diese Störungen können beispielsweise durch das Verkippen des Sensors gegenüber der Schiene oder durch Vibrationen der Sensorabschirmungen entstehen [Engelberg 2001; Geistler u. Engelberg 2001]. Das Demodulationsverfahren spaltet das empfangene Signal in die I-Komponente (in Phase mit dem Erregersignal) und die Q-Komponente (Quadraturkomponente; 90° phasenverschoben). Der Phasenwinkel wird dabei so eingestellt, dass die Störsignale komplett herausgefiltert werden [Engelberg 2001].

Ein entscheidender Nachteil des Wirbelstrom-Prüfgerätes ist die Einstellung des Bandpassfilters und hier speziell die Eckfrequenz des Hochpassfilters, welche fest einprogrammiert wird. Dabei muss zwischen einem langen Einschwingverhalten des Sensorsignals bei niedriger Eckfrequenz und einem Unterdrücken des Nutzsignals bei niedrigen Geschwindigkeiten ausgewählt werden. Als guter Kompromiss hat sich eine Eckfrequenz von 3,3 Hz ergeben, mit der Geschwindigkeiten ab 1,2 m/s gemessen werden können. Diese Einstellungen ermöglichen zusätzlich die Verwendung des Sensorsignals zur Weichenerkennung. Wünschenswert wäre eine geschwindigkeitsabhängige Anpassung der Eckfrequenz des Hochpassfilters, da das Spektrum des Nutzsignals von der Fahrzeuggeschwindigkeit abhängt.

Bei der im Rahmen des Projekts *DemoOrt* von Bombardier entwickelten Auswerteeinheit wird die Bandpassfilterung mit adaptiven, auf die Fahrzeuggeschwindigkeit angepassten Eckfrequenzen umgesetzt. Dadurch wird sowohl eine optimale Unterdrückung der Störsignale als auch eine Verwendung der Sensorsignale bis fast zum Stillstand erreicht. Die demodulierten analogen Wirbelstrom-Sensorsignale können über eine IO-Karte mit dem PC aufgezeichnet werden. Die Geschwindigkeit wird direkt in der Auswerteeinheit auf einem Mikroprozessor berechnet und als serieller Datenstrom an einer RS422-Schnittstelle ausgegeben. Bild 2.4(b) zeigt die Auswerteeinheit mit den Teilkomponenten: Spannungsversorgung und Speisung der Erregerspule, Demodulationseinheit des 20 kHz-Kanals,

⁵ECM = Eddy Current Module

Geschwindigkeitsberechnung und Kommunikation mit dem Konfigurationsrechner, Demodulationseinheit des 30 kHz-Kanals und Reserveeinheit für zukünftige Erweiterungen.

Die große Robustheit des Wirbelstrom-Sensorsystems gegenüber äußeren Einflüssen wie Staub, Wasser und Eis wurde durch verschiedene Messfahrten bestätigt [Engelberg 1999, 2000; Geistler 2002a,b]. Somit ist der Einsatz des Sensors unter extremen Verschmutzungsbedingungen möglich, wie sie im täglichen Bahnbetrieb auftreten. Die Umsetzung des Sensors als abgeglichener Differenzsensor unterdrückt effektiv viele Störungen, die auf beide Empfängerspulen gleichsinnig wirken, wie z. B. die Veränderung des effektiven Abstands zwischen Sensor und Schienenkopf durch Bewegungen der Sensoreinheit. Auch können Störungen mit einer festen Phasenlage durch die phasenselektive Demodulation unterdrückt werden. Jedoch wirken sehr starke elektrische oder magnetische Felder mitunter gegensinnig auf die in Differenz geschalteten Empfängerspulen und können dadurch das Nutzsignal stören. Solche Störungen machen sich jedoch meistens nur in einem Kanal bemerkbar, da sich die beiden Erregerfrequenzen voneinander unterscheiden. Bei einer einfachen Geschwindigkeitsmessung durch Korrelation würde dies sofort zur Dekorrelation der Signale und zu unsicheren Messergebnissen führen.

In den folgenden Abschnitten wird die robuste Geschwindigkeitsmessung durch Fusion zweier Verfahren zur Geschwindigkeitsberechnung, der Laufzeit-Korrelation und der Frequenzanalyse, unter Berücksichtigung der Kinetik des Fahrzeugs beschrieben.

2.2.3 Robuste Geschwindigkeitsmessung

Eine robuste und jeder Zeit verfügbare Geschwindigkeitsmessung ist eine elementare Voraussetzung für ein auf bordautonomer Sensorik basierendes Ortungssystem. Hierbei ist es wichtig, eine Kombination diversitärer Messverfahren zu erreichen und die Messwerte anschließend unter Beachtung der Dynamik des Schienenfahrzeugs zu kombinieren. Die folgenden Abschnitte beschreiben die diversitären Messverfahren Laufzeit-Korrelation und Frequenzanalyse sowie die Fusion der Messwerte mit einem Kalman-Filter.

2.2.3.1 Laufzeit-Korrelation

Die berührungslose Geschwindigkeitsbestimmung durch Laufzeit-Korrelation von bewegten Oberflächen [Fritsche 1979; Mesch 1982; Zeitler 1998; Berger 2003]

und Schienenfahrzeugen [Engelberg 2001; Geistler 2007] ist eine bereits ausgiebig untersuchte und bewährte Methode, weshalb hier nur kurz die wesentlichen Aspekte der Laufzeit-Korrelation zusammengefasst werden.

Das Funktionsprinzip der korrelativen Geschwindigkeitsmessung basiert auf zwei in einem Abstand l zueinander angebrachten Sensoren, die jeweils charakteristische Signale aufnehmen. Bei einer örtlichen Stationarität und einer gewissen Robustheit der Sensoren gegen äußere Störungen nehmen beide Sensoren die gleichen, lediglich um die Laufzeit T zueinander verschobenen Signale auf, wie in Bild 2.5 dargestellt.

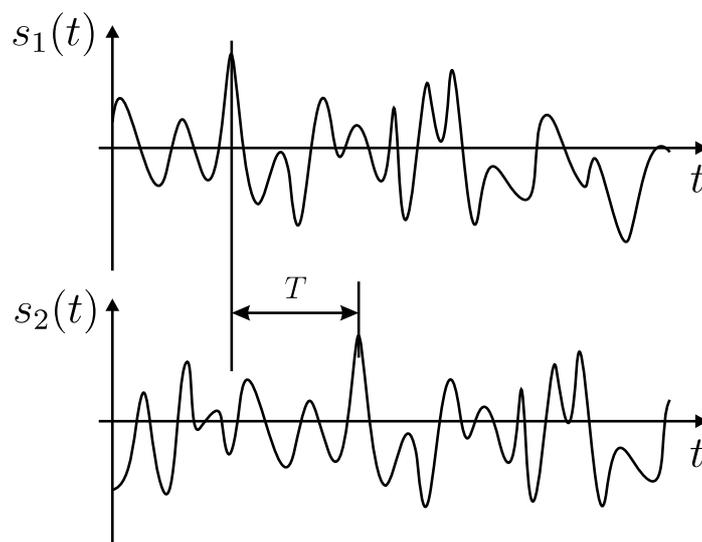


Bild 2.5: Sensorsignale $s_1(t)$ und $s_2(t)$ zur korrelativen Geschwindigkeitsmessung. Durch den räumlichen Abstand der Sensoren ist das Sensorsignal $s_2(t)$ gegenüber $s_1(t)$ um die Laufzeit T verzögert

Die Kreuzkorrelationsfunktion (KKF) der beiden Sensorsignale $s_1(t)$ und $s_2(t)$ während der Messzeit T_M ergibt sich zu

$$\Phi_{12}(\tau) = \lim_{T_M \rightarrow \infty} \frac{1}{T_M} \int_0^{T_M} s_1(t - \tau) s_2(t) dt . \quad (2.2)$$

Wird nun die KKF $\Phi_{12}(\tau)$ über der Korrelator-Laufzeit τ aufgetragen, wie in Bild 2.6 skizziert, ergibt die Position des Maximums genau die Laufzeit T .

Die Berechnung der Laufzeit und damit auch der Geschwindigkeit des Schienenfahrzeugs kann mithilfe des Open-loop-Korrelators (OLC) durch

$$T_{\text{olc}} = \arg \max_{\tau} \{ \Phi_{12}(\tau) \} \quad (2.3)$$

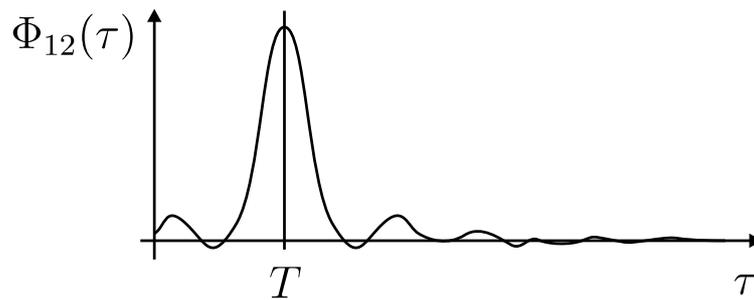


Bild 2.6: Kreuzkorrelationsfunktion $\Phi_{12}(\tau)$ der um die Laufzeit T gegeneinander verschobenen Sensorsignale $s_1(t)$ und $s_2(t)$.

erfolgen. Unter Berücksichtigung des effektiven Abstands l zwischen den Wirbelstrom-Sensoren ergibt sich die Geschwindigkeitsberechnung zu

$$v_{\text{olc}} = \frac{l}{T_{\text{olc}}} . \quad (2.4)$$

Für die korrelative Geschwindigkeitsmessung werden die Signale beider Sensorkanäle benötigt, sodass eine Störung in einem Kanal keine Messung mehr erlaubt. Im folgenden Abschnitt wird die Geschwindigkeitsmessung in nur einem Kanal durch die Verwendung der Frequenzanalyse beschrieben.

2.2.3.2 Frequenzanalyse

Zur Fixierung der Schiene werden auf jeder Schwelle Befestigungsklammern montiert. Diese Schienenbefestigungen erzeugen bei der Überfahrt mit dem Wirbelstrom-Sensor – durch ihren regelmäßigen Abstand – periodische Sensorsignale. Bei bekanntem mittlerem Abstand \bar{x}_{cl} der Schienenbefestigungen kann, unabhängig von der Laufzeit-Korrelation, die Geschwindigkeit ermittelt werden.

In Bild 2.7 sind die typischen zeitabhängigen Wirbelstrom-Sensorsignale während der Fahrt über einer Weiche dargestellt. Im ersten Teil des Diagramms können deutlich die Schienenbefestigungen als periodischer Anteil und im letzten Teil ein Weichenbauteil als aperiodischer Anteil im Signal erkannt werden. Die größere Amplitude und unterschiedliche Frequenz des Signals ist auf die Größe und Form des Weichenbauteils zurückzuführen.

Auf freier Strecke detektiert der Wirbelstrom-Sensor die Schienenbefestigungen, welche in näherungsweise konstantem Abstand \bar{x}_{cl} verlegt sind. Hierbei werden Signale mit einer zur Geschwindigkeit v proportionalen Grundfrequenz f_0 erzeugt. Somit ergibt sich die Berechnung der Fahrzeuggeschwindigkeit zu

$$v = f_0 \cdot \bar{x}_{\text{cl}} . \quad (2.5)$$

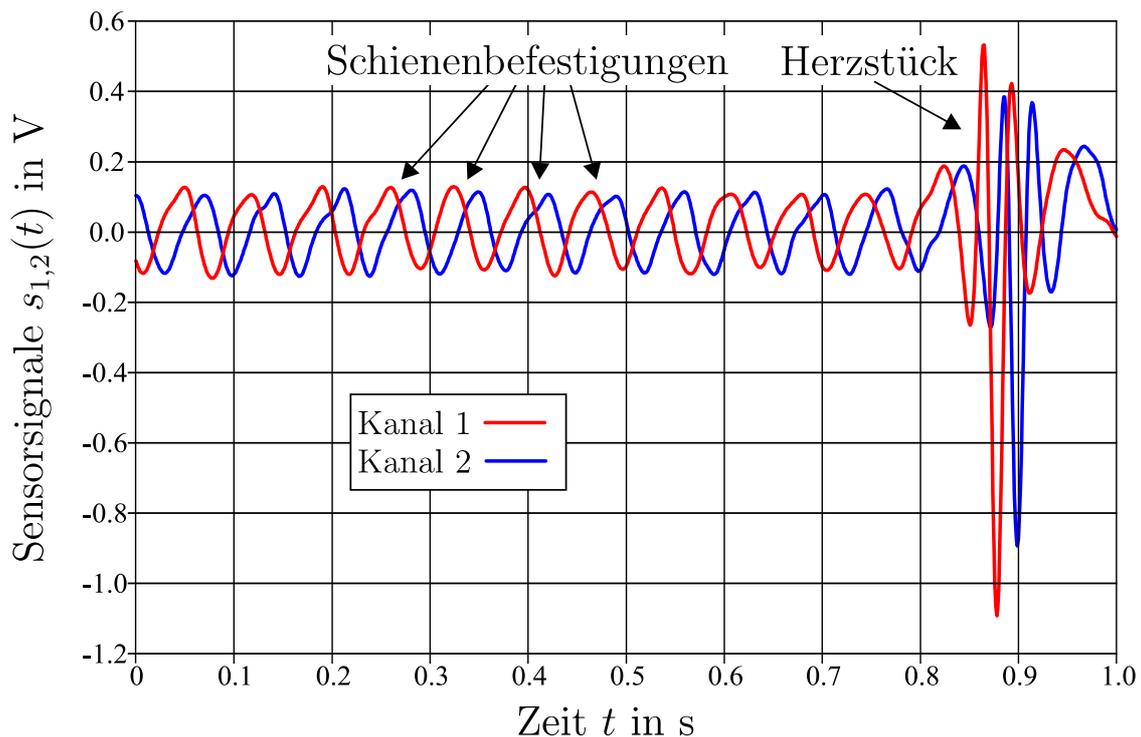


Bild 2.7: Wirbelstrom-Sensorsignale $s_{1,2}(t)$ während der Fahrt über eine Weiche.

Im Weichenbereich werden durch markante Bauteile die Signale der Schienenbefestigungen überdeckt, wodurch im resultierenden Leistungsdichtespektrum eine Bestimmung der Grundfrequenz nicht mehr möglich ist. Durch eine Plausibilitätsprüfung muss sichergestellt werden, dass die durch Frequenzanalyse ermittelten Geschwindigkeiten im Weichenbereich oder beim Auftreten von Störungen nicht in die in Abschnitt 2.2.3.3 beschriebene Fusion einfließen.

Ein entscheidender Vorteil der Frequenzanalyse gegenüber der Laufzeit-Korrelation zur Geschwindigkeitsbestimmung ist die Möglichkeit, mit nur einem Sensorkanal zuverlässig Geschwindigkeitswerte zu ermitteln. Dadurch kann der Ausfall eines Sensorkanals durch die redundante Messung der Frequenzanalyse kompensiert werden.

Weitere Ergänzungen zur Geschwindigkeitsmessung durch Frequenzanalyse, Plausibilitätsprüfung und Herleitung der Standardabweichungen σ_{f_0} und $\sigma_{\bar{x}_{c1}}$ sind in [Geistler 2007] beschrieben.

2.2.3.3 Fusion der Geschwindigkeitswerte

In den vorangegangenen Abschnitten wurden zwei diversitäre Methoden zur Geschwindigkeitsbestimmung von Schienenfahrzeugen unter Verwendung eines

Wirbelstrom-Sensorsystems präsentiert. Die Laufzeit-Korrelation verwendet dabei beide Sensorkanäle und liefert daher nur eine Geschwindigkeitsmessung. Hingegen liefert die Frequenzanalyse eine Geschwindigkeitsmessung je Sensorkanal, sodass insgesamt drei Messwerte zur Verfügung stehen. Diese sollen nun unter Berücksichtigung der Fahrzeugdynamik und Standardabweichungen der Einzelmessungen zu einer optimalen Schätzung kombiniert werden. Das Kalman-Filter bietet hierfür eine geschickte Möglichkeit, die Größen rekursiv zu berechnen [Simon 2006].

Für die Modellierung der Fahrzeugbewegung wird ein kinematisches Modell benötigt, welches das Systemverhalten des Fahrzeugs repräsentiert. Sehr gute Ergebnisse wurden dabei mit der Annahme einer konstanten Beschleunigung des Schienenfahrzeugs erreicht [Böhringer 2003]. Unter Verwendung dieses kinematischen Modells wird in [Geistler u. Böhringer 2004b; Geistler 2007] die Herleitung des eindimensionalen Systemmodells des Kalman-Filters durchgeführt. Zusätzlich wird das Beobachtungsmodell zur Integration der drei unabhängigen Geschwindigkeitswerte sowie weitere Implementierungsdetails beschrieben.

Eine ausführliche Darstellung und Analyse der fusionierten Geschwindigkeitswerte wurde in [Geistler u. Böhringer 2004b] präsentiert. Hierbei wurden auch die Einflüsse verschiedener Störungen, wie beispielsweise durch das elektrische Feld einer Gleisfreimeldeanlage ausgewertet. Durch die Kombination der redundanten Geschwindigkeitsmessungen mit dem vergleichsweise trägen Fahrzeugmodell eines Schienenfahrzeugs kann der Fusionsalgorithmus sogar bei Ausfall eines Sensorkanals weiterhin die Geschwindigkeit zuverlässig bestimmen. Dadurch wird eine robuste und jeder Zeit verfügbare Geschwindigkeitsmessung zur bordautonomen Ortung erreicht.

2.2.4 Weichenerkennung

In Abschnitt 2.2.3 wurde ausführlich die robuste Geschwindigkeitsmessung mit Wirbelstrom-Sensoren beschrieben. Zusätzlich bietet dieses Sensorsystem noch die Möglichkeit, die Sensorsignale nach bekannten Signalmustern zu durchsuchen und anschließend zu klassifizieren. Bei bekannter Position dieser diskreten Ereignisse wird dadurch eine Absolutortung möglich. Als besonders interessante Ereignisse haben sich dabei Eisenbahnweichen herausgestellt, da sie zum einen deutlich im Signal zu erkennen sind und zum anderen sich an Weichen Abzweigungsmöglichkeiten im Fahrweg ergeben. Die Klassifikation der Weichen und die Bestimmung der Befahrriichtung sind für eine gleisselektive Ortung notwendig.

Die wichtigsten Verarbeitungsschritte bei der Weichenerkennung sind die Detektion aufgrund der hohen Signalleistung im Weichenbereich [Geistler u. Böhringer

2004a; Geistler 2007], sowie die Klassifikation, welche im folgenden Abschnitt erläutert wird.

2.2.4.1 Weichenklassifikation

Bei der Weichenklassifikation wird zum einen die befahrene Eisenbahnweiche klassifiziert, um eine absolute Ortsangabe zu erreichen, zum anderen wird die Weichenstellung und damit auch die Befahrriichtung bestimmt. Diese Entscheidung ist notwendig für eine gleisselektive Ortung, da sich an Weichen Abzweigungsmöglichkeiten im Fahrweg ergeben. Die verschiedenen Verarbeitungsschritte sind in [Geistler 2007] beschrieben, weshalb im Folgenden nur die wesentlichen Grundzüge der Klassifikation behandelt werden.

Ähnlichkeit zwischen Signalen

Die Ähnlichkeit zwischen zwei Signalen ist ein wichtiger Parameter für deren Vergleich. Zur Bewertung der Ähnlichkeit muss zunächst ein Distanzmaß definiert werden. Mögliche Distanzmaße zwischen einem Signal \mathbf{s} und einer Referenz \mathbf{r} mit jeweils N Elementen sind, z. B. der Euklidische Abstand, die Mahalanobis-Distanz oder auch die Kreuzkorrelationsfunktion. Bei der Weichenklassifikation kann vereinfachend von unkorrelierten und normierten Daten ausgegangen werden, weshalb der Euklidische Abstand

$$D_{\mathbf{s}\mathbf{r}} = \|\mathbf{s} - \mathbf{r}\| = \sqrt{\sum_{n=0}^{N-1} (s_n - r_n)^2}, \quad (2.6)$$

verwendet wird. Bei identischen Signalen \mathbf{s} und \mathbf{r} ist der Euklidische Abstand gleich null, ansonsten immer größer null. Je kleiner das Distanzmaß, desto größer die Ähnlichkeit der Signale.

In Tabelle 2.2 sind einige Distanzmaße für eine bestimmte Weiche unter Verwendung der Dynamische Zeitverzerrung (engl. *dynamic time warping* – kurz DTW) aufgeführt.

Bayes'sche Signalklassifikation

Eine mächtige Methode, um die aus dem Mustervergleich erhaltenen Merkmalsvektoren sinnvoll statistisch zu vergleichen, ist die Nutzung des Bayes-Klassifikators. Dabei wird aus vorher ermittelten Abständen $D_{\mathbf{s}\mathbf{r}}$ die Wahrschein-

Tabelle 2.2: Größenordnung des mit der Dynamischen Zeitverzerrung ermittelten Distanzmaßes für eine bestimmte Weiche.

Zu vergleichende Weiche	
Distanzmaß des DTW	D_{sr}
identisches Signal	0,00
identische Weiche bei anderer Messfahrt	0,07. . . 0,15
gleiche Weichenstellung, ähnliche Weiche	0,30
andere Weiche bzw. Weichenstellung	0,40. . . 0,60

lichkeit berechnet, dass ein detektiertes Signalmuster \mathbf{s} einem bestimmten Referenzmuster \mathbf{r}_i entspricht. Hieraus folgt die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit des Bayes-Klassifikators zu

$$P(k|\mathbf{s}) = \frac{\exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}_k - \mathbf{s}\|^2}{2\hat{\sigma}_k^2}\right)}{\sum_{i=1}^I \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}_i - \mathbf{s}\|^2}{2\hat{\sigma}_i^2}\right)}, \quad (2.7)$$

mit der empirischen Standardabweichung

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{\|\mathbf{r}_k - \mathbf{s}\|^2}{N}, \quad (2.8)$$

welche für jede zu klassifizierende Referenz k aus mehreren Messungen zuvor bestimmt wird. Die optimale Weiche k kann nun aus der Maximierung von $P(k|\mathbf{s})$ ermittelt werden:

$$\hat{k} = \arg \max_k \{P(k|\mathbf{s})\}. \quad (2.9)$$

Zur Reduzierung von Fehlklassifikationen wird eine sogenannte „0-Weiche“ eingeführt. Wird nun ein Signalmuster einer Weiche, für die es keine Referenz in der Datenbank gibt, klassifiziert, ergibt sich ein euklidischer Abstand größer als eine Schwelle $D_{sr,max}$, und die „0-Weiche“ wird als wahrscheinlichste Weiche ausgewählt. Somit können referenzierte Weichen deutlich von Ereignissen, die nicht in der Datenbank erfasst sind, unterschieden werden.

2.2.4.2 Klassifikationsergebnisse

Die hier aufgeführten Ergebnisse wurden aus Messfahrten auf der Strecke der *Albtalbahn* in Karlsruhe gewonnen. Als Basis für den Vergleich wurde eine Datenbank

mit zwölf Referenzweichen angelegt. Die Ergebnisse nach der Überfahrt und der Klassifikation der Weiche 1090103 sind in Tab. 2.3 aufgeführt.

Tabelle 2.3: Ergebnisse der Weichenklassifikation für die Weiche 1090103.

Weichen-ID	$\hat{\sigma}_k$	$\ \mathbf{r}_k - \mathbf{s}\ $	$P(k \mathbf{s})$
1090303	0,10	0,275	2,06 %
1090202	0,12	0,482	0,03 %
1090103	0,11	0,076	71,85 %
...
1070400	0,12	0,344	1,50 %
1070303	0,14	0,253	17,94 %
1070102	0,13	0,397	0,85 %
...

Zur Verwendung der klassifizierten Weichen in einem Ortungssystem müssen diese auf einen einheitlichen Bezugspunkt mit dazugehöriger Zeitangabe abgeglichen werden. In der digitalen Streckenkarte in Abschnitt 4.3 wird der Weichenanfang als Bezugspunkt gewählt, jedoch ist dieser Punkt nicht identisch mit dem Beginn des detektierten Ortssignals des Wirbelstrom-Sensors bei spitzer Überfahrt der Weiche. Unter Kenntnis der Abstände zwischen Weichenanfang und Beginn der Bauteile sowie der Befahrriichtung kann im Ortssignal der Zeitpunkt des Weichenanfangs berechnet werden. Dieser wird nun mit den Weltkoordinaten aus der Referenzdatenbank ergänzt und in der Ortungsfusion in Kapitel 3 verwendet.

Durch die Verwendung des Wirbelstrom-Sensorsystems ist sowohl eine robuste Geschwindigkeitsmessung des Schienenfahrzeugs als auch die Detektion und Klassifikation der überfahrenen Eisenbahnweichen sowie deren Befahrriichtung möglich. Diese Informationen können unter Verwendung der digitalen Streckenkarte zu einer gleisselektiven Absolutortung verwendet werden. In den folgenden Abschnitten werden zwei weitere bordautonome Sensorsysteme beschrieben, die jedoch unabhängig von der Streckeninfrastruktur sind.

2.3 NAVSTAR Global Positioning System (GPS)

Das *Navigation System with Timing and Ranging – Global Positioning System* (NAVSTAR-GPS) wurde 1973 vom US-Verteidigungsministerium initiiert. Ziel war es, den Streitkräften weltweit, kontinuierlich und wetterunabhängig die Be-

stimmung von Position, Geschwindigkeit und Zeit zu ermöglichen [Hoffmann-Wellenhof u. a. 1997]. Das NAVSTAR-GPS ist das bekannteste und für die zivile Nutzung am meisten verbreitete globale Satelliten-Navigationssystem, jedoch existieren noch weitere Systeme wie z. B. das russische *Globale Navigations-Satelliten-System* (GLONASS) oder das im Aufbau befindliche europäische System *Galileo*.

2.3.1 GPS Systemüberblick

Die Positionsbestimmung von GPS basiert auf der Laufzeitmessung von Signalen, die von Satelliten ausgesendet werden. 1978 wurde der erste Satellit in die Umlaufbahn gebracht, und 1985 wurde GPS mit insgesamt 24 Satelliten offiziell in Betrieb genommen. Bis zum Jahre 2013 ist eine Modernisierung des Systems durch neue Bodenstationen, Satelliten und erweiterte Navigationssignale geplant.

2.3.1.1 Segmente des Systems

Nachfolgend wird der Aufbau des GPS beschrieben, wobei auf die drei Segmente des Systems, das Weltraum-, Kontroll- und Benutzersegment, eingegangen wird.

Weltraumsegment

Das Weltraumsegment – auch Raumsegment genannt – besteht aus 24 Satelliten, die in einer Höhe von rund 20.200 km in sechs Bahnebenen um die Erde kreisen. Die Satelliten-Bahnebenen sind gegenüber dem Äquator um 55° geneigt, und die Umlaufzeit eines Satelliten beträgt ca. 12 Stunden bzw. zwei Umläufe genau einen Sterntag⁶. Bei der Konstruktion des Weltraumsegments wurde darauf geachtet, dass zu jeder Zeit an jedem Ort der Erde mindestens vier Satelliten mit einem Erhebungswinkel, bezogen auf die Erdhorizontale, von mehr als 15° beobachtbar sind.

Die GPS-Satelliten senden Signale auf zwei Trägerwellen im L-Band, L1 mit einer Frequenz $f_{L1} = 1.575,42$ MHz und einer Wellenlänge $\lambda_{L1} \approx 19$ cm und L2 mit einer Frequenz $f_{L2} = 1.227,60$ MHz und einer Wellenlänge $\lambda_{L2} \approx 24,4$ cm. Der große Vorteil bei der Verwendung von zwei Sendefrequenzen besteht darin,

⁶Ein Sterntag ist der Zeitraum zwischen zwei oberen Kulminationen des Frühlingspunkts, verursacht durch die Eigendrehung der Erde. Der mittlere Sterntag ist gegenüber dem mittleren Sonnentag um ca 4 Minuten kürzer.

dass Laufzeitverzögerungen der Signale in der Ionosphäre wieder herausgerechnet werden können.

Auf die beiden Trägerwellen sind zwei Codes, der C/A-Code (Coarse/Aquisition-Code) und der P-Code (Precision-Code), aufmoduliert. Die Codes stellen Zeitmarken dar und erlauben die Bestimmung des Zeitpunktes der Signalausendung. Der C/A-Code hat eine Wellenlänge von ungefähr 300 m, ist nur auf der L1-Trägerwelle aufmoduliert und jedem Nutzer frei zugänglich. Der P-Code hingegen hat eine Wellenlänge von etwa 30 m, ist sowohl auf die L1- als auch auf die L2-Trägerwelle aufmoduliert und ist nur autorisierten Nutzern zugänglich.

Jedem einzelnen Satelliten ist ein ganz bestimmter C/A- und P-Code zugeordnet, der aus scheinbar zufälligen Impulsfolgen, sogenannten PRN-Impulsfolgen (engl. *pseudo random noise*) besteht und sich ständig wiederholt. Zusätzlich werden noch Navigationsnachrichten auf die beiden Trägerwellen L1 und L2 aufmoduliert, die Informationen über den Satellitenuhrenfehler und die Ephemeriden des sendenden Satelliten sowie den Almanach⁷ aller Satelliten und Daten zur Korrektur der Laufzeitverzögerung in der Ionosphäre enthalten.

Kontrollsegment

Das Kontrollsegment besteht aus fünf Monitor- und drei Bodensendestationen, die alle mit der Hauptkontrollstation in Colorado Springs verbunden sind. Zu den Aufgaben des Kontrollsegmentes gehört die Beobachtung und Vorausberechnung der Ephemeridendaten und Satellitenuhrenfehler, die Übermittlung der Navigationsnachricht an die Satelliten sowie die Gesamtkontrolle des Systems.

Benutzersegment

Unter dem Benutzersegment versteht man die Nutzer, die mithilfe von GPS-Empfängern ihre Position, Geschwindigkeit und Zeit bestimmen wollen. Die Positionsbestimmung beruht dabei auf der Messung der Laufzeit, die ein Signal vom Satelliten zum Empfänger benötigt. Aus der Laufzeitmessung kann auf die Entfernung zwischen Satelliten und Empfänger geschlossen werden und bei ausreichender Anzahl an Satelliten schließlich auch auf die Empfängerposition.

Im Folgenden werden die unterschiedlichen Typen von GPS-Empfängern zur Positionsbestimmung kurz beschreiben:

⁷Ephemeriden sind genaue Satelliten-Bahninformationen, die Almanach-Daten sind hingegen nur grobe Bahninformationen zur Bestimmung der Sichtbarkeit der Satelliten.

- **Einfrequenz-Empfänger** können nur den C/A-Code der L1-Trägerfrequenz ausnützen und gehören zu den kostengünstigeren Empfängern. Die erreichbare Positionsgenauigkeit ist geringer als bei anderen Empfängertypen, da sie durch die Auswertung nur einer Frequenz nicht die frequenzabhängige Laufzeitverzögerung der Ionosphäre kompensieren können.
- Der **Zweifrequenz-Empfänger mit Codeless-Technik** nutzt neben dem C/A-Code auch das Satellitensignal auf der L2-Trägerfrequenz, ohne jedoch den Y-Code⁸ zu kennen. Im einfachsten Fall bedient man sich der Tatsache, dass der Y-Code zwar unbekannt, aber auf beiden Phasen identisch ist. Durch Berechnung der Kreuzkorrelationsfunktion zwischen den L1- und L2-Signalen kann der Laufzeitunterschied berechnet und damit der Ionosphärenfehler kompensiert werden. Neben dem beschriebenen Verfahren existieren noch weitere, leistungsfähigere Codeless-Techniken [Hoffmann-Wellenhof u. a. 1997].
- Der **C/A-P(Y)-Empfänger** steht ausschließlich den US-Streitkräften und ihren Verbündeten zur Verfügung. Durch Kenntnis des Y-Codes können beide Trägerfrequenzen genutzt werden. Der C/A-Code wird für den Kaltstart des Empfängers benötigt, da eine Suche nach dem Maximum der Kreuzkorrelationsfunktion in der sehr langen Y-Code Pseudozufallsfolge zu aufwendig wäre.

2.3.1.2 Positionsbestimmung

Die Positionsbestimmung bei GPS beruht auf Streckenmessungen, da im dreidimensionalen Raum die Koordinaten eines unbekanntes Punktes durch Entfernungsmessungen zu drei bekannten Punkten (Satelliten) berechnet werden können. Dazu vergleicht der Empfänger die Ankunftszeit des Signals mit der Zeitmarke des Satelliten und kann über die Signallaufzeit die Entfernung berechnen. Da die Satelliten- und Empfängeruhr niemals synchron sind, wird nicht die geometrische Entfernung, sondern die sog. Pseudoentfernungen bestimmt. Betrachtet man die Empfängeruhr als weitere Unbekannte, kann durch einen vierten Satelliten die Position und Uhrzeit exakt bestimmt werden.

Die folgenden Unterabschnitte beschreiben verschiedene Verfahren zur Positions- bzw. Geschwindigkeitsbestimmung.

⁸Der Y-Code wird verwendet, um den P-Code (engl. precise code) zu verschlüsseln. Der Y-Code steht jedoch nur für militärische Anwendungen zur Verfügung.

Pseudoentfernung aus Code-Messung

Die Pseudoentfernung wird aus der zeitlichen Verschiebung zwischen dem empfängerinternen Referenzsignal und dem empfangenen Satellitensignal gewonnen. Allerdings ist die zeitliche Verschiebung dieser beiden Signale nicht nur von der Laufzeit der Satellitensignale, sondern auch vom Fehler der Empfängeruhr abhängig. In Bild 2.8 ist die Positionsbestimmung mit Pseudoentfernungen für den zweidimensionalen Fall geometrisch veranschaulicht. Jede Pseudoentfernung definiert den Radius einer Kugelschale um den dazugehörigen Satelliten. Werden nun alle Radien um den gleichen Betrag korrigiert, schneiden sich alle Kugelschalen in einem Punkt, und die Position des GPS-Empfängers ist gefunden. Der korrigierte Betrag ist der Empfängeruhrenfehler multipliziert mit der Lichtgeschwindigkeit.

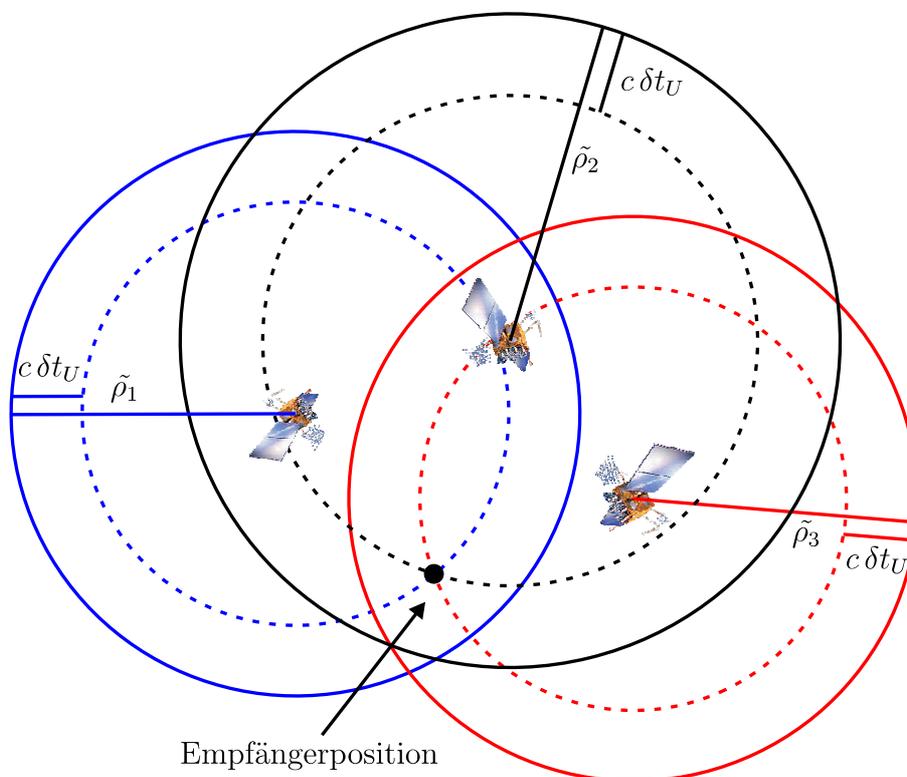


Bild 2.8: Geometrische Veranschaulichung der Positionsbestimmung mit Pseudoentfernungen $\tilde{\rho}_i$ im zweidimensionalen Fall. Die Entfernungsdifferenz $c \delta t_U$ entsteht durch Uhrenfehler im GPS-Empfänger.

Entfernung aus Trägerphase oder Trägerphasendifferenz

Neben der code- und laufzeitabhängigen Berechnung von Pseudoentfernungen spielt besonders die trägerphasengestützte Berechnung der Entfernung in der Geodäsie eine große Rolle. Ein großer Unterschied in der Entfernungsmessung besteht

in der Einbeziehung eines Mehrdeutigkeitsfaktors, da der Trägerphasenwinkel nur innerhalb einer Wellenlänge eindeutig ist. Diese Anfangsmehrdeutigkeit kann mit zwei Empfängern oder einer Referenzstation in einem – im Verhältnis zur Wellenlänge – großen Abstand gelöst werden. Bei optimalen Bedingungen sind Genauigkeiten bis in den Zentimeterbereich möglich. Eine Anwendung in der Fahrzeugortung von Serienfahrzeugen ist durch die Verwendung von Referenzstationen im direkten Arbeitsbereich des Empfängers nur schwer realisierbar.

Doppler-Geschwindigkeitsmessung oder Delta-Range

Die Doppler-Frequenzverschiebung tritt auf, wenn in der Funkverbindung zwischen Satellit und GPS-Empfänger eine Relativgeschwindigkeit besteht. Da sich die Entfernung ständig ändert, kann die Frequenzverschiebung des empfangenen Trägers in Bezug auf die im Empfänger erzeugten hochfrequenten Schwingungen im einem Zeitintervall beobachtet und ausgewertet werden. Bei bekannten Geschwindigkeiten der Satelliten kann nun die Absolutgeschwindigkeit des Empfängers berechnet werden.

2.3.1.3 Fehlerquellen

Die vom GPS-Empfänger gelieferten Pseudoentfernungen, Trägerphasen- oder Delta-Range-Messungen sind mit einer Reihe von Fehlern behaftet. Hierbei werden Common-Mode-Fehler, die in einer bestimmten Region bei jedem Empfänger auftreten, und Noncommon-Mode-Fehler, die vom verwendeten Empfänger und der spezifischen Empfangssituation abhängig sind, unterschieden.

Zu den Common-Mode-Fehlern zählen:

- **Ionosphärenfehler:** Die Ionosphäre beeinflusst die Ausbreitung der elektromagnetischen Wellen und verursacht deshalb Laufzeitverzögerungen der Satellitensignale. Da die Verzögerungen frequenzabhängig sind, können Zweifrequenz-Empfänger diese Fehlerquelle eliminieren.
- **Troposphärenfehler:** Der Troposphärenfehler ist nur von den meteorologischen Parametern und nicht von der Frequenz der Trägerwelle abhängig. Auch der Erhebungswinkel⁹ der Satelliten beeinflusst den Troposphärenfehler.

⁹Der Erhebungswinkel, auch Elevation genannt, beschreibt den Winkel zwischen einem Satelliten und dem Horizont.

- **Ephemeridenfehler:** Die geringfügigen Abweichungen zwischen der vorausgerechneten und tatsächlichen Umlaufbahn der Satelliten nennt man Ephemeridenfehler.
- **Satellitenuhrenfehler:** Trotz ständiger Kontrolle und Korrektur der hochpräzisen Atomuhren besteht immer noch ein Satellitenuhrenfehler.

Zu den Noncommon-Mode-Fehlern zählen:

- **Mehrwegeausbreitungen:** Durch Reflexion der GPS-Signale an hohen Gebäuden oder anderen Erhebungen können sich längere Laufzeiten und dadurch Fehler in der Positionsbestimmung von typischerweise wenigen Metern ergeben.
- **Empfängeruhrenfehler:** Der Empfängeruhrenfehler entsteht durch die Verwendung von günstigen Uhren im Empfänger. Er kann jedoch als vierte Unbekannte in das Gleichungssystem mit aufgenommen werden und beeinflusst deshalb die Genauigkeit der Positionsbestimmung nicht.
- **Empfängerrauschen:** Das Empfängerrauschen entsteht durch thermisches Rauschen und Nichtlinearitäten in den elektronischen Komponenten des GPS-Empfängers. Es verschlechtert die Positionsgenauigkeit um wenige Zentimeter.

Tabelle 2.4: Fehlerbilanz für die Messung der Pseudoentfernungen mit dem C/A-Code. Circa-Angaben in Metern [Mansfeld 2004].

GPS-Segment	Fehlerquelle	Genauigkeit
Raumsegment	Störungen durch die Ionosphäre	5,0
	Störungen durch die Troposphäre	0,5
	Satellitenuhrenfehler	2,0
Kontrollsegment	Ephemeridenfehler	2,5
Benutzersegment	Mehrwegeausbreitungen	1,0
	sonstige Ursachen	1,0

Insgesamt ergibt sich aus der Fehlerbilanz eine Genauigkeit für die Positionsbestimmung von ca. 12 Metern. Durch die Verwendung des Differential-GPS und Korrektur der Messungen kann eine Genauigkeit von ca. 1-5 Metern erreicht werden.

2.3.2 Differential-GPS

Differential-GPS (DGPS) ist ein Verfahren, mit dem die Fehler der von einem GPS-Empfänger ermittelten Positionslösung drastisch reduziert werden können. Dazu bestimmt eine Referenzstation die Pseudoentfernungen aus der Code- und Trägerphasenmessung und berechnet, unter Kenntnis der eigenen Position, die auftretenden Messfehler. Diese Informationen werden dem GPS-Empfänger über verschiedene Medien zur Verfügung gestellt. Ist der GPS-Empfänger im Nahbereich der Referenzstation, können alle Common-Mode-Fehler korrigiert werden. Die Noncommon-Mode-Fehler können jedoch nicht verringert werden [Grewal u. a. 2001].

2.3.2.1 Lokales Differential-GPS

Ein lokales DGPS besteht aus mindestens einer Referenzstation, die ihre Korrekturwerte über einen UKW- oder LW-Sender an die mobilen GPS-Empfänger sendet. Durch die Korrektur können verschiedene Fehlerquellen beseitigt werden. Allerdings sind die Korrekturwerte nur für die Position der Referenzstation gültig und verschlechtern sich mit größerem Abstand. Es kann eine Positionsgenauigkeit im Bereich von einigen Dezimeter erreicht werden.

2.3.2.2 Satellite-based Augmentation System (SBAS)

Im Gegensatz zum lokalen DGPS besteht das *Satellite-based Augmentation System* (SBAS) aus einem weltweit verteilten Netz von Referenzstationen, die ihre Korrekturwerte an eine Zentrale übermitteln. Diese berechnet die Korrekturdaten nicht nur für einen einzelnen Ort, sondern für eine gesamte Region und übermittelt diese über Satelliten zum GPS-Empfänger. Damit wird erreicht, dass die erzielbare Positionsgenauigkeit nicht von der Distanz zur Referenzstation abhängig ist.

In Europa ist seit dem Jahre 2006 der *European Geostationary Navigation Overlay Service* (EGNOS), ein SBAS, im operationellen Betrieb. Mit dessen Hilfe können Einfrequenz-Empfänger die Korrekturdaten über Satelliten empfangen und erreichen im Bereich der Fahrzeugortung eine Positionsgenauigkeit von 1-3 Meter.

Ein wichtiger Aspekt bei der Ortung mit globalen Satelliten-Navigationssystemen ist die Verwendung von Koordinatensystemen und die Transformation in lokale Bezugssysteme. Der folgende Abschnitt beschreibt die verschiedenen Koordinatensysteme und die notwendige Transformation der GPS-Messungen.

2.3.3 Koordinatensysteme

Mit GPS erfolgt die Berechnung der Empfängerposition im globalen Bezugssystem *World Geodetic System 1984* (WGS84) in kartesischen Koordinaten und einer anschließenden Umrechnung in ellipsoidische Koordinaten. Für die Ortung von Schienenfahrzeugen wird jedoch ein zweidimensionales Koordinatensystem verwendet, weshalb die Ellipsoidpunkte durch die *Universale transversale Mercator-Projektion* (UTM-Abbildung) in die Ebene abgebildet werden müssen.

Die Figur der Erdoberfläche kann mathematisch durch einen Rotationsellipsoid beschrieben werden und dient als Bezugssystem. Der von GPS verwendete *Internationale Ellipsoid* des WGS84-Systems ist eine global optimierte Beschreibung der Erdfigur. In der Landesvermessung werden hingegen lokale Ellipsoiden, wie beispielsweise das *Bessel-* oder *Krassowski-Ellipsoid*, verwendet.

Wegen der ungleichmäßigen Massenverteilung im Erdinnern kann die Erdfigur durch eine Äquipotentialfläche des Erdschwerefeldes, das sogenannten Geoid, definiert werden. Es dient als Bezugsfläche für die Höhenmessung und ist an jedem Punkt senkrecht zur Richtung der Schwerkraft.

Die folgende Auflistung beschreibt die unterschiedlichen Koordinatensysteme, die zur Positionsbestimmung mit GPS und zur Koordinatentransformation in das lokale Bezugssystem notwendig sind.

- Das **dreidimensionale kartesische Koordinatensystem** ist ein erdfestes rechtwinkliges Koordinatensystem mit Ursprung im Erdschwerpunkt. Die Z -Achse fällt mit der mittleren Rotationsachse der Erde zusammen und die XY -Ebene liegt in der mittleren Äquatorebene.
- In der Landesvermessung wird meist das **dreidimensionale ellipsoidische Koordinatensystem** mit einem gewählten Bezugsellipsoiden verwendet. Die ellipsoidischen Koordinaten sind eindeutig durch die geographische Breite φ und Länge λ sowie deren Höhe h definiert. Die Länge der Ellipsoidnormalen zwischen einem Punkt und einem Bezugsellipsoid entspricht der ellipsoidischen Höhe des Punktes.
- Das **zweidimensionale ebene Koordinatensystem** entsteht durch die geodätische Abbildung der Oberfläche eines Erdellipsoiden in die Ebene. Der Vorteil besteht in der Beschreibung eines Punktes durch seine ebenen Koordinaten, jedoch ist diese nur für einen Abbildungsbereich, z. B. Meridianstreifen gültig. In Deutschland wird als bundeseinheitliches Koordinatensystem die UTM-Abbildung mit dem Bezugssystem *European Terrestrial Reference System 1989* (ETRS89) verwendet, welches weitgehend identisch mit dem WGS84 ist.

Die UTM-Abbildung beruht auf der universalen transversalen Mercator-Projektion. Diese unterteilt den Rotationsellipsoid in 60 nummerierte Zonen bzw. Meridianstreifen mit einer Längenausdehnung von $\pm 3^\circ$ und einem Maßstabsfaktor des Mittelmeridians von 0,9996. Für Deutschland sind die Mittelmeridiane 3° (Zone 31), 9° (Zone 32) und 15° (Zone 33) östlich Greenwich von Bedeutung. Zur Vermeidung negativer Koordinatenwerte erhält die Abszissenachse den Ordinatenwert 500 km, und die Ordinatenachse wird durch den Äquator gebildet. Die Ordinate wird als Rechtswert (RW) mit vorangestellter Zonenkennzahl und die Abszisse als Hochwert (HW) bezeichnet. In dieser Arbeit werden Positionsangaben mit (u_1, u_2) entsprechend für Rechts- bzw. Hochwert angegeben.

Koordinatentransformation der GPS-Messungen

Zur Verwendung der GPS-Messungen in einem lokalen Koordinatensystem müssen diese von dem dreidimensionalen ellipsoidischen WGS84-Bezugssystem in das zweidimensionale UTM-Koordinatensystem gewandelt werden. In Bild 2.9 werden die Transformationen und die anschließende Projektion der GPS-Messungen.

Die Helmert-Transformation dient der verzerrungsfreien Umrechnung kartesischer Koordinaten des WGS84-Bezugssystems in das Bessel-Bezugssystem und wird durch insgesamt 7 Parameter (3 Verschiebungen, 1 Maßstab, 3 Verdrehungen) beschrieben. Detaillierte Ergänzungen zu den einzelnen Transformationen und Projektionen finden sich in [Mansfeld 2004; Hoffmann-Wellenhof u. a. 1994].

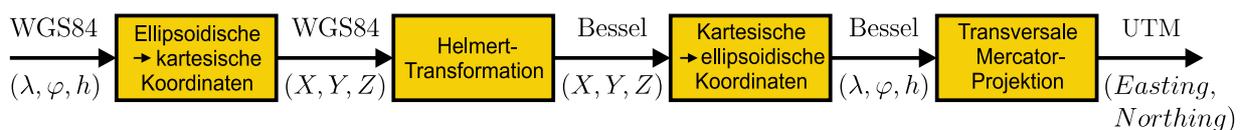


Bild 2.9: Blockdiagramm zur Transformation und Projektion der GPS-Messungen vom dreidimensionalen WGS84-Bezugssystem in das zweidimensionale UTM-Koordinatensystem; Bezeichnungen oberhalb der Pfeile kennzeichnen das Bezugssystem und unterhalb die Koordinaten.

Durch die Verwendung des NAVSTAR GPS kann weltweit eine absolute Positionsbestimmung durchgeführt werden. Ein entscheidender Vorteil von GPS gegenüber anderen Systemen, wie beispielsweise Radumdrehungszählern oder Beschleunigungsmessern, die ihre Positionsbestimmung durch Integration und einen Bezugspunkt erhalten, ist die zeitliche Konstanz der absoluten Positionsgenauigkeit. Für den Bereich der Fahrzeugortung erreicht ein Low-cost-GPS-Empfänger

mit zusätzlicher Korrektur der Pseudoentfernungen durch EGNOS eine Positionsgenauigkeit von 1-3 Meter. Ein weiterer Vorteil des NAVSTAR GPS ist die Übermittlung einer sehr präzisen Zeitreferenz in der koordinierten Weltzeit (engl. *coordinated universal time* – kurz UTC), die zur Synchronisierung der verschiedenen Sensordaten verwendet werden kann.

2.4 Inertiales Navigationssystem

Ein inertiales Navigationssystem (INS) besteht aus drei Drehratensensoren und drei Beschleunigungsmessern, die jeweils orthogonal angeordnet sind. Aus den gemessenen Drehraten und Beschleunigungen können durch Integration Position, Geschwindigkeit und Lagewinkel des Fahrzeugs im Raum bestimmt werden.

Aufgrund begrenzter Rechenleistung fanden in den Fünfzigerjahren des letzten Jahrhunderts zunächst lediglich Systeme mit kardanischn gelagerten, stabilisierten Plattformen Verwendung. Dabei wird die Lage der Plattform mit Drehratensensoren gemessen und durch Elektromotoren an den Lagern der kardanischen Aufhängung raumstabil ausgerichtet und ist damit unabhängig von den Drehbewegungen des Fahrzeugs. An der Stellung der Kardanrahmen kann nun die Lage des Fahrzeugs ermittelt werden. Bei Ausrichtung der sensiblen Achsen der Beschleunigungsmesser in Nord- und Ostrichtung sowie in Richtung der lokalen Vertikalen kann durch Integration die Plattformgeschwindigkeit und der zurückgelegte Weg errechnet werden. Unter Kenntnis der initialen Position, Geschwindigkeit und Lage der Plattform kann zu jedem Zeitpunkt eine vollständige Navigationslösung berechnet werden.

Durch wachsende Rechnerleistung ist heutzutage die Mechanisierung nicht mehr als anfällige stabilisierte mechanische Plattform, sondern in der sogenannten Strapdown-Technik realisiert. Hierbei sind die Inertialsensoren, drei Drehratensensoren und drei Beschleunigungsmesser, die als Inertial Measurement Unit (IMU) bezeichnet werden, fest mit dem Fahrzeug verbunden. Bei bekannten Anfangswerten kann mithilfe der Drehratensensoren die Drehbewegung des Fahrzeugs verfolgt und die sich ständig ändernde Ausrichtung der Beschleunigungsmesser berechnet werden. Diese Lageinformation wird nun verwendet, um die gemessenen Beschleunigungen in ein Koordinatensystem mit den Achsen in Nord-, Ost- und in Richtung der lokalen Vertikalen zu transformieren. Durch Integration der transformierten Beschleunigungen kann auf die Position und Geschwindigkeit der Plattform geschlossen werden. Diese Berechnung der Navigationslösung wird als Strapdown-Algorithmus (SDA) bezeichnet und besteht aus den drei Teilen: Lageintegration, Geschwindigkeitsintegration und Positionsintegration. Durch die di-

rekte Verbindung der IMU mit dem Fahrzeug müssen bei Strapdown-Systemen die Drehratensensoren je nach Fahrzeug bis zu mehrere hundert Grad pro Sekunde messen können – bei Plattformsystemen müssen lediglich wenige Grad pro Stunde erfasst werden. Hieraus ergeben sich neue Anforderungen an die Sensortechnologie der Drehratensensoren, worauf im folgenden Abschnitt eingegangen wird.

2.4.1 Drehratensensoren

Drehratensensoren messen die Rotationsgeschwindigkeit eines Körpers und werden auch als Kreisel oder Gyroskope bezeichnet. Zu den wichtigsten Drehratensensoren für die Inertialnavigation zählen MEMS-Kreisel, Faserkreisel und Ringlaserkreisel. Daneben existiert noch eine Vielzahl anderer Ansätze zur Messung von Drehraten, welche in [Titterton u. Weston 2004; Grewal u. a. 2001] zu finden sind.

- Die **MEMS-Kreisel** (engl. *micro electro mechanical system*) zählen zu den kostengünstigen Drehratensensoren und weisen in der Regel auch eine geringere Güte auf als z. B. Faserkreisel oder Ringlaserkreisel. Sie verwenden den Effekt der Coriolis-Beschleunigungen auf eine schwingende Masse, um eine Drehbewegung zu messen. Hierzu werden beispielsweise die Zinken einer gabelförmigen Struktur zum Schwingen angeregt. Wird die Anordnung um die Achse der Schwingungsebene senkrecht zur Bewegungsrichtung der Zinken gedreht, werden die Zinken durch die einwirkende Coriolis-Beschleunigung zusätzlich senkrecht zur Schwingungsebene ausgelenkt. Diese Auslenkung kann kapazitiv gemessen werden und ist proportional zur vorliegenden Drehrate. Aufgrund ihrer Bauart können MEMS-Kreisel sehr robust gegenüber Erschütterungen und Beschleunigungen ausgelegt werden [Grewal u. a. 2001].
- Der **Faserkreisel** (engl. *fibre optic gyroscope* – kurz FOG) misst die Drehbewegung durch Ausnutzung des sog. Sagnac-Effects: Werden zwei kohärente Lichtstrahlen in entgegengesetzter Richtung auf eine geschlossene Bahn gelenkt und dreht sich die gesamte Anordnung, entsteht eine Phasenverschiebung zwischen den Lichtstrahlen, die proportional zur Drehbewegung ist. In der einfachsten Form eines Faserkreisels durchlaufen zwei Lichtstrahlen im und entgegen dem Uhrzeigersinn eine Glasfaserspule. Anschließend werden sie zur Interferenz gebracht und die Intensität über eine Photodiode gemessen. Umfassende Details zu diesem Sensorprinzip und weitere Implementierungen sind in [Lefèvre 1993] zu finden.

- Ein **Ringlaserkreis** besitzt drei oder mehr Spiegel, die so angeordnet sind, dass ein geschlossener Lichtweg entsteht. Auf diesem laufen kontinuierlich zwei Laserstrahlen im und entgegen dem Uhrzeigersinn um. Liegt keine Drehung vor, ist die optische Weglänge für beide Laserstrahlen identisch, und es entstehen am Detektor zwei stehende Wellen identischer Frequenz. Dreht sich jedoch der Sensor, verändert sich die optische Weglänge aufgrund des Sagnac-Effekts, und die Interferenzstreifen beginnen zu wandern. Ringlaserkreis gehören zu den hochwertigsten verfügbaren Drehratensensoren.

In Tab. 2.5 werden die Größenordnungen von Drehratensensorfehlern der unterschiedlichen Sensorprinzipien verglichen.

Tabelle 2.5: Gegenüberstellung von Drehratensensorfehlern in Abhängigkeit der eingesetzten Technologie [Titterton u. Weston 2004].

Fehler	MEMS	FOG	RLG
g -unabhängiger Bias ($^{\circ}/h$)	5–180000	0,1–50	0,001–10
g -abhängiger Bias ($^{\circ}/h/g$)	1	< 1	0
g^2 -abhängiger Bias ($^{\circ}/h/g^2$)	0,3	< 0,1	0
Skalenfaktorfehler (ppm)	400	100	5
Angle Random Walk ($^{\circ}/\sqrt{h}$)	1	0,1	0,01

Inertiale Sensoren können nicht nur zur Messung von Drehraten, sondern auch zur Messung von Beschleunigungen verwendet werden. Im folgenden Abschnitt werden zwei verschiedene Arten von Beschleunigungsmessern vorgestellt.

2.4.2 Beschleunigungsmesser

Auch in dem Bereich der Beschleunigungsmesser gewinnen die MEMS-basierten Sensoren immer mehr an Bedeutung. Deshalb werden nachfolgend die beiden wichtigsten Sensortypen dieser Kategorie, der Vibrating-beam- und der Pendel-Beschleunigungsmesser, beschrieben. Eine Übersicht über die verschiedenen Sensorprinzipien ist in [Titterton u. Weston 2004] zu finden.

- Beim **Pendel-Beschleunigungsmesser** wird eine Probemasse durch das Einwirken von Beschleunigungen aus ihrer Ruhelage ausgelenkt. Im Open-loop-Betrieb wird diese Auslenkung kapazitiv gemessen und ist nur in einem kleinen Messbereich um die Ruhelage linear. Im Closed-loop-Betrieb hingegen wird die Auslenkung der Probemasse durch das Anlegen einer Spannung verhindert, wodurch der lineare Messbereich vergrößert werden kann.

Die dabei fließenden Ströme sind ein Maß für die einwirkenden Beschleunigungen.

- Der **Vibrating-beam-Beschleunigungsmesser** besteht aus einer Probemasse, die über zwei Quarze mit dem Gehäuse verbunden ist. Wird nun diese Probemasse durch das Einwirken von Beschleunigungen aus ihrer Ruhelage bewegt, wird der eine Quarz gestaucht und der andere gedehnt. Im beschleunigungsfreien Fall haben beide Quarze die gleiche Schwingungsfrequenz, jedoch erhöht bzw. verringert sich die Schwingungsfrequenz bei Einwirkung der Beschleunigung. Die resultierende Schwebefrequenz ist proportional zur Auslenkung der Probemasse und kann sehr genau gemessen werden.

In Tab. 2.6 werden die beiden Sensorprinzipien mit einer Größenangabe der auftretenden Beschleunigungsmesserfehlern gegenübergestellt.

Tabelle 2.6: Gegenüberstellung von Beschleunigungsmesserfehlern in Abhängigkeit der eingesetzten Technologie [Titterton u. Weston 2004].

Fehler	Pendel	Vibrating Beam
Konstanter Bias (mg)	0,1–10	0,1–1
Biasstabilität (mg)	1	0,1
Skalenfaktorfehler (ppm)	1000	100
Velocity Random Walk (m/s/ \sqrt{h})	0,04	0,01

2.4.3 Fehlerquellen bei Inertialsensoren

Die von den Inertialsensoren gemessenen Drehraten und Beschleunigungen bzw. Winkel- und Geschwindigkeitsinkremente¹⁰ werden durch den Einfluss von verschiedenen Fehlerquellen verfälscht. Diese Abweichungen vom wahren Wert können in deterministische und stochastische Fehler unterteilt werden.

Zu den deterministische Fehler zählen:

- **Bias:** Als Bias wird bei Inertialsensoren der Nullpunktsfehler bezeichnet. Dieser ist durch eine konstante Abweichung der gemessenen von den tatsächlich vorliegenden Beschleunigungen bzw. Drehraten gekennzeichnet. Weiterhin weisen Drehratensensoren noch einen zusätzlichen Bias auf, der von der einwirkenden Beschleunigung abhängig ist.

¹⁰Viele IMUs integrieren über das Abtastintervall bereits die Drehraten und Beschleunigungen zu Winkel- und Geschwindigkeitsinkrementen auf.

- **Skalenfaktorfehler:** Der Skalenfaktorfehler ist ein Messfehler, der eine lineare Abhängigkeit zu den wahren Drehraten bzw. Beschleunigungen aufweist. Bei Drehratensensoren kann zusätzlich noch ein nichtlinearer Anteil hinzukommen, der als maximale Abweichung des Skalenfaktorfehlers von der Ausgleichsgerade in Abhängigkeit der gemessenen Drehraten angegeben wird.
- **Fehlausrichtung:** Die Fehlausrichtung (engl. *misalignment*) entsteht durch die Anordnung der drei Inertialsensoren zu einer Triade, da die sensiblen Achsen der Sensoren nicht exakt orthogonal ausgerichtet werden können. Zur Reduzierung dieses systematischen Fehlers werden die Fehlausrichtungen in einer Laborkalibrierung bestimmt und in einer Korrekturmatrix gespeichert.

In Bild 2.10 ist ein Teil der deterministischen Fehler illustriert.

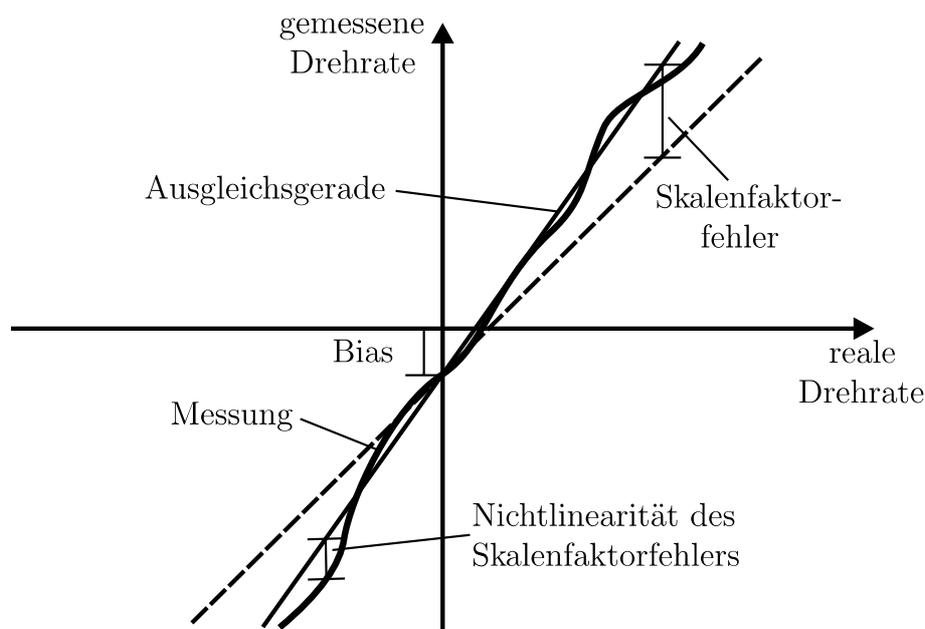


Bild 2.10: Charakteristik des Skalenfaktorfehlers bei Inertialsensoren: Bias, Skalenfaktorfehler und Nichtlinearität des Skalenfaktorfehlers.

Zu den stochastischen Fehler zählen:

- **Sensorrauschen:** Das Sensorrauschen wird durch die Verwendung elektronischer Bauteile im Sensor verursacht oder ist bereits in dem zur Messung ausgenützten physikalischen Phänomen vorhanden.
- **Biasstabilität:** Zusätzlich zu dem konstanten und beschleunigungsabhängigen Bias entsteht z. B. durch Temperaturabhängigkeiten der Bauteile ein Nullpunktsfehler, der eine zeitliche Variationen aufweist.

Die Größe der Sensorfehler hängt maßgeblich von der verwendeten Sensortechnologie ab. Bei der Kombination der Inertialsensoren zu einer IMU treten noch weitere Fehlerquellen auf. So kann die Orthogonalität der sensiblen Achsen nicht mit ausreichender Genauigkeit erreicht werden. Des Weiteren tritt bei Beschleunigungstriaden aufgrund ihrer physikalischen Ausdehnung eine Abweichung der sensiblen Achse vom Koordinatenursprung auf, welche bei Rotationen zu Zentripetalbeschleunigungen führen. Beide Fehlerquellen können jedoch durch eine Laborkalibrierung reduziert werden.

3 Bewertender Vergleich unterschiedlicher Fusionsansätze zur Ortung

Im folgenden Kapitel werden verschiedene Fusionsansätze zur bordautonomen Ortung von Schienenfahrzeugen hergeleitet und deren Leistungsfähigkeit in einem bewertenden Vergleich untersucht. Das Ziel der Ortungsfusion ist es, durch eine Kombination der verschiedenen fehlerbehafteten Sensordaten – unter Berücksichtigung des dynamischen Fahrzeugmodells – die optimale Ortsinformation des Schienenfahrzeugs zu bestimmen. Als Sensordaten werden die Positionsbestimmung der Weichenerkennung und die Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems, die inertialen Messdaten der IMU sowie die Position und Lage des GPS verwendet. Das Ergebnis der Sensordatenfusion steht in Form einer zweidimensionalen Positionsangabe – die Bewegung des Schienenfahrzeugs wird in einer Ebene modelliert – und der Richtungsinformation zur Verfügung.

Bei der Ortung von Schienenfahrzeugen treten aufgrund von Häuserschluchten, Tunnels oder Berge immer wieder Sensorausfälle des GNSS oder Verfälschungen durch Mehrwegeausbreitungen auf. Parallel muss die Gleisselektivität des Ortungssystem für sicherheitsrelevante Anwendungen garantiert werden. Auch der Gleisverlauf mit sehr langen Geraden und engen Kurven bedeutet eine Herausforderung für viele Tracking-Algorithmen, weshalb moderne Methoden wie das Interacting-Multiple-Model-Filter oder ein Integriertes Navigationssystem zum Einsatz kommen. Zusätzlich muss die verzögerte Positionsmessung der Weichenerkennung als Out-of-sequence-Messung integriert werden.

Es werden insgesamt drei unterschiedliche Fusionsansätze basierend auf verschiedenen Systemmodellen hergeleitet und verifiziert. Zusätzlich zu den ständig verfügbaren Messdaten des Odometers, der Inertialplattform und des GPS wird die verzögerte Positionsmessung der Weichenerkennung in die Fusion integriert.

Die in der Ortungsfusion verwendeten Algorithmen stützen sich auf die Theorie der dynamischen Zustandsschätzung¹, die nachfolgend hergeleitet und ausführlich erläutert wird.

¹Im englischen Sprachraum wird die dynamischen Zustandsschätzung oft als *state estimation* oder *target tracking* bezeichnet.

3.1 Grundlagen der dynamischen Zustandsschätzung

In diesem Abschnitt werden die Grundlagen der dynamischen Zustandsschätzung detailliert diskutiert. Beginnend mit der Beschreibung linearer stochastischer Systeme wird anschließend das Kalman-Filter zur Schätzung der linearen Systemzustände eingeführt. Aufbauend auf dem Kalman-Filter wird die Zustandsschätzung für nichtlineare Systeme mit dem Erweiterten Kalman-Filter hergeleitet. Werden nicht die totalen Zustandsgrößen, sondern die Fehler der Zustandsgrößen geschätzt, kann dies mit einem Error-State-Kalman-Filter erfolgen. Hierbei muss die Dynamik des Filters nicht an die Veränderung der Zustände, sondern nur an die Veränderung der Fehler angepasst werden. Ändert sich zusätzlich zu den Zustandsgrößen des zu schätzenden Systems auch noch die Struktur des Systemmodells, wie beispielsweise bei dem Übergang von einer Kurven- zu einer Geradeausfahrt, kann mithilfe des Interacting-Multiple-Model-Filters ein Umschalten zwischen mehreren Systemmodellen erreicht werden.

Der letzte Teilabschnitt befasst sich mit der Integration von verzögerten Messungen, welche aufgrund unterschiedlicher Übertragungszeiten der Sensordaten oder durch das Messprinzip entstehen können.

Alle erwähnten Verfahren zur dynamischen Zustandsschätzung werden nachfolgend ausführlich erläutert. Weiterführende Ergänzungen zur Thematik der dynamischen Zustandsschätzung sind in [Maybeck 1979; Thrun u. a. 2005] und [Simon 2006, S. 493] zu finden.

3.1.1 Lineare stochastische Systeme

Als Basis für die dynamische Zustandsschätzung dient ein Systemmodell, welches die zu schätzenden Zustände, wie z. B. Position und Geschwindigkeit mathematisch miteinander kombiniert. Die Bewegung eines Fahrzeugs lässt sich dabei als ein zeitkontinuierliches lineares stochastisches System modellieren:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}(t)\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}(t)\mathbf{u}(t) + \mathbf{G}(t)\boldsymbol{\nu}(t) , \quad (3.1)$$

mit den Systemzuständen $\mathbf{x}(t)$, der Systemmatrix $\mathbf{A}(t)$, der Steuermatrix $\mathbf{B}(t)$, dem Eingangsvektor $\mathbf{u}(t)$, der Einflussmatrix $\mathbf{G}(t)$ sowie dem Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}(t)$. Der Zusammenhang zwischen den Beobachtungen und dem Systemmodell wird durch das Messmodell der Form

$$\tilde{\mathbf{y}}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{x}(t) + \boldsymbol{\mu}(t) , \quad (3.2)$$

mit dem Messvektor $\tilde{\mathbf{y}}(t)$, der Messmatrix $\mathbf{H}(t)$ sowie dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}(t)$ beschrieben. Hingegen werden beim deterministischen Systemmodell die stochastischen Rauschterme, das Prozessrauschen $\boldsymbol{\nu}(t)$ und Messrauschen $\boldsymbol{\mu}(t)$ nicht berücksichtigt.

Die in der dynamischen Zustandsschätzung verwendeten Sensoren erlauben häufig keine kontinuierliche Beobachtung des Systems, sondern arbeiten in festen Abtastschritten. Durch eine Konvertierung der zeitkontinuierlichen in zeitdiskrete Größen erhält man das zeitdiskrete lineare stochastische Systemmodell

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\nu}_k, \quad (3.3)$$

wobei \mathbf{x}_k den Zustandsvektor, \mathbf{F}_k die Transitionsmatrix, \mathbf{B}_k die Eingangsmatrix, \mathbf{u}_k den bekannten Eingangsvektor, \mathbf{G}_k die Einflussmatrix und $\boldsymbol{\nu}_k$ das Systemrauschen bezeichnen. Das System- oder Prozessrauschen $\boldsymbol{\nu}_k$ beschreibt die Unsicherheit, welche durch die näherungsweise Beschreibung des realen Systemmodells entsteht. Bei dem Systemrauschen handelt es sich um weißes Rauschen woraus sich folgende Eigenschaften

$$E[\boldsymbol{\nu}_i \boldsymbol{\nu}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{Q}_k & i = k, \\ \mathbf{0} & i \neq k \end{cases} \quad (3.4)$$

ergeben. Der zeitdiskrete Messvektor $\tilde{\mathbf{y}}_k$ ergibt sich aus der Kombination des Zustandsvektors \mathbf{x}_k mit der Messmatrix \mathbf{H}_k und dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_k. \quad (3.5)$$

Hierbei wird das zeitdiskreten Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$ ebenfalls als weißes Rauschen angenommen; es gilt

$$E[\boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_k & i = k, \\ \mathbf{0} & i \neq k. \end{cases} \quad (3.6)$$

Als weitere Voraussetzung wird angenommen, dass die Kreuzkorrelation zwischen System- und Messrauschen verschwindet:

$$E[\boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\nu}_k^T] = \mathbf{0}. \quad (3.7)$$

Die Matrizen $\mathbf{F}_k, \mathbf{B}_k, \mathbf{G}_k, \mathbf{Q}_k, \mathbf{H}_k, \mathbf{R}_k$ werden als bekannt vorausgesetzt und können zeitvariant sein.

Für das oben beschriebene lineare stochastische System mit den gegebenen Voraussetzungen – lineares System- und Messmodell, weißes, normalverteiltes, mittelwertfreies System- und Messrauschen – ist das Kalman-Filter der optimale Schätzer im Least-Square-Sinne, d. h. kein anderer Schätzer liefert im Mittel eine kleinere Summe der Fehlerquadrate [Maybeck 1979].

3.1.2 Kalman-Filter (KF)

Rudolf Emil Kalman leitete 1960 die nach ihm benannten Kalman-Filter-Gleichung für zeitdiskrete Systeme über ein Orthogonalitätsprinzip her [Kalman 1960] und kurze Zeit später folgte gemeinsam mit Richard Bucy die Formulierung des KF für zeitkontinuierliche Systeme [Kalman u. Bucy 1961]. Das KF ist ein rekursiver Schätzalgorithmus, der die Parameter eines dynamischen Systems aus fehlerbehafteten Messungen optimal schätzt.

Es soll folgende Nomenklatur verwendet werden: Der tatsächliche Systemzustand wird mit \mathbf{x}_k bezeichnet und der Schätzwert des Systemzustands mit $\hat{\mathbf{x}}_k$. Des Weiteren wird der A-priori-Schätzwert $\hat{\mathbf{x}}_k^-$, der alle Messwerte bis ausschließlich zum Zeitpunkt k berücksichtigt, mit einem $(-)$ gekennzeichnet. Hingegen berücksichtigt der A-posteriori-Schätzwert $\hat{\mathbf{x}}_k$ alle Messwerte einschließlich dem Messwert $\tilde{\mathbf{y}}_k$ zum Zeitpunkt k .

Das KF lässt sich rechenstechnisch vorteilhaft in zwei Teile zerlegen, den Prädiktionsschritt und Innovationsschritt.

Prädiktionsschritt des Kalman-Filters

Im Prädiktionsschritt des KF werden die Systemzustände in den nächsten Zeitschritt propagiert, d. h. aus dem A-posteriori-Schätzwert zum Zeitpunkt k wird der A-priori-Schätzwert zum Zeitpunkt $k+1$ berechnet. Die Systemzustände für den nächsten Zeitschritt sind gegeben durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = E[\mathbf{x}_{k+1}] \quad (3.8)$$

und durch Einsetzen des Systemmodells (3.3) erhält man

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- &= E[\mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\nu}_k] \\ &= \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k . \end{aligned} \quad (3.9)$$

Die Unsicherheit der Zustandsschätzung wächst durch den Prädiktionsschritt an, und die zugehörige Kovarianzmatrix des Schätzfehler muss entsprechend angepasst werden. Die Fehlerkovarianzmatrix ergibt sich mit den Gln. (3.3) und (3.9)

zu

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_{k+1}^- &= E \left[(\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- - \mathbf{x}_{k+1}) (\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- - \mathbf{x}_{k+1})^T \right] \\
&= E \left[\left(\mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k - (\mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\nu}_k) \right) \right. \\
&\quad \left. \left(\mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k - (\mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k + \mathbf{G}_k \boldsymbol{\nu}_k) \right)^T \right] \quad (3.10)
\end{aligned}$$

Das Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}_k$ beeinflusst nur die Systemzustände zum Zeitpunkt $k+1$, siehe Gl. (3.3), und somit ist das Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}_k$ mit dem Schätzfehler $(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k)$ zum Zeitpunkt k unkorreliert; hieraus folgt

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_{k+1}^- &= \mathbf{F}_k E \left[(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k) (\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k)^T \right] \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k E \left[\boldsymbol{\nu}_k \boldsymbol{\nu}_k^T \right] \mathbf{G}_k^T \\
&= \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T . \quad (3.11)
\end{aligned}$$

Nach der Prädiktion erfolgt der Iterationsschritt mit $k := k + 1$.

Innovationsschritt des Kalman-Filters

Der Innovationsschritt des KF korrigiert den A-priori-Schätzwert der Systemzustände mit dem Residuum, welches mit einer zunächst unbekanntem Matrix \mathbf{K}_k gewichtet wurde. Das Residuum besteht aus der Differenz zwischen dem Messwertvektor $\tilde{\mathbf{y}}_k$ und dem erwarteten Messwertvektor $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k$. Der A-posteriori-Schätzwert der Systemzustände ergibt sich zu

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) . \quad (3.12)$$

Die Bestimmung der unbekanntem Gewichtungsmatrix \mathbf{K}_k kann durch die Minimierung einer Kostenfunktion erfolgen. Als Kostenfunktion wird die Spur der Kovarianzmatrix des Schätzfehlers verwendet, da die Spur von \mathbf{P}_k gerade die Summe der Varianzen der geschätzten Parameter minimiert [Stiller 2005].

Für eine beliebige Gewichtungsmatrix \mathbf{K}_k erhält man

$$\begin{aligned}
\mathbf{P}_k &= E \left[(\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k) (\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{x}_k)^\top \right] \\
&= E \left[\left(\hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{x}_k + \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \right) \right. \\
&\quad \left. \left(\hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{x}_k + \mathbf{K}_k (\tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \right)^\top \right] \\
&= E \left[\left((\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) (\hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{x}_k) + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\mu}_k \right) \right. \\
&\quad \left. \left((\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) (\hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{x}_k) + \mathbf{K}_k \boldsymbol{\mu}_k \right)^\top \right]. \tag{3.13}
\end{aligned}$$

Da das Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$ nicht mit dem A-priori-Schätzfehler $(\hat{\mathbf{x}}_k^- - \mathbf{x}_k)$ korreliert ist, ergibt sich die sog. *Joseph form* der Kovarianzmatrix-Korrektur zu

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^\top + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^\top. \tag{3.14}$$

Das Minimum der Kostenfunktion $Spur(\mathbf{P}_k)$ kann durch das Ableiten der Kostenfunktion nach \mathbf{K}_k und die anschließende Nullstellensuche ermittelt werden:

$$\frac{d \text{Spur}(\mathbf{P}_k)}{d \mathbf{K}_k} = -2 \left(\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \right)^\top + 2 \mathbf{K}_k \left(\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^\top + \mathbf{R}_k \right) = \mathbf{0} \tag{3.15}$$

Unter Berücksichtigung einiger Regeln der Differenzialrechnung für Matrizen und anschließender Umformung nach der gesuchten Gewichtungsmatrix \mathbf{K}_k erhält man für die sogenannte Kalman-Verstärkungs-Matrix

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^\top \left(\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^\top + \mathbf{R}_k \right)^{-1}. \tag{3.16}$$

Durch Einsetzen der Kalman-Verstärkungs-Matrix (3.16) in die *Joseph form* der Kovarianzmatrix-Korrektur (3.14) erhält man die mathematisch äquivalente, allerdings numerisch weniger robustere Form der Kovarianzmatrix-Korrektur

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^-. \tag{3.17}$$

Bild 3.1 illustriert die schematische Darstellung des KF mit den Anfangsbedingungen \mathbf{x}_0 und \mathbf{P}_0 , dem Messvektor $\tilde{\mathbf{y}}_k$ sowie den Gleichungen des Prädiktions- und Innovationsschrittes.

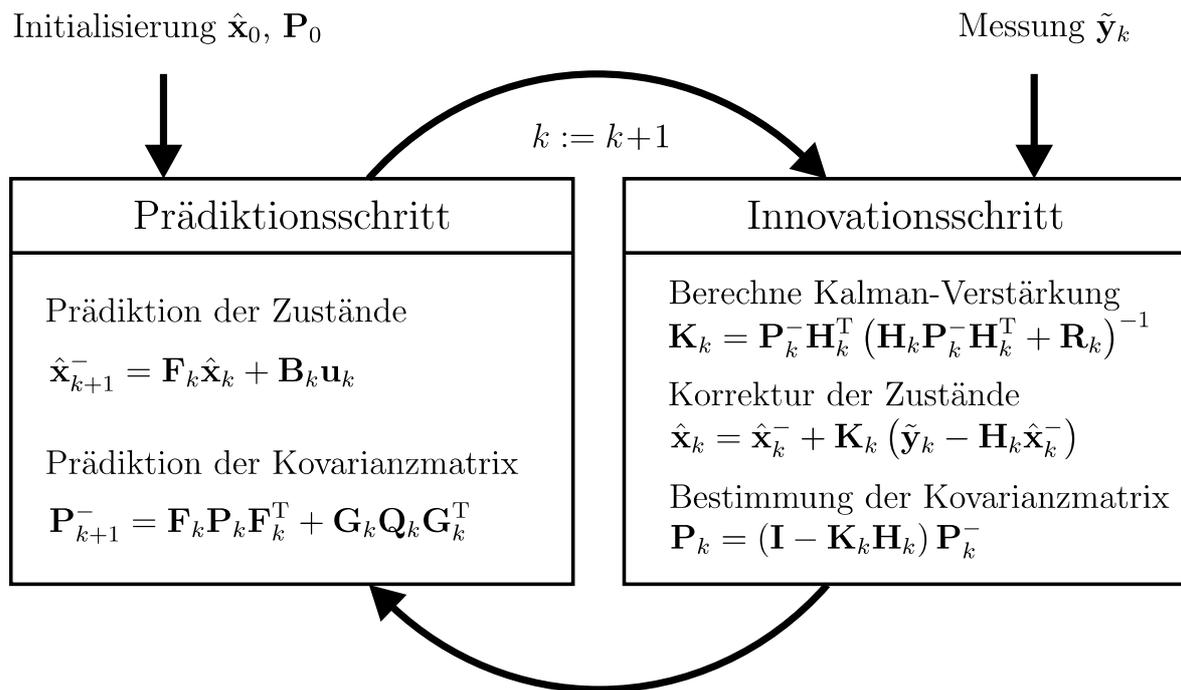


Bild 3.1: Prinzipdarstellung des Kalman-Filters [Welch u. Bishop 2001]. Im Prädiktionsschritt des KF werden die Zustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ in den nächsten Zeitschritt propagiert und im Innovationsschritt mit der aufgenommenen Messung $\tilde{\mathbf{y}}_k$ korrigiert.

Eigenschaften des Kalman-Filters

In diesem Abschnitt sollen die wesentlichen Eigenschaften des KF kurz angesprochen werden. Es wird davon ausgegangen, dass alle Voraussetzungen zur Verwendung des KF, wie z. B. lineares System- und Messmodell, mittelwertfreies, normalverteiltes, weißes Prozess- und Messrauschen, erfüllt sind.

- Das KF ist der optimale Zustandsschätzer im Sinne der kleinsten Fehlerquadrate bei normalverteilten stochastischen Größen.
- Es liefert den wahrscheinlichsten Schätzwert, d. h. den Mittelwert des Zustandsvektors \mathbf{x}_k . Dieser ist bei einer Gauß-Verteilung identisch mit dem Modalwert und dem Median.
- Das KF ist auch unter schwächeren Bedingungen, wie z. B. bei nicht normalverteilten stochastischen Größen, noch der beste lineare erwartungstreue Schätzer im Sinne der kleinsten Fehlerquadrate und liefert die geringste Fehlerkovarianzmatrix.
- Die Schätzwerte sind erwartungstreu, d. h. sie stimmen im Mittel mit den tatsächlichen Werten überein.

- Für $t \rightarrow \infty$ verschwindet der Einfluss der Anfangsbedingungen \mathbf{x}_0 und \mathbf{P}_0 .
- Bei einer unendlichen Anzahl gleichzeitiger Messungen gehen die Varianzen der Schätzfehler gegen null, d. h. die Schätzungen sind konsistent.
- Für den Fall, dass kein Systemrauschen vorliegt, reduziert sich das KF zu einem rekursiven Least-Square-Schätzer.

Ausführliche Diskussionen und Erläuterung des KF sind in [Maybeck 1979; Simon 2006; Thrun u. a. 2005; Welch u. Bishop 2001] oder [Stiller 2005] zu finden.

3.1.3 Erweitertes Kalman-Filter (EKF)

Das im vorherigen Abschnitt beschriebene KF findet seine Verwendung in der Zustandsschätzung linearer stochastischer Systeme. Jedoch existieren sehr oft Anwendungen, bei denen ein nichtlineares System- oder Messmodell vorherrscht. Diese können mithilfe des Erweiterten Kalman-Filters, welches eine Linearisierung um den aktuellen Systemzustand vornimmt, gelöst werden. Die Herleitung des EKF, welches auch als direktes oder Total-State-Space-Kalman-Filter bezeichnet wird, folgt dabei den Ausführungen in [Simon 2006].

Die Dynamik des zeitdiskreten Systemmodells wird allgemein durch die nichtlineare Funktion \mathbf{f} beschrieben

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\nu}_k) , \quad (3.18)$$

wobei \mathbf{x}_k die Systemzustände, \mathbf{u}_k einen bekannten Eingangsvektor und $\boldsymbol{\nu}_k$ das Systemrauschen beschreibt. Die zeitdiskrete Messgleichung wird generell beschrieben durch die Funktion

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k, \boldsymbol{\mu}_k) \quad (3.19)$$

und ist im Allgemeinen ebenfalls nichtlinear. Für das Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}_k$ und das Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$ gelten wie im linearen Fall die Annahmen der Gln. (3.4), (3.6) und (3.7).

Auch das EKF kann vorteilhaft in zwei Teile zerlegt werden: den Prädiktionsschritt und den Innovationsschritt.

Prädiktionsschritt des Erweiterten Kalman-Filters

Der Prädiktionsschritt umfasst, wie beim KF, die Propagation der Systemzustände in den nächsten Zeitschritt. Dazu muss zuerst das nichtlineare Systemmodell durch

eine Taylor-Approximation erster Ordnung der Funktion f um die Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ linearisiert werden

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{F}_x \cdot (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{F}_\nu \cdot \nu_k, \quad (3.20)$$

wobei \mathbf{F}_x und \mathbf{F}_ν die *Jakobi*-Matrizen der Funktion f nach den Parametern \mathbf{x} und ν bezeichnen:

$$\mathbf{F}_x := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{F}_\nu := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \nu} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}. \quad (3.21)$$

Die allgemeine Systemgleichung (3.20) kann weiter vereinfacht werden zu

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_x \mathbf{x}_k + \tilde{\mathbf{u}}_k + \tilde{\nu}_k. \quad (3.22)$$

Hierbei ist $\tilde{\mathbf{u}}_k$ eine bekannte, virtuelle Stellgröße gegeben durch

$$\tilde{\mathbf{u}}_k = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}) - \mathbf{F}_x \hat{\mathbf{x}}_k \quad (3.23)$$

und $\tilde{\nu}_k$ das Systemrauschen mit

$$\tilde{\nu}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{F}_\nu \mathbf{Q}_k \mathbf{F}_\nu^T). \quad (3.24)$$

Durch die Taylor-Approximation und verschiedene Umformungen wurde die nichtlineare Systemgleichung (3.18) durch eine lineare Approximation mit den Gln. (3.22) bis (3.24) ersetzt, welche der Standardform des KF entspricht. Hierdurch lässt sich der Prädiktionsschritt des EKF analog zum Prädiktionsschritt des KF formulieren:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}) \quad (3.25)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{F}_x \mathbf{P}_k \mathbf{F}_x^T + \mathbf{F}_\nu \mathbf{Q}_k \mathbf{F}_\nu^T. \quad (3.26)$$

Innovationsschritt des Erweiterten Kalman-Filters

Der Innovationsschritt des EKF korrigiert den A-priori-Schätzwert der Systemzustände mit der gewichteten Differenz aus dem Messwertvektor $\tilde{\mathbf{y}}_k$ und dem erwarteten Messwertvektor $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0})$. Hierzu muss ebenfalls das nichtlineare Messmodell (3.19) durch eine Taylor-Approximation erster Ordnung der Funktion \mathbf{h} um den Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}_k$ linearisiert werden:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k \approx \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{H}_x \cdot (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{H}_\mu \cdot \mu_k, \quad (3.27)$$

wobei \mathbf{H}_x und \mathbf{H}_μ die *Jakobi*-Matrizen der Funktion \mathbf{h} nach den Parametern \mathbf{x} und μ bezeichnen:

$$\mathbf{H}_x := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{H}_\mu := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mu} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}}. \quad (3.28)$$

Hieraus ergibt sich die Messgleichung durch weitere Vereinfachungen zu

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_x \mathbf{x}_k + \mathbf{z}_k + \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k, \quad (3.29)$$

mit dem Signal \mathbf{z}_k gegeben durch

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}) - \mathbf{H}_x \hat{\mathbf{x}}_k \quad (3.30)$$

und dem Messrauschen

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{H}_\mu \mathbf{R}_k \mathbf{H}_\mu^T). \quad (3.31)$$

Zusammenfassend kann der Innovationsschritt des EKF analog zum KF (siehe Gln. (3.12), (3.16) und (3.17)) dargestellt werden

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_x^T (\mathbf{H}_x \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_x^T + \mathbf{H}_\mu \mathbf{R}_k \mathbf{H}_\mu^T)^{-1} \quad (3.32)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0})] \quad (3.33)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_x) \mathbf{P}_k^- . \quad (3.34)$$

Das EKF kann durch die Linearisierung des System- und Messmodells und der daraus resultierenden Ähnlichkeit zum KF in einer der Prinzipdarstellung in Bild 3.1 vergleichbaren Form dargestellt werden. Hierfür müssen im Prädiktions-schritt die Gln. (3.25)-(3.26) und im Innovationsschritt die Gln. (3.32)-(3.34) verwendet werden.

3.1.4 Error-State-Kalman-Filter (ESKF)

Das Error-State-Kalman-Filter schätzt die Systemzustände des nichtlinearen, stochastischen Systems nicht direkt; stattdessen werden die Fehler der außerhalb des Filters gespeicherten Systemzustände geschätzt. Daher ist auch der Begriff indirektes oder linearisiertes Kalman-Filter gebräuchlich. Werden anschließend die totalen Systemzustände mithilfe der geschätzten Fehler korrigiert, spricht man von einem Closed-Loop-ESKF.

Auch hier geht man von einer nichtlinearen, stochastischen Systembeschreibung (3.18) aus, welche durch eine Taylor-Approximation erster Ordnung um einen Arbeitspunkt $\bar{\mathbf{x}}_k$ linearisiert werden muss; hieraus folgt

$$\mathbf{x}_{k+1} \approx \mathbf{f}(\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{F}_{\mathbf{x}} \cdot (\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{F}_{\nu} \cdot \nu_k \quad (3.35)$$

mit den *Jakobi*-Matrizen

$$\mathbf{F}_{\mathbf{x}} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{F}_{\nu} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \nu} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}. \quad (3.36)$$

Analog findet man den geschätzten Systemzustand

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} \approx \mathbf{f}(\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{F}_{\mathbf{x}} \cdot (\hat{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}}_k). \quad (3.37)$$

Subtrahiert man nun Gl. (3.37) von Gl. (3.35), erhält man

$$\mathbf{x}_{k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{F}_{\mathbf{x}} \cdot (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{F}_{\nu} \cdot \nu_k. \quad (3.38)$$

Wird nun $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ gesetzt und als Linearisierungspunkt der aktuell geschätzte Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_k$ ausgewählt, erhält man

$$\Delta \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}_{\mathbf{x}} \Delta \mathbf{x}_k + \mathbf{F}_{\nu} \cdot \nu_k, \quad (3.39)$$

wobei $\mathbf{F}_{\mathbf{x}}$ und \mathbf{F}_{ν} gegeben sind durch

$$\mathbf{F}_{\mathbf{x}} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{F}_{\nu} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \nu} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}}. \quad (3.40)$$

Die Verarbeitung der Messwerte erfolgt bei einem ESKF ebenfalls nicht direkt, stattdessen wird die Differenz aus den vorliegenden Messungen und dem aufgrund der externen Systemzustände erwarteten Messwertvektor verarbeitet. Die Bestimmung des linearisierten Messmodells erfolgt hierbei in gleicher Weise wie die Herleitung des Systemmodells.

Der nichtlineare Zusammenhang zwischen den Messwerten und den Systemzuständen ist dargestellt in Gl. (3.19) und wird ebenfalls durch eine Taylor-Approximation erster Ordnung um den Linearisierungspunkt $\bar{\mathbf{x}}_k$ bestimmt:

$$\tilde{\mathbf{y}}_k \approx \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{H}_{\mathbf{x}} \cdot (\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_k) + \mathbf{H}_{\mu} \cdot \mu_k. \quad (3.41)$$

Die *Jakobi*-Matrizen $\mathbf{H}_{\mathbf{x}}$ und \mathbf{H}_{μ} sind gegeben durch

$$\mathbf{H}_{\mathbf{x}} := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{H}_{\mu} := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mu} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}}. \quad (3.42)$$

Für den erwarteten Messwertvektor kann analog geschrieben werden

$$\hat{\mathbf{y}}_k \approx \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}) + \mathbf{H}_{\mathbf{x}} \cdot (\hat{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}}_k) . \quad (3.43)$$

Durch die Subtraktion der Gleichung (3.43) von (3.41) sowie durch Ersetzen von $\Delta\tilde{\mathbf{y}} = \tilde{\mathbf{y}} - \hat{\mathbf{y}}$ erhält man bei der Verwendung des aktuellen Zustandsvektors $\hat{\mathbf{x}}_k$ als Linearisierungspunkt

$$\Delta\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_{\mathbf{x}}\Delta\mathbf{x}_k + \mathbf{H}_{\boldsymbol{\mu}} \cdot \boldsymbol{\mu}_k \quad (3.44)$$

und die *Jakobi*-Matrizen

$$\mathbf{H}_{\mathbf{x}} := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}}, \quad \mathbf{H}_{\boldsymbol{\mu}} := \left. \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \boldsymbol{\mu}} \right|_{\bar{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0}} . \quad (3.45)$$

Beim Prädiktionsschritt des ESKF wird der Zustandsvektor zu null gesetzt, da die totalen Systemzustände bereits um den Fehlerwert korrigiert wurden und deshalb der A-priori-Schätzfehler gleich null ist. Somit ergeben sich für den Prädiktionsschritt des ESKF folgende Gleichungen:

$$\Delta\hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- = \mathbf{0} , \quad (3.46)$$

$$\mathbf{P}_{k+1}^- = \mathbf{F}_{\mathbf{x}}\mathbf{P}_k\mathbf{F}_{\mathbf{x}}^T + \mathbf{F}_{\boldsymbol{\nu}}\mathbf{Q}_k\mathbf{F}_{\boldsymbol{\nu}}^T . \quad (3.47)$$

Die Berechnungsvorschriften für den Innovationsschritt des ESKF ergeben sich zu

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_{\mathbf{x}}^T (\mathbf{H}_{\mathbf{x}}\mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_{\mathbf{x}}^T + \mathbf{H}_{\boldsymbol{\mu}}\mathbf{R}_k\mathbf{H}_{\boldsymbol{\mu}}^T)^{-1} , \quad (3.48)$$

$$\Delta\hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{K}_k [\tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{0})] , \quad (3.49)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}_{\mathbf{x}}) \mathbf{P}_k^- . \quad (3.50)$$

Anschließend erfolgt die Korrektur der externen, totalen Systemzustände durch

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \Delta\hat{\mathbf{x}}_k . \quad (3.51)$$

Ein Vorteil des ESKF gegenüber dem EKF ist die geringere Dynamik der Fehlergrößen im Vergleich zu den totalen Systemzuständen, weshalb eine Reduktion der Taktrate möglich ist. Des Weiteren lässt sich die Dynamik der Fehlergrößen oft mit einem linearen Systemmodell abbilden, wohingegen die Dynamik der totalen Systemzustände nur nichtlinear modelliert werden kann [Maybeck 1979].

Ändern sich während der dynamischen Zustandsschätzung nicht nur die Zustände des Systemmodells, sondern auch dessen Struktur, kann die Verwendung eines einzelnen Systemmodells große Abweichungen verursachen. Eine Möglichkeit, mehrere Modelle parallel zu implementieren, ist die Verwendung des im nächsten Abschnitt beschriebenen Interacting-Multiple-Model-Filters.

3.1.5 Interacting-Multiple-Model-Filter (IMM)

Ein häufig auftretendes Problem in der dynamischen Zustandsschätzung ist die Änderung der Fahrzeugkinematik, wie beispielsweise durch den Wechsel von der Geradeausfahrt zur Kurvenfahrt. Dadurch ist es nicht möglich, den Schätzer optimal auf alle auftretenden Fahrzeugbewegungen einzustellen. Eine Lösung dieser Problematik ist die parallele Implementierung mehrerer elementarer Filter – diese können sich im Systemmodell und/oder in den Kovarianzmatrizen des Systems- oder Messrauschens unterscheiden – und eine anschließende Gewichtung dieser Filter basierend auf der Analyse der Innovationen. Dadurch kann jedes Filter unter einer bestimmten Annahme optimiert werden.

Das IMM-Filter, erstmals beschrieben in [Blom 1984], ist ein Zustandsschätzer für einen Markov-Prozess, der durch eines von r angenommenen Modellen M_1, M_2, \dots, M_r beschrieben werden kann. Während eines Iterationsschrittes wird davon ausgegangen, dass immer genau ein Modell dem wahren Systemmodell entspricht. Für den Übergang von einem Modell zum anderen werden Übergangswahrscheinlichkeiten π_{ij} eingeführt, die aussagen, mit welcher Wahrscheinlichkeit vom Modell i zum Zeitpunkt $k-1$ zum Modell j zum Zeitpunkt k umgeschaltet wird. Die insgesamt r^2 Übergangswahrscheinlichkeiten werden als bekannt vorausgesetzt. Jedes der Modelle liefert eine Schätzung für die Systemzustände und die Fehlerkovarianzmatrix, welche am Ende zu einer globalen Schätzung kombiniert werden müssen.

Für die Herleitung des IMM-Filters wird folgende Schreibweise eingeführt:

$\mu_{k-1}^{i_k}$ beschreibt die bedingte Wahrscheinlichkeit unter Berücksichtigung aller Messungen bis zum Zeitpunkt $k-1$, dass das Modell i im Zeitschritt k korrekt ist.

$\mu_{k-1}^{i_k | j_{k-1}}$ beschreibt die bedingte Wahrscheinlichkeit unter Berücksichtigung aller Messungen bis zum Zeitpunkt $k-1$, dass das Modell i im Zeitschritt k korrekt ist, wenn das Modell j im Zeitschritt $k-1$ korrekt war.

π_{ij} ist das Element der Übergangswahrscheinlichkeitsmatrix, das die Wahrscheinlichkeit für die Transition von Modell i zu Modell j beschreibt.

$\hat{\mathbf{x}}_{i,k}$ ist die Zustandsschätzung des Modells i zum Zeitpunkt k .

$\mathbf{P}_{i,k}$ ist die Fehlerkovarianzmatrix der Zustandsschätzung des Modells i zum Zeitpunkt k .

Die im Folgenden dargestellte Herleitung des IMM-Filters bezieht sich auf die

Ausführungen in [Bar-Shalom 2000] und ist in Bild 3.2 in einer Prinzipskizze illustriert. Der IMM-Filter lässt sich geschickt in vier Abschnitte unterteilen:

Mischen der Zustandsschätzungen und Kovarianzen

In diesem Schritt werden die Zustände und Kovarianzen der r Schätzungen des letzten Zeitschritts gemischt und als Eingang für die einzelnen Filter bereitgestellt. Als Kennzeichen für die gemischten Zustände und Kovarianzen wird die Null im Exponenten angefügt. Für das Modell M_j werden die Zustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,k-1}^0$ und die Kovarianz $\mathbf{P}_{j,k-1}^0$ wie folgt berechnet:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j,k-1}^0 = \sum_{i=1}^r \mu_{k-1}^{i_k | j_{k-1}} \hat{\mathbf{x}}_{i,k-1}, \quad (3.52)$$

$$\mathbf{P}_{j,k-1}^0 = \sum_{i=1}^r \mu_{k-1}^{i_{k-1} | j_k} \{ \mathbf{P}_{i,k-1} + [\hat{\mathbf{x}}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{j,k-1}^0] \cdot [\hat{\mathbf{x}}_{i,k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{j,k-1}^0]^T \}, \quad (3.53)$$

mit der bedingten Modellwahrscheinlichkeit

$$\mu_{k-1}^{i_{k-1} | j_k} = \pi_{ij} \frac{\mu_{k-1}^{i_{k-1}}}{\mu_{k-1}^{j_k}} \quad (3.54)$$

und der prädierten Modellwahrscheinlichkeit $\mu_{k-1}^{j_k}$ gegeben durch

$$\mu_{k-1}^{j_k} = \sum_{i=1}^r \pi_{ij} \cdot \mu_{k-1}^{i_{k-1}}. \quad (3.55)$$

Die Übergangswahrscheinlichkeit π_{ij} bestimmt dabei die Möglichkeit, von Modell M_i zu M_j umzuschalten.

Prädiktion und Innovation der elementaren Filter

In diesem Abschnitt wird nun für jedes elementare Filter M_j eine Zustandsschätzung durchgeführt. Dabei erhalten die Variablen der einzelnen Filter zusätzlich die Nummer j des jeweiligen Filters. Die folgenden Gleichungen wurden für das EKF ausgeführt und sind in Abschnitt 3.1.3 beschrieben.

Prädiktionsschritt des Erweiterten Kalman-Filters:

Im Prädiktionsschritt wird der Zustandsvektor $\hat{\mathbf{x}}_{j,k}^-$ und dessen Kovarianz $\mathbf{P}_{j,k}^-$ berechnet:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j,k}^- = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}_{j,k-1}^0, \mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{0}) \quad (3.56)$$

$$\mathbf{P}_{j,k}^- = \mathbf{F}_{j,\mathbf{x}} \mathbf{P}_{j,k-1}^0 \mathbf{F}_{j,\mathbf{x}}^T + \mathbf{F}_{j,\nu} \mathbf{Q}_{j,k-1} \mathbf{F}_{j,\nu}^T. \quad (3.57)$$

Innovationsschritt des Erweiterten Kalman-Filters:

Das Residuum $\mathbf{r}_{j,k}$ und die Kovarianz des Residuums $\mathbf{S}_{j,k}$ ergeben sich zu:

$$\mathbf{r}_{j,k} = \tilde{\mathbf{y}}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{j,k}^0, \mathbf{0}) \quad (3.58)$$

$$\mathbf{S}_{j,k} = \mathbf{H}_{j,\mathbf{x}} \mathbf{P}_{j,k}^- \mathbf{H}_{j,\mathbf{x}}^T + \mathbf{H}_{j,\mu} \mathbf{R}_{j,k} \mathbf{H}_{j,\mu}^T. \quad (3.59)$$

Damit lässt sich die Kalman-Verstärkungs-Matrix

$$\mathbf{K}_{j,k} = \mathbf{P}_{j,k}^- \mathbf{H}_{j,\mathbf{x}}^T \mathbf{S}_{j,k}^{-1} \quad (3.60)$$

berechnen, und anschließend können die A-posteriori-Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,k}$ und deren Fehlerkovarianzmatrix $\mathbf{P}_{j,k}$ bestimmt werden:

$$\hat{\mathbf{x}}_{j,k} = \hat{\mathbf{x}}_{j,k}^- + \mathbf{K}_{j,k} \cdot \mathbf{r}_{j,k} \quad (3.61)$$

$$\mathbf{P}_{j,k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{j,k} \mathbf{H}_{j,\mathbf{x}}) \mathbf{P}_{j,k}^-. \quad (3.62)$$

Bestimmung der Modellwahrscheinlichkeiten

Unter der Annahme einer multivariaten Gauß-Verteilung kann die sog. Likelihood $\Lambda_{j,k}$ für jedes Filter M_j mit dem Residuum $\mathbf{r}_{j,k}$ und der Kovarianz des Residuums $\mathbf{S}_{j,k}$ zu

$$\Lambda_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{\det[2\pi\mathbf{S}_{j,k}]}} \exp\left(-\frac{1}{2} \mathbf{r}_{j,k}^T \mathbf{S}_{j,k}^{-1} \mathbf{r}_{j,k}\right) \quad (3.63)$$

berechnet werden. Für die Kombination der Systemzustände muss noch für jedes Filter die Modellwahrscheinlichkeit

$$\mu_k^{j_k} = \frac{\mu_{k-1}^{j_k} \Lambda_{j,k}}{\sum_{i=1}^r \mu_{k-1}^{i_k} \Lambda_{i,k}} \quad (3.64)$$

bestimmt werden.

Kombination der Zustandsschätzungen und Kovarianzen

Im Kombinationsschritt werden die Einzelergebnisse jedes EKF entsprechend ihrer Modellwahrscheinlichkeit gewichtet und zu einem globalen Gesamtergebnis verschmolzen. Der Zustandsvektor und die Fehlerkovarianzmatrix des IMM-Filters ergeben sich zu

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{j=1}^r \mu_k^{j_k} \hat{\mathbf{x}}_{j,k}, \quad (3.65)$$

$$\mathbf{P}_k = \sum_{j=1}^r \mu_k^{j_k} \{ \mathbf{P}_{j,k} + [\hat{\mathbf{x}}_{j,k} - \hat{\mathbf{x}}_k][\hat{\mathbf{x}}_{j,k} - \hat{\mathbf{x}}_k]^T \}. \quad (3.66)$$

Damit ist ein Zyklus des IMM-Filters abgeschlossen, und die zur Verfügung stehenden Größen dienen als Eingangsgrößen für das Mischen im nächsten Iterationsschritt, siehe Bild 3.2.

Das IMM-Filter kann durch geeignete Wahl der Übergangswahrscheinlichkeiten π_{ij} zu einem sehr trägen Umschalten zwischen den elementaren Filtern gezwungen werden, z. B. $\pi_{11} = \pi_{22} = 0,95$ und $\pi_{12} = \pi_{21} = 0,05$. Dies wird sehr oft bei Tracking-Anwendungen benutzt, um eine deutliche Unterscheidung zwischen Geradeausfahrt und Kurvenfahrt zu erreichen.

3.1.6 Integration von Out-of-sequence-Messungen (OOSM)

Die Integration von verzögerten Messungen, sogenannten Out-of-sequence-Messungen (OOSM), in die dynamische Zustandsschätzung kann durch eine Erweiterung des Kalman-Filters erfolgen. OOSM können durch unterschiedlich lange Übertragungszeiten vom Sensor zur Fusionseinheit entstehen [Hilton u. a. 1993] oder durch die Verwendung von Sensoren, welche ihre Ergebnisse nur auf Ereignisse in der Vergangenheit beziehen können. Die Weichenerkennung des Wirbelstrom-Sensorsystems kann beispielsweise nur nach dem Überfahren der kompletten Weiche ein Klassifikationsergebnis erstellen. Zur Einbindung der Weichenerkennung in die Ortungsfusion muss jedoch der durch Raumkoordinaten bekannte Weichenanfang, welcher bereits vor mehreren Zeitschritten überfahren wurde, als Referenzpunkt verwendet werden. Dadurch wird die Integration der erkannten Weichen als verzögerte Messungen in die Ortungsfusion unerlässlich.

Für die Verarbeitung der verzögerten Messungen und die dadurch notwendige Re-

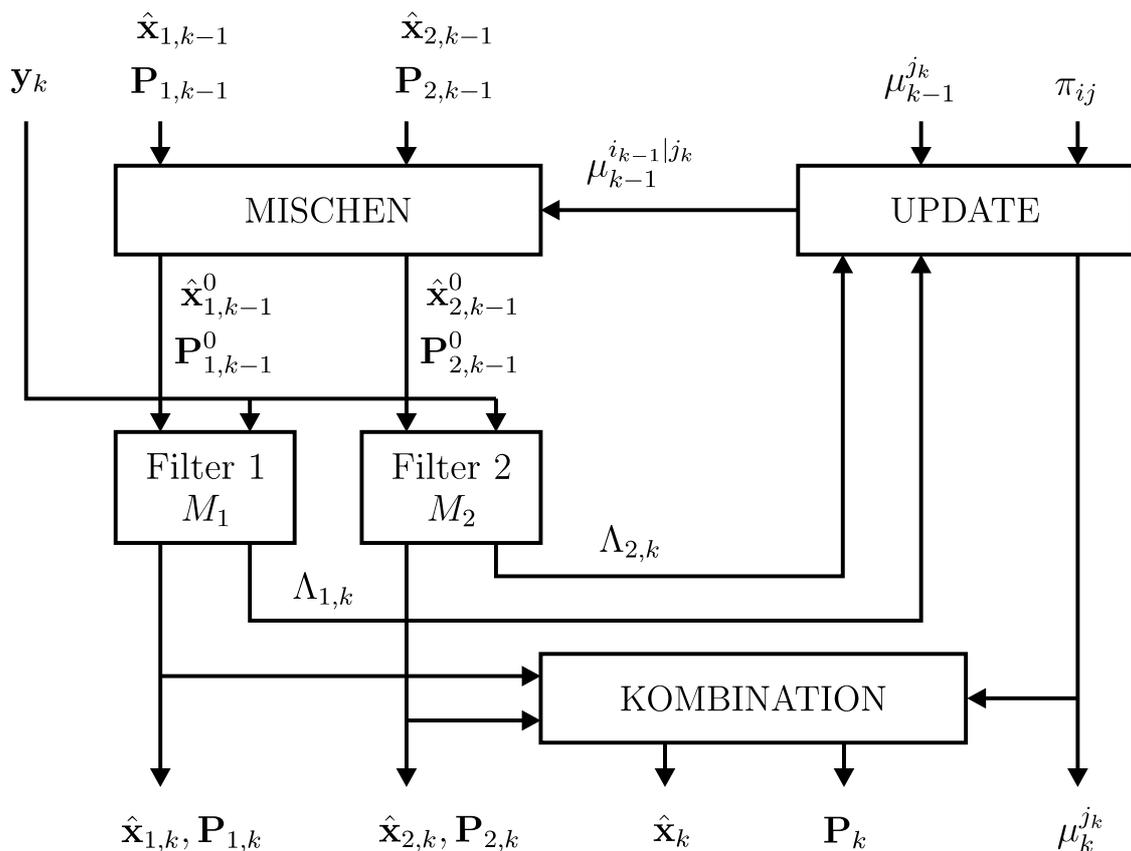


Bild 3.2: Prinzipdarstellung des Interacting Multiple Model-Filters mit zwei Modellen und die Unterteilung in vier Abschnitte. Alle Eingangsgrößen sind am oberen Bildrand, die Größen nach der Schätzung am unteren Bildrand zu sehen.

trodiktions² und die Innovation über mehrere Zeitschritte muss eine veränderte Notation eingeführt werden. Im Folgenden wird beispielsweise die Schätzung der Systemzustände vom Zeitpunkt k nach κ durch $\hat{\mathbf{x}}_{\kappa|k}$ ausgedrückt.

Die Systemzustände des KF werden vom Zeitpunkt $k-1$ nach k durch die Systemgleichung

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{F}_{k|k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \boldsymbol{\nu}_{k|k-1} \quad (3.67)$$

propagiert. Es wird dabei angenommen, dass der Eingangsvektor \mathbf{u} gleich null ist und die Einflussmatrix \mathbf{G} der Einheitsmatrix entspricht, vgl. die allgemeine Systemgleichung (3.3).

Die Messwertgewinnung der verzögerten Messung erfolgte zum Zeitpunkt τ und liegt im Intervall

$$t_{k-l} \leq \tau < t_{k-l+1}, \quad (3.68)$$

²Der Begriff Retrodiktions wurde von Oliver E. Drummond in den Bereich der Zustandsschätzung eingeführt [Drummond 1993].

wodurch das Prozessrauschen für eine nicht ganzzahlige Anzahl von Zeitschritten berücksichtigt werden muss. Wenn die Anzahl der Zeitschritte $l = 1$ ist, spricht man vom Ein-Schritt-Problem und bei $l > 1$ vom l -Schritt-Problem. Auf der in Bild 3.3 dargestellten Zeitskala sind der Zeitpunkt κ der verzögerten Messung sowie die letzten Zeitschritte der Zustandsschätzung zu sehen. Hierbei ist κ die diskrete Zeitnotation für τ .

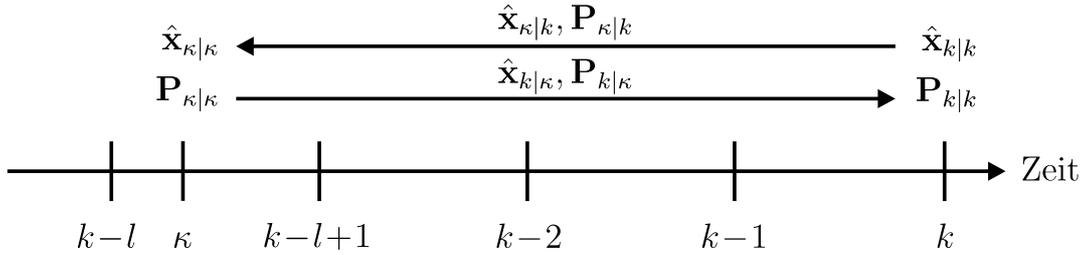


Bild 3.3: Zeitskala mit den letzten Zeitschritten der Zustandsschätzung und der verzögerten Messung zum Zeitpunkt κ . In dem dargestellten Beispiel sind die Systemzustände und Kovarianzmatrizen der Retrodiktion und Innovation für ein l -Schritt-Problem mit $l = 4$ zu erkennen.

Die Messgleichung der dynamischen Zustandsschätzung ist gegeben durch

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_k . \quad (3.69)$$

Dabei werden beide Rauschterme, das Prozessrauschen $\boldsymbol{\nu}_{k|k-1}$ und das Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$, als weiß und voneinander unkorreliert angenommen; es gilt somit

$$E[\boldsymbol{\nu}_i \boldsymbol{\nu}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{Q}_k & i = k \\ \mathbf{0} & i \neq k \end{cases}, \quad E[\boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_k & i = k \\ \mathbf{0} & i \neq k \end{cases} . \quad (3.70)$$

Äquivalent zur Systemgleichung (3.67) kann auch vom Zeitpunkt κ nach k durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \mathbf{F}_{k|\kappa} \hat{\mathbf{x}}_{\kappa|\kappa} + \boldsymbol{\nu}_{k|\kappa} . \quad (3.71)$$

prädiziert werden. Durch Umstellen der Gleichung wird erreicht, dass nun vom Zeitpunkt k nach κ zurückprädiziert werden kann, was als Retrodiktion bezeichnet wird; hieraus folgt

$$\hat{\mathbf{x}}_{\kappa|\kappa} = \mathbf{F}_{\kappa|k} [\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \boldsymbol{\nu}_{k|\kappa}] , \quad (3.72)$$

mit der Rückwärtstransitionsmatrix $\mathbf{F}_{\kappa|k} = \mathbf{F}_{k|\kappa}^{-1}$.

Das Problem stellt sich wie folgt: Zum Zeitpunkt k sind die Systemzustände und die Kovarianzmatrix gegeben durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = E \left[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \tilde{\mathbf{Y}}_k \right] \quad \text{bzw.} \quad \mathbf{P}_{k|k} = \text{cov} \left[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \tilde{\mathbf{Y}}_k \right] \quad (3.73)$$

und beinhalten die kumulativen Messungen

$$\tilde{\mathbf{Y}}_k = \{\tilde{\mathbf{y}}_1, \dots, \tilde{\mathbf{y}}_k\}. \quad (3.74)$$

Die verzögerte Messung

$$\tilde{\mathbf{y}}_\kappa = \mathbf{H}_\kappa \mathbf{x}_\kappa + \boldsymbol{\mu}_\kappa \quad (3.75)$$

trifft nun nach dem Zeitpunkt k ein, an dem bereits die Systemzustände und Kovarianzmatrix in Gl.(3.73) berechnet wurden. Nun möchte man den Zustandsschätzer mit der verzögerten Messung korrigieren und dadurch die neuen Systemzustände und die Kovarianzmatrix

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|\kappa} = E \left[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \tilde{\mathbf{Y}}_\kappa \right] \quad \text{bzw.} \quad \mathbf{P}_{k|\kappa} = \text{cov} \left[\hat{\mathbf{x}}_{k|k} | \tilde{\mathbf{Y}}_\kappa \right] \quad (3.76)$$

berechnen. Hierbei sollen alle bisherigen Messungen sowie die verzögerte Messung

$$\tilde{\mathbf{Y}}_\kappa = \{\tilde{\mathbf{Y}}_k, \tilde{\mathbf{y}}_\kappa\} \quad (3.77)$$

in der Zustandsschätzung berücksichtigt werden. Die Integration der verzögerten Messung in die Zustandsschätzung lässt sich geschickt in zwei Schritte unterteilen, die Retrodiktion und die Innovation des KF.

Retrodiktion des KF vom Zeitpunkt k nach κ :

- Retrodiktion der aktuellen Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ vom Zeitpunkt k zum Zeitpunkt κ der verzögerten Messung.
- Berechnung der Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{\kappa|k}$ vom Zeitpunkt k nach κ .

Innovation des KF vom Zeitpunkt κ nach k :

- Berechnung der Kalman-Verstärkungs-Matrix, um die Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ mit der verzögerten Messung $\tilde{\mathbf{y}}_\kappa$ korrigieren zu können.
- Innovation der Systemzustände von $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ nach $\hat{\mathbf{x}}_{k|\kappa}$ und Berechnung der neuen Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|\kappa}$.

Im Gegensatz zur Prädiktion des KF, bei der das weiße Prozessrauschen aufgrund der Unkorreliertheit mit den Systemzuständen vernachlässigt werden kann, muss jedoch bei der Retrodiktion das Prozessrauschen berücksichtigt werden. In [Bar-Shalom 2002] und [Simon 2006] wird hierfür eine optimale und suboptimale Lösung der Retrodiktion für das Ein-Schritt-Problem vorgestellt. Diese Lösungsansätze werden in [Bar-Shalom u. a. 2004] auf das l -Schritt-Problem erweitert und

eine Lösung mit nur einem einzelnen Retrodiktionsschritt präsentiert. Anhand von Beispielen wird für beide Probleme gezeigt, dass für praktische Probleme die suboptimale Lösung den besten Kompromiss zwischen Komplexität und optimaler Lösung darstellt. Ein weiterer Vorteil der suboptimalen Lösung für das l -Schritt-Problem besteht in der geringeren Anzahl der zu speichernden Variablen, denn die optimale Lösung benötigt zusätzlich die Speicherung aller Systemzustände zurück bis zur verzögerten Messung.

Die folgenden Ausführungen zur Integration von OOSM in das KF beschreiben die suboptimale Lösung mit nur einem einzelnen Retrodiktionsschritt für das l -Schritt-Problem.

Retrodiktion des Kalman-Filters zum Zeitpunkt κ

Für die Retrodiktion des KF vom Zeitpunkt k nach κ wird das Prozessrauschen der Retrodiktion zu null angenommen. Dadurch ergibt sich die Retrodiktion der Systemzustände zu

$$\hat{\mathbf{x}}_{\kappa|k} = \mathbf{F}_{\kappa|k} \hat{\mathbf{x}}_{k|k}, \quad (3.78)$$

und die Berechnung der zugehörigen Kovarianzmatrix erfolgt nach [Bar-Shalom u. a. 2004] durch

$$\mathbf{P}_{\kappa|k} = \mathbf{F}_{\kappa|k} [\mathbf{P}_{k|k} + \mathbf{P}_{k|\kappa}^{\nu\nu} - \mathbf{P}_{k|\kappa}^{x\nu} - (\mathbf{P}_{k|\kappa}^{x\nu})^T] \mathbf{F}_{\kappa|k}^T, \quad (3.79)$$

mit der zur Retrodiktion zugehörigen Kovarianzmatrizen

$$\mathbf{P}_{k|\kappa}^{\nu\nu} = \mathbf{Q}_{k|\kappa} \quad \text{bzw.} \quad (3.80)$$

$$\mathbf{P}_{k|\kappa}^{x\nu} = \mathbf{Q}_{k|\kappa} - \mathbf{P}_{k|k-l} (\mathbf{S}_k^*)^{-1} \mathbf{Q}_{k|\kappa}. \quad (3.81)$$

Für die Integration von OOSM mit $l > 1$ muss die Kovarianzmatrix der Innovation \mathbf{S}_k^* alle Messungen bis zum Zeitpunkt der verzögerten Messung berücksichtigen. Dies wird durch eine einzelne virtuelle Messung, welche alle Messungen vom Zeitpunkt k bis $(k - l + 1)$ enthält, erreicht. Eine detaillierte Herleitung der Kovarianzmatrix der Innovation \mathbf{S}_k^* ist in Anhang A.1 aufgeführt.

Innovation des Kalman-Filters zum Zeitpunkt κ

Zur Berechnung der Kalman-Verstärkungs-Matrix werden die Kovarianzmatrix der retrodizierten Messung

$$\mathbf{S}_{\kappa} = \mathbf{H}_{\kappa} \mathbf{P}_{\kappa|k} \mathbf{H}_{\kappa}^T + \mathbf{R}_{\kappa} \quad (3.82)$$

und die Kovarianzmatrix zwischen den Systemzuständen und Messungen

$$\mathbf{P}_{k|\kappa}^{\mathbf{xy}} = \left[\mathbf{P}_{k|k} - \mathbf{P}_{k|\kappa}^{\mathbf{x}\nu} \right] \mathbf{F}_{\kappa|k}^{\mathbf{T}} \mathbf{H}_{\kappa}^{\mathbf{T}} \quad (3.83)$$

benötigt. Mit der zur Innovation benötigten Kalman-Verstärkungs-Matrix

$$\mathbf{K}_{k|\kappa} = \mathbf{P}_{k|\kappa}^{\mathbf{xy}} \mathbf{S}_{\kappa}^{-1} \quad (3.84)$$

können nun die aktuellen Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ mit der verzögerten Messung $\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa}$ durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|\kappa} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} + \mathbf{K}_{k|\kappa} \left[\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa} - \mathbf{H}_{\kappa} \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \right] \quad (3.85)$$

korrigiert werden. Der letzte Schritt der Innovation beinhaltet die Korrektur der Kovarianzmatrix der Systemzustände

$$\mathbf{P}_{k|\kappa} = \mathbf{P}_{k|k} - \mathbf{P}_{k|\kappa}^{\mathbf{xy}} \mathbf{S}_{\kappa}^{-1} (\mathbf{P}_{k|\kappa}^{\mathbf{xy}})^{\mathbf{T}} . \quad (3.86)$$

Durch die Verwendung der suboptimalen Ein-Schritt-Lösung für das l -Schritt-Problem wurde erreicht, dass die um κ verzögerte Messung in nur einem einzelnen Retrodiktions- und Innovationsschritt im KF berücksichtigt werden kann. Die Voraussetzung für diesen Ansatz ist die Speicherung der aktuellen Systemzustände, die Zeitpunkte der Messungen sowie die Kovarianzmatrizen der Systemzustände bis zur verzögerten Messung. Im Gegensatz zur optimalen Lösung müssen jedoch nicht alle Systemzustände und deren Zeitpunkte bis zur verzögerten Messung gespeichert werden.

In praktischen Systemen verlieren jedoch Messungen aufgrund des Prozessrauschens mit zunehmender Verzögerung schnell an Informationsgehalt – sehr stark verzögerte Messungen sind irrelevant für die Zustandsschätzung. Dadurch kann eine maximale Anzahl an Iterationsschritten vorgegeben werden, für die eine Integration der verzögerten Messung in das KF noch sinnvoll erscheint. Diese maximale Anzahl an Iterationsschritten definiert gleichzeitig auch die Anzahl der zu speichernden Größen.

Die Integration von verzögerten Messungen in die dynamische Zustandsschätzung kann nicht nur beim KF, sondern auch beim IMM-Filter erfolgen. Hierfür muss die Retrodiktion für jedes Modell entkoppelt und die Innovation sowie die Kombination der Systemzustände und Kovarianzmatrizen für alle Modelle gemeinsam durchgeführt werden. Detaillierte Ergänzungen zur Integration von verzögerten Messungen in das IMM-Filter finden sich in Anhang A.2.

In den nachfolgenden Abschnitten werden drei unterschiedliche Ansätze zur Ortungsfusion hergeleitet, welche auf die in diesem Abschnitt erläuterte Theorie der

dynamischen Zustandsschätzung basieren. Anschließend werden diese Fusionsansätze an realen Messdaten bewertend verglichen und deren Ergebnisse gegenübergestellt.

3.2 Erweitertes Kalman-Filter mit polarem Systemmodell

Der folgende Abschnitt beschreibt den ersten Fusionsansatz zur Ortung mittels eines EKF mit polarem Systemmodell. Als Sensordaten werden die Positionsbestimmung der Weichenerkennung und die Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems, die inertialen Messdaten der IMU sowie die Position und Lage des GPS verwendet. Das Ergebnis der Sensordatenfusion steht in Form einer zweidimensionalen Positionsangabe – die Bewegung des Schienenfahrzeugs wird in einer Ebene modelliert – und der Richtungsinformation zur Verfügung. In Bild 3.4 ist die schematische Darstellung der Ortungsfusion mittels EKF mit polarem Systemmodell abgebildet.

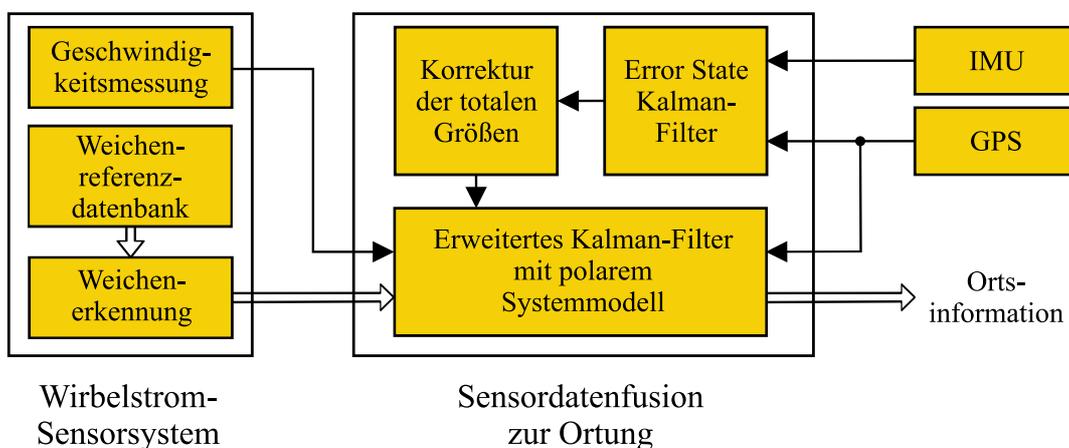


Bild 3.4: Schematische Darstellung der Ortungsfusion mittels EKF mit polarem Systemmodell und vorgelagerter Schätzung der Fahrzeuggierate. Eingangsdaten zur Ortungsfusion sind die Geschwindigkeit und Weichenerkennung des Wirbelstrom-Sensorsystems sowie die Messwerte der Inertial Measurement Unit (IMU) und des Global Positioning System (GPS).

Der Ortungsfusion vorgelagert ist die Schätzung der Fahrzeuggierate in einem ESKF mit anschließenden Korrektur der totalen Größen. Diese vorgelagerte Zustandsschätzung, welche in Abschnitt 3.2.1 beschrieben wird, erfolgt mit der Taktrate des am häufigsten abgetasteten Sensors, in diesem Beispiel der IMU mit 8 Hz. Im Gegensatz dazu wird die Ortungsfusion mit einer deutlich reduzierten Taktrate

von 2 Hz betrieben, welche der Taktrate der Geschwindigkeitsmessung entspricht. Diese reduzierte Taktrate ist aufgrund der hohen Masse und der daraus resultierenden trägen Dynamik des Schienenfahrzeugs völlig ausreichend.

3.2.1 Schätzung der Fahrzeuggierrate

In diesem Abschnitt wird die Bestimmung des Bias und Skalenfaktors des Drehratensensors sowie die Stützung der Fahrzeuggierrate durch GPS-Messungen beschrieben. Ein wesentliches Problem bei der Verwendung von MEMS-Drehratensensoren ist die zeitliche Veränderung des Bias und Skalenfaktors durch Abhängigkeiten von der Temperatur, durch Vibrationen und Alterung. Dieser Problematik kann mit einer Online-Bestimmung des Bias und Skalenfaktors aus den IMU- und GPS-Messungen Rechnung getragen werden. Hierfür bietet sich die Verwendung eines ESKF mit anschließender Korrektur der totalen Größen an, vgl. Bild 3.5. Die GPS-Messungen, welche mit einer Taktrate von 1 Hz eintreffen, werden dabei zur Stützung der Fahrzeuggierrate verwendet, welche von der IMU mit 8 Hz gemessen wird.

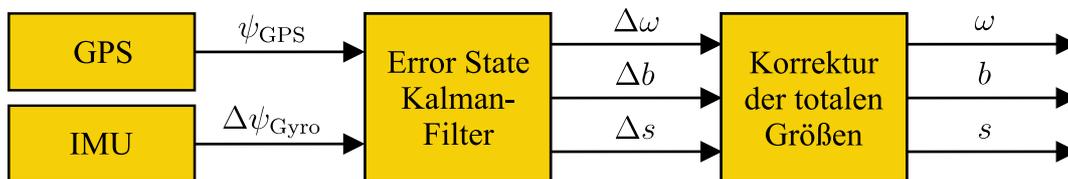


Bild 3.5: Blockdiagramm der Gierratenschätzung mit den Eingangsgrößen des ESKF, den Fehlergrößen und den korrigierten totalen Zustandsgrößen.

Nachfolgend wird das Systemmodell des ESKF, das Beobachtungsmodell des Drehratensensors und des GPS hergeleitet. Die Messergebnisse der Gierratenschätzung und eine dadurch erreichte Online-Stützung des Drehratensensors durch GPS-Messungen werden im Anschluss präsentiert.

Systemmodell des Error-State-Kalman-Filters

Das Systemmodell des ESKF beruht auf dem einfachen Modell des Drehratensensors

$$\tilde{\omega}_k = s_k \cdot \omega_k + b_k + \nu_k, \tag{3.87}$$

wobei $\tilde{\omega}_k$ die gemessene Drehrate, s_k den Skalenfaktor, b_k den Bias, ω_k die wahre Drehrate und ν_k das Sensorrauschen darstellt. Werden nun die Drehrate ω_k , der

Skalenfaktor s_k und der Bias b_k als zu bestimmende Zustände $\mathbf{x}_k = (\omega_k, s_k, b_k)^T$ definiert, folgt die Systemgleichung zu

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\nu}_k . \quad (3.88)$$

Für eine Verwendung der Systemgleichung im Error-State-Kalman-Filter muss man diese nicht in Abhängigkeit der Systemgrößen, sondern in Abhängigkeit der Fehler der Systemgrößen formulieren. Hierzu wird die Systemgleichung um den Arbeitspunkt $\bar{\mathbf{x}}_k$ durch

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} \bar{\omega}_k \\ \bar{s}_k \\ \bar{b}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} (\mathbf{x}_k - \bar{\mathbf{x}}_k) + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \nu_{\omega_k} , \quad (3.89)$$

und um den geschätzten Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}_k$ durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \begin{bmatrix} \bar{\omega}_k \\ \bar{s}_k \\ \bar{b}_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} (\hat{\mathbf{x}}_k - \bar{\mathbf{x}}_k) . \quad (3.90)$$

entwickelt. Die Systemgleichung des ESKF kann nun durch Subtraktion der Gl. (3.90) von Gl. (3.89) und gleichzeitigem Ersetzen von $(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)$ durch $\Delta \mathbf{x}_k$ gewonnen werden; es gilt

$$\Delta \mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta \omega_k \\ \Delta s_k \\ \Delta b_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \nu_{\omega_k} . \quad (3.91)$$

Die Berechnungsvorschriften für den Prädiktionsschritt des ESKF sind in den Gln. (3.46) und (3.47) gegeben.

Für die Bestimmung der Systemzustände des ESKF werden die Beobachtungen von zwei Sensoren, Drehratensensor und GPS, verwendet. Diese Messungen müssen, aufgrund ihrer unterschiedlichen Taktraten, jedoch in zwei unterschiedlichen Beobachtungsmodellen berücksichtigt werden.

Beobachtungsmodell der Gierratenmessung

Der Drehratensensor liefert nicht direkt die Gierrate des Fahrzeugs, sondern berechnet durch Integration der Gierrate über das Abtastintervall bereits die Veränderung des Winkels. Die somit gemessenen Winkelinkremente des Drehratensensors können durch

$$d\tilde{\psi}_{k,\text{gyro}} = \tilde{\omega}_{k,\text{gyro}} \Delta t_{\text{gyro}} = (s_k \omega_k + b_k) \Delta t_{\text{gyro}} + \mu_{k,\text{gyro}} \quad (3.92)$$

auf die Systemzustände \mathbf{x}_k abgebildet werden. Die Beobachtungsgleichung muss nun ebenfalls in Abhängigkeit der Fehler der Systemzustände formuliert werden. Hierzu wird Gl. (3.92) um den Arbeitspunkt $\bar{\mathbf{x}}_k$ und um den geschätzten Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}_k$ entwickelt. Das Beobachtungsmodell des Drehratensensors ergibt sich durch die Differenzbildung ($d\tilde{\psi}_{\text{gyro}} - d\hat{\psi}_{\text{gyro}}$) zu

$$\Delta\tilde{\psi}_{k,\text{gyro}} = \underbrace{\begin{bmatrix} s_k & \Delta t_{\text{gyro}} & \omega_k & \Delta t_{\text{gyro}} & \Delta t_{\text{gyro}} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{\mathbf{x},\text{gyro}}} \Delta\mathbf{x}_k + \mu'_{k,\text{gyro}}. \quad (3.93)$$

Der Innovationsschritt des ESKF mit den Gln. (3.48)-(3.50) wird mit dem Beobachtungsmodell (3.93) bei jeder neu verfügbaren Messung des Drehratensensors ausgeführt. Anschließend erfolgt die Korrektur der totalen Größen.

Beobachtungsmodell der GPS-Messung

Das Global Positioning System kann die Gierrate des Schienenfahrzeugs nicht direkt messen, jedoch können die Winkelinkremente des GPS aus der Veränderung der Richtungsinformation pro Zeitschritt mit

$$d\tilde{\psi}_{k,\text{gps}} = (\tilde{\psi}_{k,\text{gps}} - \tilde{\psi}_{k-1,\text{gps}}) = \tilde{\omega}_{k,\text{gps}} \Delta t_{\text{gps}} + \mu_{k,\text{gps}} \quad (3.94)$$

bestimmt werden. Durch Entwicklung der Gl. (3.94) um den Arbeitspunkt $\bar{\mathbf{x}}_k$ erhält man $d\tilde{\psi}_{k,\text{gps}}$ und äquivalent ergibt sich der zu erwartende Messvektor $d\hat{\psi}_{k,\text{gps}}$. Werden nun die beiden Gleichungen voneinander subtrahiert, erhält man das Beobachtungsmodell

$$\Delta\tilde{\psi}_{k,\text{gps}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Delta t_{\text{gps}} & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{\mathbf{x},\text{gps}}} \Delta\mathbf{x}_k + \mu'_{k,\text{gps}}, \quad (3.95)$$

wobei $\Delta\tilde{\psi}_{k,\text{gps}}$ die Differenz ($d\tilde{\psi}_{k,\text{gps}} - d\hat{\psi}_{k,\text{gps}}$) darstellt. Mit diesem Beobachtungsmodell können die Winkelinkremente des GPS auf die Systemzustände \mathbf{x}_k abgebildet werden.

Bei jeder neu zur Verfügung stehenden GPS-Messung wird nun der Innovationsschritt des ESKF mit den Gln. (3.48)-(3.50) und dem Beobachtungsmodell (3.95) ausgeführt. Danach erfolgt die Korrektur der totalen Größen.

Messergebnisse der Gierratenschätzung

Dieser Abschnitt präsentiert die Messergebnisse der Gierratenschätzung mit dem vorangehend beschriebenen ESKF. Die Prädiktion des ESKF muss dabei bis zum

Zeitpunkt der nächsten verfügbaren Messung des Drehratensensors oder GPS durchgeführt werden. Anschließend folgt die Innovation mit der entsprechenden Messung. In Bild 3.6 sind die Parameter des Drehratensensors, Skalenfaktor und Bias, aufgezeichnet. Hierbei wurde das ESKF ohne Vorwissen bezüglich der Sensorparameter initialisiert. Es kann deutlich erkannt werden, dass schon nach kürzester Zeit sich Bias und Skalenfaktor auf die korrekten Werte einschwingen. Bei einem erneuten Systemstart werden natürlich die vorher bestimmten Sensorparameter als Startwerte gesetzt.

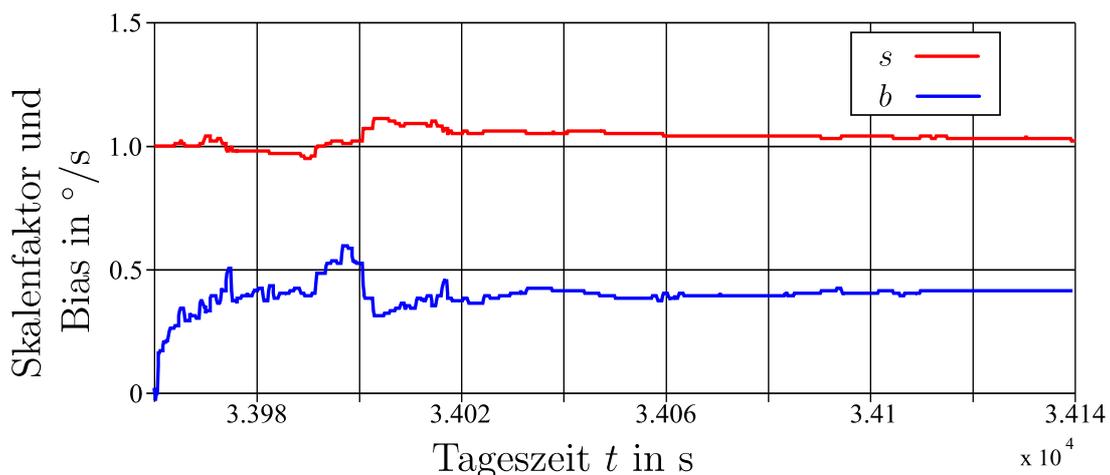


Bild 3.6: Online-Schätzung der Parameter Skalenfaktor und Bias des Drehratensensors: Initialisierung des ESKF ohne Vorwissen über die Sensorparameter, d. h. Skalenfaktor = 1 und Bias = 0.

Zur Verdeutlichung des Einschwingvorgangs des ESKF und Stützung der Fahrzeuggierrate wurde in Bild 3.7 die gemessene Gierrate vom Drehratensensor und GPS sowie die geschätzte Fahrzeuggierrate abgebildet. Hierbei wird deutlich, dass die Gierrate des GPS durch Abschattungen und Mehrwege-Effekte bzw. eine systembedingte schlechte Bestimmbarkeit bei niedrigen Geschwindigkeiten größere Abweichungen aufweist. Jedoch kann durch die Minimierung des quadratischen Fehlers über mehrere Iterationsschritte trotzdem eine Langzeitstützung der Fahrzeuggierrate erreicht werden.

Die aus Messungen vom Drehratensensor und GPS geschätzte Fahrzeuggierrate kann nun als Messgröße in die Ortungsfusion einfließen.

3.2.2 Systemmodell des EKF

Das Systemmodell des EKF sollte die kinematische Bewegung des Schienenfahrzeugs möglich gut abbilden. Hierzu wird die Bewegung als eine gleichförmige

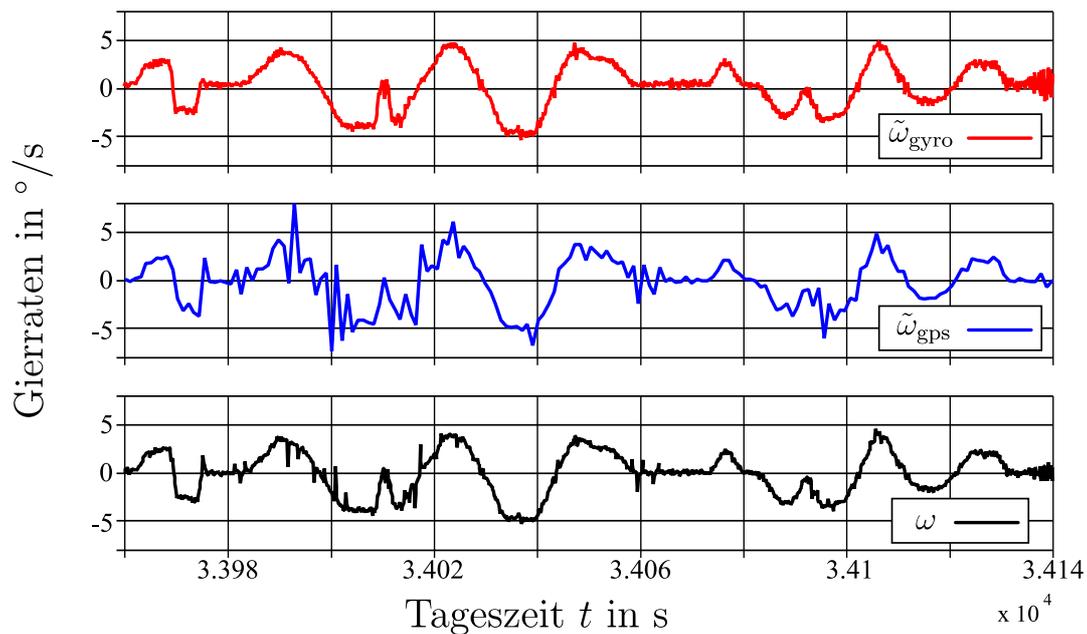


Bild 3.7: Gemessene Gierrate des Drehratensensors $\tilde{\omega}_{\text{gyro}}$ (oben), Drehrate des GPS-Empfängers zur Stützung der Online-Kalibrierung $\tilde{\omega}_{\text{gps}}$, gestützte Gierrate ω (unten).

Kreisbewegung im zweidimensionalen Raum modelliert [Sternberg 1999; Plan 2003]. Somit ergibt sich die Transition der Position (u_1, u_2) vom Zeitpunkt k nach $k+1$ durch die Addition der Positionsänderungen, welche durch die Fahrzeuggeschwindigkeit v_k und den Gierwinkel ψ_k gegeben sind. Hierbei wird der Einfluss der Gierrate auf das Systemmodell aufgrund der sehr großen Radien ≥ 300 m im Gleisverlauf vernachlässigt. Die Visualisierung dieser Transition von der Position P_k nach P_{k+1} ist in Bild 3.8 dargestellt.

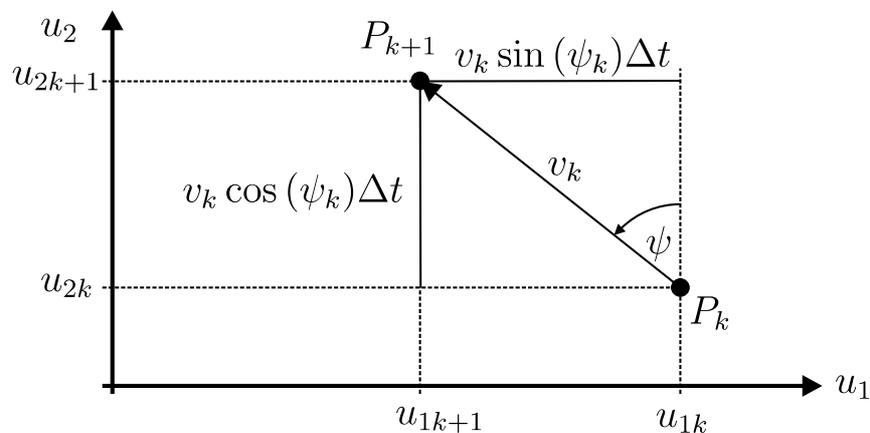


Bild 3.8: Grafische Erläuterung des Systemmodells durch die Transition der Systemzustände (u_1, u_2) vom Zeitpunkt k nach $k+1$.

Bei einer Modellierung der Fahrzeugbewegung im Systemmodell des KF als gleichförmige Kreisbewegung, welche im Folgenden als polares Systemmodell bezeichnet wird, bieten sich die folgenden Größen als Systemzustände an: Position (u_{1k}, u_{2k}) , Gierwinkel ψ_k , Gierrate ω_k und Geschwindigkeit v_k . Die Kombination der Zustände führt zu der nichtlinearen Systemgleichung

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, \boldsymbol{\nu}_k) = \begin{bmatrix} u_{1k} + v_k \sin(\psi_k) \Delta t \\ u_{2k} + v_k \cos(\psi_k) \Delta t \\ \psi_k + \omega_k \Delta t \\ \omega_k + \nu_{\omega k} \\ v_k + \nu_{v k} \end{bmatrix}, \quad (3.96)$$

mit dem Prozessrauschen $\boldsymbol{\nu}_k$ und Zustandsvektor \mathbf{x}_k

$$\boldsymbol{\nu}_k = [\nu_{\omega k} \ \nu_{v k}]^T \quad \text{bzw.} \quad \mathbf{x}_k = [u_{1k} \ u_{2k} \ \psi_k \ \omega_k \ v_k]^T. \quad (3.97)$$

Für eine Verwendung des nichtlinearen Systemmodells im EKF muss dieses durch eine Taylor-Approximation erster Ordnung um die geschätzten Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ linearisiert werden, vgl. Gl. (3.20). Die Berechnung der *Jakobi*-Matrizen der Funktion \mathbf{f} nach den Parametern \mathbf{x} und $\boldsymbol{\nu}$ ergeben

$$\mathbf{F}_{\mathbf{x}} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & v_k \cos(\psi_k) \Delta t & 0 & \sin(\psi_k) \Delta t \\ 0 & 1 & -v_k \sin(\psi_k) \Delta t & 0 & \cos(\psi_k) \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.98)$$

$$\mathbf{F}_{\boldsymbol{\nu}} := \left. \frac{\partial \mathbf{f}}{\partial \boldsymbol{\nu}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_k, \mathbf{0}} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \sin(\psi_k) \\ 0 & \frac{1}{2} \Delta t^2 \cos(\psi_k) \\ \frac{\Delta t^2}{2} & 0 \\ \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix}. \quad (3.99)$$

Das Ortungssystem hat keine Informationen über etwaige Fahr- bzw. Bremsbefehle des Triebfahrzeugführers. Hieraus folgt, dass die Eingangsgrößen \mathbf{u}_k des Systems zu null angenommen werden.

Der Prädiktionsschritt des EKF kann nun durch die Berechnungsvorschriften aus den Gln. (3.25) und (3.26) erfolgen. Für die Verarbeitung der verschiedenen Messgrößen werden nachfolgend die Beobachtungsmodelle aufgestellt.

3.2.3 Beobachtungsmodelle des EKF

Wegen der ungleichen Taktraten der Sensoren müssen drei unterschiedliche Beobachtungsmodelle aufgestellt werden: Das erste Beobachtungsmodell berücksichtigt die Gierraten- und Geschwindigkeitsmessung, das zweite die GPS-Messung und das letzte Beobachtungsmodell die Weichenerkennung.

Bei jeder neu zur Verfügung stehenden Messung werden die Systemzustände des EKF bis zum Zeitpunkt der Messung prädiiziert und anschließend im Innovations-schritt mit den Gln. (3.32)-(3.34) und dem jeweiligen Beobachtungsmodell aktua-lisiert.

Beobachtungsmodell der Gierraten- und Geschwindigkeitsmessung

Das Beobachtungsmodell bildet die Gierratenmessung $\tilde{\omega}_{k,eskf}$ und die Geschwin-digkeitsmessung des Wirbelstrom-Sensorsystems $\tilde{v}_{k,ecs}$ auf die Systemzustände \mathbf{x}_k ab. Das Verfahren zur Schätzung der Fahrzeuggierrate ist in Abschnitt 3.2.1 und zur robuste Geschwindigkeitsmessung in Abschnitt 2.2.3 beschrieben. Somit ergeben sich der Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_{k,eskf,ecs} = [\tilde{\omega}_{k,eskf} \ \tilde{v}_{k,ecs}]^T$ und das li-neare Beobachtungsmodell

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,eskf,ecs} = \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{k,eskf,ecs}} \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_{k,eskf,ecs} \ , \tag{3.100}$$

mit dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_{k,eskf,ecs}$. Die Gierratenmessung wird dabei mit der Ge-schwindigkeitsmessung synchronisiert und hat eine Messrate von 2 Hz. In diesem Fusionsansatz ist dies die höchste Taktrate und bestimmt damit die Taktrate des EKF.

Beobachtungsmodell der GPS-Messung

Die Positionsmessungen des GPS-Empfängers werden zu jeder UTC³-Sekunde ausgeführt, wodurch bei Sicht von mindestens vier Satelliten eine Taktrate von 1 Hz erreicht wird. Für das Beobachtungsmodell der GPS-Messung kann der fol-gende lineare Zusammenhang aufgestellt werden:

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,gps} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{k,gps}} \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_{k,gps} \ . \tag{3.101}$$

³UTC bedeutet koordinierte Weltzeit (engl. *coordinated universal time*)

Der Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{gps}}$ enthält dabei die Positionsmessungen $\tilde{u}_{1k,\text{gps}}, \tilde{u}_{2k,\text{gps}}$ des GPS-Empfängers, welche identisch mit dem Rechts- bzw. Hochwert des zweidimensionalen ebenen UTM-Koordinatensystems sind, vgl. Abschnitt 2.3.3.

Beobachtungsmodell der Weichenerkennung

Zur Bestimmung des Beobachtungsmodells der Weichenerkennung muss dieses zunächst näher erläutert werden. Der in Abschnitt 2.2.4 beschriebene Algorithmus zur Weichenerkennung nutzt die Wirbelstrom-Sensorsignale einer Weichenüberfahrt zur Weichenklassifikation. Dieses Verfahren schließt allerdings implizit mit ein, dass die komplette Weiche überfahren und detektiert wurde. Bei einer erfolgreichen Klassifikation der überfahrenen Weiche ist es nun notwendig, diese auf einen einheitlichen Bezugspunkt zu referenzieren. In der digitalen Streckenkarte in Abschnitt 4.3.2 wird der Weichenanfang als Bezugspunkt gewählt, jedoch ist dieser Punkt nicht identisch mit dem Beginn des detektierten Ortssignals des Wirbelstrom-Sensors bei einer spitzen⁴ Überfahrt der Weiche. Der Detektionsalgorithmus reagiert auf große Veränderungen der Wirbelströme, weshalb die Spitze der Weichenzunge das erste detektierbare Bauteil bei einer spitzen Weichenüberfahrt darstellt und nicht der Weichenanfang. Unter Kenntnis der Abstände zwischen Weichenanfang und Beginn der im Wirbelstrom-Sensorsignal detektierbaren Bauteile sowie der Befahrerichtung kann der Zeitpunkt des Weichenanfangs berechnet werden. Dieser wird nun mit den Weltkoordinaten aus der Weichenreferenzdatenbank ergänzt.

Der Zeitpunkt des Weichenanfangs τ kann nun aber schon mehrere Iterationsschritte zurückliegen, sodass

$$t_{k-l} \leq \tau < t_{k-l+1} \quad \text{mit} \quad l \geq 1 \quad (3.102)$$

gilt und die Positionsmessung der Weichenerkennung (Weichenanfang) nur als verzögerte Messung, eine sog. Out-of-sequence-Messung gemäß Abschnitt 3.1.6, in die dynamische Zustandsschätzung integriert werden kann.

Bei der Integration von verzögerten Messungen müssen zunächst die aktuellen Systemzustände und die Kovarianzmatrix vom Zeitpunkt k nach κ (Zeitdiskrete Notation für τ) retrodiziert werden, vgl. Gln. (3.78)-(3.79). Anschließend werden die Systemzustände \mathbf{x} zum Zeitpunkt k mit der verzögerten Messung $\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa,\text{weiche}} = [\tilde{u}_{1\kappa,\text{weiche}} \quad \tilde{u}_{2\kappa,\text{weiche}}]^T$ und der auf die verzögerte Messung angepassten Kalman-Verstärkungs-Matrix im Innovationsschritt des KF aktualisiert,

⁴Eine Weiche wird spitz befahren, wenn man sich ihr von der Seite der Weichenzungen her nähert, und stumpf befahren, wenn man sich ihr von der Seite des Herzstücks oder der Radlenker nähert.

vgl. Gln. (3.85)-(3.86). Das dem Innovationsschritt zugrunde liegende lineare Beobachtungsmodell der Weichenerkennung ist dabei gegeben durch

$$\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa, \text{weiche}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{\kappa, \text{weiche}}} \mathbf{x}_{\kappa} + \boldsymbol{\mu}_{\kappa, \text{weiche}}. \quad (3.103)$$

Die verzögerte Messung verliert jedoch aufgrund des Prozessrauschens schnell an Informationsgehalt, sodass bei einer spitzen Überfahrt der Weiche die Positionsmessung des Weichenanfangs weniger stark die Zustandsschätzung beeinflusst als bei einer stumpfen Überfahrt. Dies ist auf die größere Entfernung zum Weichenanfang und die damit verbundene größere Verzögerung der Positionsmessung zurückzuführen. Im Gegensatz zur Positionsmessung des Weichenanfangs ist die Befahrerichtung der Weiche für das in Abschnitt 5.3 beschriebene Map-Matching-Verfahren auch nach größerer Entfernung noch relevant.

Eine ausführliche Diskussion der Messergebnisse des EKF mit polarem Systemmodell und ein bewertender Vergleich mit den beiden weiteren Fusionsansätzen wird in Abschnitt 3.5 durchgeführt.

3.3 Interacting-Multiple-Model-Filter mit zwei kartesischen Systemmodellen

Im nachfolgenden Abschnitt wird der zweite Fusionsansatz zur bordautonomen Ortung von Schienenfahrzeugen beschrieben. Dieser Fusionsansatz beruht auf der parallelen Verwendung zweier unterschiedlicher Systemmodelle und der Kombination der geschätzten Systemzustände durch das IMM-Filter. Als Eingangsgrößen werden dabei die gleichen Messgrößen wie bei der ersten Ortungsfusion verwendet: Positionsbestimmung der Weichenerkennung und Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems, inertielle Messdaten der IMU sowie Position und Lage des GPS. Das Ergebnis der Sensordatenfusion wird als Ortsinformation wiederum durch eine zweidimensionale Positionsangabe und Richtungsinformation ausgegeben. Eine Darstellung der Ortungsfusion mittels des IMM-Filters und vorgelagerter Schätzung der Fahrzeuggierate ist in Bild 3.9 abgebildet.

Im Gegensatz zum polaren Systemmodell, welches in Abschnitt 3.2 beschrieben wurde, werden bei der zweidimensionalen Ortung und bei Target-Tracking-Anwendungen oftmals kartesische Systemmodelle bevorzugt [Bar-Shalom u. Fortmann 1988; Simon 2006; Sternberg 1999]. Eine allgemeine diskrete Formulierung

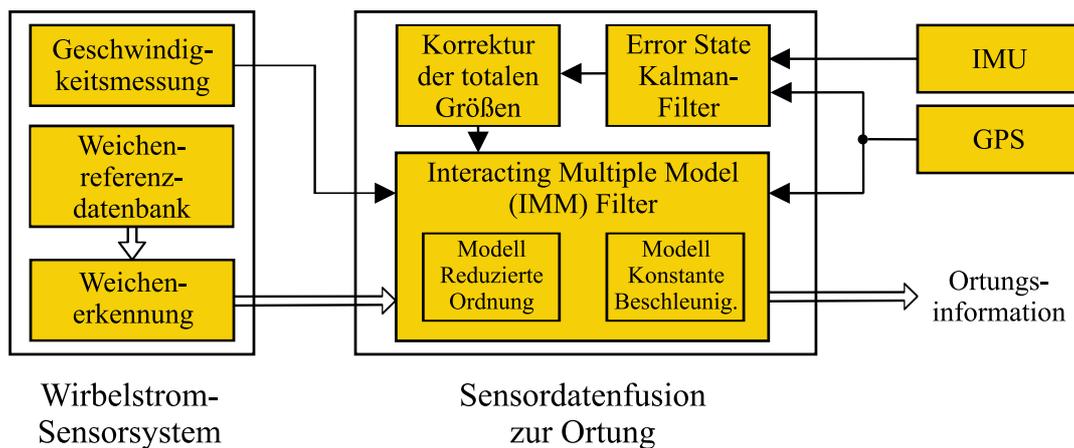


Bild 3.9: Schematische Darstellung der Ortungsfusion mittels IMM-Filter und vorgelagerter Schätzung der Fahrzeuggierate. Eingangsdaten zur Ortungsfusion sind die Positionsbestimmung der Weichenerkennung und die Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems sowie die inertialen Messdaten der IMU und die Position und Lage des GPS.

dieses Modells ist gegeben durch

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k-1} + \Delta t \dot{\mathbf{p}}_{k-1} + \frac{1}{2} \Delta t^2 \ddot{\mathbf{p}}_{k-1} + \frac{1}{6} \Delta t^3 \dddot{\mathbf{p}}_{k-1} + \dots \quad (3.104)$$

mit $\mathbf{p}_k = [u_{1k}, u_{2k}]$ als zweidimensionale Zugposition zum Zeitpunkt k und $\dot{\mathbf{p}}_k, \ddot{\mathbf{p}}_k$ bzw. $\dddot{\mathbf{p}}_k$ entsprechend als Geschwindigkeit, Beschleunigung und Ruck. Die Abtastrate ist definiert als $\Delta t = t_k - t_{k-1}$.

Analog zum ersten Fusionsansatz mit polarem Systemmodell wird hier ein Systemmodell mit konstanten Geschwindigkeiten $\dot{u}_{1k}, \dot{u}_{2k}$ angenommen. Dieses Systemmodell kann als zwei quasi-entkoppelte, eindimensionale Modelle in u_1 - und u_2 -Richtung aufgefasst werden. Allerdings sind diese Modelle durch den Geschwindigkeitsvektor verbunden. Unter der Annahme, dass sich der Zug auf einer Kreisbahn bewegt, werden dadurch Beschleunigungen in u_1 - und u_2 -Richtung auftreten, obwohl der Zug mit konstanter Geschwindigkeit fährt. Um diese Pseudo-Beschleunigungen modellieren zu können, wird ein zweites Systemmodell mit konstanten Beschleunigungen parallel implementiert [Bar-Shalom u. Fortmann 1988; Böhringer u. Geistler 2004]. Aufgrund der Verwendung zweier Modelle und der Notwendigkeit des Umschaltens zwischen den Systemen bietet sich das IMM-Filter an. Dieses bewirkt ein probabilistisch gesteuertes, weiches Umschalten zwischen den Modellen $M_j = \{M_1, M_2\}$.

Die Schätzung der Fahrzeuggierate erfolgt mit dem in Abschnitt 3.2.1 beschriebenen ESKF, weshalb an dieser Stelle auf dessen Beschreibung und die Präsentation der Messergebnisse verzichtet wird.

3.3.1 Fahrzeugmodell: Reduzierte Ordnung

In diesem Modell wird die Dynamik des Schienenfahrzeugs nur durch die ersten beiden Terme angenähert, und die Beschleunigung wird als Rauschen modelliert [Böhringer u. Geistler 2006a]; die Ordnung der Bewegungsgleichung wird somit reduziert. Dies führt zu dem Systemmodell

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k-1} + \Delta t \dot{\mathbf{p}}_{k-1} + \frac{1}{2} \Delta t^2 \boldsymbol{\nu}_{k-1}, \quad (3.105)$$

mit $\boldsymbol{\nu}_k$ als Gauß'sches weißes Rauschen. Der Zustandsvektor enthält dann die Zustandsvariablen \mathbf{p}_k als Zugposition und $\dot{\mathbf{p}}_k$ als Geschwindigkeit. Das System hat wiederum keine Informationen über die Fahr- bzw. Bremsbefehle des Fahrers, weshalb die Eingangsgröße \mathbf{u}_k gleich null ist.

Systemmodell

Zur Implementierung des Systemmodells (3.105) im ersten elementaren Filter des IMM-Filters wird der Zustandsvektor definiert als

$$\mathbf{x}_k = [u_{1k} \ u_{2k} \ \dot{u}_{1k} \ \dot{u}_{2k} \ \omega_k]^T, \quad (3.106)$$

mit der Position (u_{1k}, u_{2k}) , der Geschwindigkeit $(\dot{u}_{1k}, \dot{u}_{2k})$ und der Gierrate des Schienenfahrzeugs ω_k . Unter Berücksichtigung der durch die Gierrate verursachten Geschwindigkeitsänderung in u_1 - und u_2 -Richtung folgt die lineare Systemgleichung

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & -\omega_{k-1} \frac{\Delta t^2}{2} & 0 \\ 0 & 1 & \omega_{k-1} \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\omega_{k-1} \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \omega_{k-1} \Delta t & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1k-1} \\ u_{2k-1} \\ \dot{u}_{1k-1} \\ \dot{u}_{2k-1} \\ \omega_{k-1} \end{bmatrix} + \mathbf{G}_{k-1} \boldsymbol{\nu}_{k-1} \quad (3.107)$$

mit dem Systemrauschen

$$\boldsymbol{\nu}_{k-1} = [\nu_{\dot{u}_{1k-1}} \ \nu_{\dot{u}_{2k-1}} \ \nu_{\omega_{k-1}}]^T. \quad (3.108)$$

Für die Prädiktion der elementaren Filter wird der Prädiktionsschritt des EKF mit den Berechnungsvorschriften aus den Gln. (3.56) und (3.57) durchgeführt. Die Verarbeitung der verschiedenen Messgrößen erfolgt in den nachfolgend beschriebenen Beobachtungsmodellen.

Beobachtungsmodelle

Die im IMM-Filter verwendeten Messungen zur Innovation der elementaren Filter sind identisch mit den Messgrößen der ersten Ortungsfusion, weshalb hier nur auf die Änderungen bezüglich des Systemmodells eingegangen wird.

Beobachtungsmodell der Gierraten- und Geschwindigkeitsmessung

Die Gierraten- und Geschwindigkeitsmessung werden in dem Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{eskf},\text{ecs}} = [\tilde{\omega}_{k,\text{eskf}} \tilde{v}_{k,\text{ecs}}]^T$ zusammengefasst und über das nichtlineare Beobachtungsmodell

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{eskf},\text{ecs}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \omega_k \\ \sqrt{\dot{u}_{1k}^2 + \dot{u}_{2k}^2} \end{bmatrix}}_{\mathbf{h}_{k,\text{eskf},\text{ecs}}(\mathbf{x}_k)} + \underbrace{\begin{bmatrix} \mu_{\omega_k} \\ \mu_{v_k} \end{bmatrix}}_{\boldsymbol{\mu}_{k,\text{eskf},\text{ecs}}} \quad (3.109)$$

auf die Systemzustände abgebildet. Für die Integration des Beobachtungsmodells in das IMM-Filter muss Gl. (3.109) um die geschätzten Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ linearisiert werden. Die Linearisierung erfolgt durch die Berechnung der *Jakobi*-Matrix

$$\mathbf{H}_{\mathbf{x},\text{eskf},\text{ecs}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{\dot{u}_{1k}}{\sqrt{\dot{u}_{1k}^2 + \dot{u}_{2k}^2}} & \frac{\dot{u}_{2k}}{\sqrt{\dot{u}_{1k}^2 + \dot{u}_{2k}^2}} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.110)$$

nach Gl. (3.45). Die Taktrate der Gierraten- und Geschwindigkeitsmessung beträgt 2 Hz.

Beobachtungsmodell der GPS-Messung

Der Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{gps}}$ der GPS-Messung besteht aus den beiden Positionsmessungen $\tilde{u}_{1k,\text{gps}}, \tilde{u}_{2k,\text{gps}}$ im UTM-Koordinatensystems und kann auf die Systemzustände \mathbf{x}_k durch das lineare Beobachtungsmodell

$$\tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{gps}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{k,\text{gps}}} \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_{k,\text{gps}} \quad (3.111)$$

abgebildet werden. Die Taktrate beträgt bei Sicht von mehr als vier Satelliten 1 Hz.

Beobachtungsmodell der Weichenerkennung

Die Positionsmessung der Weichenerkennung muss, wie bereits in Abschnitt 3.2.3 beschrieben wurde, als verzögerte Messung in der dynamischen Zustandsschätzung verarbeitet werden. Aufbauend auf den Erläuterung zur Integration von OOSM in das KF in Abschnitt 3.1.6 wird die Integration von OOSM in das IMM-Filter in Anhang A.2 beschrieben.

Aus dem Ergebnis der Weichenerkennung kann der Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa, \text{weiche}} = [\tilde{u}_{1\kappa, \text{weiche}} \tilde{u}_{2\kappa, \text{weiche}}]^T$ zum Zeitpunkt κ aufgestellt werden, was zu dem linearen Beobachtungsmodell der Weichenerkennung

$$\tilde{\mathbf{y}}_{\kappa, \text{weiche}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{\kappa, \text{weiche}}} \mathbf{x}_{\kappa} + \boldsymbol{\mu}_{\kappa, \text{weiche}} \quad (3.112)$$

führt. Auch hier gilt, dass stark verzögerte Messungen aufgrund des Prozessrauschens schnell an Informationsgehalt verlieren. Durch die Referenzierung der Weichen auf den Weichenanfang wird bei einer spitzen Überfahrt die Zustandsschätzung weniger stark beeinflusst als bei einer stumpfen Überfahrt. Dies ist auf die größere Entfernung zum Weichenanfang und damit auch auf die größere Verzögerung der Messung zurückzuführen.

Die Messergebnisse des IMM-Filters mit den beiden elementaren Modellen werden in Abschnitt 3.5 präsentiert. Zunächst wird das zweite elementare Modell mit konstanter Beschleunigung beschrieben.

3.3.2 Fahrzeugmodell: Konstante Beschleunigung

Das Modell Konstante Beschleunigung basiert auf der Annahme, dass der Ruck des Fahrzeugs als Prozessrauschen modelliert wird und legt folgendes Modell zugrunde:

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k-1} + \Delta t \dot{\mathbf{p}}_{k-1} + \frac{1}{2} \Delta t^2 \ddot{\mathbf{p}}_{k-1} + \frac{1}{6} \Delta t^3 \boldsymbol{\nu}_{k-1}, \quad (3.113)$$

mit $\boldsymbol{\nu}_k$ als Gauß'sches weißes Rauschen. In der Zustandsraumdarstellung führt dies zu den Zustandsgrößen Zugposition (u_{1k}, u_{2k}) , Geschwindigkeit $(\dot{u}_{2k}, \dot{u}_{1k})$ und Beschleunigung $(\ddot{u}_{2k}, \ddot{u}_{1k})$. Zusätzlich wird noch die Fahrzeuggierrate ω_k in den Zustandsvektor mit aufgenommen. Die Eingangsgröße \mathbf{u}_k ist wiederum gleich null.

Systemmodell

Das allgemeine Systemmodell (3.113) des zweiten elementaren Filters kann als Zustandsraummodell formuliert werden und entspricht dadurch der Form des Systemmodells des KF mit

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}_{k-1} \boldsymbol{\nu}_{k-1} . \quad (3.114)$$

Der Zustandsvektor

$$\mathbf{x}_k = \left[u_{1k} \ u_{2k} \ \dot{u}_{1k} \ \dot{u}_{2k} \ \ddot{u}_{1k} \ \ddot{u}_{2k} \ \omega_k \right]^T \quad (3.115)$$

enthält dabei die Position, Geschwindigkeit, Beschleunigung sowie die Gierrate des Schienenfahrzeugs, und die Systemmatrix ist gegeben durch

$$\mathbf{F}_{k-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & -\omega_{k-1} \frac{\Delta t^2}{2} & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \omega_{k-1} \frac{\Delta t^2}{2} & \Delta t & 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -\omega_{k-1} \Delta t & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \omega_{k-1} \Delta t & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (3.116)$$

Als Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}_{k-1}$ werden der Ruck ($\ddot{u}_{1k}, \ddot{u}_{2k}$) in u_1 - und u_2 -Richtung sowie die Winkelbeschleunigung $\dot{\omega}$ angenommen.

Analog zum ersten elementaren Filter wird der Prädiktionsschritt des EKF mit den Gln. (3.56) und (3.57) durchgeführt.

Beobachtungsmodelle

Beim zweiten elementaren Filter des IMM-Filters erfolgt die Innovation mit den gleichen Messungen wie beim ersten elementaren Filter, weshalb hier zur detaillierten Erklärung auf den Abschnitt 3.3.1 mit den Beobachtungsmodellen des kinematischen Modells Reduzierte Ordnung verwiesen wird.

3.3.3 Implementierung des Interacting-Multiple-Model-Filters

Die Implementierung des IMM-Filters erfolgt mit dem in Abschnitt 3.1.5 beschriebenen Algorithmus, der in vier Abschnitte unterteilt werden kann:

- Mischen der Systemzustände und Kovarianzen aus dem vorherigen Iterationsschritt
- Prädiktion und Innovation der elementaren Filter $\{M_1, M_2\}$ durch den Prädiktions- und Innovationsschritt eines jeden EKF
- Bestimmung der Modellwahrscheinlichkeiten
- Kombination der Systemzustände und Kovarianzen zum Gesamtergebnis

Das Konzept des IMM-Filters mit zwei elementaren Filtern ist als Blockdiagramm in Bild 3.2 visualisiert.

Die Messergebnisse des IMM-Filters und der bewertende Vergleich der Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen wird in Abschnitt 3.5 aufgeführt.

3.4 Integriertes Navigationssystem

Ein integriertes Navigationssystem besteht aus mehreren Subsystemen, die auf unterschiedliche Navigationsverfahren aufbauen. Durch die Verwendung der diversitären und komplementären Charakteristiken der Subsysteme wird eine Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Gesamtsystems erreicht, welche die einzelnen Subsysteme alleine nicht erreichen können. Hierbei spielt speziell die Kombination des inertialen Navigationssystems (INS) mit dem Global Positioning System (GPS) eine entscheidende Rolle, da sich die komplementären Charakteristiken dieser Systeme sehr gut ergänzen. Häufig wird die Kombination aus INS und GPS noch mit weiteren Sensoren ergänzt, wie beispielsweise elektronischer Kompass, Altimeter⁵, Odometer oder Terrain-Navigation⁶, um eine höhere Verfügbarkeit zu erreichen. Auch helfen diese Sensoren, die Navigationslösung des INS, welche durch das integrierende Verhalten Sensorfehler akkumuliert, zu kalibrieren.

In dieser Arbeit werden ausschließlich sogenannte Loosely-coupled-Systeme betrachtet, bei denen die Positions- und Geschwindigkeitsmessungen des GPS-Empfängers zur INS-Stützung verwendet werden. Im Gegensatz dazu wird beim Tightly-coupled-System die Pseudorange oder Delta-Range-Messungen des GPS-Empfängers direkt im Navigationsfilter verarbeitet. Diese Methode erfordert jedoch den Zugriff auf diese Messdaten und dadurch auch die Verwendung spezieller Empfänger.

⁵Ein Altimeter misst die Höhe über dem Erdellipsoid, z. B. Baro-Altimeter, oder über der Erdoberfläche, z. B. Radar-Altimeter.

⁶In der Terrain-Navigation wird versucht, gemessene Landmarken oder z. B. Höhenprofile mit einer Referenz abzugleichen und dadurch die aktuelle Position bzw. Lage zu bestimmen.

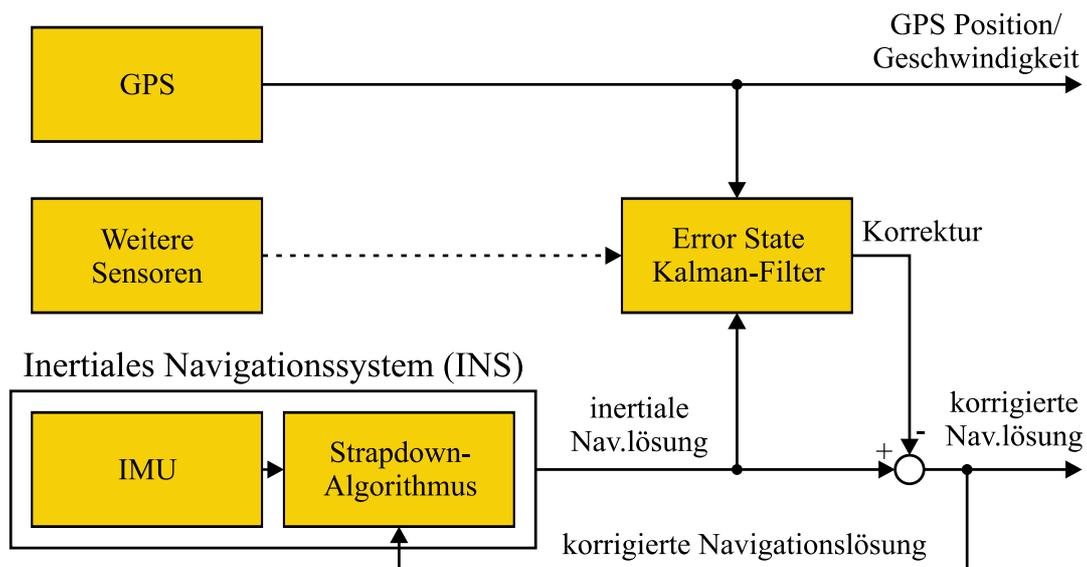


Bild 3.10: Aufbau eines integrierten Navigationssystems als Loosely-coupled-System mit optionaler Erweiterung durch ergänzende Sensoren.

Die folgenden Abschnitte beschreiben die Grundlagen der inertialen Navigation und deren Stützung durch die intelligente Verarbeitung weiterer zur Verfügung stehender Sensordaten.

3.4.1 Grundlagen der inertialen Navigation

Ein inertiales Navigationssystem (INS) kann entweder als System mit einer kardanisch gelagerten, stabilisierten Plattform oder als Strapdown-System⁷ aufgebaut werden, siehe Abschnitt 2.4. Aufgrund der heutzutage zur Verfügung stehenden Rechnerleistung und Neuentwicklungen im Bereich der Inertialsensorik werden bei der Navigation von Landfahrzeugen ausschließlich Strapdown-Systeme eingesetzt. Die Berechnung der Navigationslösung wird durch den Strapdown-Algorithmus (SDA) durchgeführt, welcher sich in Lage-, Geschwindigkeits- und Positionsintegration unterteilt.

Für die inertielle Navigation müssen zunächst mehrere Koordinatensysteme definiert werden. In Bild 3.11 sind die für die erdnahe Navigation notwendigen Koordinatensysteme abgebildet.

- **Inertiales Koordinatensystem** (Index i): Die Koordinaten des inertialen Koordinatensystems stehen in festen Bezug mit den Fixsternen. Der Ursprung ist identisch mit dem Ursprung des Rotationsellipsoid, welcher die

⁷Bei einem Strapdown-System ist die IMU direkt mit dem Fahrzeug verbunden, daher auch die Bezeichnung strapdown (engl. festgeschnallt).

Erdgestalt annähert. Die z^i -Achse des inertialen Koordinatensystems fällt mit der Rotationsachse der Erde zusammen, und die Achsen x^i, y^i liegen in der Äquatorebene. Die IMU misst die Beschleunigungen und Drehraten des körperfesten Koordinatensystems im Bezug zum inertialen Koordinatensystem.

- **Erdfestes Koordinatensystem** (Index e): Der Ursprung und die z -Achse des erdfesten Koordinatensystems sind identisch mit dem inertialen Koordinatensystem. Die x^e -Achse ist bestimmt durch den Schnittpunkt mit der Äquatorebene und der Ebene des Nullmeridians. Da die Koordinatenachsen fest mit der Erde verbunden sind, rotiert das erdfeste Koordinatensystem mit der Erddrehrate Ω bezüglich des inertialen Koordinatensystems.
- **Navigationskoordinatensystem** (Index n): Das Navigationskoordinatensystem hat den gleichen Ursprung wie das körperfeste Koordinatensystem. Die Achsen x^n, y^n sind in Nord- und Ostrichtung angeordnet und liegen in der Ebene des Erdellipsoid. Die z^n -Achse zeigt in Richtung der Schwerebeschleunigung, welche die Summe aus Gravitation und Zentripetalbeschleunigung ist.
- **Körperfestes Koordinatensystem** (Index b): Das körperfeste Koordinatensystem ist starr mit dem Fahrzeug verbunden und weist in Fahrzeugs-Längsrichtung x^b , nach rechts y^b und nach unten z^b . Der Ursprung fällt mit dem Ursprung des Navigationskoordinatensystem zusammen. Die IMU-Messwerte werden im körperfesten Koordinatensystem gemessen.

Die Position eines Fahrzeugs ist durch den Ursprung des Navigationskoordinatensystems definiert und wird in erdfesten Koordinaten angegeben. Dies kann sowohl bezüglich der Achsen x^e, y^e, z^e oder auch in Längengrad λ , Breitengrad φ und Höhe h erfolgen. Im Falle des begrenzten Aktionsradius des Schienenfahrzeugs wird in der Ortungsfusion als Navigationskoordinatensystem die UTM-Abbildung mit den Koordinaten x_N, x_E, x_D (North, East, Down) bzw. u_2, u_1, h (Hochwert, Rechtswert, Höhe) im Bezugssystem ETR89 verwendet, siehe Abschnitt 2.3.3.

Wegen der Verwendung der verschiedenen Koordinatensysteme ist eine einheitliche Nomenklatur unerlässlich. Für die Geschwindigkeiten \mathbf{v} , Drehraten $\boldsymbol{\omega}$ und Beschleunigungen \mathbf{a} wird die folgende Konvention verwendet:

$$\mathbf{v}_{bc}^a. \tag{3.117}$$

Der obere Index gibt an, dass die Geschwindigkeit in Koordinaten des Koordinatensystems a angegeben ist. Die unteren Indizes bezeichnen, dass es sich um die Geschwindigkeit des Koordinatensystems c bezüglich des Koordinatensystems b handelt.

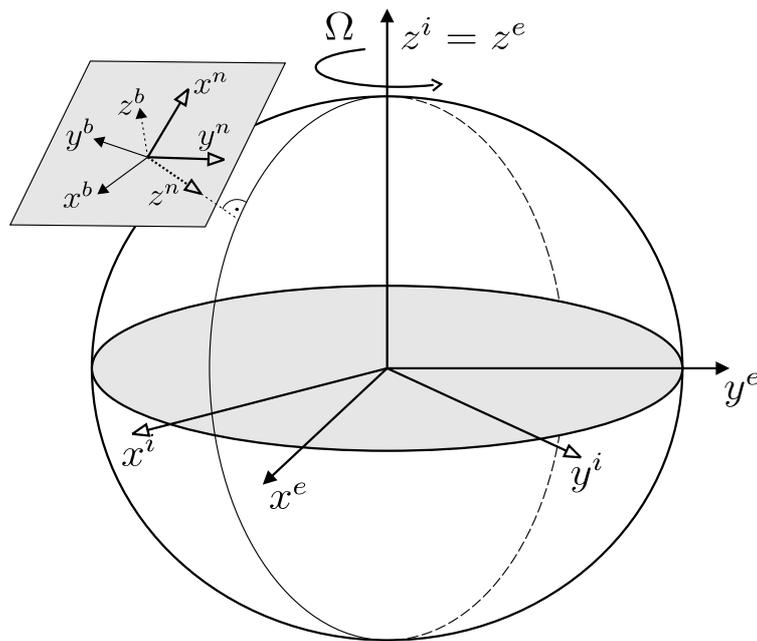


Bild 3.11: Koordinatensysteme zur erdnahen Navigation.

3.4.1.1 Navigationsgleichung

Die Berechnung der Navigationslösung erfolgt durch den Strapdown-Algorithmus, der die gemessenen Drehraten zur Lage des Fahrzeugs aufintegriert und anschließend aus den Beschleunigungen die Position durch doppelte Integration bestimmt. Der SDA, welcher in Bild 3.12 als Blockschaltbild dargestellt ist, lässt sich dabei in drei Schritte unterteilen, auf die im Folgenden eingegangen wird.

Lageintegration

Mit der Lageintegration kann aus den gemessenen Drehraten ω_{ib}^b der IMU, welche im körperfesten Koordinatensystem gegeben sind, die relative Lage des Fahrzeugs zum Navigationskoordinatensystem ermittelt werden. In Anhang A.3.1 werden die zur Lageintegration benötigten Gleichungen hergeleitet und ausführlich diskutiert. Nachfolgend werden die wichtigsten Gleichungen zusammengefasst.

Die Änderung des Orientierungsvektors während des Zeitintervalls t_k bis t_{k+1} kann durch

$$\Delta\sigma_{k+1} = \omega_{ib,k+1}^b \Delta t - (\mathbf{C}_{n,k}^b)^T (\omega_{ie,k+1}^n + \omega_{en,k+1}^n) \Delta t, \quad (3.118)$$

mit der Erddrehrate ω_{ie}^n , der Transportrate ω_{en}^n und der Richtungskosinusmatrix der Lage $\mathbf{C}_{n,k}^b$, berechnet werden. Durch den Vergleich der Erddrehrate und Transportrate im Verhältnis zum Bias und Rauschen der MEMS-Drehratensensoren lässt

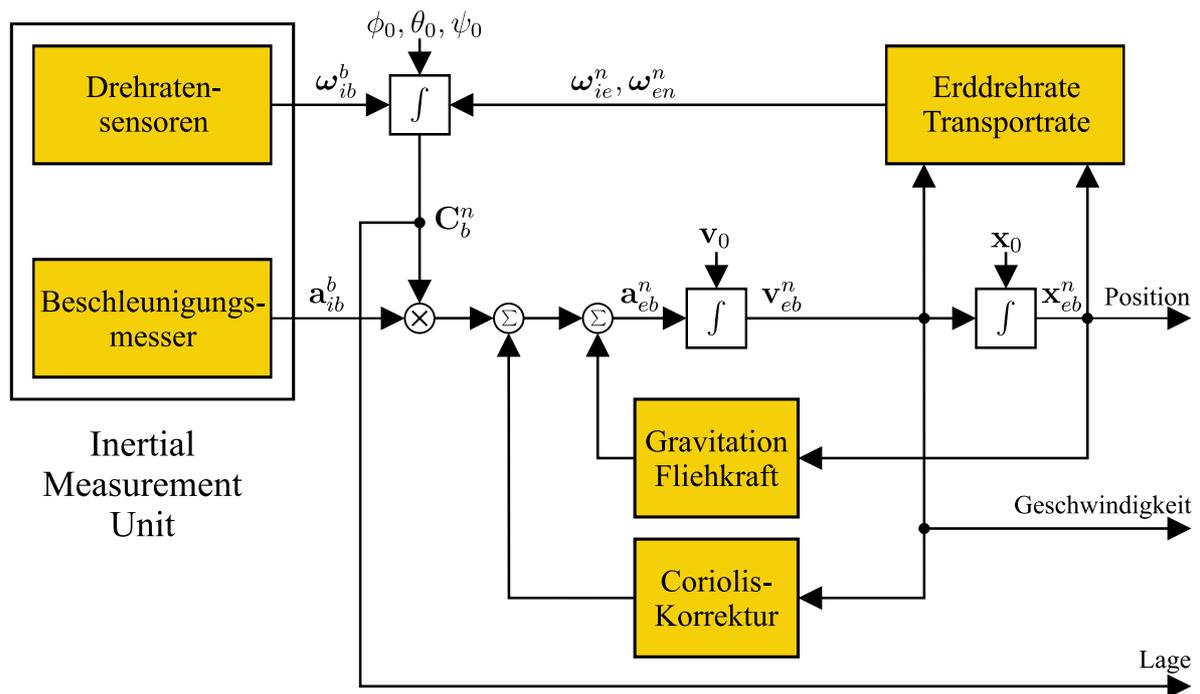


Bild 3.12: Darstellung der Strapdown-Rechnung als Blockdiagramm mit den inertialen Messdaten als Eingangsgrößen und der Navigationslösung als Ergebnis [Wendel 2007].

sich abschätzen, dass die Fehler der Drehratensensoren wesentlich größer sind als die Einflüsse von Erddrehrate und Transportrate. Durch das Vernachlässigen dieser zusätzlichen Drehraten in der Navigationslösung vereinfacht sich Gl. (3.118) zu

$$\Delta \sigma_{k+1} = \omega_{ib,k+1}^b \Delta t. \quad (3.119)$$

Die Änderung des Orientierungsvektors kann nun durch Gl. (A.24) in das Quaternion \mathbf{r}_{k+1} überführt werden und durch Quaternionenmultiplikation

$$\mathbf{q}_{b,k+1}^n = \mathbf{q}_{b,k}^n \bullet \mathbf{r}_{k+1} \quad (3.120)$$

propagiert werden. Für die Verwendung der aktualisierten Lage in der Geschwindigkeitsintegration muss das Quaternion $\mathbf{q}_{b,k+1}^n$ nach Gl. (A.45) in die Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n umgerechnet werden.

Geschwindigkeitsintegration

Aufgabe der Geschwindigkeitsintegration ist es, durch Integration der gemessenen Beschleunigungen auf Geschwindigkeit des Fahrzeugs zu schließen. Die Herleitungen der zur Geschwindigkeitsintegration notwendigen Gleichungen sind in Anhang A.3.2 aufgeführt.

Der Zusammenhang zwischen der Fahrzeuggeschwindigkeit \mathbf{v}_{eb}^n gegenüber der Erde in Koordinaten des Navigationskoordinatensystems und den gemessenen Beschleunigungen \mathbf{a}_{ib}^b ist gegeben durch

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{a}_{ib}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{eb}^n + \mathbf{g}_l^n, \quad (3.121)$$

mit der Schwerebeschleunigung \mathbf{g}_l^n , welche nach der WELMEC-Formel⁸ berechnet wird. Die Erddrehrate $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ und die Transportrate $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ werden aufgrund des geringen Einflusses im Verhältnis zu Sensorrauschen und -bias ebenfalls vernachlässigt. Durch numerische Integration kann die Differentialgleichung (3.121) integriert werden und es folgt für die Propagation der Geschwindigkeit

$$\mathbf{v}_{eb,k+1}^n = \mathbf{v}_{eb,k}^n + \mathbf{C}_{b,k}^n \left[\mathbf{a}_{ib,k+1}^b \Delta t + \frac{1}{2} \Delta \boldsymbol{\sigma}_{k+1} \times \mathbf{a}_{ib,k+1}^b \Delta t \right] + \mathbf{g}_l^n \Delta t. \quad (3.122)$$

Positionintegration

Die Propagation der Position, welche in Anhang A.3.3 näher erläutert wird, erfolgt durch

$$\mathbf{x}_{k+1}^n = \mathbf{x}_k^n + \frac{\mathbf{v}_{eb,k}^n + \mathbf{v}_{eb,k+1}^n}{2} \Delta t. \quad (3.123)$$

Durch den SDA mit Lage-, Geschwindigkeits- und Positionintegration ist es möglich, eine vollständige Navigationslösung allein durch das Auswerten der inertialen Messgrößen zu erhalten. Jedoch werden dadurch auch die Fehler der Drehraten- und Beschleunigungssensoren aufintegriert, was sich in einem Driften von Lage und Position widerspiegelt. Zur Stützung der inertialen Navigation müssen deshalb weitere Sensoren verwendet werden.

3.4.2 Stützung des inertialen Navigationssystems

Durch die Stützung des inertialen Navigationssystems mit weiteren Sensoren kann eine Kalibrierung der IMU und dadurch eine Reduzierung des Driftverhaltens erfolgen. Als optimaler Sensor hat sich das GPS etabliert, da es durch seine hohe Langzeitstabilität komplementär ergänzt. Weitere Messgrößen zur Stützung des INS sind die Position der Weichenerkennung und Geschwindigkeit des

⁸Die WELMEC-Formel beschreibt den Bezugswert der Fallbeschleunigung g in Bezug auf die mittlere geographische Breite λ und die mittlere Höhe über dem Meeresspiegel h . Sie basiert auf der Internationalen Schwereformel aus dem Jahre 1967 und wird in allen deutschen Eichämtern verwendet.

Wirbelstrom-Sensorsystems. Für die Integration der Messungen im ESKF müssen die Abhängigkeiten der Fehler von den zu schätzenden Systemzuständen in Fehlersystemmodellen bestimmt werden.

3.4.2.1 Bestimmung von Fehlersystemmodellen

Um die Fehler der Strapdown-Rechnung schätzen zu können, muss der Zustandsvektor die folgenden Systemzustände beinhalten: Drei Positionsfehler, drei Geschwindigkeitsfehler und drei Eulerwinkel⁹. Zusätzlich werden noch die systematischen Fehler der Inertialsensoren mit aufgenommen, wodurch eine Kalibrierung der IMU möglich wird; hieraus folgt

$$\mathbf{x}_k = \left[\begin{array}{ccc} \underbrace{\Delta x_N, \Delta x_E, \Delta x_D}_{\text{Positionsfehler } \Delta \mathbf{x}^n} & \underbrace{\Delta v_{eb,N}^n, \Delta v_{eb,E}^n, \Delta v_{eb,D}^n}_{\text{Geschwindigkeitsfehler } \Delta \mathbf{v}^n} & \underbrace{\Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \gamma}_{\text{Lagefehler } \Delta \boldsymbol{\psi}^n} \\ \underbrace{\Delta b_{a,x}, \Delta b_{a,y}, \Delta b_{a,z}}_{\text{Biasfehler der Beschl. } \Delta \mathbf{b}_a} & \underbrace{\Delta b_{\omega,x}, \Delta b_{\omega,y}, \Delta b_{\omega,z}}_{\text{Biasfehler der Drehratensens. } \Delta \mathbf{b}_\omega} & \end{array} \right]^T. \quad (3.124)$$

Im Folgenden werden die Differentialgleichungen der einzelnen Fehler aufgeführt.

Differentialgleichung der Positionsfehler

Die Differentialgleichung der Position ist gegeben durch

$$\dot{\mathbf{x}}^n = \mathbf{v}_{eb}^n, \quad (3.125)$$

wodurch sich die Positionsfehler berechnen lassen mit

$$\Delta \dot{\mathbf{x}}^n = \Delta \mathbf{v}_{eb}^n. \quad (3.126)$$

Differentialgleichung der Geschwindigkeitsfehler

Für die Berechnung der Differentialgleichung der Geschwindigkeitsfehler müssen die Abhängigkeiten der Größen von den Fehlergrößen im Zustandsvektor (3.124)

⁹Die Beschreibung von Lagefehlern mit Eulerwinkeln kann als unproblematisch angesehen werden, da diese Winkel wesentlich kleiner als 90° sind und dadurch keine Singularitäten auftreten.

bestimmt werden. Ausgangspunkt ist die vereinfachte Differentialgleichung der Geschwindigkeit

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{a}_{ib}^b + \mathbf{g}_l^n . \quad (3.127)$$

Lagefehlerabhängigkeit

Durch Lagefehler stimmt die geschätzte Richtungskosinusmatrix $\hat{\mathbf{C}}_b^n$ nicht mit der tatsächlich vorliegenden Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n überein. Im Navigationskoordinatensystem werden diese Lagefehler durch

$$\hat{\mathbf{C}}_b^n = \mathbf{E}_n \mathbf{C}_b^n \quad (3.128)$$

dargestellt und als klein angenommen. Hieraus ergibt sich die Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n mit der Richtungskosinusmatrix \mathbf{E}_n der Lagefehler $\psi = [\alpha \ \beta \ \gamma]$ als

$$\mathbf{C}_b^n = \mathbf{E}_n^{-1} \hat{\mathbf{C}}_b^n = (\mathbf{I} + \mathbf{\Psi}) \hat{\mathbf{C}}_b^n = \left(\mathbf{I} + \begin{bmatrix} 0 & \gamma & -\beta \\ -\gamma & 0 & \alpha \\ \beta & -\alpha & 0 \end{bmatrix} \right) \hat{\mathbf{C}}_b^n . \quad (3.129)$$

Inertialsensorfehlerabhängigkeit

Der Zusammenhang zwischen den gemessenen Beschleunigungen $\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b$ und tatsächlich vorliegenden Beschleunigungen \mathbf{a}_{ib}^b ist gegeben durch

$$\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b = \mathbf{a}_{ib}^b + \mathbf{b}_a - \boldsymbol{\nu}_a , \quad (3.130)$$

mit dem Bias der Beschleunigungsmesser \mathbf{b}_a und dem Rauschterm $\boldsymbol{\nu}_a$.

Taylor-Reihenentwicklung

Durch Einsetzen der Gln. (3.129) und (3.130) in die Geschwindigkeits-Differentialgleichung (3.127) erhält man

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^n = (\mathbf{I} + \mathbf{\Psi}) \hat{\mathbf{C}}_b^n (\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b - \mathbf{b}_a + \boldsymbol{\nu}_a) + \mathbf{g}_l^n \quad (3.131)$$

$$\approx (\mathbf{I} + \mathbf{\Psi}) \hat{\mathbf{C}}_b^n (\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b - \mathbf{b}_a) + \mathbf{g}_l^n + \hat{\mathbf{C}}_b^n \boldsymbol{\nu}_a . \quad (3.132)$$

Durch eine Taylor-Reihenentwicklung kann nun auf die Differentialgleichung der Geschwindigkeitsfehler

$$\Delta \dot{\mathbf{v}}_{eb}^n = \frac{\partial \dot{\mathbf{v}}_{eb}^n}{\partial \psi} \Delta \mathbf{\Psi} + \frac{\partial \dot{\mathbf{v}}_{eb}^n}{\partial \mathbf{b}_a} \Delta \mathbf{b}_a \quad (3.133)$$

geschlossen werden. Hieraus folgt für die Ableitung nach den Lagefehlern

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \dot{\mathbf{v}}_{eb}^n}{\partial \boldsymbol{\psi}} &= \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\psi}} (\boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{C}}_b^n (\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b - \mathbf{b}_a)) \\
&= -\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\psi}} ([\hat{\mathbf{C}}_b^n (\tilde{\mathbf{a}}_{ib}^b - \mathbf{b}_a) \times] \boldsymbol{\psi}) \\
&= -[\hat{\mathbf{a}}_{ib}^n \times] = -\hat{\mathbf{A}}_{ib}^n
\end{aligned} \tag{3.134}$$

und nach den Biasfehlern der Beschleunigungsmesser

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \dot{\mathbf{v}}_{eb}^n}{\partial \mathbf{b}_a} &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{b}_a} (\mathbf{I} + \boldsymbol{\Psi}) \hat{\mathbf{C}}_b^n (-\mathbf{b}_a) \\
&\approx -\mathbf{C}_b^n .
\end{aligned} \tag{3.135}$$

Differentialgleichung der Lagefehler

In [Wendel 2007] wird die Differentialgleichung der Lagefehler in einer ausführlichen Herleitung als

$$\dot{\boldsymbol{\psi}} = -\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times \boldsymbol{\psi} + \Delta \boldsymbol{\omega}_{in}^n - \hat{\mathbf{C}}_b^n \Delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \tag{3.136}$$

bestimmt und kann unter Vernachlässigung von $\boldsymbol{\omega}_{in}^n$ zu

$$\dot{\boldsymbol{\psi}} = -\hat{\mathbf{C}}_b^n \Delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \tag{3.137}$$

vereinfacht werden. Das Sensorfehlermodell des Drehratensensors beschreibt die gemessene Drehrate $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b$ als Summe der tatsächlich vorliegenden Drehrate $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$, dem Bias \mathbf{b}_ω und einem Rauschterm $\boldsymbol{\nu}_\omega$:

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b + \mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\nu}_\omega . \tag{3.138}$$

Hieraus lässt sich

$$\Delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b - \boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\nu}_\omega \tag{3.139}$$

berechnen und der Fehler der Drehratenmessung kann mit

$$\dot{\boldsymbol{\psi}} = -\hat{\mathbf{C}}_b^n (\mathbf{b}_\omega + \boldsymbol{\nu}_\omega) \tag{3.140}$$

bestimmt werden. Mit Hilfe einer Taylor-Reihenentwicklung kann die Differentialgleichung der Lagefehler durch

$$\Delta \dot{\boldsymbol{\psi}} = \frac{\partial \dot{\boldsymbol{\psi}}}{\partial \mathbf{b}_\omega} \Delta \mathbf{b}_\omega = -\hat{\mathbf{C}}_b^n \Delta \mathbf{b}_\omega \tag{3.141}$$

berechnet werden.

Differentialgleichung der Inertialsensorfehler

Bei der Verwendung von MEMS-Inertialsensoren ist eine Berücksichtigung des Biasdrift unerlässlich. Dieser kann als Random-Walk-Prozess modelliert werden und ergibt sich zu

$$\dot{\mathbf{b}}_a = \boldsymbol{\nu}_{b_a}, \quad \dot{\mathbf{b}}_\omega = \boldsymbol{\nu}_{b_\omega}, \quad (3.142)$$

mit den Rauschtermen $\boldsymbol{\nu}_{b_a}$ und $\boldsymbol{\nu}_{b_\omega}$.

3.4.2.2 Error-State-Kalman-Filter zur Stützung des INS

Die Stützung des inertialen Navigationssystems bei einer gleichzeitigen Kalibrierung der IMU kann mithilfe eines ESKF erfolgen. Hierbei werden die einzelnen Fehlergrößen geschätzt und anschließend von den totalen Größen subtrahiert. Ein wesentlicher Vorteil des ESKF gegenüber einem KF ist die geringere Dynamik der Fehlergrößen im Verhältnis zu den totalen Größen, wodurch eine Reduktion der Taktrate und damit der Rechenlast möglich ist, da der ESKF nicht mit der Taktrate der IMU betrieben werden muss. Als Messgrößen zur Stützung des INS werden die Position und Richtung des GPS sowie die Position der Weichenerkennung und die Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems verwendet. In den nächsten Abschnitten werden das Systemmodell und die Beobachtungsmodelle des ESKF beschrieben.

Systemmodell des ESKF

Das Systemmodell des ESKF ergibt sich durch die Zustandsraumdarstellung der verschiedenen Fehlersystemmodelle. Hierbei wurden die Differentialgleichungen der Positionsfehler (3.126), Geschwindigkeitsfehler (3.133), Lagefehler (3.141) und Inertialsensorfehler (3.142) berücksichtigt:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x}^n \\ \Delta \mathbf{v}^n \\ \Delta \boldsymbol{\psi}^n \\ \Delta \mathbf{b}_a \\ \Delta \mathbf{b}_\omega \end{bmatrix}_{k+1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & -\hat{\mathbf{A}}_{ib}^n & -\hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & -\hat{\mathbf{C}}_b^n \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}_k \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{x}^n \\ \Delta \mathbf{v}^n \\ \Delta \boldsymbol{\psi}^n \\ \Delta \mathbf{b}_a \\ \Delta \mathbf{b}_\omega \end{bmatrix}_k \\ &+ \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \hat{\mathbf{C}}_b^n & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{bmatrix}_k \begin{bmatrix} \boldsymbol{\nu}_a \\ \boldsymbol{\nu}_\omega \\ \boldsymbol{\nu}_{b_a} \\ \boldsymbol{\nu}_{b_\omega} \end{bmatrix}_k. \end{aligned} \quad (3.143)$$

Eine allgemeine Beschreibung des ESKF ist in Abschnitt 3.1.4 aufgeführt. Nachfolgend werden die einzelnen Beobachtungsmodelle erläutert.

Beobachtungsmodelle des ESKF

Zur Stützung des INS werden verschiedene Sensorsysteme, wie beispielsweise das Wirbelstrom-Sensorsystem und ein GPS verwendet. Die Integration der Messungen in den ESKF wird durch die nachfolgend beschriebenen Beobachtungsmodelle umgesetzt.

Beobachtungsmodell der GPS-Messung

Der verwendete GPS-Empfänger berechnet nicht nur die Position $\tilde{\mathbf{x}}_{k,\text{gps}}^n$ des Schienenfahrzeugs, sondern auch gleichzeitig dessen Ausrichtung $\tilde{\psi}_{k,\text{gps}}$, den sog. Gierwinkel. Aufgrund der Annahmen, dass ein Schienenfahrzeug durch das Rad-Schiene-System keine größeren Steigungen bzw. Gefälle befahren kann und das Fahrzeug im Mittel kein Rollen aufweist, können der Nickwinkel θ_k und Rollwinkel ϕ_k zu null angenommen werden. Die gemessene Lage des GPS-Empfängers in Eulerwinkeln ist gegeben durch

$$\tilde{\psi}_{k,\text{gps}}^n = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \tilde{\psi}_{k,\text{gps}} \end{bmatrix}^T, \quad (3.144)$$

und die Positionsmessung in UTM-Koordinaten ergibt sich zu

$$\tilde{\mathbf{x}}_{k,\text{gps}}^n = \begin{bmatrix} \tilde{x}_{Nk,\text{gps}} \\ \tilde{x}_{Ek,\text{gps}} \\ \tilde{x}_{Dk,\text{gps}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tilde{u}_{2k,\text{gps}} \\ \tilde{u}_{1k,\text{gps}} \\ \tilde{h}_{k,\text{gps}} \end{bmatrix}. \quad (3.145)$$

Hieraus kann das Beobachtungsmodell der GPS-Messung berechnet werden durch

$$\Delta \tilde{\mathbf{y}}_{k,\text{gps}} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_{k,\text{gps}}^n - \hat{\mathbf{x}}_k^n \\ \tilde{\psi}_{k,\text{gps}}^n - \hat{\psi}_k^n \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{k,\text{gps}}} \Delta \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_{k,\text{gps}}, \quad (3.146)$$

wobei $\hat{\mathbf{x}}_k^n$ die A-priori-Schätzung der Position und $\hat{\psi}_k^n$ der Lage sowie $\boldsymbol{\mu}_{k,\text{gps}}$ das Messrauschen darstellt.

Beobachtungsmodell der Geschwindigkeitsmessung

Das Wirbelstrom-Sensorsystem bestimmt, durch die in Abschnitt 2.2.3 beschriebene Fusion der Geschwindigkeitsmessungen, die Zuggeschwindigkeit im körper-

festen Koordinatensystem. Dieses muss durch Multiplikation mit der Richtungskosinusmatrix in das Navigationskoordinatensystem transformiert werden; es folgt

$$\tilde{\mathbf{v}}_{eb,k,ecs}^n = \hat{\mathbf{C}}_b^n \begin{bmatrix} \tilde{v}_{k,ecs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (3.147)$$

Durch die höhere Taktrate der Geschwindigkeitsmessung von 2 Hz im Vergleich zur Taktrate der GPS-Messung von 1 Hz, besteht jede zweite Messung zur Stützung des INS ausschließlich aus Geschwindigkeitsinformationen. Dies hat zur Folge, dass durch eine Unbeobachtbarkeit der Lage diese sehr stark driftet und der ESKF sogar divergieren kann. Um eine Divergenz des Filters zu verhindern, wird die aktuell geschätzte Lage $\hat{\boldsymbol{\psi}}_k^n$ als Messgröße $\tilde{\boldsymbol{\psi}}_{k,ecs}^n$ zur Geschwindigkeitsinformation mit der geschätzten Kovarianz der Lage ergänzt, wodurch der Lagefehler $\tilde{\boldsymbol{\psi}}_{k,ecs}^n - \hat{\boldsymbol{\psi}}_k^n$ gleich null wird. Das Beobachtungsmodell der Geschwindigkeitsmessung ist gegeben durch

$$\Delta \tilde{\mathbf{y}}_{k,ecs} = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{v}}_{eb,k,ecs}^n - \hat{\mathbf{v}}_{eb,k}^n \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}}_{\mathbf{H}_{k,ecs}} \Delta \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_{k,ecs}, \quad (3.148)$$

mit dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_{k,ecs}$ der wirbelstrombasierten Geschwindigkeitsmessung.

Beobachtungsmodell der Weichenerkennung

Die Weichenerkennung, welche in Abschnitt 2.2.4 beschrieben wird, kann die Position $\tilde{\mathbf{x}}_{\kappa,weiche}^n$ des Weichenanfangs erst nach einer kompletten Überfahrt der Weiche bestimmen. Dadurch entsteht eine Positionsmessung zum Zeitpunkt κ , der bereits mehrere Iterationen in der Vergangenheit liegt und als Out-of-sequence-Messung bezeichnet wird. In den ersten beiden Fusionsansätzen zur Ortung in Abschnitt 3.2 und 3.3 konnte die Positionsmessung der Weichenerkennung als OOSM gemäß Abschnitt 3.1.6 in die dynamische Zustandsschätzung aufgenommen werden. Diese elegante Möglichkeit der Integration von verzögerten Messungen ist jedoch beim ESKF nicht möglich, da hier nicht die Systemmodelle der totalen Größen, sondern die der Fehlergrößen verwendet werden. Durch die Speicherung der vergangenen Messgrößen, hier der totalen Größen, Kovarianzmatrizen und der dazugehörigen Zeitskala, kann eine Integration der verzögerten Messung durch ein Zurückspringen in der Zeitskala und einer anschließenden Verarbeitung der Messgrößen bis zum aktuellen Zeitpunkt erreicht werden. Das Beobachtungsmodell der

Weichenerkennung ist gegeben durch

$$\Delta \tilde{\mathbf{y}}_{\kappa, \text{weiche}} = \left[\tilde{\mathbf{x}}_{\kappa, \text{weiche}}^n - \hat{\mathbf{x}}_{\kappa}^n \right] = \underbrace{\left[\mathbf{I} \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \right]}_{\mathbf{H}_{\kappa, \text{weiche}}} \Delta \mathbf{x}_{\kappa} + \boldsymbol{\mu}_{\kappa, \text{weiche}}, \quad (3.149)$$

mit dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_{\kappa, \text{weiche}}$ der Weichenerkennung.

Eine ausführliche Diskussion der Messergebnisse des Integrierten Navigationssystem und ein bewertender Vergleich mit den beiden anderen Fusionsansätzen wird im nachfolgenden Abschnitt durchgeführt.

3.5 Messergebnisse und bewertender Vergleich

Als Basis für den bewertenden Vergleich der verschiedenen Fusionsstrategien werden Sensordaten von mehreren Versuchsfahrten verwendet. Hierbei wurden die Messdaten der drei Sensorsysteme, GPS, IMU und Wirbelstrom-Sensorsystem mit der GPS-Zeit synchronisiert und aufgezeichnet. Die Algorithmen zur Ortungsfusion wurden anschließend offline mit den aufgezeichneten Daten getestet, jedoch sind die Fusionsalgorithmen für eine Online-Berechnung auf dem Versuchsfahrzeug ausgelegt.

Als Teststrecke diente hierbei die *Albtalbahn* der Albtal-Verkehrsgesellschaft (AVG), eine Nebenbahn südlich von Karlsruhe.

3.5.1 Versuchsszenario

Die gesamte Strecke der *Albtalbahn* umfasst 26 Streckenkilometer, 9 Bahnhöfe und 78 Weichen, jedoch wird der bewertende Vergleich nur auf einem Teilstück von ca. 15 Streckenkilometern durchgeführt. Diese Teilstrecke besteht aus schmalen Talstücken und ist umgeben von Bergen, die für GPS eine besondere Herausforderung darstellen. Durch Abschattungen der Satelliten sind Ausfälle und Fehler in den GPS-Messungen häufiger als in flacher Umgebung. Um die Leistungsfähigkeit der Fusionsansätze bei GPS-Ausfällen bewerten zu können, wurden zusätzlich zwei simulierte GPS-Ausfälle mit einer Länge von 800 bzw. 1050 m eingeführt. Während aller Messfahrten traten in der Realität jedoch nur GPS-Ausfälle von wenigen Sekunden auf.

3.5.2 Bewertungskriterium

Ein großes Problem in der Bewertung von Ortungssystemen ist die Berechnung eines genauen Positionsfehlers, da die wahre Position des Schienenfahrzeugs nicht bekannt ist. Eine mögliche Abhilfe ist die Installation eines Referenzmesssystems mit wesentlich höherer Genauigkeit und Verfügbarkeit. Jedoch sind solche Systeme in der Installation und Wartung sehr teuer. In unserem Fall wurde die Teststrecke für Wartungszwecke von einem Vermessungstrupp mit einer Genauigkeit von wenigen Zentimetern vermessen. Mit diesen Vermessungsdaten wurde eine digitale Streckenkarte zur Implementierung von gleisselektiven Map-Matching-Verfahren entwickelt. Einzelheiten zur Modellierung der digitalen Streckenkarte sind in Kapitel 4 und zum gleisselektiven Map-Matching-Verfahren in Kapitel 5 aufgeführt. Anhand dieser Streckenkarte kann der laterale Positionsfehler als orthogonaler Abstand zum Gleis berechnet und als Bewertungskriterium verwendet werden [Greenfeld 2002]. In Bild 3.13 sind die Stützstellen der digitalen Streckenkarte und der laterale Positionsfehler abgebildet.

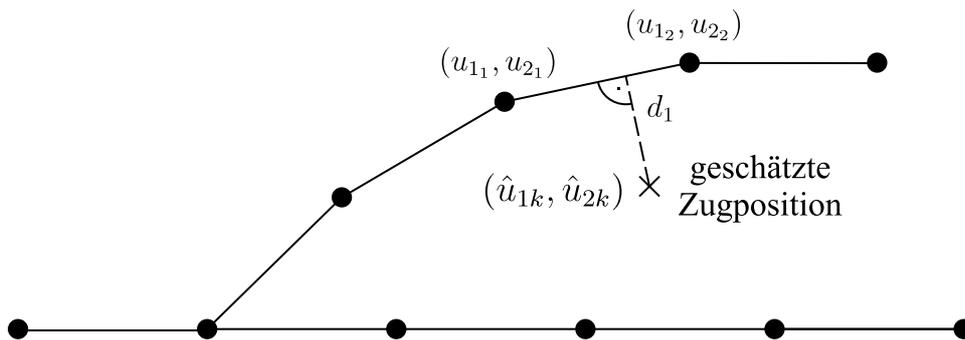


Bild 3.13: Darstellung der digitalen Streckenkarte, repräsentiert durch die Stützstellen des Polygonzugs, z. B. (u_{1_1}, u_{2_1}) und die geschätzte Zugposition $(\hat{u}_{1k}, \hat{u}_{2k})$ sowie der laterale Positionsfehler als orthogonaler Abstand d_1 zum Gleis.

Die entscheidende Fragestellung ist die Beurteilung des lateralen Positionsfehlers im Verhältnis zum longitudinalen Positionsfehler. Für Eisenbahnanwendungen ist der longitudinale Positionsfehler von größerer Bedeutung, da die Strecke aus sicherungstechnischer Sicht als eindimensional modelliert werden kann und die Ortung dadurch nur in longitudinaler Richtung erfolgt. Bei dieser Betrachtung können zwei Dinge angenommen werden: Die Fehler der GPS-Messungen sind in lateraler und longitudinaler Richtung korreliert und damit in bestimmten Maße auch die Fehler der Fusionsansätze. GPS-Abschattungen entlang der Strecke entstehen hauptsächlich durch Objekte, die in lateraler Richtung zum Fahrzeug angeordnet sind. Dadurch sollte der longitudinale Positionsfehler der GPS-Messung prinzipi-

ell kleiner sein als der laterale Positionsfehler [DLR u. a. 2006]. Unter Abwägung dieser Annahmen kann der laterale Positionsfehler als geeignetes Bewertungskriterium beurteilt werden.

3.5.3 Vergleichsergebnisse

In Tabelle 3.1 sind der durchschnittliche laterale Positionsfehler und die Standardabweichung des lateralen Positionsfehlers für die drei Fusionsansätze zur Ortung aufgeführt. Insgesamt wurden drei Versuchsfahrten vom Bahnhof Bad Herrenalb zum Bahnhof Busenbach und drei in umgekehrter Fahrtrichtung, sowie zwei Versuchsfahrten vom Bahnhof Bad Herrenalb zum Bahnhof Ettlingen Stadt ausgewertet. Der bewertende Vergleich der Fusionsansätze zeigt die Überlegenheit des Integrierten Navigationssystems gegenüber dem IMM mit zwei kartesischen Systemmodellen durch einen geringeren lateralen Positionsfehler. Im Vergleich mit dem EKF mit polarem Systemmodell kann das Integrierte Navigationssystem jedoch nicht eindeutig überzeugen.

Tabelle 3.1: Bewertender Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen. Alle Genauigkeitsangaben in Metern.

Nr.	Messfahrt	EKF mit polarem Systemmodell		IMM mit kart. Systemmodellen		Integriertes Navigationssys.	
		LPF ^a	σ_{LPF}^b	LPF	σ_{LPF}	LPF	σ_{LPF}
1	Bf Her - Bf Bus ^c	1,52	2,08	1,65	2,30	1,38	1,91
2	Bf Her - Bf Bus	1,97	2,54	2,43	5,22	2,28	2,62
3	Bf Her - Bf Bus	2,22	2,82	2,38	3,03	2,04	2,64
4	Bf Bus - Bf Her	1,74	2,16	2,05	3,17	2,00	2,51
5	Bf Bus - Bf Her	1,75	2,45	1,91	2,80	1,56	2,20
6	Bf Bus - Bf Her	1,59	2,41	1,75	2,73	1,67	2,02
7	Bf Her - Bf Ett	2,58	3,59	3,39	5,99	2,29	2,86
8	Bf Her - Bf Ett	2,15	2,73	2,31	2,91	2,28	2,81

^aLPF = Durchschnittlicher lateraler Positionsfehler

^bStandardabweichung des lateralen Positionsfehlers

^cBf Her = Bahnhof Bad Herrenalb, Bf Bus = Bahnhof Busenbach, Bf Ett = Bahnhof Ettlingen

Um das Verhalten der Fusionsansätze während GPS-Abschattungen, wie sie z. B. durch Eisenbahntunnel entstehen, analysieren zu können, wurden zwei simulierte GPS-Ausfälle in die Messdaten eingefügt. In Tabelle 3.2 sind die Fusionsergebnisse mit den beiden 850 bzw. 1050 m langen GPS-Abschattungen zusammen-

gefasst. Hierbei kann nun die Überlegenheit des Integrierten Navigationssystems gegenüber den anderen beiden Fusionsansätzen deutlich erkannt werden.

Tabelle 3.2: Bewertender Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen mit zwei simulierten GPS-Ausfällen von ca. 1050 bzw. 800 m Länge. Alle Genauigkeitsangaben in Metern.

Nr.	Messfahrt	EKF mit polarem Systemmodell		IMM mit kart. Systemmodellen		Integriertes Navigationssys.	
		LPF ^a	σ_{LPF}^b	LPF	σ_{LPF}	LPF	σ_{LPF}
1	Bf Her - Bf Bus ^c	4,69	7,81	11,55	32,38	3,11	4,75
2	Bf Her - Bf Bus	5,86	11,40	8,77	20,67	3,40	4,89
3	Bf Her - Bf Bus	2,86	4,31	7,41	23,10	2,01	2,71
4	Bf Bus - Bf Her	3,53	7,24	17,98	58,80	2,47	3,32
5	Bf Bus - Bf Her	2,58	4,61	5,91	18,70	1,82	2,83
6	Bf Bus - Bf Her	2,52	4,59	3,62	10,27	3,33	6,53
7	Bf Her - Bf Ett	4,05	7,58	2,88	23,68	4,05	6,50
8	Bf Her - Bf Ett	2,75	4,54	5,02	15,43	2,51	3,11

^aLPF = Durchschnittlicher lateraler Positionsfehler

^bStandardabweichung des lateralen Positionsfehlers

^cBf Her = Bahnhof Bad Herrenalb, Bf Bus = Bahnhof Busenbach, Bf Ett = Bahnhof Ettlingen

Zur Visualisierung der Fusionsergebnisse wurde der laterale Positionsfehler des Integrierten Navigationssystem der Versuchsfahrt Nr. 1 gegenüber der Zeit in Bild 3.14 aufgetragen. Die hohe Genauigkeit dieses Ortungsansatzes kann am geringen Positionsfehler im Diagramm erkannt werden. Selbst bei den sehr langen GPS-Ausfällen wird noch eine respektable Genauigkeit erreicht.

Treten GPS-Abschattungen im Bereich von Eisenbahnweichen auf, kann durch die Informationen der Weichenerkennung eine absolute Positionsmessung auch ohne GPS erfolgen. In Bild 3.15 sind die Positionsschätzungen der einzelnen Fusionsansätze während des simulierten GPS-Ausfalls dargestellt. Dabei wird im Bahnhof Etzenrot die Weiche mit der Nummer 5030 erkannt und als absolute Positionsmessung verwendet. Es kann eine deutliche Reduzierung des lateralen Positionsfehlers durch die Integration des Weicheninformation erkannt werden.

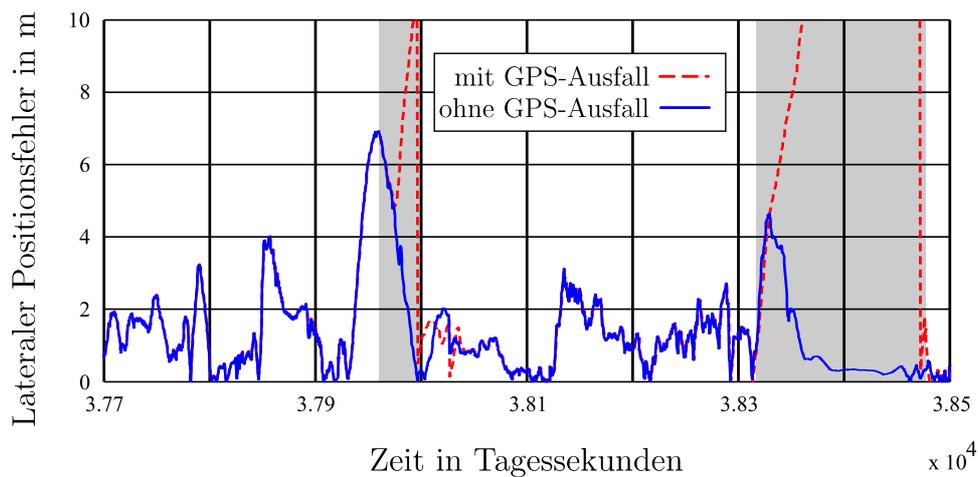


Bild 3.14: Lateraler Positionsfehler zwischen dem rechtwinkligen Projektionspunkt aus der digitalen Karte und der Positionsschätzung des Integrierten Navigationssystems. Die grauen Bereiche markieren die simulierten GPS-Ausfälle.

3.5.4 Zusammenfassung

Der bewertende Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze verdeutlicht die Überlegenheit des Integrierten Navigationssystems gegenüber dem EKF mit polarem Systemmodell bzw. IMM mit zwei kartesischen Systemmodellen. Diese wird im Wesentlichen durch die bessere Propagation der Position während GPS-Ausfällen erzielt, welche sich mit der besseren Kalibrierung des Drehratensensors erklären lässt. Beim Integrierten Navigationssystem wird zusätzlich noch die Roll- und Nickbewegung des Fahrzeugs gemessen und bei der Berechnung des Bias und Skalenfaktors berücksichtigt. Hingegen werden bei den beiden anderen Ansätzen diese Bewegungen nicht erfasst und fließen deshalb fälschlicherweise in die Kalibrierung des Drehratensensors ein. Als weiteres Ergebnis konnte gezeigt werden, dass im Normalbetrieb, d. h. ohne simulierte GPS-Ausfälle, eine durchschnittliche laterale Positionsgenauigkeit von ca. 1-2 m erreicht werden kann.

Für eine sicherheitsrelevante und gleisselektive Ortung muss der laterale Positionsfehler wesentlich kleiner als der Gleismittenabstand sein, welcher bei Eisenbahnen ungefähr 4 m beträgt. Dieser Wert wird jedoch in Bild 3.14 kurzzeitig überschritten. Eine detaillierte Analyse der Sensordaten hat gezeigt, dass durch die Berge im Albtal und die daraus resultierenden schwierigen GPS-Empfangsbedingungen eine – für ein sicherheitsrelevantes und gleisselektives Ortungssystem notwendige – Genauigkeit wesentlich kleiner als der Gleismittenabstand nicht dauerhaft garantiert werden kann.

Eine Möglichkeit, diesen lateralen Positionsfehler weiter zu reduzieren, ist die Verwendung einer hochwertigen und damit auch sehr teuren IMU mit Faserkreisel

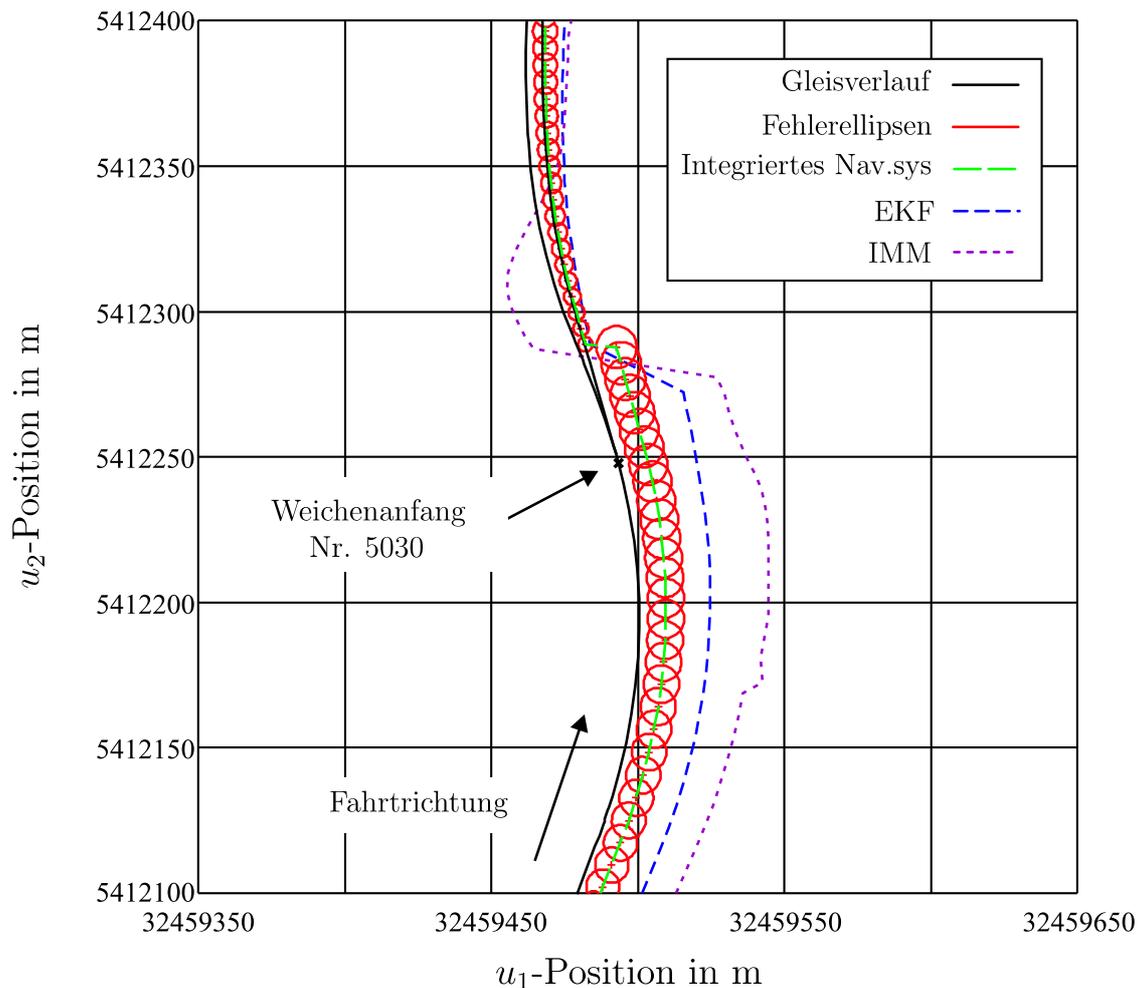


Bild 3.15: Positionsschätzungen der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung während des simulierten GPS-Ausfalls und Erkennung der Weiche Nr. 5030; Gleisverlauf aus digitaler Streckenkarte; Integriertes Navigationssystem mit Fehlerellipsen sowie EKF mit polarem Systemmodell und IMM mit zwei kartesischen Systemmodellen.

bzw. Ringlaserkreisel anstelle der MEMS-Kreisel. Jedoch können durch sehr ungünstige GPS-Empfangsbedingungen immer noch Positionsfehler größer als der Gleismittenabstand auftreten.

Die andere Möglichkeit ist die Weiterverarbeitung der Positionsschätzungen in einem gleisselektiven Map-Matching-Verfahren auf Basis einer digitalen Streckenkarte und unter Verwendung der Weicheninformation, um dennoch eine sicherheitsrelevante und gleisgenaue Ortsinformation zu gewinnen. Die nachfolgenden Abschnitte beschreiben detailliert die Modellierung der digitalen Streckenkarte in Kapitel 4, das gleisselektive Map-Matching-Verfahren in Kapitel 5 und die resultierenden Messergebnisse in Kapitel 6.

4 Modellierung der digitalen Streckenkarte

Dieses Kapitel beschreibt die Modellierung der digitalen Streckenkarte unter Verwendung verschiedener Datenmodelle für die topologische und geometrische Ebene¹. Die ersten beiden Abschnitte präsentieren gebräuchliche Darstellungen der Gleisinfrastruktur im Bahnbetrieb sowie Grundstrukturen digitaler Karten. Anschließend werden die Datenmodelle für die topologische und geometrische Ebene erläutert, und zum Abschluss wird die Implementierung der Datenmodelle sowie eine Visualisierung der digitalen Streckenkarte präsentiert.

4.1 Darstellung der Gleisinfrastruktur

Die Gleisinfrastruktur eines Schienennetzes wird je nach Anwendung in unterschiedlichen Darstellungsformen repräsentiert. Mögliche Anwendungen können die Visualisierung der Gleisdaten im Bahnhofs- oder Streckenbereich für die Bediensteten des Fahrbetriebs oder der Lage- und Verlegeplan von Weichen und Gleisdaten für die Montage der Gleisinfrastruktur sein. In dem folgenden Abschnitt wird auf die unterschiedlichen Darstellungsmöglichkeiten eingegangen:

- **Bahnhofs- und Streckenplan:** In der Darstellung der Gleisdaten im Bahnhofs- und Streckenplan werden nicht nur die topologischen Zusammenhänge der Gleisdaten beschrieben, sondern ergänzend auch die Signalisierung, Weichen, Bahnsteige und Bahnübergänge. Der Bahnhofs- und Streckenplan wird z. B. von ortsfremden Triebfahrzeugführern verwendet, um sich auf einer fremden Strecke zurechtzufinden und dient dazu, sich einen Überblick über die fahrbetrieblich wichtigen Einrichtungen zu verschaffen.
- **Gleisdaten im Lageplan:** Die geometrische Darstellung der Gleisdaten im Lageplan hingegen ist für die betriebliche Administration sehr wichtig, um Wartungs- und Instandsetzungsarbeiten zu planen und auszuführen. In diesem Lageplan werden alle Elemente der Gleisinfrastruktur

¹In der topologischen Ebene werden die Gleisdaten nur durch ihre Topologie repräsentiert. Hingegen wird bei der geometrischen Ebene zusätzlich noch die Geometrie des Gleisverlaufs dargestellt.

geometrisch korrekt in einem Weltkoordinatensystem z. B. Gauß-Krüger-Koordinatensystem abgebildet. Für die Bearbeitung der Datensätze werden CAD-Programme oder GIS-Systeme verwendet.

- **Geometrische Weichendaten im Verlegeplan:** Speziell für Weichen werden zusätzlich detaillierte Verlegepläne angefertigt, welche alle Weichenbauteile, Schwellen und Befestigungen des Stamm- und Zweiggleises sowie der angrenzenden Gleise wiedergeben. In diesen Verlegeplänen werden auch alle metallischen Weichenbauteile dargestellt, welche durch das Wirbelstrom-Sensorsystem detektiert werden können, wie z. B. Weichenzungen, Herzstücke oder Radlenker. Verschiedene Beispiele für Verlegepläne sind im Weichen-Handbuch [Müller 1991] und in [Hennecke u. a. 1993] abgebildet.

Die vorgestellten Darstellungsmöglichkeiten versuchen, die realen Gleisdaten und Weichen möglichst detailliert zu repräsentieren. Hingegen wird in den nachfolgend beschriebenen Grundstrukturen der digitalen Karte versucht, die Gleisinfrastruktur für eine spezielle Anwendung, wie z. B. Ortungsverfahren, zu abstrahieren.

4.2 Grundstrukturen digitaler Karten

Dieser Abschnitt befasst sich mit der Modellierungen der Gleisdaten in unterschiedlichen Abstraktionsebenen, die von der verwendeten Ortungsmethode und Sensorik abhängig ist. Die Beschreibung der verschiedenen Strukturen wurde aus [Bikker u. a. 1998b] und [Geistler 2007] entnommen.

4.2.1 Lineare eindimensionale Karten

Lineare eindimensionale Karten stellen die einfachste Form einer digitalen Karte dar. Hierbei wird die Gleisinfrastruktur mit nur einem Freiheitsgrad modelliert, weshalb durch eine einfache Wegmessung eine Ortung auf der Karte möglich ist. Diese Darstellungsweise besticht durch ihre Einfachheit. Allerdings muss die gewünschte Route vorher bekannt sein, da ein Abzweigen von dieser Karte nicht vorgesehen ist.

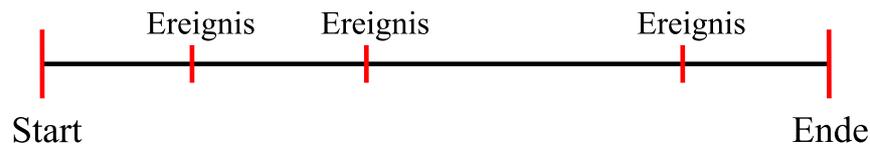


Bild 4.1: Lineare eindimensionale Streckenkarte mit Synchronisationspunkten der Odometrie.

4.2.2 Topologische Karten

Eine topologische Karte besteht aus der Abbildung der Gleisdaten in ein Knoten-Kanten-Modell. Dabei besteht jede Kante aus einem eindimensionalen Gleiselement ohne Abzweigungsmöglichkeit. Eine Änderung des Fahrweges kann nur an einem Knoten erfolgen, welcher mehr als zwei Gleiselemente verbindet. Eine Ortung in einer topologischen Karte kann durch eine einfache Wegmessung erfolgen. Im Gegensatz zur linearen Streckenkarte müssen jedoch bei der topologischen Karte auch Abzweigungsmöglichkeiten berücksichtigt und von der verwendeten Sensorik erkannt werden.

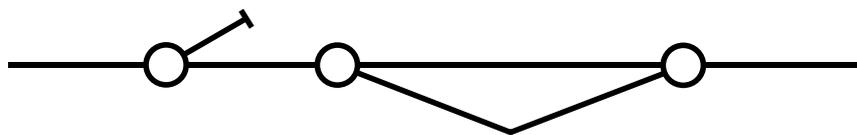


Bild 4.2: Topologische Streckenkarte

4.2.3 Geometrische Karten

Auch die geometrische Karte wird durch ein Knoten-Kanten-Modell repräsentiert. Jedoch werden hier die Gleiselemente lagerichtig durch ihre geometrische Form abgebildet. Die einzelnen Gleiselemente, welche vom Typ Gleiskante, Gleisbogen oder Gleisübergangsbogen sind, werden mit einem räumlichen Bezug versehen. In der geometrischen Karte kann durch Zusammensetzen der einzelnen Gleiselemente der reale Gleisverlauf rekonstruiert werden. Als Ortungsmethoden können alle Verfahren, die auf geometrischen Informationen basieren, verwendet werden.

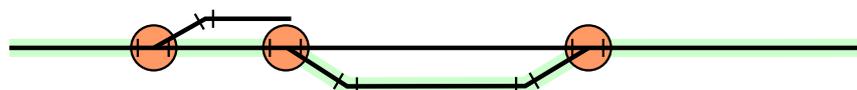


Bild 4.3: Geometrische Streckenkarte

4.2.4 Topographische Karten

In der topographischen Karte sind neben den geometrischen auch noch topographische Informationen mit Raumbezug als Streckenattribute integriert. Ein Beispiel hierfür zeigt Bild 4.4, in der zusätzlich die topographischen Elemente, wie z. B. Signale, Weichen oder Tunnel, abgespeichert sind.



Bild 4.4: Topographische Streckenkarte

Im nächsten Abschnitt werden Möglichkeiten zur Modellierung der digitalen Datenbestände und deren Zusammenhänge erläutert und Datenmodelle für die unterschiedlichen Abstraktionsebenen formuliert.

4.3 Das Datenmodell der digitalen Streckenkarte

Die Modellierung digitaler Datenbestände kann auf unterschiedliche Arten erfolgen. Hierzu bedient man sich unter anderem der Mengenlehre. Da dieser mathematischer Formalismus jedoch nur schwer verständlich und wenig anschaulich ist, benutzt man einfachere Formalismen, wie beispielsweise das Entity-Relationship-Modell (ER-Modell). Durch diese Darstellung lassen sich Systemarchitekturen und Datenflüsse besonders anschaulich darstellen. Die Erweiterung des ER-Modells ist das Extended-Entity-Relationship-Modell (EER-Modell), welches sich durch eine feste Semantik und eine hohe Ausdruckskraft auszeichnet. Es bietet außerdem einige Konstrukte, die zwar die Mächtigkeit des Modells nicht erweitern, seine Lesbarkeit und Handhabbarkeit aber stark erhöhen.

4.3.1 Das Extended-Entity-Relationship Modell

Das Extended-Entity-Relationship-Modell (EER-Modell) ist eine Erweiterung des semantischen Datenmodells, welches von Chen [Chen 1976] entwickelt wurde. Eine genaue Definition und eine ausführliche Beschreibung des EER-Modells anhand der Mengenlehre ist in [Hohenstein 1993] und [Gogolla 1998] gegeben. Die für die Modellierung der digitalen Streckenkarte notwendigen Grundbegriffe werden in der Übersicht in Bild 4.5 kurz erläutert. Zusätzliche Ergänzungen und Beschreibungen des EER-Modells finden sich in [Böhringer 2005].

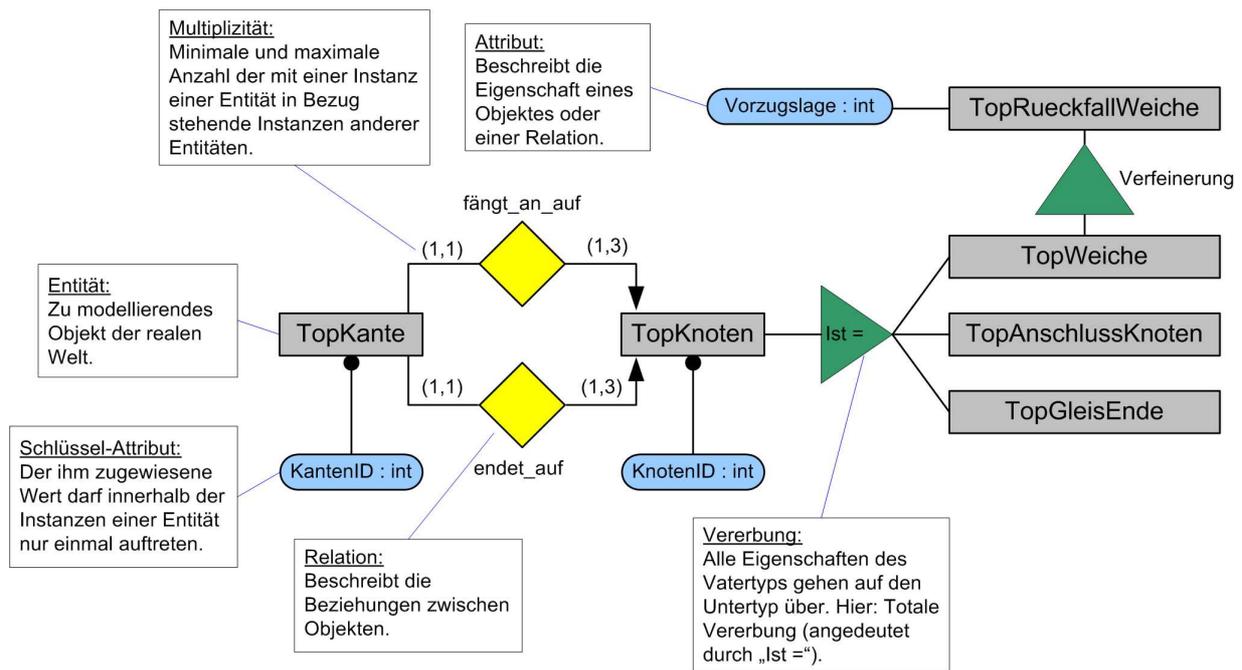


Bild 4.5: Einführung in die wichtigsten Begriffe des EER-Modells.

4.3.2 Datenmodell der topologischen Ebene

Die topologische Ebene spiegelt die topologische Struktur des im Streckenatlas abgelegten Schienennetzes wider. Angesichts der netzartigen Aspekte ist es ganz natürlich, die Konzepte der Graphentheorie anzuwenden: Kanten und Knoten werden definiert und ihre Zusammenhänge festgelegt.

Knoten-Kanten-Modell der topologischen Ebene

Bild 4.6 zeigt das Knoten-Kanten-Modell einer Einfachweiche mit dem zugehörigen Stamm- und Zweiggleis sowie die weiterführenden Gleise, wie es in [Gielsdorf 1998] vorgeschlagen wird. Hierbei repräsentiert der Knoten *TopWeiche* eine Weiche als nulldimensionales Objekt mit zwei Abzweigungsmöglichkeiten.

Für eine Verwendung der topologischen Streckenkarte zur Ortung mit wirbelstrombasierten Sensoren ist die Repräsentation einer Weiche als räumlich ausgedehntes Objekt notwendig. Eine mögliche Modellierung ist die Aufteilung der Weiche in drei Elemente: Den Verzweigungspunkt als Knoten und die beiden räumlich ausgedehnten Teile, d.h. Stamm- und Zweiggleis, als Kanten. Hierdurch können beispielsweise Weichenbauteile detektiert und mit den Referenzen der Weichenbauteile, die der zugehörigen Weichenkante der topologischen Streckenkarte zugeordnet sind, verglichen werden. Die notwendige Erweiterung des Knoten-Kanten-Modells im Weichenbereich ist in Bild 4.7 dargestellt.

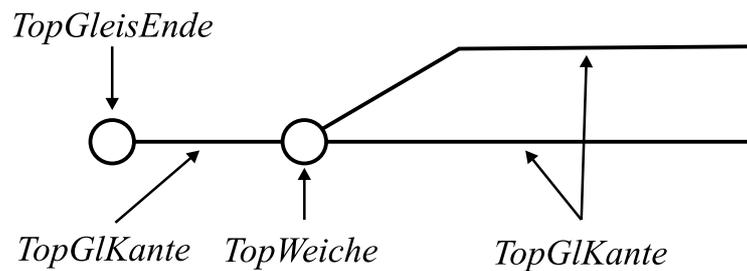


Bild 4.6: Repräsentation des Schienennetzes durch das topologische Knoten-Kanten-Modell.

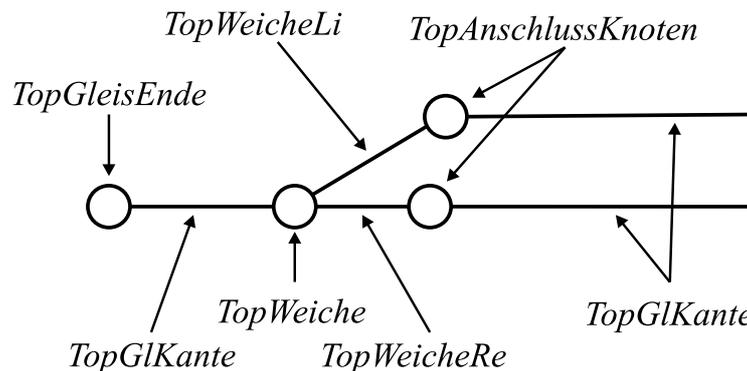


Bild 4.7: Erweiterung des topologischen Knoten-Kanten-Modells zur Modellierung von Eisenbahnweichen.

EER-Modell der topologischen Ebene

Zur Konstruktion des EER-Modells müssen zunächst alle abzubildenden Objekte der realen Welt als Entitäten definiert und abgegrenzt werden. Zusätzlich ist es notwendig, die Beziehungen zwischen den Entitäten als Relationen zu beschreiben. Für die topologische Ebene sind die Entitäts- und Relationstypen in Anhang A.5.1 aufgeführt. Unter Berücksichtigung dieser Definitionen wurde das nachstehende EER-Modell in Bild 4.8 als eine mögliche Modellierung der topologischen Ebene des Schienennetzes in [Böhringer u. Geistler 2006c] entworfen.

Für die Validierung und Plausibilisierung der Daten der topologischen Ebene werden mehrere Konsistenzbedingungen in Anhang A.5.2 eingeführt. Durch systematische Überprüfung dieser Bedingungen können Inkonsistenzen in den Eingangsdaten der digitalen Streckenkarte aufgespürt und dann ggf. beseitigt werden.

4.3.3 Datenmodell der geometrischen Ebene

In der geometrischen Ebene wird jedes Gleiselement durch seine geometrische Lage, definiert durch Anfangs- und Endpunkt sowie seine Geometrie, beschrieben.

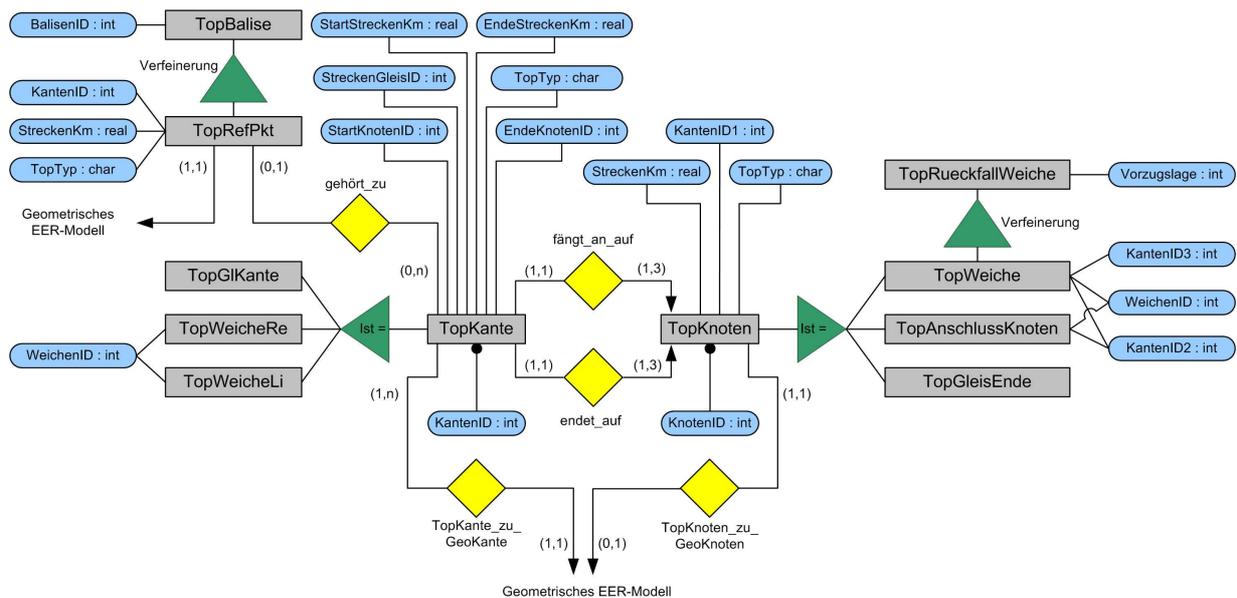


Bild 4.8: Extended-Entity-Relationship-Modell der topologischen Ebene.

Unterschieden werden drei geometrische Gleiselemente: Gleiskante, Gleisbogen und Gleisübergangsbogen. Aufgrund der Zuordnung von Knoten und Kanten kann der gesamte geometrische Verlauf des Schienennetzes somit rekonstruiert werden.

Knoten-Kanten-Modell der geometrischen Ebene

Bild 4.9 zeigt die Aufteilung einer Einfachweiche mit Stamm- und Zweiggleis in geometrische Knoten und Kanten, wie sie in der geometrischen Ebene der digitalen Streckenkarte verwendet werden. Abhängig davon, ob ein Gleiselement Teil einer Weiche ist oder nicht, wird noch eine weitere Unterteilung in z.B. „Gleiskante Weiche Rechts“ oder „Gleisbogen Weiche Links“ vorgenommen. Eine detaillierte Beschreibung der verwendeten Entitäten und Relationen befindet sich in Anhang A.5.3.

EER-Modell der geometrischen Ebene

Das Extended-Entity-Relationship-Modell der geometrischen Ebene, welches in [Böhringer u. Geistler 2006c] präsentiert wurde, ist in Bild 4.10 als Diagramm dargestellt. Hierbei sind nicht nur die Schlüsselattribute, sondern auch die optionalen Attribute den entsprechenden Entitäten zugeordnet. Zur besseren Lesbarkeit wurde die Verbindung von der geometrischen Ebene zur topologischen Ebene durch die Relationen *GeoKante_zuTopKante* und *GeoKnoten_zuTopKnoten* in

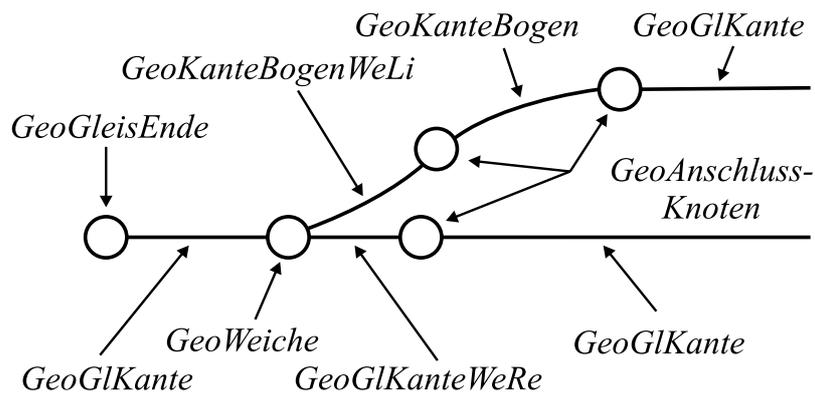


Bild 4.9: Repräsentation des Schienennetzes durch das geometrische Knoten-Kanten-Modell.

beiden EER-Diagrammen dargestellt. Die entsprechenden Verbindungen der topologischen zur geometrischen Ebene sind in Bild 4.8 dargestellt.

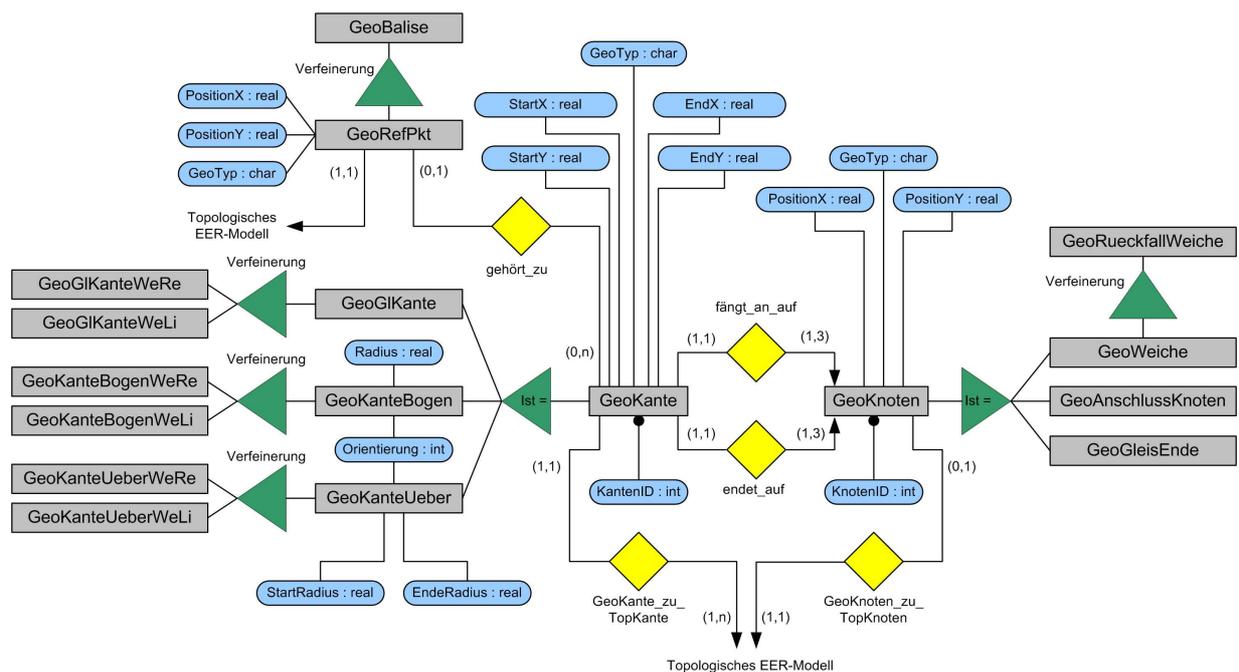


Bild 4.10: Extended-Entity-Relationship-Modell der geometrischen Ebene.

Auch hier können analog zur topologischen Ebene durch die Definition mehrerer Konsistenzbedingungen die Daten der digitalen Streckenkarte überprüft bzw. auf Plausibilität kontrolliert werden. Eine Auflistung der Bedingungen zur Konsistenzprüfung der geometrischen Ebene ist in Anhang A.5.4 angeführt. Diese Überprüfung der digitalen Streckenkarte ist unerlässlich, da die Streckenkarte keine Mechanismen zur Fehlerkorrektur besitzt.

4.3.4 Zusammenfassung

Die vorgestellte Modellierung der Gleisinfrastruktur in eine topologische und geometrische Ebene ermöglicht eine einheitliche und vollständige Abbildung der Gleisdaten. Durch die Erweiterung des topologischen EER-Modells konnten Weichen und Weichenbauteile ebenfalls in der Datenbank ergänzt werden. Diese Modellierung ist unerlässlich für eine Weichenerkennung mit wirbelstrombasierten Sensoren. Als weiterer Schritt wurde eine Verbindung zwischen dem topologischen und geometrischen EER-Modell hergestellt, welche notwendig für eine geometriebasierte Ortung ist.

Hingegen ist für eine rein wirbelstrombasierte Ortung, wie in [Geistler 2007] beschrieben, nur die topologische Streckenkarte notwendig, da das Wirbelstrom-Sensorsystem ausschließlich eine eindimensionale Geschwindigkeitsmessung entlang des Schienenstrangs ermöglicht. Durch die Unterteilung in ein topologisches und geometrisches EER-Modell ist für den hier aufgezeigten Fall eine ausschließliche Nutzung des topologischen EER-Modells der Datenbank möglich.

Durch die Modellierung von Eisenbahnweichen als zusätzliches EER-Modell, wie in [Böhringer 2005] beschrieben, kann eine ganzheitliche Formulierung der Gleisinfrastruktur gefunden werden. Hierbei können sogar einzelne Weichenbauteile und deren Abfolge modelliert werden. Diese Unterteilung ist notwendig, wenn die Weichenerkennung auch einzelne Bauteile detektieren und klassifizieren soll.

4.4 Implementierung der Datenmodelle

Für die Umsetzung der Datenmodelle und die anschließende Speicherung der Infrastrukturdaten in eine MySQL-Datenbank² müssen die in Bild 4.11 dargestellten Verarbeitungsschritte durchgeführt werden.

Die ersten Teile des Blockdiagramms symbolisieren die Konvertierung der Vermessungsdaten und die Umsetzung des Knoten-Kanten-Modells sowie der EER-Modelle in Autodesk Map³. Nach erfolgter Konvertierung und Plausibilisierung der Daten werden die EER-Modelle in die MySQL-Datenbank abgebildet und die Tabellen mit den entsprechenden Einträgen befüllt. Diese Blöcke werden nur einmal bei der Erstellung der digitalen Streckenkarte ausgeführt. Die letzten Blöcke stellen den für den Online-Betrieb notwendigen kontinuierlichen Zugriff auf die

²MySQL ist eine freie Structured-Query-Language-Datenbank.

³Autodesk Map basiert auf AutoCAD und ergänzt dieses um Funktionen für den Bereich Kartografie (GIS).

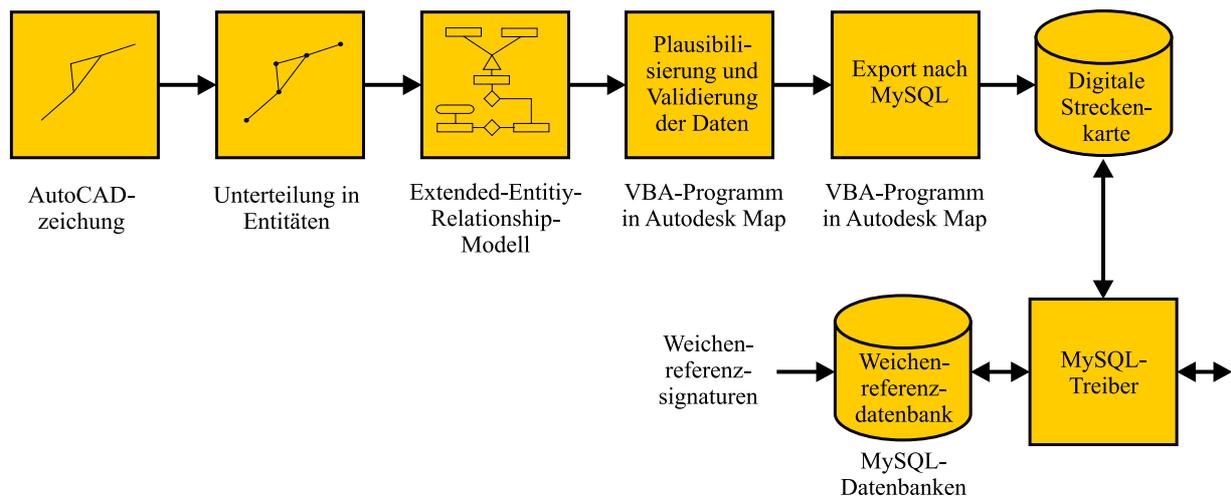


Bild 4.11: Blockdiagramm zur Implementierung der digitalen Streckenkarte in die MySQL-Datenbank und anschließender Verwendung aus unterschiedlichen Software-Projekten.

Datenbank dar. Äquivalent kann auch die Weichenreferenzdatenbank mit den Signaturen und Abhängigkeiten der Weichenbauteile erstellt werden. Diese MySQL-Datenbank ist für die Weichenerkennung in Abschnitt 2.2.4 notwendig.

Die Integration der digitalen Streckenkarte in bestehende Software-Projekte ist aufgrund der breiten Unterstützung von MySQL-Datenbanken in allen gängigen Hochsprachen gegeben.

4.5 Visualisierung der digitalen Streckendaten

Die erfolgreiche Implementierung der Datenmodelle in die MySQL-Datenbank kann anhand der Rekonstruktion des Gleisverlaufs aus den Parametern der digitalen Streckenkarte gezeigt werden. Dadurch wird nicht nur eine Visualisierung des gesamten geometrischen Gleisverlaufs, sondern auch der Eisenbahnweichen und Abzweigungen im Streckennetz ermöglicht.

Im Abschnitt 3.5 wurde bereits die digitale Streckenkarte zur Berechnung des lateralen Positionsfehlers verwendet, wodurch ein bewertender Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen erst möglich wurde. Einen Ausschnitt des Gleisverlaufs des Bahnhofs Etzenrot, rekonstruiert aus den Parametern der digitalen Streckenkarte, ist in Bild 3.15 illustriert.

Als weiteres Beispiel wurde der gesamte Streckenverlauf der *Albtalbahn* aus der

digitalen Streckenkarte rekonstruiert und in der Software Google Earth⁴ als Overlay visualisiert. Zusätzlich wurden noch die Positionen der Weichenanfänge mit den entsprechenden Weichennummern ergänzt. Ein Ausschnitt des Bahnhofs Ettlingen mit dem Gleisverlauf und den Eisenbahnweichen ist in Bild 4.12 dargestellt.

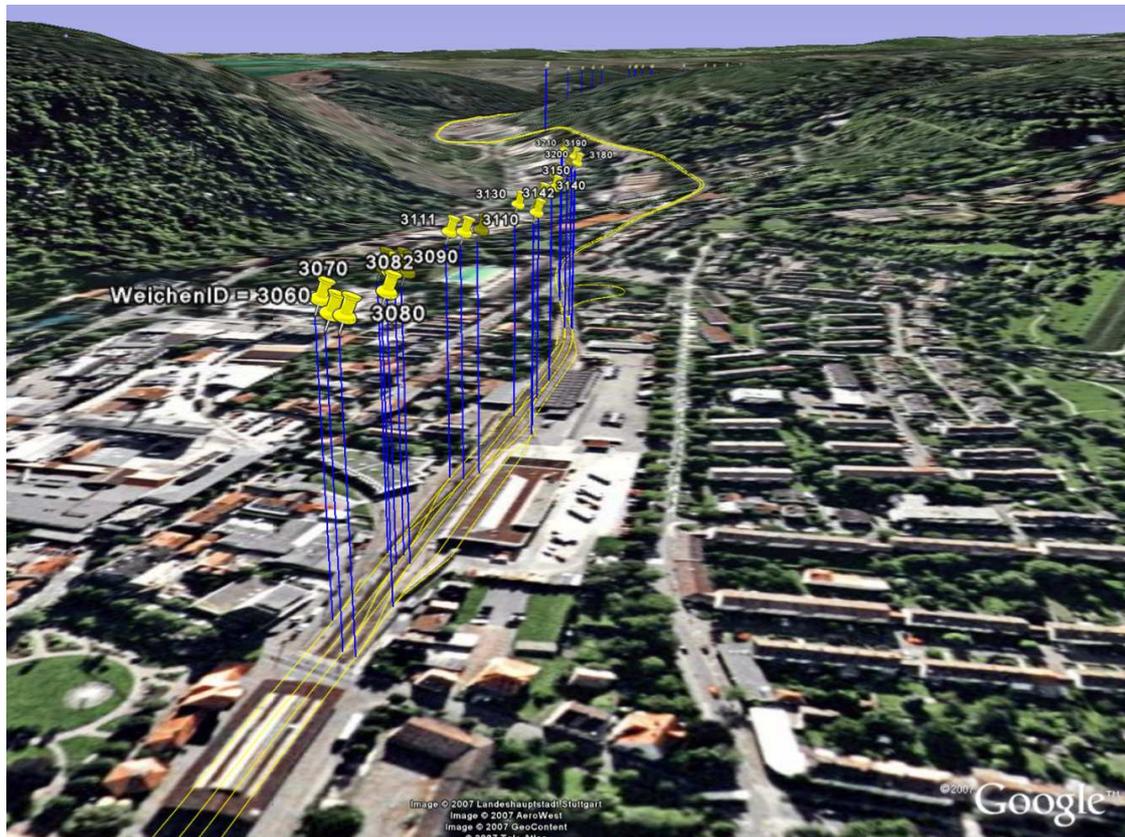


Bild 4.12: Visualisierung des Gleisverlaufs und der Weichen aus der digitalen Streckenkarte in Google Earth. Der Ausschnitt zeigt einen Teilbereich des Bahnhofs Ettlingen [Google Earth 2007].

Aufbauend auf den Vermessungsdaten der AVG, welche durch terrestrische Vermessung gewonnen wurden, konnte mit dem Entwurf verschiedener Datenmodelle eine einheitliche Modellierung der Gleisinfrastruktur erzielt werden. Durch die Unterteilung der digitalen Streckenkarte in eine topologische und geometrische Ebene konnte ein modulares und flexibles Konzept zur Erzeugung und Verwendung der digitalen Streckenkarte entwickelt werden. Dieses bietet nun die Möglichkeit, die Streckenkarte zum einen in der Visualisierung von Messergebnissen sowie in der Weichenerkennung zu verwenden und zum anderen die Streckendaten als wahren Gleisverlauf für die Entwicklung von Map-Matching-Verfahren und

⁴Die Software Google Earth zeigt Satelliten- und Luftbilder unterschiedlicher Auflösung überlagert mit Geodaten auf einem digitalen Höhenmodell der Erde.

als Referenz zu nutzen. Im nächsten Abschnitt wird ein Map-Matching-Verfahren zur gleisselektiven Ortung unter Verwendung dieser digitalen Streckenkarte vorgestellt.

5 Map-Matching-Verfahren zur gleisselektiven Ortung

Dieses Kapitel präsentiert ein mathematisches Verfahren, fehlerbehaftete Positionsmessungen aus der Ortungsfusion auf den Streckenverlauf der digitalen Karte abzubilden und damit den Ortungsfehler zu minimieren. Der erste Abschnitt des Kapitels gibt eine Literaturübersicht über verschiedene Map-Matching-Verfahren, im zweiten Abschnitt wird das Constrained-Kalman-Filter erläutert, und der dritte Abschnitt beschreibt den Entwurf des gleisselektiven Map-Matching-Algorithmus.

5.1 Übersicht verschiedener Map-Matching-Verfahren

Dieser Abschnitt stellt verschiedene, in der Literatur veröffentlichte Map-Matching-Verfahren vor. Hierbei besteht der Anspruch nicht in einer vollständigen Auflistung aller Verfahren, sondern in deren thematischer Einteilung.

5.1.1 Topologische Verfahren

Bei den topologischen Verfahren wird die Gleistopologie und evtl. die Distanz zwischen den Knoten aus der digitalen Karte als Basis verwendet. Der geometrische Gleisverlauf der Strecke wird bei diesen Verfahren jedoch nicht berücksichtigt.

Als Beispiel für ein solches Verfahren ist das European Train Control System (ETCS) zu erwähnen. Hierbei werden an sog. Eurobalisen Informationen an das Fahrzeug übermittelt, wie z. B. Standort der Eurobalise, Informationen bezüglich der folgenden Eurobalisen, Fahrweginformationen und Geschwindigkeiten. Typischerweise werden Eurobalisen an topologischen Knoten und vor Signalen installiert. Die Wegmessung (Odometrie) wird dabei mit Radumdrehungszählern oder Dopplerradar realisiert und bedarf der zusätzlich Synchronisierung an Referenzpunkten, wie z. B. den Eurobalisen. Durch die Kombination von diskreten Refe-

renzungspunkten und der Wegmessung kann bei bekannter Gleistopologie ein topologisches Map-Matching-Verfahren realisiert werden [Pachl 1999; Plan 2003].

In [Geistler 2007] wird ein topologisches Verfahren basierend auf Hidden-Markov-Modellen (HMM) vorgestellt. Die Befahrerichtung an topologischen Knoten wird durch die Weichenerkennung bestimmt, und als Odometer dient ein Wirbelstrom-Sensorsystem. Die Streckentopologie wird dabei in dem HMM modelliert und der Übergang zwischen den diskreten Ereignissen mit Wahrscheinlichkeiten belegt. Wird nun eine Abfolge von Weichen und Distanzen gemessen, kann durch statistische Auswertung des HMM der wahrscheinlichste Fahrweg gefunden werden.

Auch im Automotive-Bereich existieren verschiedene topologische Ansätze zur Karteneinpassung, wie beispielsweise in [Hummel u. Tischler 2005; Ochieng u. a. 2003].

5.1.2 Geometrische Verfahren

Bei den geometrischen Verfahren wird zusätzlich zur Gleistopologie auch der geometrische Gleisverlauf der Strecke berücksichtigt.

Eine Möglichkeit, ein geometrisches Map-Matching-Verfahren umzusetzen, ist die Karteneinpassung mit Profilen, wie z. B. mit Winkel- oder Krümmungsbildern. Hierbei wird das aus der digitalen Streckenkarte gewonnene Profil mit dem gemessenen Profil verglichen. Zur Einpassung werden Least-Square-Schätzer oder auch Korrelationsverfahren verwendet [Czommer 2001].

Eine weitere Möglichkeit ist die Karteneinpassung auf Koordinatenebene durch die Ähnlichkeitstransformation, die Affine Abbildung oder durch Translationsvektoren [Saab 2000a,b; Czommer 2001].

Häufig werden auch Map-Matching-Verfahren unter der Verwendung von Tracking-Algorithmen, wie z. B. Kalman-Filter oder Partikel-Filter, mit zusätzlichen Randbedingungen aus der digitalen Streckenkarte entwickelt. Im Automotive-Bereich werden diese Verfahren zur straßengenauen Ortung und im Bereich der Flugzeugortung zur Terrain-Referenced-Navigation¹ eingesetzt [Gustafsson u. a. 2002; Metzger u. a. 2006].

Das im Folgenden vorgestellte gleisselektive Map-Matching-Verfahren basiert auf einem geometrischen Verfahren unter der Verwendung mehrerer Kalman-Filter.

¹Unter Terrain-Referenced-Navigation versteht man die Ortung eines Flugzeugs durch Messung des Höhenprofils und die Einpassung an einem digitalen Geländemodell.

Zusätzlich wird an topologischen Knoten noch die Information der Weichenerkennung über die Befahrriichtung der Weiche integriert und stellt damit eine Kombination aus den topologischen und geometrischen Verfahren dar. Zur Integration des Streckenverlaufs als Randbedingung in das Kalman-Filter wird im nächsten Abschnitt das Constrained-Kalman-Filter vorgestellt.

5.2 Constrained-Kalman-Filter (CKF)

Bei der dynamischen Zustandsschätzung müssen oft Informationen berücksichtigt werden, die nicht in das Konzept des Kalman-Filters passen, wie beispielsweise Begrenzungen der Systemzustände des zu modellierenden physikalischen Modells oder Bewegungen auf einer vorgegebenen Trajektorie. In der Formulierung des Constrained-Kalman-Filters (CKF) besteht die Möglichkeit, zusätzlich Randbedingungen der Form

$$\mathbf{D}\mathbf{x}_k = \mathbf{d} \quad (5.1)$$

zu berücksichtigen. Hierbei bezeichnen \mathbf{D} eine bekannte, konstante Matrix ($s \times n$), \mathbf{d} einen bekannten Vektor ($s \times 1$) und \mathbf{x}_k die wahren Systemzustände ($n \times 1$). Für die Dimension s der Randbedingungen und Systemzustände n gilt $s \leq n$. Als Basis des CKF dienen die Gleichungen des KF in Abschnitt 3.1.2.

In [Simon 2006] werden verschiedene Möglichkeiten vorgestellt, das KF zum CKF zu erweitern, sodass zusätzlich die Randbedingungen erfüllt werden. Bei der Methode der Modellreduktion werden die Randbedingungen in das Systemmodell integriert und dadurch die Anzahl der Modellparameter reduziert; dies führt jedoch zu Systemzuständen, die evtl. keinen Bezug mehr zu physikalischen Größen aufweisen. Eine weitere Methode ist, das Beobachtungsmodell um perfekte Messungen aus den Randbedingungen mit der Varianz null zu ergänzen; dies führt allerdings zu einer Singularität der Fehlerkovarianzmatrix. Auch besteht die Möglichkeit, die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion nach der Schätzung auf die Randbedingungen zu beschneiden und anschließend die Systemzustände neu zu berechnen.

Alle aufgeführten Verfahren des CKF sind nach ausführlicher Prüfung für ein Map-Matching-Verfahren mit vorgegebener Trajektorie (Gleisverlauf) wenig geeignet, da sie zu schwer deutbaren Systemzuständen, Singularitäten oder zu einer eindimensionalen Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion führen würden. Hingegen eignen sich die Projektionsmethoden des CKF, welche im nachfolgenden Abschnitt beschrieben werden, dafür sehr gut.

5.2.1 Projektionsmethoden

Bei den Projektionsmethoden werden die Randbedingungen in die Herleitung des KF integriert. So können die Randbedingungen zur Berechnung der Maximum-Probability des Filters oder zur Minimierung des quadratischen Abstands zwischen den wahren und eingeschränkten Systemzuständen herangezogen werden. Auch ist eine allgemeine Projektion der uneingeschränkten Systemzustände auf die Fläche der Randbedingungen möglich. Im Folgenden werden die uneingeschränkten Systemzustände mit $\hat{\mathbf{x}}_k$ und die eingeschränkten Systemzustände mit $\tilde{\mathbf{x}}_k$ bezeichnet.

5.2.1.1 Maximum-Probability-Methode

Das KF bestimmt die geschätzten Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ an der Stelle, an der die bedingte Wahrscheinlichkeit $p(\mathbf{x}_k | \tilde{\mathbf{Y}}_k)$ ihr Maximum hat, sofern $p(\mathbf{x}_k) = \text{const.}$ und $p(\tilde{\mathbf{Y}}_k | \mathbf{x}_k)$ gauß'sch ist, woraus

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \arg \max_{\mathbf{x}_k} \left\{ p(\mathbf{x}_k | \tilde{\mathbf{Y}}_k) \right\} \quad (5.2)$$

folgt. Dabei beinhaltet $\tilde{\mathbf{Y}}_k$ alle Messungen bis zum Zeitpunkt k . Hingegen werden bei der Maximum-Probability-Methode die Systemzustände $\tilde{\mathbf{x}}_k$ so ermittelt, dass die Randbedingungen erfüllt sind und zusätzlich die bedingte Wahrscheinlichkeit $p(\mathbf{x}_k | \tilde{\mathbf{Y}}_k)$ ein Maximum hat. Wird das Prozessrauschen des KF als normalverteilt angenommen, erhält man

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \arg \min_{\tilde{\mathbf{x}}_k} \left\{ (\tilde{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{P}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) \right\} \\ \text{unter der Randbedingung} \quad \mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{d} . \quad (5.3)$$

Die Lösung für Gl. (5.3) ergibt sich als

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{P}_k \mathbf{D}^T (\mathbf{D} \mathbf{P}_k \mathbf{D}^T)^{-1} (\mathbf{D} \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{d}) , \quad (5.4)$$

wobei \mathbf{P}_k die Fehlerkovarianzmatrix des KF ist. Hierbei ist zu erkennen, dass die eingeschränkten Systemzustände $\tilde{\mathbf{x}}_k$ aus den uneingeschränkten Systemzuständen $\hat{\mathbf{x}}_k$ minus eines Korrekturterms berechnet werden. Eine Visualisierung der Projektionsmethoden ist in Bild 5.1 dargestellt.

5.2.1.2 Least-Square-Methode

Die Least-Square-Methode minimiert den quadratischen Abstand zwischen den wahren und den eingeschränkten Systemzuständen, was mathematisch mit

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \arg \min_{\tilde{\mathbf{x}}_k} \left\{ E(\|\mathbf{x}_k - \tilde{\mathbf{x}}_k\|^2 | \tilde{\mathbf{Y}}_k) \right\}$$

unter der Randbedingung $\mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{d}$ (5.5)

beschrieben werden kann. Als Lösung ergibt sich dann

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{D}^T(\mathbf{D}\mathbf{D}^T)^{-1}(\mathbf{D}\hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{d}). \quad (5.6)$$

Auch hier ist zu erkennen, dass die eingeschränkten Systemzustände $\tilde{\mathbf{x}}_k$ aus den uneingeschränkten Systemzuständen $\hat{\mathbf{x}}_k$ minus eines Korrekturterms berechnet werden. Dies ist äquivalent zur Lösung der Maximum-Probability-Methode in Gl. (5.4).

5.2.1.3 Allgemeine Projektion

Bei der allgemeinen Projektion werden die uneingeschränkten Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ direkt auf die Fläche der Randbedingungen projiziert. Daraus ergibt sich folgendes Minimierungsproblem

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \arg \min_{\tilde{\mathbf{x}}_k} \left\{ (\tilde{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{W}_k (\tilde{\mathbf{x}}_k - \hat{\mathbf{x}}_k) \right\}$$

unter der Randbedingung $\mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{d}$, (5.7)

wobei \mathbf{W}_k eine beliebige symmetrische, positiv definite Gewichtungsmatrix ist. Die Lösung der beschriebenen Problemstellung in Gl. (5.7) ergibt sich zu

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{W}_k^{-1} \mathbf{D}^T (\mathbf{D} \mathbf{W}_k^{-1} \mathbf{D}^T)^{-1} (\mathbf{D} \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{d}). \quad (5.8)$$

Hierbei handelt es sich um den allgemeinsten Fall der Projektion, Spezialfälle sind die Maximum-Probability-Methode mit der Gewichtungsmatrix $\mathbf{W}_k = \mathbf{P}_k^{-1}$ und die Least-Square-Methode mit $\mathbf{W}_k = \mathbf{I}$.

In Bild 5.1 ist ein Schaubild zur Darstellung der einzelnen Projektionsmethoden gezeichnet. Hierbei sind die Randbedingungen durch die Geradengleichung $u_1 + u_2 - 1 = 0$ gegeben, welche sich in Matrixschreibweise zu

$$\mathbf{D}\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{d} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} = 1 \quad (5.9)$$

ergibt. Die Least-Square-Methode projiziert dabei die uneingeschränkten Systemzustände senkrecht auf die Gerade der Randbedingungen, hingegen wird bei der Maximum-Probability-Methode die Fehlerkovarianzmatrix der Zustandsschätzung berücksichtigt.

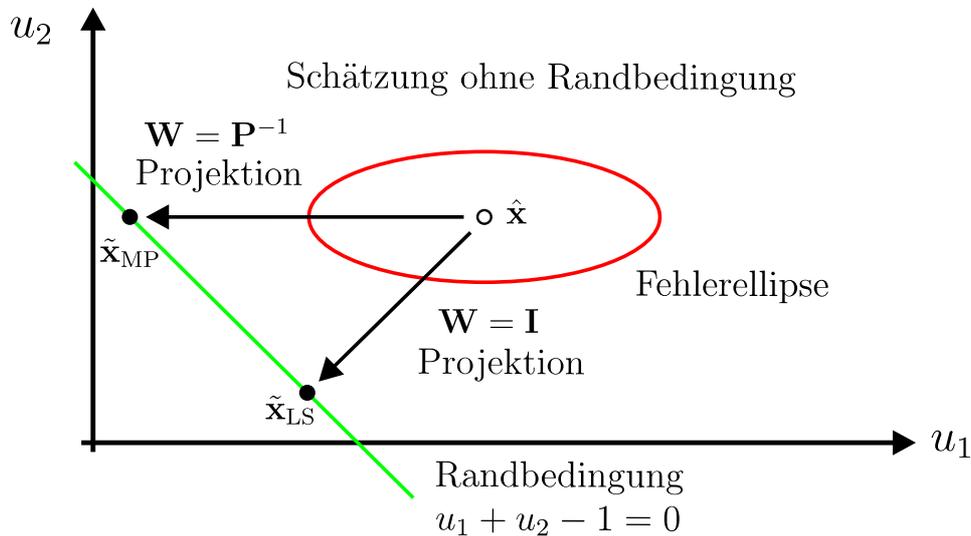


Bild 5.1: Schaubild zu den Projektionsmethoden des Constrained-Kalman-Filters. Zustandsschätzung ohne Berücksichtigung der Randbedingung \hat{x} und Fehlerellipse, Zustandsschätzung unter Berücksichtigung der Randbedingung mit der Maximum-Probability-Methode \tilde{x}_{MP} und Least-Square-Methode \tilde{x}_{LS} [Simon 2006].

5.3 Map-Matching-Algorithmus

Eine Gemeinsamkeit aller Map-Matching-Verfahren ist die Abbildung der fehlerbehafteten Positionsmessungen auf den Streckenverlauf der digitalen Karte. Unter der Annahme, dass die Karte korrekt ist und somit keine Fehler oder Abweichungen beinhaltet, werden dadurch die fehlerbehafteten Positionsmessungen auf den wahren Streckenverlauf korrigiert. In dieser Arbeit besteht die fehlerbehaftete Positionsmessung aus dem Fusionsergebnis der Ortungsfusion aus Kapitel 3, und die digitale Streckenkarte wird in Kapitel 4 beschrieben. Das CKF dient dabei als Basis des Map-Matching-Algorithmus, um die Positionsmessungen auf die einzelnen Fahrwege zu projizieren und anschließend durch Auswertung der Fehlerellipsen den wahrscheinlichsten Fahrweg zu bestimmen. Als zweite Informationsquelle wird ergänzend die Befahrerichtung der detektierten Weichen aus der Weichenerkennung in Abschnitt 2.2.4 verwendet. Die folgenden Abschnitte beschreiben den Entwurf des Map-Matching-Verfahrens im Detail.

5.3.1 Entwurf des Constrained-Kalman-Filters

Die Aufgabe des CKF ist die Schätzung der uneingeschränkten Systemzustände und die anschließende Korrektur dieser Systemzustände, um die Randbedingungen zu erfüllen, welche sich aus den Fahrwegen der digitalen Streckenkarte ergeben. Als Eingangsgrößen für die Positionsschätzung im CKF stehen folgende Größen aus der vorgelagerten Ortungsfusion zur Verfügung: die zweidimensionale Positionsangabe und die Geschwindigkeit sowie die Zeitachse in UTC. Diese Informationen werden unter Berücksichtigung der Randbedingungen, welche aus der digitalen Streckenkarte extrahiert werden, kombiniert und die wahrscheinlichste Position geschätzt.

Nachfolgend werden das System- und Beobachtungsmodell, sowie die Korrektur der Systemzustände zur Einhaltung der Randbedingungen beschrieben.

5.3.1.1 System- und Beobachtungsmodell

Das CKF verwendet, ebenfalls wie das KF, das allgemeine Systemmodell

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{G}\boldsymbol{\nu}_k \quad (5.10)$$

aus Gl. (3.3) zur Beschreibung der Dynamik der Systemzustände. Als Systemzustände werden im Zustandsvektor \mathbf{x}_k die zweidimensionalen Positionsangaben (u_{1k}, u_{2k}) und als Eingangsvektor \mathbf{u}_k die Geschwindigkeitsmessungen $(\dot{u}_{1k}, \dot{u}_{2k})$ verwendet. Hieraus folgt das Systemmodell des CKF

$$\mathbf{x}_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{1k} \\ u_{2k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{u}_{1k} \\ \dot{u}_{2k} \end{bmatrix} + \mathbf{G}\boldsymbol{\nu}_k, \quad (5.11)$$

mit der Einflussmatrix \mathbf{G} und dem Systemrauschen $\boldsymbol{\nu}_k = [\nu_{u_{1k}} \ \nu_{u_{2k}}]^\top$.

Das allgemeine Beobachtungsmodell, welches in Gl. (3.5) beschrieben ist, kann auch beim CKF verwendet werden und ist gegeben durch

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_k. \quad (5.12)$$

Als Beobachtungsgrößen werden die Positionsschätzungen aus der Ortungsfusion verwendet. Dies führt zu dem linearen Beobachtungsmodell

$$\tilde{\mathbf{y}}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_k, \quad (5.13)$$

mit dem Beobachtungsvektor $\tilde{\mathbf{y}}_k = [\tilde{u}_{1k} \ \tilde{u}_{2k}]^\top$ und dem Messrauschen $\boldsymbol{\mu}_k$.

Unter Verwendung des System- und Beobachtungsmodells sowie den Gleichungen des KF können die uneingeschränkten Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_k$ berechnet werden. Eine Korrektur der uneingeschränkten Systemzustände unter Berücksichtigung der Randbedingungen wird im nächsten Abschnitt erläutert.

5.3.1.2 Digitale Streckenkarte als Randbedingung

Aus der digitalen Streckenkarte können die Randbedingungen für das CKF bestimmt werden. Dazu wird aus den uneingeschränkten Systemzuständen durch orthogonale Projektion der Punkt mit dem kürzesten Abstand zwischen Schätzung und Fahrweg bestimmt. Anschließend kann an diesem Projektionspunkt die Tangente des Fahrwegs berechnet werden und als Randbedingung für die Projektion der uneingeschränkten Systemzustände verwendet werden. Eine schematische Darstellung der Projektionsmethode ist in Bild 5.2 dargestellt.

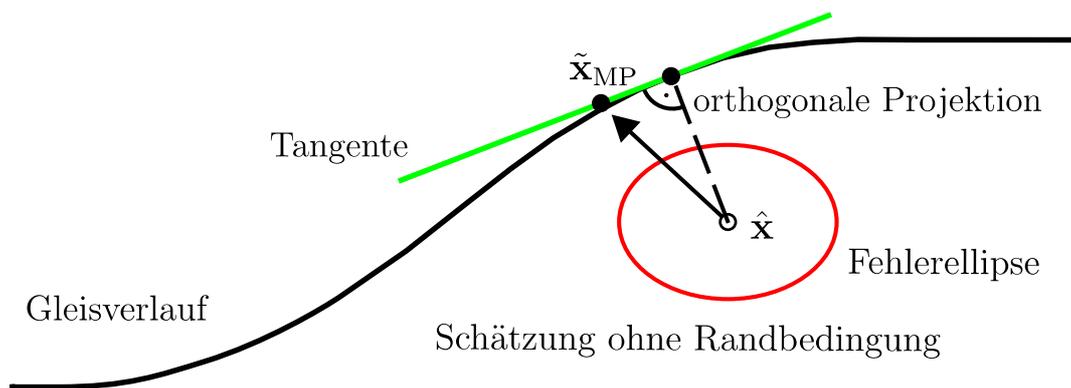


Bild 5.2: Der aus der digitalen Streckenkarte berechnete Gleisverlauf dient als Randbedingung für das CKF. Hierbei wird durch die Maximum-Probability-Methode die Schätzung auf die Tangente der orthogonalen Projektion abgebildet.

Aus der Tangente im Projektionspunkt des Fahrwegs kann sehr einfach die Randbedingung $\mathbf{D}_k \tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{d}_k$ des CKF gewonnen werden. Ein Beispiel für eine Geradengleichung als Randbedingung ist in Gl. (5.9) aufgeführt. Durch die Verwendung der Maximum-Probability-Methode kann zusätzlich die Genauigkeit der Positionsschätzung bei der Projektion des CKF berücksichtigt werden. Hieraus ergibt sich die Korrektur der uneingeschränkten Systemzustände mit

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{P}_k \mathbf{D}_k^T (\mathbf{D}_k \mathbf{P}_k \mathbf{D}_k^T)^{-1} (\mathbf{D}_k \hat{\mathbf{x}}_k - \mathbf{d}_k), \quad (5.14)$$

wodurch eine Abweichung zwischen der projizierten Positionsschätzung $\tilde{\mathbf{x}}_{MP}$ und dem Fahrweg entstehen kann, siehe Bild 5.2. Aufgrund der großen Radien ≥ 300 m im Gleisverlauf wird diese Abweichung allerdings sehr gering sein.

5.3.2 Berücksichtigung aller Fahrwege

Im Bahnhofsbereich oder bei mehrgleisigen Strecken besteht nun die Notwendigkeit, nicht nur einen Fahrweg, sondern mehrere Fahrwege zu berücksichtigen. Dieses Problem kann durch die Verwendung eines CKF für jeden möglichen Fahrweg gelöst werden. Dazu wird die uneingeschränkte Positionsschätzung durch die orthogonale Projektion auf jeden Fahrweg abgebildet, die Tangente im Projektionspunkt bestimmt und die Positionsschätzung mit der Maximum-Probability-Methode an die verschiedenen Randbedingungen angepasst. In Bild 5.3 sind die uneingeschränkte Positionsschätzung \hat{x} , die Randbedingungen und die eingeschränkten Positionsschätzungen \tilde{x}_l mit $l = 1, \dots, L$ für L mögliche Fahrwege dargestellt.

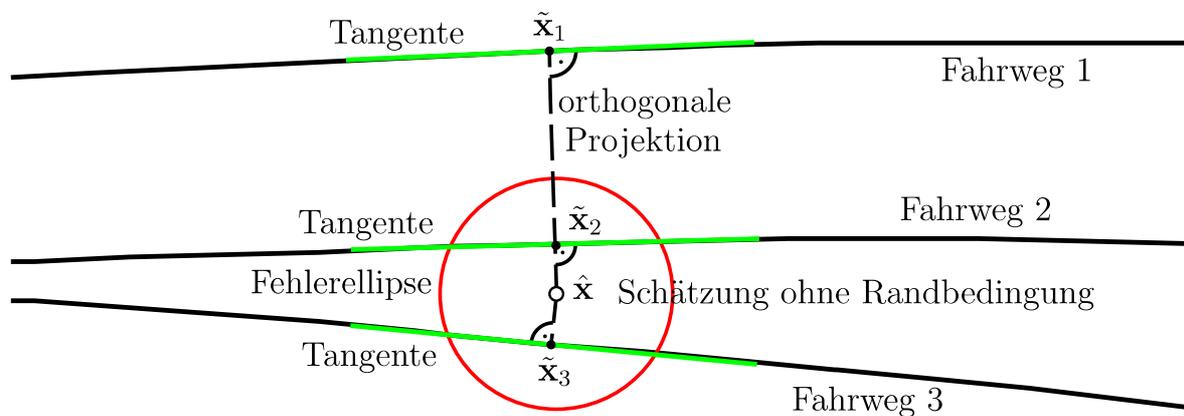


Bild 5.3: Werden mehrere Fahrwege als Randbedingungen extrahiert, wird für jeden Fahrweg ein CKF mit der entsprechenden Randbedingung verwendet. Aufgrund der kreisrunden Fehlerellipse fallen hier die Punkte der orthogonalen Projektion und der Maximum-Probability-Methode des CKF in einem Punkt zusammen.

Im Weichenbereich oder am Anfang bzw. Ende eines Fahrwegs müssen jedoch zusätzliche Methoden implementiert werden, um die CKF zu initialisieren, duplizieren, kombinieren oder zu löschen. Der folgende Abschnitt beschreibt die notwendige Verwaltung der CKF.

5.3.3 Verwaltung der Constrained-Kalman-Filter

Die sich aufgrund der Gleistopologie ständig verändernde Anzahl der möglichen Fahrwege erfordert eine intelligente Verwaltung der einzelnen CKF. So ist es beispielsweise notwendig, bei einer spitzen Überfahrt der Weiche den CKF zu duplizieren und bei einer stumpfen Überfahrt die CKF zu kombinieren. Beim Hinzu-

kommen von neuen Fahrwegen in den momentan verwendeten Ausschnitt der digitalen Streckenkarte muss ein CKF initialisiert bzw. beim Verlassen des Fahrwegs gelöscht werden. Ein Übersichtsdiagramm zur Verwaltung der CKF mit Methoden zur Initialisierung, Duplikation, Kombination und zum Löschen ist in Bild 5.4 visualisiert.

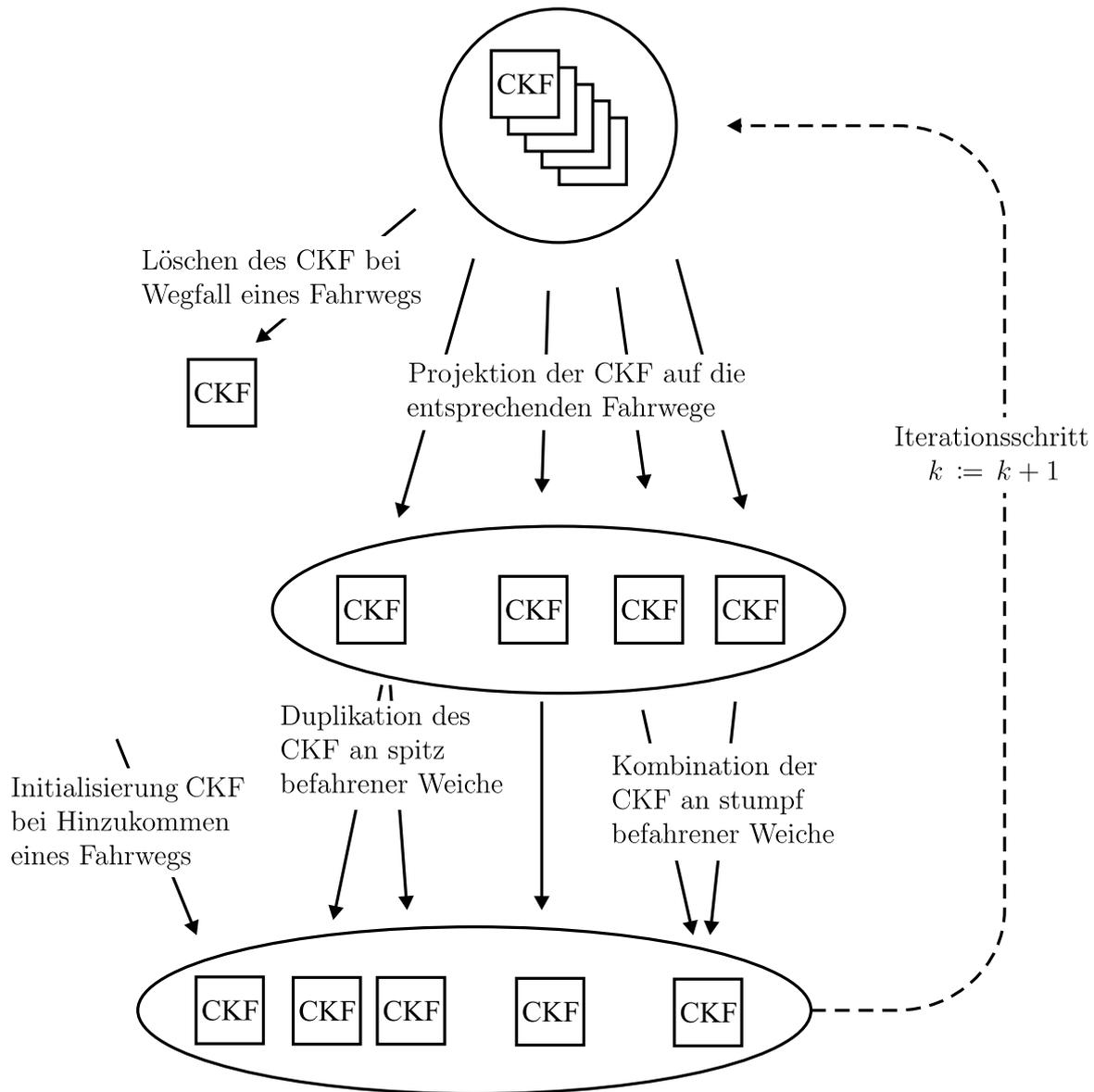


Bild 5.4: Übersichtsdiagramm zur Verwaltung der einzelnen CKF. Aufgrund der Gleistopologie verändert sich ständig die Anzahl der Fahrwege, weshalb Methoden zur Initialisierung, Duplikation, Kombination und zum Löschen der CKF vorgesehen werden müssen.

Durch die Verwendung mehrerer CKF sowie die Implementierung verschiedener Methoden zur Verwaltung der CKF an topologischen Knoten ist es möglich, für jeden Fahrweg die wahrscheinlichste Position zu bestimmen. Die verschiedenen

Aufenthaltsmöglichkeiten des Schienenfahrzeugs müssen nun statistisch bewertet und mit der Information aus der Weichenerkennung fusioniert werden.

5.3.4 Fusion der CKF mit der Information der Weichenerkennung

Das in den vorherigen Abschnitten beschriebene Map-Matching-Verfahren kann als virtueller Sensor gedeutet werden, welcher die Likelihood-Funktion der Positionsschätzung der Ortungsfusion in Abhängigkeit der Fahrwege beschreibt. Die Information der Weichenerkennung kann ebenfalls als Likelihood-Funktion und damit als zweiter virtueller Sensor beschrieben werden. Durch die Formulierung des CKF-basierten Map-Matching-Verfahrens und der Information der Weichenerkennung als virtuelle Sensoren ist die Verwendung von standardisierten Fusionsalgorithmen möglich. Im nächsten Abschnitt wird die Bayes'sche Fusion für heterogene Sensorinformationen näher erläutert.

5.3.4.1 Bayes'sche Fusion für heterogene Sensorinformationen

Die Bayes'sche Fusion für heterogene Sensorinformationen soll anhand von zwei Sensoren erläutert werden, die ihre Informationen aufgrund unterschiedlicher Sensorprinzipien gewinnen. Beide Sensoren beziehen sich dabei auf dasselbe Geschehen z , welches nicht direkt beobachtbar ist. Der erste Sensor liefert die Beobachtung d_1 und der zweite die Beobachtung d_2 . Ferner wird vorausgesetzt, dass die Verteilungen $p(d_1|z)$ bzw. $p(d_2|z)$ existieren und d_1 von d_2 unabhängig ist, falls die gemeinsame Ursache z festgehalten wird. Dies gilt beispielsweise für die den Messsignalen überlagerten Störungen bei Sensoren mit unterschiedlichen Messprinzipien.

Unter Einbeziehung der A-priori-Verteilung $p(z)$ liefert die Inferenz bezüglich z als Endergebnis die A-posteriori-Verteilung $p(z|d_1, d_2)$; es gilt

$$p(z|d_1, d_2) = \frac{p(d_1|z)p(d_2|z) p(z)}{p(d_1, d_2)} \propto p(d_1|z)p(d_2|z) \times p(z) . \quad (5.15)$$

Diese Formulierung der Bayes'schen Fusion kann für eine Anzahl M von Sensoren verallgemeinert werden und man erhält für die A-posteriori-Verteilung

$$p(z|d_1, \dots, d_M) = \frac{\prod_{i=1}^M p(d_i|z) p(z)}{p(d_1, \dots, d_M)} \propto \prod_{i=1}^M p(d_i|z) \times p(z) . \quad (5.16)$$

Laut Gl. (5.16) geschieht die Fusion im Wesentlichen durch die Multiplikation der Likelihood-Funktionen $p(d_i|z)$ mit der A-priori-Verteilung $p(z)$. Die nächsten beiden Abschnitte beschreiben die Bestimmung der Likelihood-Funktionen aus dem CKF-basierten Map-Matching-Verfahren und der Weichenerkennung.

5.3.4.2 Likelihood-Funktion des CKF-basierten Map-Matching-Verfahrens

Zur Interpretation des CKF-basierten Map-Matching-Verfahrens als virtueller Sensor muss die Likelihood-Funktion aus den Kovarianzmatrizen der CKF bestimmt werden. Hierbei wird für jedes CKF eine multivariate Gauß-Verteilung angenommen, welche an der uneingeschränkten Positionsschätzung $\hat{\mathbf{x}}$ ausgewertet wird; es folgt

$$\begin{aligned} p_{\text{CKF}}(\hat{\mathbf{x}}_k|l) &= \mathcal{N}(\hat{\mathbf{x}}_k; \tilde{\mathbf{x}}_l, \mathbf{P}_k) \\ &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\mathbf{P}_k|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{x}}_l - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{P}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{x}}_l - \hat{\mathbf{x}}_k)\right), \end{aligned} \quad (5.17)$$

mit der Kovarianzmatrix \mathbf{P}_k und der eingeschränkten Positionsschätzung $\tilde{\mathbf{x}}_l$ aus dem jeweiligen CKF sowie $N = 2$ für eine zweidimensionale Normalverteilung.

Um die Berechnung der Likelihood-Funktion des CKF-basierten Map-Matching-Verfahrens zu illustrieren, werden die Likelihood-Funktion sowie die A-posteriori-Verteilung nach Bayes für die in Bild 5.5 dargestellte Situation berechnet:

$$P_{\text{CKF}}(l|\hat{\mathbf{x}}_k) = \frac{p_{\text{CKF}}(\hat{\mathbf{x}}_k|l) \cdot P(l)}{p(\hat{\mathbf{x}}_k)}. \quad (5.18)$$

Ist keine Information bezüglich der A-priori-Verteilung bekannt, wird $P(l)$ als gleichverteilt angenommen, und die A-posteriori-Verteilung des Map-Matching-Verfahrens vereinfacht sich zu

$$P_{\text{CKF}}(l|\hat{\mathbf{x}}_k) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{x}}_l - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{P}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{x}}_l - \hat{\mathbf{x}}_k)\right)}{\sum_{i=1}^L \exp\left(-\frac{1}{2}(\tilde{\mathbf{x}}_i - \hat{\mathbf{x}}_k)^T \mathbf{P}_k^{-1} (\tilde{\mathbf{x}}_i - \hat{\mathbf{x}}_k)\right)}, \quad (5.19)$$

mit L der Anzahl der Fahrwege. Für die in Bild 5.5 dargestellte Situation resultieren daraus folgende Wahrscheinlichkeiten:

$$\begin{aligned} P_{\text{CKF}}(l = \text{Fahrweg 1}|\hat{\mathbf{x}}_k) &= 0,001 \\ P_{\text{CKF}}(l = \text{Fahrweg 2}|\hat{\mathbf{x}}_k) &= 0,501 \\ P_{\text{CKF}}(l = \text{Fahrweg 3}|\hat{\mathbf{x}}_k) &= 0,498. \end{aligned}$$

Die Fahrwege 2 und 3 sind mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,501 bzw. 0,498 ungefähr gleich wahrscheinlich, hingegen ist Fahrweg 1 sehr unwahrscheinlich.

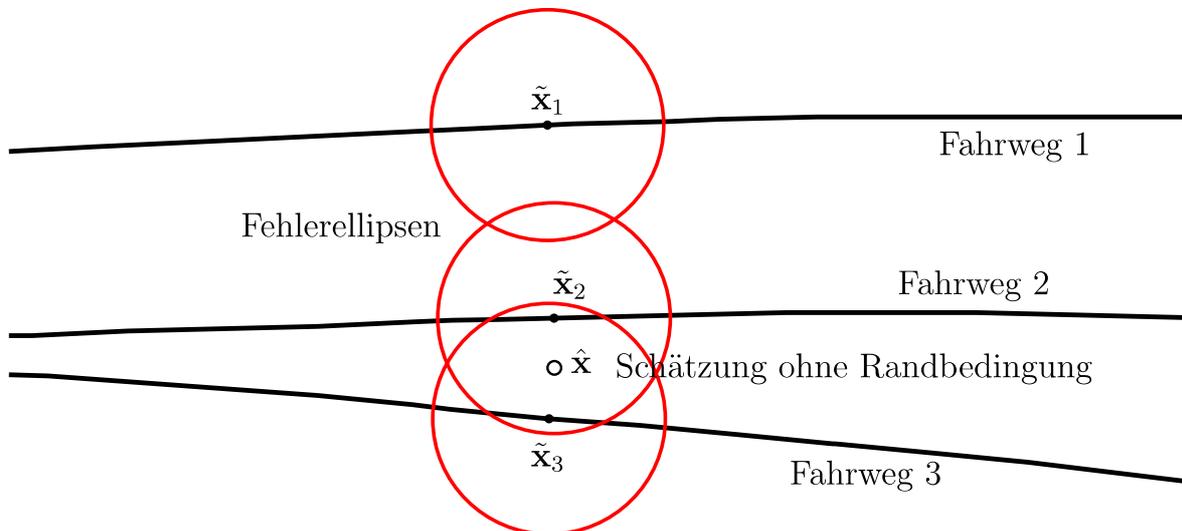


Bild 5.5: Positionsschätzungen \tilde{x}_1 , \tilde{x}_2 , \tilde{x}_3 der CKF mit den 1σ -Fehlerellipsen. Berechnung der Likelihood-Funktion für jeden Fahrweg durch Auswertung der Fehlerellipse in Bezug auf die uneingeschränkte Positionsschätzung \hat{x} .

5.3.4.3 Likelihood-Funktion der Weichenerkennung (WE)

Aus der Signalklassifikation der Weichenerkennung in Gl. 2.7 folgt die Wahrscheinlichkeit $P(m|s)$, dass die Befahrriichtung der Weiche m , wie z. B. Weiche Nr. 4100 spitz rechts, bei gemessenem Signal s klassifiziert wurde. Hieraus kann die optimale Befahrriichtung der Weiche aus allen Referenzen durch

$$m = \arg \max_m \{P(m|s)\} \quad (5.20)$$

gefunden werden. Diese Information wird nun zur Bestimmung der Likelihood-Funktion der WE verwendet.

Befindet sich die klassifizierte Befahrriichtung der Weiche auf dem aktuellen Fahrweg, d. h. $l = m$, so wird die Wahrscheinlichkeit der WE verwendet. Befindet sie sich hingegen nicht auf dem aktuellen Fahrweg, so wird der verbleibende Wert der Wahrscheinlichkeit auf die restlichen Fahrwege gleichverteilt. Die Weicheninformation soll nun ausschließlich in der lokalen Umgebung der Weiche verwendet werden. Um den Einfluss der WE mit größerem Abstand zur Weiche zu reduzieren, wird die Wahrscheinlichkeit mit einer abklingenden Exponentialfunktion gewichtet und nähert sich dann einer Gleichverteilung an. Mathematisch kann die

Likelihood-Funktion als

$$p_{\text{WE}}(\hat{\mathbf{x}}_l | l, m) = \begin{cases} \left(P(m|\mathbf{s}) - \frac{1}{L} \right) e^{-c \|\tilde{\mathbf{x}}_l - \mathbf{x}_{\text{WA}}\|} + \frac{1}{L} & l = m, \\ \left(\frac{1 - P(m|\mathbf{s})}{L-1} - \frac{1}{L} \right) e^{-c \|\tilde{\mathbf{x}}_l - \mathbf{x}_{\text{WA}}\|} + \frac{1}{L} & l \neq m, \end{cases} \quad (5.21)$$

mit der Wahrscheinlichkeit der WE $P(m|\mathbf{s})$, der Anzahl der Fahrwege L , der Abklingkonstante c , der Distanz zwischen dem Weichenanfang und der aktuellen Position $\|\tilde{\mathbf{x}}_l - \mathbf{x}_{\text{WA}}\|$ sowie dem aktuellen Fahrweg l und der Befahrriichtung der Weiche m , formuliert werden.

Eine Visualisierung der Likelihood-Funktion der WE über der Distanz zum Weichenanfang ist in Bild 5.6 mit einer Abklingkonstante c von $1/1000$ m dargestellt. Hierbei ist zu erkennen, dass nach ca. 4000 m der Einfluss der WE vernachlässigbar klein wird. Durch Variation der Abklingkonstanten kann die Einflusslänge der WE auf den Map-Matching-Algorithmus verändert werden.

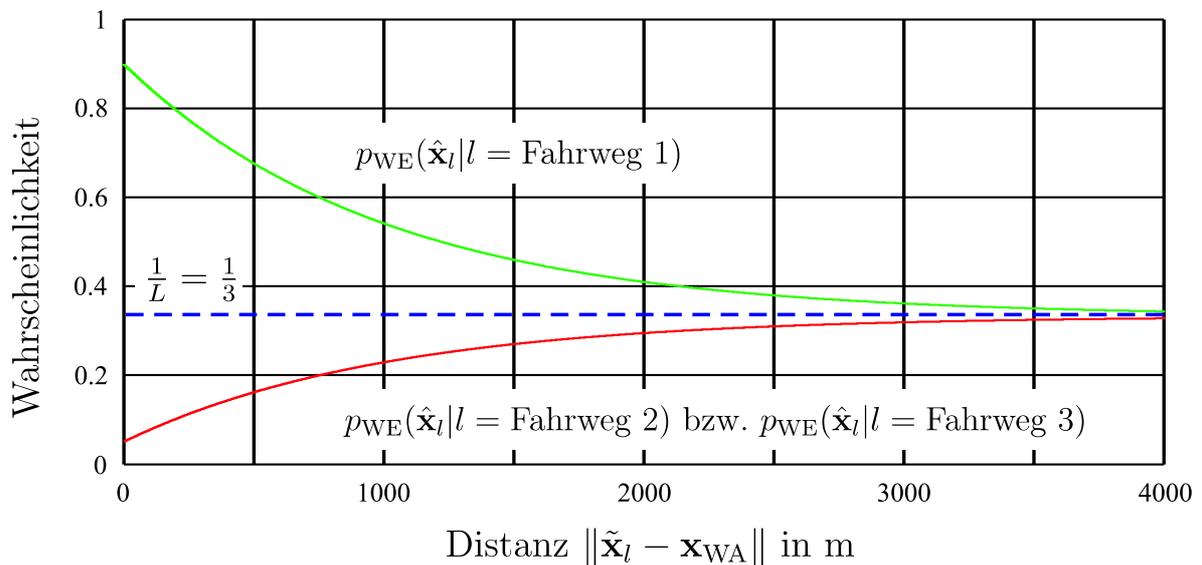


Bild 5.6: Likelihood-Funktion der WE aufgetragen über der Distanz vom Weichenanfang zur aktuellen Position. Die WE hat mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,9 die Befahrriichtung auf dem Fahrweg 1 klassifiziert, und es existieren drei Fahrwege.

Der nächste Abschnitt beschreibt die Kombination der virtuellen Sensoren in einer Bayes'schen Fusion.

5.3.4.4 Fusionsalgorithmus

Als virtuelle Sensoren werden das CKF-basierte Map-Matching-Verfahren und die Befahrriichtung der WE verwendet. In den vorherigen Abschnitten wurde ausführlich die Erzeugung der Likelihood-Funktionen für jeden virtuellen Sensor beschrieben.

Die Bayes'sche Fusion ist in Gl. (5.16) allgemein für M Sensoren dargestellt. In diesem speziellen Fall kann die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit $P(l|\hat{\mathbf{x}}_k, \tilde{\mathbf{x}}_l)$, dass ein bestimmter Fahrweg mit der Nummer l befahren wurde, wenn die Positionsschätzung aus der Ortungsfusion $\hat{\mathbf{x}}_k$ und die Positionsschätzung aus den CKF $\tilde{\mathbf{x}}_l$ beobachtet wurden, mit

$$P(l|\hat{\mathbf{x}}_k, \tilde{\mathbf{x}}_l) = \frac{p_{\text{CKF}}(\hat{\mathbf{x}}_k|l) \cdot p_{\text{WE}}(\tilde{\mathbf{x}}_l|l) \cdot P(l)}{p(\hat{\mathbf{x}}_k, \tilde{\mathbf{x}}_l)} \quad (5.22)$$

formuliert werden. Die A-priori-Wahrscheinlichkeit $P(l)$ wird als Gleichverteilung mit der Anzahl der Fahrwege initialisiert und anschließend mit der A-posteriori-Wahrscheinlichkeit des vorherigen Iterationsschrittes aktualisiert. Die A-posteriori-Wahrscheinlichkeit $P(l|\hat{\mathbf{x}}_k, \tilde{\mathbf{x}}_l)$ beinhaltet für jeden Fahrweg einen Wahrscheinlichkeitswert, und der Fahrweg mit der höchsten Wahrscheinlichkeit bestimmt die aktuelle Position des Schienenfahrzeugs.

Der hier beschriebene Fusionsalgorithmus kombiniert das CKF-basierte Map-Matching-Verfahren mit den Informationen aus der Weichenerkennung zu einem Map-Matching-Verfahren zur gleisselektiven Ortung von Schienenfahrzeugen. Im nachfolgenden Kapitel werden die Messergebnisse aus mehreren Testfahrten auf der *Albtalbahn* in Karlsruhe analysiert und die Ortsinformation auf Gleisselektivität überprüft.

6 Messergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der gleisselektiven, bordautonomen Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge vorgestellt. Als Basis dienen die Sensordaten von mehreren Versuchsfahrten, welche bereits als Teilergebnisse in dem bewertenden Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung in Abschnitt 3.5 vorgestellt wurden. Hierbei hat sich die Überlegenheit des Integrierten Navigationssystems gegenüber dem EKF mit polarem Systemmodell bzw. IMM mit zwei kartesischen Systemmodellen gezeigt, weshalb im Folgenden ausschließlich die Fusionsergebnisse des INS verwendet werden. Die Ergebnisse des gleisselektiven Map-Matching-Verfahrens und damit auch die Leistungsfähigkeit der bordautonomen Ortungsplattform werden in den nachfolgenden Abschnitten präsentiert.

6.1 Versuchsszenario

Durch die Kaskadierung des Map-Matching-Verfahrens mit der Ortungsfusion basieren die Messergebnisse beider Verfahren auf denselben Versuchsfahrten, welche auf der *Albtalbahn* der AVG aufgezeichnet wurden. Die gesamte Strecke umfasst dabei 26 Streckenkilometer, 9 Bahnhöfe und 78 Weichen, jedoch wird nur ein Teilstück von ca. 15 Streckenkilometern und 6 Bahnhöfen als Messstrecke verwendet. Diese Teilstrecke besteht aus schmalen Talstücken und ist umgeben von Bergen, die für GPS eine besondere Herausforderung darstellen. Zusätzlich wurden noch zwei simulierte GPS-Ausfälle mit einer Länge von 800 bzw. 1050 m eingeführt. Der erste Abschnitt der Teilstrecke ist zweigleisig, und die restlichen Abschnitte sind eingleisig ausgebaut. Für das Map-Matching-Verfahren stellt der Bahnhof Busenbach das komplexeste Szenario mit insgesamt 16 Weichen und bis zu vier parallelen Gleisen dar.

6.2 Bewertungskriterium

Auch für das Map-Matching-Verfahren muss ein Kriterium definiert werden, welches die Funktionalität möglichst gut bewertet. Hierbei wäre die Verwendung eines Referenzmesssystems mit wesentlich höherer Genauigkeit und Verfügbarkeit

die optimale Möglichkeit, den wahren Aufenthaltsort des Schienenfahrzeugs zu bestimmen. Jedoch ist die Installation und Wartung eines solchen Systems zu aufwendig und auch zu teuer. In dem Vergleich der verschiedenen Fusionsansätze zur Ortung wurde daher die digitale Streckenkarte als Grundlage zur Berechnung des lateralen Positionsfehlers verwendet. Dieser diente im Vergleich der Fusionsansätze als Bewertungskriterium, jedoch spielt er bei der Bewertung des Map-Matching-Verfahrens eine untergeordnete Rolle, da die Position immer auf einem Fahrweg liegt und somit der laterale Positionsfehler entweder null oder ein Vielfaches des Gleismittenabstands ist.

Hingegen eignet sich die Auswertung der Fahrwegzuordnung des Map-Matching-Verfahrens im Vergleich zu dem im Fahrplan vorgegebenen Fahrweg sehr gut als Bewertungskriterium. Somit kann bewertet werden, in wie viel Prozent der Fälle die Position des Schienenfahrzeugs auf dem falschen Fahrweg und somit inkorrekt bestimmt wurde. Als Aufteilungspunkt eines Fahrwegs dient dabei der topologische Knoten, der in Abschnitt 4.3.2 durch den Weichenanfang definiert wurde. Dieses Kriterium spiegelt die Gleisselektivität des Verfahrens sehr gut wieder, allerdings wird in der Sicherungstechnik des Schienenverkehrs nicht der Weichenanfang, sondern das nächste sicherungstechnische Element, wie beispielsweise ein Signal oder eine Fahrstraßenzugschlussstelle¹, bei einer spitzen Überfahrt der Weiche verwendet. Aus diesem Grund wird ein weiteres Bewertungskriterium eingeführt, bei dem die korrekte Zuordnung des Fahrwegs bezüglich des Lichtraumprofils² bewertet wird. Zur einfacheren Handhabung dieses Kriteriums wird die Abgrenzung zwischen zwei Lichtraumprofilen und damit auch die Gleisselektivität erst in einer Distanz von 10 m nach dem Weichenende gefordert. An dieser Position würde auch eine Fahrstraßenzugschlussstelle installiert werden.

Zur besseren Bewertung der experimentellen Ergebnisse werden im nachfolgenden Abschnitt sowohl die korrekte Fahrwegzuordnung ab dem Weichenanfang, als auch die korrekte Fahrwegzuordnung bezüglich des Lichtraumprofils als Kriterien verwendet. Aus sicherungstechnischer Sicht des Bahnbetriebs ist jedoch nur die korrekte Fahrwegzuordnung bezüglich des Lichtraumprofils relevant.

6.3 Experimentelle Ergebnisse

Die hier vorgestellten experimentellen Ergebnisse des Map-Matching-Verfahrens wurden aus verschiedenen Versuchsfahrten im Albtal aufgezeichnet und später off-

¹Eine Fahrstraßenzugschlussstelle ist die Stelle, die ein Zug mit der letzten Achse freifahren haben muss, bevor eine Fahrstraße oder Teile einer Fahrstraße aufgelöst werden dürfen.

²Als Lichtraumprofil wird eine definierte Umgrenzungslinie bezeichnet, die auch bei Kurvenfahrten vom Querschnitt des Fahrzeugs nicht überschritten werden darf.

line weiterverarbeitet. Die Kombination der einzelnen Sensorinformationen wurde mit der in Abschnitt 3.4 beschriebenen Ortungsfusion basierend auf dem Algorithmus des Integrierten Navigationssystems durchgeführt. Anschließend wurden die Positionsschätzungen gemeinsam mit der Information der Weichenerkennung, unter Berücksichtigung der digitalen Streckenkarte, in dem in Abschnitt 5.3 vorgestellten gleisselektiven Map-Matching-Algorithmus verarbeitet.

Tabelle 6.1: Auflistung der experimentellen Ergebnisse aus den Versuchsfahrten auf der *Albtalbahn* in Karlsruhe. Die korrekte Fahrwegzuordnung bezieht sich auf den Vergleich des Map-Matching-Verfahrens mit dem im Fahrplan vorgegebenen Fahrweg.

Nr.	Messfahrt	Weichenerkennung ^a		Fahrwegzuordnung	
		klassifiziert	insgesamt	korrekt	korrekt bzgl. LRP ^b
1	Bf Her - Bf Bus ^c	8	12	99,76%	100%
2	Bf Her - Bf Bus	7	12	99,62%	100%
3	Bf Her - Bf Bus	7	12	99,26%	100%
4	Bf Bus - Bf Her	12	14	99,09%	100%
5	Bf Bus - Bf Her	9	14	99,75%	100%
6	Bf Bus - Bf Her	13	15	98,39%	99,94%
7	Bf Her - Bf Ett	11	17	97,99%	98,72%
8	Bf Her - Bf Ett	15	17	98,16%	100%

^aKlassifizierte Weichen wurden mit einer Wahrscheinlichkeit $\geq 0,65$ erkannt.

^bLRP = Lichtraumprofil des Schienenfahrzeugs

^cBf Her = Bahnhof Bad Herrenalb, Bf Bus = Bahnhof Busenbach, Bf Ett = Bahnhof Ettlingen

In Tabelle 6.1 sind die Resultate für die verschiedenen Versuchsfahrten im Albtal aufgelistet. Insgesamt wurden drei Versuchsfahrten vom Bahnhof Bad Herrenalb zum Bahnhof Busenbach und drei in umgekehrter Fahrtrichtung sowie zwei Versuchsfahrten vom Bahnhof Bad Herrenalb zum Bahnhof Ettlingen ausgewertet. Die dritte und vierte Spalte reflektieren dabei nochmals die Klassifikationsergebnisse der Weichenerkennung, welche einen bedeutenden Einfluss auf die Gesamtergebnisse haben. In Spalte fünf und sechs sind die im vorherigen Abschnitt erläuterten Fahrwegzuordnungen als Bewertungskriterien aufgeführt. Hierbei wird deutlich, dass im Weichenbereich häufig eine inkorrekte Zuordnung stattfindet, welche an der Differenz zwischen der Fahrwegzuordnung ab dem Weichenanfang und der Fahrwegzuordnung bezüglich des Lichtraumprofils zu erkennen ist, vgl. hierzu Bild 6.1. Dies ist zum einen an dem kontinuierlich anwachsenden Abstand zwischen dem Stamm- und Zweiggleis, der im Anfangsbereich der Weiche noch sehr gering ist, zu erklären. Somit können schon geringe Positionsabweichungen

zu einer inkorrekten Zuordnung führen. Zum anderen kann der Einfluss der Weichenerkennung auf das Map-Matching-Verfahren erst nach der Klassifikation erfolgen, die jedoch eine komplette Überfahrt der Weiche voraussetzt.

Die deutlich geringere korrekte Fahrwegzuordnung bezüglich des LRP der Messfahrt Nr. 7 im Vergleich zu den anderen Messfahrten, kann nach einer Analyse der klassifizierten Weichen sehr einfach erläutert werden. Im Bereich des Bahnhofs Busenbach, der zum einen für GPS sehr schwierige Empfangsbedingungen durch Abschattungen darstellt und zum anderen eine sehr komplexen Gleisverlauf besitzt, wurde durch Störungen im Wirbelstrom-Sensorsignal die Weiche Nr. 4070 nicht erkannt. Somit wurde auf eine Strecke von ca. 150 m bis zur nächsten Weiche der falsche Fahrweg zugeordnet. Durch künstliches Erzeugen der klassifizierten Weiche konnte gezeigt werden, dass bei einer korrekten Weichenerkennung diese Fehlzuordnung nicht mehr vorhanden war. Hierdurch wird sehr eindrucksvoll die Wichtigkeit einer robusten und ständig verfügbaren Weichenerkennung für das Map-Matching-Verfahren deutlich.

Tabelle 6.2: Auflistung der experimentellen Ergebnisse aus den Versuchsfahrten auf der *Albtalbahn* mit den simulierten GPS-Ausfällen von ca. 1050 bzw. 800 m Länge. Die korrekte Fahrwegzuordnung bezieht sich auf den Vergleich des Map-Matching-Verfahrens mit dem im Fahrplan vorgegebenen Fahrweg.

Nr.	Messfahrt	Weichenerkennung ^a		Fahrwegzuordnung	
		klassifiziert	insgesamt	korrekt	korrekt bzgl. LRP ^b
1	Bf Her - Bf Bus ^c	8	12	99,76%	100%
2	Bf Her - Bf Bus	7	12	100%	100%
3	Bf Her - Bf Bus	7	12	99,07%	100%
4	Bf Bus - Bf Her	12	14	99,46%	100%
5	Bf Bus - Bf Her	9	14	99,25%	100%
6	Bf Bus - Bf Her	13	15	98,74%	99,94%
7	Bf Her - Bf Ett	11	17	96,94%	98,49%
8	Bf Her - Bf Ett	15	17	98,16%	100%

^aKlassifizierte Weichen wurden mit einer Wahrscheinlichkeit $\geq 0,65$ erkannt.

^bLRP = Lichtraumprofil des Schienenfahrzeugs

^cBf Her = Bahnhof Bad Herrenalb, Bf Bus = Bahnhof Busenbach, Bf Ett = Bahnhof Ettlingen

Tabelle 6.2 listet die Ergebnisse des Map-Matching-Verfahrens mit den simulierten GPS-Ausfällen von ca. 1050 bzw. 800 m Länge auf. Der Vergleich der Ergebnisse zeigt, dass durch die robuste und zuverlässige Ortungsfusion sowie die Kombination des Map-Matching-Verfahrens mit der Weichenerkennung selbst längere

GPS-Ausfälle die korrekte Fahrwegzuordnung nicht wesentlich verschlechtern.

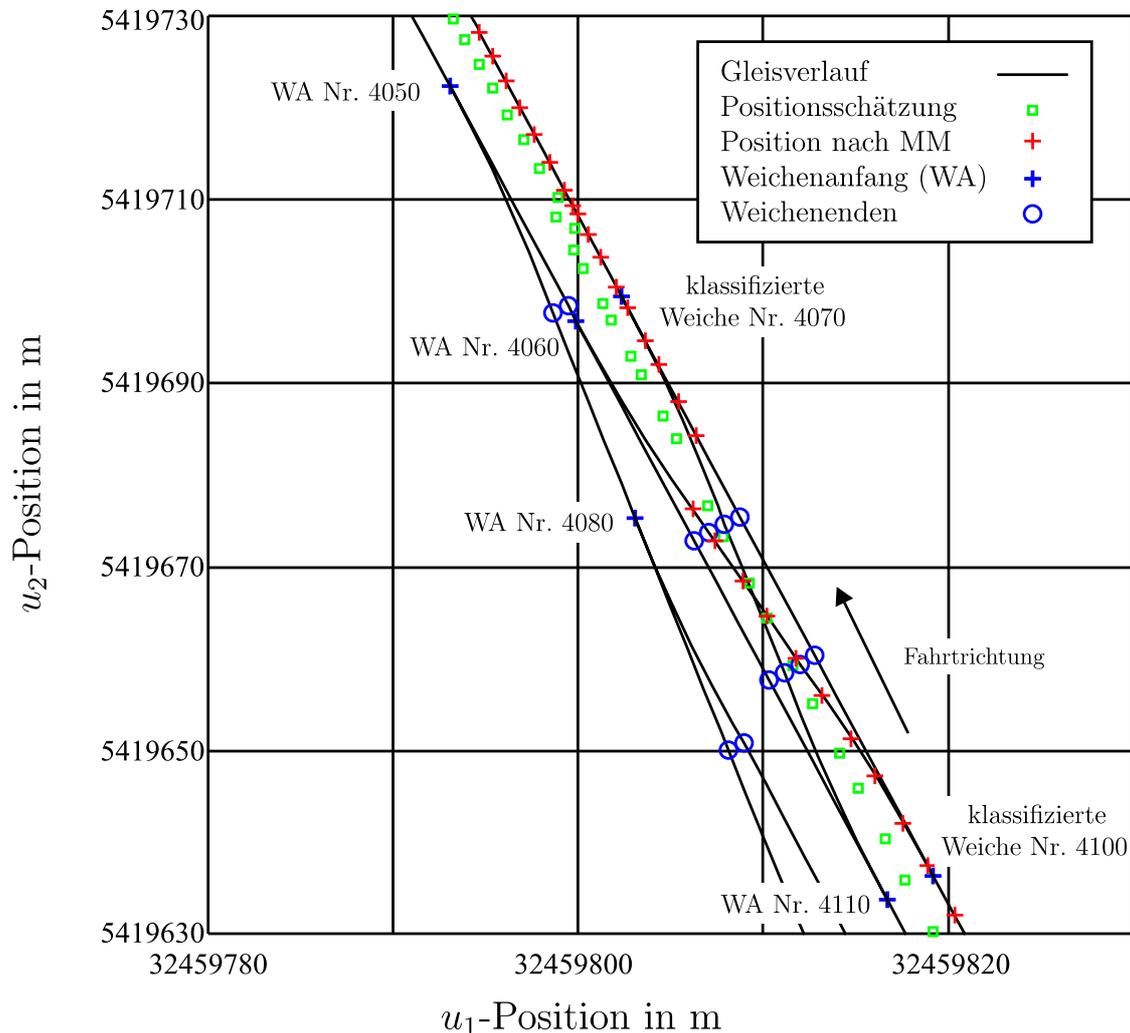


Bild 6.1: Kartenausschnitt aus dem Bahnhof Busenbach mit der Kreuzungsweiche in der Bildmitte. Die Zuordnung aus dem Map-Matching-Verfahren erfolgt nach der Überfahrt und Klassifikation der Weiche Nr. 4100 wieder auf den korrekten Fahrweg, trotz ungenauer Positionsschätzungen.

Um die Leistungsfähigkeit des Map-Matching-Verfahrens näher analysieren zu können, wurden nachfolgend zwei Kartenausschnitte visualisiert. In Bild 6.1 ist der Gleisverlauf mit der Kreuzungsweiche im Bahnhof Busenbach dargestellt. Hierbei ist zu erkennen, dass durch die Klassifikation der Weiche Nr. 4100 mit Befahrtrichtung rechts eine korrekte Fahrwegzuordnung nach dem Überfahren der Weiche erfolgt. Die nachfolgende Klassifikation der Weiche Nr. 4070 verstärkt diese Fahrwegzuordnung weiter.

Ein typisches Problem bei der Verarbeitung von GPS-Messungen ist in Bild 6.2 dargestellt. Durch den Stillstand des Fahrzeugs und die ebenfalls im Bahnhof Etzenrot vorherrschenden schlechten Empfangsbedingungen für den GPS-

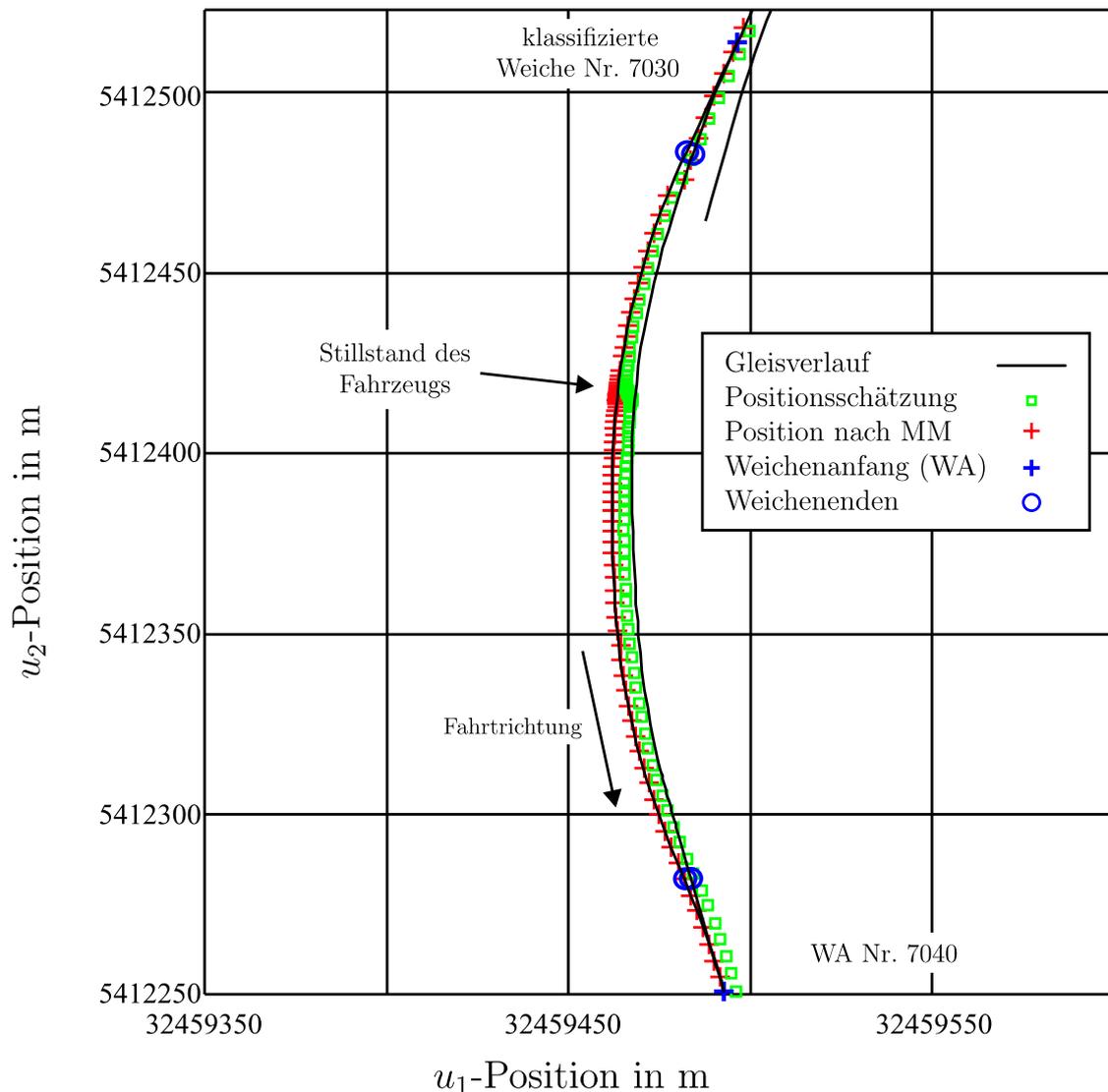


Bild 6.2: Kartenausschnitt aus dem Bahnhof Etzenrot mit den Positionen aus der Ortungsfusion und dem Map-Matching-Verfahren. Der Stillstand des Fahrzeugs und die damit verbundene Drift der GPS-Messungen kann sich durch die klassifizierte Weiche Nr. 7030 nicht negativ auf die Zuordnung der Fahrwege auswirken.

Empfänger, wie z. B. Mehrwegeausbreitungen, beginnt die Position zu driften. Würde in diesem Fall das Map-Matching-Verfahren nicht mit der Information der Weichenerkennung gestützt, wäre eine korrekte Fahrwegzuordnung kaum möglich, d. h. nur durch die klassifizierte Weiche Nr. 7030 im Einfahrbereich des Bahnhofs Etzenrot ist dieses Ergebnis erzielbar.

Die hier vorgestellten sehr guten Ergebnisse der gleiselektiven, bordautonomen Ortungsplattform für Schienenfahrzeug werden im nächsten Abschnitt zusammengefasst und Aspekte für weitere Forschungsaktivitäten aufgezeigt.

6.4 Fazit und weitere Forschung

Durch die Kombination der Sensorinformationen der IMU, des GPS und des Wirbelstrom-Sensorsystems in der Ortungsfusion, basierend auf dem Algorithmus des Integrierten Navigationssystems, wurde auf der Referenzstrecke gezeigt, dass eine robuste und jederzeit verfügbare Positionsbestimmung möglich ist. Die hohe Robustheit wird dabei durch die diversitären Messprinzipien der Sensorsysteme erreicht. So ist eine Positionsbestimmung sowohl alleine durch GPS, als auch durch die Kombination von inertialen Sensordaten und der Geschwindigkeit des Wirbelstrom-Sensorsystems sowie der Positionsmessung der Weichenerkennung in Kombination mit der digitalen Streckenkarte möglich. Dies garantiert, obwohl die Verfügbarkeit von GPS alleine gering ist, eine sehr hohe Verfügbarkeit der kompletten bordautonomen Ortungsplattform. In dieser Arbeit wurde die Ausfallsicherheit der Hardware, der Sensorik sowie die Stabilität der Software nicht mit in Betracht gezogen.

Das auf der Ortungsfusion aufbauende Map-Matching-Verfahren kombiniert dabei die Positionsschätzungen mit der Information der Weichenerkennung in einer Bayes'schen Fusion. Dadurch wird, unter Berücksichtigung der digitalen Streckenkarte, eine zuverlässige und gleisselektive Positionsbestimmung des Schienenfahrzeugs erreicht. Die vorgestellten Messergebnisse zeigen die sehr gute Leistungsfähigkeit der bordautonomen Ortungsplattform.

Allerdings wurde auch aufgezeigt, dass die Gleisselektivität nur mit einer robusten und zuverlässigen Weichenerkennung erreicht werden kann. Im Durchschnitt wurde bei den acht verschiedenen Versuchsfahrten eine Weichenerkennungsrate von ca. 70 Prozent erzielt. Um auch in mehrgleisigen Abschnitten zwischen zwei Bahnhöfen Gleisselektivität zu erreichen, muss beispielsweise eine der beiden Weichen eines Gleiswechsels im Ausfahrbereich des Bahnhofs erkannt werden. Dies kann allerdings nur mit einer wesentlich höheren Weichenerkennungsrate garantiert werden, weshalb am *Institut für Mess- und Regelungstechnik (MRT) der Universität Karlsruhe* weitere Forschungsaktivitäten zur Verbesserung der Weichenerkennung stattfinden.

Ein zweiter Forschungsschwerpunkt am MRT beschäftigt sich mit der automatischen Generierung der Streckenkarte. Wurde in dieser Arbeit die digitale Streckenkarte noch als korrekt, genau und immer auf dem aktuellsten Stand betrachtet, wird bei diesem Ansatz die digitale Streckenkarte zusätzlich mit einer Unsicherheit beschrieben. Dadurch kann die geometrische Streckenkarte für ein bisher unbekanntes Gebiet erzeugt und Fehler bzw. Veränderungen in der Streckenkarte erkannt und korrigiert werden.

7 Zusammenfassung

In der vorliegenden Arbeit wird eine gleisselektive, bordautonome Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge unter Verwendung diversitär redundanter Sensoren vorgestellt. Durch die Verwendung des neuartigen Wirbelstrom-Sensorsystems zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und zur Klassifikation von Eisenbahnweichen konnten in Kombination mit weiterer Sensorik und einer digitalen Streckenkarte die Anforderungen an eine sicherheitsrelevante Ortungsplattform bezüglich Genauigkeit, Verfügbarkeit und Gleisselektivität erfüllt werden. Hierbei wurden alle drei Säulen eines Entwicklungsprozesses umgesetzt, die theoretische Systementwicklung, die Verifikation in der Simulation sowie die Validierung des Ortungssystems mit realen Messdaten.

Zunächst wurden die in Ortungssystemen für Schienenfahrzeuge typischerweise verwendeten Sensoren näher erläutert und auf ihre Eignung in der Ortungsplattform bewertet. Unter Berücksichtigung der verschiedenen Sensoreigenschaften wurden das Wirbelstrom-Sensorsystem zur Geschwindigkeitsmessung und Weichenerkennung sowie inertiale Sensorik und GPS mit EGNOS-Korrektur ausgewählt. Diese Kombination der verschiedenen Sensorsysteme bietet die geforderte Redundanz und Diversität für eine sicherheitsrelevante Ortung.

Basierend auf den Grundlagen der dynamischen Zustandsschätzung wurden drei unterschiedliche Fusionsansätze zur Ortung von Schienenfahrzeugen vorgestellt. Der erste Ansatz verwendet dabei ein Erweitertes Kalman-Filter mit einem polaren Systemmodell, der zweite kombiniert zwei kartesische Systemmodelle in einem Interacting-Multiple-Model-Filter und der letzte Ansatz basiert auf einem Integrierten Navigationssystem. Hierbei wurden in wissenschaftlicher Hinsicht wichtige Ergebnisse erzielt, wie beispielsweise die Integration der verzögerten Positionsmessung der Weichenerkennung als Out-of-sequence-Messung in die Ortungsfusion oder die Verwendung des Integrierten Navigationssystems in Schienenfahrzeugen. Die Auswertung der verschiedenen Versuchsfahrten in einem bewertenden Vergleich verdeutlichte die Leistungsfähigkeit des Integrierten Navigationssystems gegenüber den ersten beiden Ansätzen.

Anschließend wurde die Modellierung der Gleisinfrastruktur durch das Extended-Entity-Relationship-Modell in einer digitalen Streckenkarte zur Verwendung in Map-Matching-Verfahren beschrieben. Zur Benutzung der Streckenkarte in verschiedenen Ortungsansätzen wurde ein Datenmodell für die topologische und geo-

metrische Ebene ausgearbeitet und die erfolgreiche Implementierung präsentiert. Aufbauend auf der Ortungsfusion wurde ein gleisselektives Map-Matching-Verfahren entwickelt, welches die Positionsschätzungen mit den Informationen aus der Weichenerkennung unter Verwendung der digitalen Streckenkarte in einer Bayes'schen Fusion kombiniert. Dadurch wurde die herausfordernde Entwicklung eines probabilistischen Map-Matching-Verfahrens mit Nebenbedingungen erfolgreich bewältigt. Die Analyse von verschiedenen Versuchsfahrten auf der *Albtalbahn* der AVG in Karlsruhe mit insgesamt ca. 120 Streckenkilometern und einer korrekten Fahrwegzuordnung von 99,78 Prozent haben die Leistungsfähigkeit des Verfahrens und die Gleisselektivität der bordautonomen Ortungsplattform bestätigt.

Obwohl die hier präsentierte gleisselektive, bordautonome Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge bereits sehr gute Ergebnisse demonstriert hat, würde eine höhere Weichenerkennungsrate des Wirbelstrom-Sensorsystems die Wahrscheinlichkeit einer inkorrekten Fahrwegzuordnung weiter senken. Die Steigerung der Robustheit der Weichenerkennung gegenüber Störungen und eine Verbesserung des Klassifikationsalgorithmus sind Gegenstand aktueller Forschungsaktivitäten.

A Anhang

A.1 Ein-Schritt-Lösung für das l -Schritt-Problem der Retrodiktion

Bei der Ein-Schritt-Lösung wird die Retrodiktion nicht in l Einzelschritten nacheinander, wie bei der l -Schritt-Lösung, sondern durch einen einzelnen großen Schritt durchgeführt. Detaillierte Erläuterungen zur Ein-Schritt-Lösung sind in [Bar-Shalom u. a. 2004; Simon 2006] zu finden. Hierzu wird eine virtuelle Messung zum Zeitpunkt k eingeführt, welche alle Messungen

$$\mathbf{Y}_{k|k-l+1} = \{\mathbf{y}_{k-l+1}, \dots, \mathbf{y}_k\} \quad (\text{A.1})$$

beinhaltet. Die Out-of-sequence-Messung (OOSM) liegt nun im Zeitintervall

$$\mathbf{T}_l = [t_{k-l}, t_k) . \quad (\text{A.2})$$

In diesem Zeitintervall fand somit bisher nur die eine virtuelle Messung zum Zeitpunkt k statt. Dadurch wird die Retrodiktion mit l Einzelschritten zu einer Ein-Schritt-Lösung und alle Ausführungen in [Bar-Shalom 2002] können auf das l -Schritt-Problem angewandt werden. Dies führt zu der folgenden Lösung:

Die äquivalente Messung zum Zeitpunkt k ist gegeben durch

$$\mathbf{y}_k^* = \mathbf{H}_k^* \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\mu}_k^* , \quad (\text{A.3})$$

mit der Annahme das das Messrauschen $\boldsymbol{\mu}$ ein mittelwertfreies, normalverteiltes, weißes Rauschen mit der Kovarianzmatrix

$$E[\boldsymbol{\mu}_i \boldsymbol{\mu}_k^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_k & i = k , \\ \mathbf{0} & i \neq k \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

ist. Um nun die Innovation des Kalman-Filters mit der Messung \mathbf{y}_k^* zu ermöglichen und dabei $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* = \hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ zu erhalten, d. h. dieselbe Zustandsschätzung und Kovarianzmatrix wie bei einer sequentiellen Bearbeitung der Messungen, muss auch das Messrauschen $\boldsymbol{\mu}$ orthogonal im Zeitintervall \mathbf{T}_l sein. Diese Annahme stellt jedoch nur eine Approximation dar.

Zum Zeitpunkt k ist die Zustandsschätzung $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ und die Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|k}$ gegeben. Die Aufgabe ist nun die Bestimmung der Kovarianzmatrix des Messrauschens \mathbf{R}_k^* , um vom letzten Zeitpunkt, der nun t_{k-l} darstellt, zum Zeitpunkt k zu gelangen und die Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{k|k}$ zu erhalten. Die Korrektur der Kovarianzmatrix (in der Form der Informationsmatrix) für die Messung erfolgt durch

$$\mathbf{P}_{k|k}^{*-1} = \mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} + (\mathbf{H}_k^*)^T \mathbf{R}_k^{*-1} \mathbf{H}_k^* = \mathbf{P}_{k|k}^{-1}, \quad (\text{A.5})$$

Hierbei kann vereinfachend die virtuelle Messgleichung mit

$$\mathbf{H}_k^* = \mathbf{I} \quad (\text{A.6})$$

angenommen werden. Durch diese Vereinfachung ergibt sich die Kovarianzmatrix des Messrauschens zu

$$\mathbf{R}_k^{*-1} = \mathbf{P}_{k|k}^{-1} - \mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} \quad (\text{A.7})$$

und die Kalman-Verstärkungs-Matrix kann durch

$$\mathbf{K}_k^* = \mathbf{P}_{k|k} (\mathbf{H}_k^*)^T \mathbf{S}_k^{*-1} \quad (\text{A.8})$$

$$= \mathbf{P}_{k|k} \mathbf{S}_k^{*-1} \quad (\text{A.9})$$

berechnet werden. Die Innovation mit der virtuellen Messung ist gegeben durch

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^* = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l} + \mathbf{K}_k^* [\mathbf{y}_k^* - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l}] = \hat{\mathbf{x}}_{k|k} \quad (\text{A.10})$$

und kann nach der virtuellen Messung umgestellt werden:

$$\mathbf{y}_k^* = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l} + \mathbf{K}_k^{*-1} [\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l}] . \quad (\text{A.11})$$

Die Berechnung des Residuums zum Zeitpunkt k erfolgt mit

$$\mathbf{r}_k^* = \mathbf{K}_k^{*-1} [\hat{\mathbf{x}}_{k|k} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-l}] \quad (\text{A.12})$$

und die Bestimmung der Kovarianzmatrix des Residuums \mathbf{S}_k^* unter Berücksichtigung der virtuellen Messgleichung ((A.6)) ergibt

$$\mathbf{S}_k^* = \mathbf{P}_{k|k-l} + \mathbf{R}_k^* . \quad (\text{A.13})$$

Durch die Inversion der Kovarianzmatrix des Residuums, unter Zuhilfenahme des Matrix-Inversions-Lemmas¹, erhält man den mathematisch identischen, aber numerisch stabileren Ausdruck

$$\mathbf{S}_k^{*-1} = \mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} - \mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} \left[\mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} + \mathbf{R}_k^{*-1} \right]^{-1} \mathbf{P}_{k|k-l}^{-1} . \quad (\text{A.14})$$

¹Matrix-Inversions-Lemma: $(\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{C})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1}\mathbf{B}(\mathbf{D} + \mathbf{C}\mathbf{A}^{-1}\mathbf{B})^{-1}\mathbf{C}\mathbf{A}^{-1}$
In diesem speziellen Fall sind die Matrizen \mathbf{B} und \mathbf{C} identisch mit der Einheitsmatrix.

Durch die Verwendung der virtuellen Messung \mathbf{y}_k^* wird die selbe Statistik für den Systemzustand $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ erreicht, wie bei der sequentiellen Verarbeitung der Messungen $\{\mathbf{y}_{k-l+1}, \dots, \mathbf{y}_k\}$. Für die in Abschnitt 3.1.6 beschriebene Retrodiktions basierend auf der Ein-Schritt-Lösung wird nur die Berechnungsvorschrift für die Kovarianzmatrix des Residuums Gl. ((A.14)) benötigt.

A.2 Integration von Out-of-sequence-Messungen in das IMM-Filter

Eine Integration von Out-of-sequence-Messungen (OOSM) in das KF wurde in Abschnitt 3.1.6 ausführlich erläutert. Nach einer ähnlichen Vorgehensweise können jedoch auch OOSM in das IMM-Filter integriert werden.

Die folgende Aufstellung präsentiert dabei die schematische Vorgehensweise zur Integration von verzögerten Messungen in das IMM-Filter. Auch hier findet die suboptimale Ein-Schritt-Lösung für das l -Schritt-Problem Verwendung. Dadurch wird erreicht, dass die verzögerten Messungen in nur einem einzelnen Retrodiktions- und Innovationsschritt integriert werden können, siehe Abschnitt 3.1.6 und Anhang A.1. Detaillierte Angaben zu OOSM im IMM-Filter und die genaue Herleitung aller notwendigen Gleichungen finden sich in [Bar-Shalom u. Chen 2005].

1. Retrodiktion der Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,\kappa|k}$ und Berechnung der zugehörigen Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{j,\kappa|k}$ für jedes Modell M_j entkoppelt.
2. Retrodiktion der Messung $\tilde{\mathbf{y}}_{j,\kappa|k}$ und Berechnung der Kovarianzmatrix der Innovation $\mathbf{S}_{j,\kappa}$ für jedes Modell M_j .
3. Berechnung der Likelihood $\Lambda_{j,\kappa}$ für jedes Modell M_j getrennt.
4. Für die Datenzuordnung des IMM-Filters müssen nun die verschiedenen Modelle gekoppelt betrachtet werden. Hierzu müssen die Modellwahrscheinlichkeiten $\mu_{k|k}^{j_k}$ zum Zeitpunkt k und Modellwahrscheinlichkeiten $\mu_{\kappa|k}^{j_k}$ zum Zeitpunkt der verzögerten Messung κ berechnet werden.
5. Innovation der Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,k|k}$ mit der verzögerten Messung und Berechnung der neuen Systemzustände $\hat{\mathbf{x}}_{j,k|\kappa}$ und der Kovarianzmatrix $\mathbf{P}_{j,k|\kappa}$ für jedes Modell.
6. Berechnung der neuen Modellwahrscheinlichkeiten $\mu_{k|\kappa}^{j_k}$ für jedes elementare Modell M_j .

Nach der Integration der OOSM in das IMM-Filter wird der nächste Iterationsschritt und damit auch die nächste, nicht verzögerte Messung des IMM-Filters bearbeitet.

A.3 Herleitung des Strapdown-Algorithmus

Unter einem Strapdown-Algorithmus (SDA) versteht man die Rechenvorschrift, wie aus den gemessenen Beschleunigungen und Drehraten einer fest mit dem Fahrzeug verbundenen IMU, daher auch die Bezeichnung strapdown (engl. festgeschnallt), die Navigationslösung vom vorherigen Zeitschritt zum aktuellen berechnet wird. Die Strapdown-Rechnung lässt sich in drei Schritte unterteilen: Propagation der Lage durch Integration der Drehraten, Propagation der Geschwindigkeit durch Integration der Beschleunigungen und Propagation der Position durch Integration der Geschwindigkeit. Ein Blockdiagramm des SDA ist in Bild 3.12 dargestellt. Weiterführende Erläuterungen zum Strapdown-Algorithmus sind in [Titterton u. Weston 2004; Grewal u. a. 2001] und [Wendel 2007] aufgeführt.

A.3.1 Lageintegration

Die relative Lage zweier Koordinatensysteme lässt sich mit einem Quaternion \mathbf{q} beschreiben. Mit der relativen Lage ist die unterschiedliche Ausrichtung der Koordinatenachsen gemeint, eine Translation spielt hierbei keine Rolle. Da die IMU die Drehraten im körperfesten Koordinatensystem misst und als Referenzkoordinatensystem das Navigationskoordinatensystem Verwendung findet, wird im Folgenden ausschließlich die relative Lage beider Systeme betrachtet.

Die Lagedarstellung kann mit einem Quaternion erfolgen, welche die Transformation von einem Koordinatensystem in ein anderes als eine Drehung um den Orientierungsvektor $\boldsymbol{\sigma}$ vornimmt. Die Länge des Orientierungsvektors bestimmt dabei den Drehwinkel. Das Quaternion kann nun aus dem Orientierungsvektor formuliert werden:

$$\mathbf{q}_b^n = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(\sigma/2) \\ (\sigma_x/\sigma) \sin(\sigma/2) \\ (\sigma_y/\sigma) \sin(\sigma/2) \\ (\sigma_z/\sigma) \sin(\sigma/2) \end{bmatrix} \quad \text{mit} \quad \boldsymbol{\sigma} = \begin{bmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_z \end{bmatrix}, \quad \sigma = |\boldsymbol{\sigma}| \quad (\text{A.15})$$

Mit Hilfe der Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n , welche durch Gl. (A.45) aus dem Elementen des Quaternions gewonnen werden kann, ist es möglich, den Vektor \mathbf{x}^b der

bezüglich des körperfesten Koordinatensystems gegeben ist, in das Navigationskoordinatensystem zu transformieren und umgekehrt:

$$\mathbf{x}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{x}^b, \quad \mathbf{x}^b = (\mathbf{C}_n^b)^T \mathbf{x}^n. \quad (\text{A.16})$$

Durch Drehbewegungen des Fahrzeugs ändert sich die relative Lage zwischen dem körperfesten Koordinatensystem und Navigationskoordinatensystem, wodurch auch das Quaternion \mathbf{q}_b^n entsprechend angepasst werden muss. Notwendig für diese Anpassung ist die Kenntnis der Winkelgeschwindigkeit $\boldsymbol{\omega}_{nb}^b$ des körperfesten Koordinatensystems bezüglich des Navigationskoordinatensystems, gegeben in Koordinaten des körperfesten Koordinatensystems; es folgt

$$\boldsymbol{\omega}_{nb}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b - \boldsymbol{\omega}_{in}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b - (\mathbf{C}_n^b)^T (\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n), \quad (\text{A.17})$$

mit $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ der gemessenen Drehraten der IMU und der Erddrehrate $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ in Navigationskoordinaten gegeben durch

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^n = \begin{bmatrix} \Omega \cos \varphi \\ 0 \\ -\Omega \sin \varphi \end{bmatrix}, \quad (\text{A.18})$$

wobei Ω die Erddrehrate und φ der Breitengrad im WGS84-Koordinatensystem ist.

Die Drehrate $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ wird als Transportrate bezeichnet und resultiert aus der Tatsache, dass eine Fahrzeugbewegung in Nord- oder Ostrichtung mit einer Drehung des Navigationskoordinatensystems verbunden ist. Folglich hängt die Transportrate von der Geschwindigkeit des Fahrzeugs ab und ist gegeben durch

$$\boldsymbol{\omega}_{en}^n = \begin{bmatrix} \frac{v_{eb,e}^n}{R_e - h} \\ -\frac{v_{eb,n}^n}{R_n - h} \\ -\frac{v_{eb,e}^n \tan \varphi}{R_e - h} \end{bmatrix}, \quad (\text{A.19})$$

wobei R_n und R_e die Krümmungsradien des Erdellipsoiden in Nord- bzw. Ostrichtung angeben.

Der Einfluss der Drehrate $\boldsymbol{\omega}_{nb}^b$ auf den Orientierungsvektor $\boldsymbol{\sigma}$ wird durch die Differentialgleichung

$$\dot{\boldsymbol{\sigma}} = \boldsymbol{\omega}_{nb}^b + \frac{1}{2} \boldsymbol{\sigma} \times \boldsymbol{\omega}_{nb}^b + \frac{1}{\sigma^2} \left(1 - \frac{\sigma \sin \sigma}{2(1 - \cos \sigma)} \right) \boldsymbol{\sigma} \times (\boldsymbol{\sigma} \times \boldsymbol{\omega}_{nb}^b) \quad (\text{A.20})$$

beschrieben und kann durch eine Reihenentwicklung der trigonometrischen Funktionen zu

$$\dot{\boldsymbol{\sigma}} \approx \boldsymbol{\omega}_{nb}^b + \frac{1}{2} \boldsymbol{\sigma} \times \boldsymbol{\omega}_{nb}^b + \frac{1}{12} \boldsymbol{\sigma} \times (\boldsymbol{\sigma} \times \boldsymbol{\omega}_{nb}^b) \quad (\text{A.21})$$

angenähert werden [Savage 1998]. Diese Näherung setzt voraus, dass nur kleine Drehungen betrachtet werden. Um Änderungen der relativen Lage von körperfesten und Navigationskoordinatensystem zu erfassen, muss die Differenzialgleichung ((A.21)) gelöst werden. Aufgrund der diskreten Messungen der Drehraten kann die Lösung nur näherungsweise im Zeitintervall von t_k bis t_{k+1} erfolgen und ist gegeben durch

$$\Delta\sigma_{k+1} = \int_{t_k}^{t_{k+1}} \omega_{nb}^b dt + \frac{1}{2} \int_{t_k}^{t_{k+1}} \left(\int_{t_k}^{t_{k+1}} \omega_{nb}^b d\tau \right) \times \omega_{nb}^b dt \quad (\text{A.22})$$

Der zweite Kreuzproduktterm der Differenzialgleichung in Gl. ((A.21)) wurde hierbei vernachlässigt, da in dem kurzen Intervall von t_k nach t_{k+1} die Änderungen von ω_{ie}^n und ω_{en}^n aufgrund von Positions- und Geschwindigkeitsänderungen des Fahrzeugs sehr klein sind. Bleibt die Richtung des Vektors ω_{ib}^b in diesem Zeitintervall konstant, so gilt dasselbe näherungsweise für ω_{nb}^b . Dadurch verschwindet auch der zweite Integralterm in Gl. ((A.21)) und man erhält

$$\Delta\sigma_{k+1} = \int_{t_k}^{t_{k+1}} \omega_{nb}^b dt \approx \omega_{nb}^b \cdot (t_{k+1} - t_k) = \omega_{nb,k}^b \Delta t. \quad (\text{A.23})$$

Mit der berechneten Änderung des Orientierungsvektors während des Zeitintervalls t_k bis t_{k+1} kann nun das Quaternion berechnet werden, dass diese Drehung repräsentiert:

$$\mathbf{r}_{k+1} = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\sigma_{k+1}/2) \\ (\Delta\sigma_{x,k+1}/\Delta\sigma_{k+1}) \sin(\Delta\sigma_{k+1}/2) \\ (\Delta\sigma_{y,k+1}/\Delta\sigma_{k+1}) \sin(\Delta\sigma_{k+1}/2) \\ (\Delta\sigma_{z,k+1}/\Delta\sigma_{k+1}) \sin(\Delta\sigma_{k+1}/2) \end{bmatrix} \quad (\text{A.24})$$

mit der Länge des Orientierungsvektor $\Delta\sigma_{k+1} = |\Delta\sigma_{k+1}|$ und dessen Komponenten $(\sigma_{x,k+1}, \sigma_{y,k+1}, \sigma_{z,k+1})$.

Anschließend erfolgt die Anpassung des Lagequaternions $\mathbf{q}_{b,k+1}^n$ durch Multiplikation des Lagequaternions zum Zeitpunkt k mit dem Quaternion der Lageänderung durch

$$\mathbf{q}_{b,k+1}^n = \mathbf{q}_{b,k}^n \bullet \mathbf{r}_{k+1}, \quad (\text{A.25})$$

welche sich als Matrix-Vektor-Multiplikation darstellen lässt, vgl. Gl. ((A.46)).

Durch die in diesem Abschnitt beschriebene Lageintegration ist es möglich, die im körperfesten Koordinatensystem gemessenen Beschleunigungen in das Navigationskoordinatensystem zu transformieren und dort in Geschwindigkeitsänderungen des Schienenfahrzeugs umzurechnen.

A.3.2 Geschwindigkeitsintegration

Die Aufgabe der Geschwindigkeitsintegration ist es, durch Integration der gemessenen Beschleunigungen auf die Geschwindigkeitsänderungen des Schienenfahrzeugs zu schließen. Bei einer Formulierung der Strapdown-Rechnung in Koordinaten des Navigationskoordinatensystems müssen die Geschwindigkeitsänderungen in Richtung Norden, Osten und in Richtung der lokalen Vertikalen berechnet werden. Da es sich beim Navigationskoordinatensystem um kein Inertialsystem handelt, müssen zusätzlich die Coriolis-Beschleunigung, Zentripetalbeschleunigung und Gravitation berücksichtigt werden. Die folgende Differentialgleichung stellt dabei den Zusammenhang zwischen der Fahrzeuggeschwindigkeit \mathbf{v}_{eb}^n gegenüber der Erde in Koordinaten des Navigationskoordinatensystems und den von der IMU gemessenen Beschleunigungen \mathbf{a}_{ib}^b her; es gilt

$$\dot{\mathbf{v}}_{eb}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{a}_{ib}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}_{eb}^n + \mathbf{g}_l^n \quad (\text{A.26})$$

mit \mathbf{g}_l^n der Schwerebeschleunigung als Summe der Zentripetalbeschleunigung und der, durch die Massenanziehung, resultierenden Beschleunigung, siehe [Titterton u. Weston 2004; Wendel 2007].

Um nun die Geschwindigkeit des Fahrzeugs in der Zeit zu propagieren, wird die Differentialgleichung ((A.26)) numerisch integriert. Die Integration des Kreuzprodukt-Terms (Coriolis-Beschleunigung) und der Schwerebeschleunigung sind dabei unkritisch, da sie nur langsam mit Positions- und Geschwindigkeitsänderungen variieren. Zur Integration des Terms $\mathbf{C}_b^n \mathbf{a}_{ib}^b$ müsste die Richtungskosinusmatrix als Funktion der Zeit bekannt sein, jedoch erfolgt die Berechnung in der Lageintegration nur zu diskreten Zeitpunkten.

Durch eine Reihenentwicklung der Lösung zur Differentialgleichung der zeitlichen Propagation der Richtungskosinusmatrix kann eine Näherung zur Integration des verbleibenden Terms $\mathbf{C}_b^n \mathbf{a}_{ib}^b$ in Gl. ((A.26)) gefunden werden [Wendel 2007]. Die Näherung ist gegeben durch

$$\int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{C}_b^n(t) \mathbf{a}_{ib}^b dt \approx \mathbf{C}_{b,k}^n \left[\int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{a}_{ib}^b dt + \frac{1}{2} \Delta \boldsymbol{\sigma}_k \times \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{a}_{ib}^b dt + \frac{1}{2} \int_{t_k}^{t_{k+1}} \left(\int_{t_k}^t \boldsymbol{\omega}_{nb}^b d\tau \times \mathbf{a}_{ib}^b - \boldsymbol{\omega}_{nb}^b \times \int_{t_k}^t \mathbf{a}_{ib}^b d\tau \right) dt \right] \quad (\text{A.27})$$

Wird nun vorausgesetzt, dass die Beschleunigungen \mathbf{a}_{ib}^b und Drehraten $\boldsymbol{\omega}_{nb}^b$ in dem betrachteten Zeitintervall konstant sind, so verschwindet der letzte Term in

Gl. (A.27). Der zweite Term in der eckigen Klammer wird als Rotationsterm bezeichnet.

Im nächsten Abschnitt werden die im Navigationskoordinatensystem erhaltenen Geschwindigkeitsänderungen zur Propagation der Position genutzt.

A.3.3 Positionsintegration

Häufig wird die Position der Navigationslösung in ellipsoidischen Koordinaten (λ, φ, h) angegeben, da diese Darstellung bei Navigationsanwendungen und in der Landesvermessung weit verbreitet ist. Die Änderung der Fahrzeugposition durch die Geschwindigkeit \mathbf{v}_{eb}^n kann durch numerische Integration der folgenden Differentialgleichungen

$$\dot{\varphi} = \frac{v_{eb,n}^n}{R_n(\varphi) - h}, \quad (\text{A.28})$$

$$\dot{\lambda} = \frac{v_{eb,e}^n}{(R_e(\varphi) - h) \cos \varphi}, \quad (\text{A.29})$$

$$\dot{h} = v_{eb,d}^n \quad (\text{A.30})$$

ermittelt werden. $R_n(\varphi)$ und $R_e(\varphi)$ stellen dabei die Krümmungsradien der Erde in Nord- bzw. Ostrichtung und φ den Breitengrad dar.

Erfolgt die Navigation des Fahrzeugs nicht weltweit, sondern nur in einem begrenzten lokalen Raum, kann die Position der Navigationsgleichung auch im zweidimensionalen ebenen Koordinatensystem, z. B. UTM-Koordinatensystem, vgl. Abschnitt 2.3.3, unter Verwendung der Höhe angegeben werden.

Die Propagation der Position erfolgt durch die Addition der Positionsänderungen durch die Geschwindigkeit zur bisherigen Position; es folgt

$$\mathbf{x}_{k+1}^n = \mathbf{x}_k^n + \frac{\mathbf{v}_{eb,k}^n + \mathbf{v}_{eb,k+1}^n}{2} \Delta t. \quad (\text{A.31})$$

Hierbei wurde die numerische Integration der Fahrzeuggeschwindigkeit mit dem Trapezverfahren durchgeführt.

A.4 Zusammenhänge und Rechenvorschriften für die Strapdown-Rechnung

In diesem Abschnitt werden einige Zusammenhänge und Rechenvorschriften aufgeführt, die für das Verständnis der Strapdown-Rechnung notwendig sind.

Mit Hilfe einer schiefsymmetrischen Matrix (engl. *skew symmetric matrix*) kann das Kreuzprodukt zweier Vektoren als Matrix-Multiplikation dargestellt werden. Gegeben sind die zwei Vektoren

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_x \\ b_y \\ b_z \end{bmatrix}. \quad (\text{A.32})$$

Dann gilt

$$\mathbf{a} \times \mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{b} \quad \text{mit} \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & -a_z & a_y \\ a_z & 0 & -a_x \\ -a_y & a_x & 0 \end{bmatrix}. \quad (\text{A.33})$$

Die kreuzproduktbildende Matrix wird mit fettgedruckten Großbuchstaben des zugehörigen Vektors bezeichnet. Alternative Schreibweisen sind:

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a} \times] = \textit{skew}(\mathbf{a}). \quad (\text{A.34})$$

Für die Drehraten ω_{yz}^x gilt

$$\omega_{yz}^x = -\omega_{zy}^x \quad (\text{A.35})$$

$$\omega_{yz}^x = \omega_{yu}^x + \omega_{uz}^x \quad (\text{A.36})$$

$$\omega_{yz}^x = \mathbf{C}_u^x \cdot \omega_{yz}^u \quad (\text{A.37})$$

und für die kreuzproduktbildende Matrix Ω_{yz}^x der Drehraten ω_{yz}^x gilt

$$\Omega_{yz}^x = -\Omega_{zy}^x \quad (\text{A.38})$$

$$\Omega_{yz}^x = \Omega_{yu}^x + \Omega_{uz}^x \quad (\text{A.39})$$

$$\Omega_{yz}^x = \mathbf{C}_u^x \cdot \Omega_{yz}^u \cdot \mathbf{C}_x^u \quad (\text{A.40})$$

Für die Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_y^x gilt:

$$\mathbf{C}_y^x \cdot \mathbf{C}_z^y = \mathbf{C}_z^x \quad (\text{A.41})$$

$$\mathbf{C}_y^x = (\mathbf{C}_x^y)^T \quad (\text{A.42})$$

$$\dot{\mathbf{C}}_y^x = \mathbf{C}_y^x \cdot \Omega_{xy}^y \quad (\text{A.43})$$

Die Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n und die Eulerwinkel ϕ, θ, ψ besitzen folgenden Zusammenhang:

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & -\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi & -\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix}. \quad (\text{A.44})$$

Auch kann aus den Elementen des Quaternions² $\mathbf{q}(a, b, c, d)$ die Richtungskosinusmatrix \mathbf{C}_b^n berechnet werden:

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} (a^2 + b^2 - c^2 - d^2) & 2(bc - ad) & 2(bd + ac) \\ 2(bc + ad) & (a^2 - b^2 + c^2 - d^2) & 2(cd - ab) \\ 2(bd - ac) & 2(cd + ab) & (a^2 - b^2 - c^2 + d^2) \end{bmatrix}. \quad (\text{A.45})$$

Die Multiplikation zwei Quaternionen $\mathbf{q}_1(a, b, c, d)$ und $\mathbf{q}_2(e, f, g, h)$ lässt sich als Matrix-Vektor-Multiplikation darstellen:

$$\mathbf{q}_1 \bullet \mathbf{q}_2 = \begin{bmatrix} a & -b & -c & -d \\ b & a & -d & c \\ c & d & a & -b \\ d & -c & b & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e \\ f \\ g \\ h \end{bmatrix}. \quad (\text{A.46})$$

A.5 Ergänzungen zum Datenmodell der digitalen Streckenkarte

In diesem Abschnitt werden ergänzende Informationen zur Erstellung der topologischen und geometrischen Ebene der digitalen Streckenkarte aufgeführt.

A.5.1 Entitäts- und Relationstypen der topologischen Ebene

Die hier beschriebenen Entitäts- und Relationstypen werden in dem EER-Modell in Bild 4.8 zur Modellierung der topologischen Ebene verwendet.

TopKante:

Der Bereich der Streckenkarte wird in eine endliche Anzahl von disjunkten elementaren Gleisen unterteilt, welche als *TopKante* modelliert werden. Jede *TopKante* hat an ihren Spitzen eine Verbindung zu einem *TopKnoten*, welche durch

²Durch ein Quaternion, speziell das Einheitsquaternion mit $|\mathbf{q}| = 1$, kann die Lage zweier Koordinatensysteme zueinander beschrieben werden. Hierbei gibt der Orientierungsvektor diejenige Achse im Raum an, um die gedreht werden muss, und die Länge des Orientierungsvektors bestimmt den Drehwinkel.

die Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf* beschrieben wird. Die Speicherung dieser Zuordnung wird durch die Attribute *StartKnotenID* und *EndeKnotenID* umgesetzt. Zur eindeutigen Identifizierung jeder *TopKante* wird das Schlüsselattribut *KantenID* zugewiesen.

TopGlKante, TopWeicheRe und TopWeicheLi:

Die Entitäten *TopGlKante*, *TopWeicheRe* und *TopWeicheLi* sind Untertypen aus der totalen Vererbung des Vatertyps *TopKante* und besitzen deshalb dieselben Attribute. *TopGlKante* repräsentiert die topologische Gleiskante und *TopWeicheRe* bzw. *TopWeicheLi* beschreiben die Längsausdehnung der Weiche mit dem Attribut *WeichenID* und der Orientierung des abbiegenden Gleises (von spitz nach stumpf) *Rechts* oder *Links*.

Die Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf*:

Die funktionale und totale Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf* verbinden die *TopKanten* mit den *TopKnoten*. Dabei darf ein *TopKnoten* minimal eine und maximal drei *TopKanten* verbinden.

TopKnoten:

Als eindeutige Identifizierung des *TopKnoten* wurde das Schlüsselattribut *KnotenID* eingeführt und die erste Zuordnung von *TopKnoten* zu *TopKante* durch das Attribut *KantenID1* umgesetzt.

TopWeiche, TopAnschlussKnoten und TopGleisEnde:

Die Entitäten *TopWeiche*, *TopAnschlussKnoten* und *TopGleisEnde* sind Untertypen aus der totalen Vererbung des Vatertyps *TopKnoten* und besitzen deshalb dieselben Attribute. *TopWeiche* besitzt zusätzlich die Attribute *KantenID2*, *KantenID3* sowie *WeichenID* und beschreibt den Verzweigungspunkt der Weiche. Die Entität *TopAnschlussKnoten* hat zusätzlich die Attribute *KantenID2* und *WeichenID*. *TopGleisEnde* besitzt keine weiteren Attribute und beschreibt das Gleisende.

TopRueckfallWeiche:

Die *TopRueckfallWeiche* ist ein Spezialfall der *TopWeiche* und kann von spitz nach stumpf nur in der Vorzugslage befahren werden. Notwendig für die Beschreibung dieser Einschränkung ist das Attribut *Vorzugslage*.

TopRefPkt:

Die Entität *TopRefPkt* beschreibt einen Referenzpunkt, welcher auf einer *TopKante* liegt und durch die Relation *gehört_zu* beschrieben wird.

Die Relation *gehört_zu*:

Die Relationen *gehört_zu* verbindet die topologische Kante *TopKante* mit dem Referenzpunkt *TopRefPkt*. Dabei darf einer *TopKante* beliebig viele *TopRefPkt* zugeordnet werden, allerdings darf einem *TopRefPkt* nur maximal eine *TopKante* zugeordnet werden.

TopBalise:

TopBalise ist eine Verfeinerung der Entität *TopRefPkt* und besitzt dieselben Attribute, jedoch wurde zusätzlich das Attribut *BalisenID* ergänzt.

Die Relationen *TopKante_zu_GeoKante* und *TopKnoten_zu_GeoKnoten*:

Die Relationen *TopKante_zu_GeoKante* und *TopKnoten_zu_GeoKnoten* verbinden die topologische Ebene der digitalen Streckenkarte mit der geometrischen Ebene. Hierbei können zu einer *TopKante* bzw. einem *TopKnoten* beliebig viele *GeoKanten* bzw. *GeoKnoten* zugeordnet werden.

A.5.2 Konsistenzbedingungen für das EER-Modell der topologischen Ebene

Für die Validierung und Plausibilisierung der Daten der topologischen Ebene werden mehrere Konsistenzbedingungen eingeführt, welche im Folgenden näher beschrieben werden.

1. Genau eine Spitze einer *TopKante* fällt mit einem *TopGleisEnde* zusammen.
2. Ein *TopAnschlussKnoten* verbindet genau zwei Spitzen einer *TopKante*.
3. Eine *TopWeiche* verbindet genau drei Spitzen einer *TopKante*.
4. Die Summe der *TopKante*-Instanzen, die über die Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf* mit einer *TopKnoten*-Instanz verbunden sind, ist mindestens eins und höchstens drei.
5. Jeder *TopRefPkt* verbindet mit der Relation *gehört_zu* genau eine *TopKante*.
6. Jede Instanz der Entität *TopRefPkt* muss eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *GeoRefPkt* der geometrischen Ebene haben.
7. Jede Instanz der Entität *TopKante* muss mindestens eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *GeoKanten* der geometrischen Ebene haben.
8. Jede Instanz der Entität *TopKnoten* muss eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *GeoKnoten* der geometrischen Ebene haben.
9. In jeder Entität dürfen die Werte der Schlüsselattribute nur einmal vergeben sein.
10. Kein Schlüsselattribut darf mit dem Defaultwert beschrieben sein, und optionale Attribute müssen je nach Entität ebenfalls einen vom Defaultwert unterschiedlichen Eintrag besitzen, z. B. das Attribut *StreckenKm* bei der Entität *TopWeiche*.

A.5.3 Entitäts- und Relationstypen der geometrischen Ebene

Die hier beschriebenen Entitäts- und Relationstypen werden in dem EER-Modell in Bild 4.10 zur Modellierung der geometrischen Ebene verwendet.

GeoKante:

Das komplette Schienennetz wird in eine endliche Anzahl von disjunkten geometrischen Elementen, repräsentiert durch Gleiskanten, Gleisbögen oder Gleisübergangsbögen, unterteilt. Jede *GeoKante* besitzt an ihren Spitzen eine Verbindung zu einem *GeoKnoten*, welche durch die Relationen *fängt_an_auf* bzw. *endet_auf* beschrieben wird. Zur eindeutigen Identifizierung jeder *GeoKante* wird das Schlüsselattribut *KantenID* zugewiesen, und zusätzlich werden noch die Attribute *StartX*, *EndX*, *StartY*, *EndY* und *GeoTyp* ergänzt.

GeoGlKante, GeoKanteBogen und GeoKanteUeber:

Die Entitäten *GeoGlKante*, *GeoKanteBogen* und *GeoKanteUeber* sind Untertypen aus der totalen Vererbung des Vaternstyps *GeoKante* und besitzen deshalb dieselben Attribute. Die Geometrie von *GeoKanteBogen* wird zusätzlich durch die Attribute *Radius* und *Orientierung* beschrieben. Bei der Entität *GeoKanteUeber* wird ergänzend zu dem Attribut *Orientierung* auch noch der *StartRadius* und *EndeRadius* benötigt.

Die Verfeinerung der beschriebenen Entitäten in *GeoGlKanteWeRe*, *GeoGlKanteWeLi*, *GeoKanteBogenWeRe*, *GeoKanteBogenWeLi*, *GeoKanteUeberWeRe* und *GeoKanteUeberWeLi* wird benötigt, um ergänzend zur Geometrie auch noch die Zugehörigkeit zu einer Überfahrmöglichkeit einer Weiche zu modellieren.

Die Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf*:

Die funktionalen und totalen Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf* verbinden die *GeoKanten* mit den *GeoKnoten*. Dabei darf ein *GeoKnoten* minimal eine und maximal drei *GeoKanten* verbinden.

GeoKnoten:

Zur eindeutigen Identifizierung der *GeoKante* wurde das Schlüsselattribut *KnotenID* eingeführt und die Position des Knotens wird durch die Attribute *PositionX* und *PositionY* beschrieben. Eine Identifizierung der *GeoKante* kann durch das Attribut *GeoTyp* erfolgen.

GeoWeiche, GeoAnschlussKnoten und GeoGleisEnde:

Die Entitäten *GeoWeiche*, *GeoAnschlussKnoten* und *GeoGleisEnde* sind Untertypen aus der totalen Vererbung vom Vaternstyp *GeoKante* und besitzen deshalb dieselben Attribute.

GeoRueckfallWeiche:

Die *GeoRueckfallWeiche* beschreibt eine Rückfallweiche mit den gleichen geome-

trischen Eigenschaften wie ein *GeoWeiche*. Die Vorzugslage der Rückfallweiche wird in der topologischen Ebene beschrieben.

GeoRefPkt:

Ein *GeoRefPkt* beschreibt einen geometrischen Referenzpunkt auf einer Gleiskante mit den Attributen *PositionX* und *PositionY* zur Beschreibung der Position. Eine Identifizierung des Referenzpunktes kann durch das Attribut *GeoTyp* erfolgen.

Die Relation *gehört_zu*:

Die Relationen *gehört_zu* verbindet die geometrische Kante *GeoKante* mit dem Referenzpunkt *GeoRefPkt*. Dabei dürfen einer *GeoKante* beliebig viele *GeoRefPkt* zugeordnet werden, allerdings darf einem *GeoRefPkt* nur maximal eine *GeoKante* zugeordnet werden.

GeoBalise:

Die Entität *GeoBalise* ist eine Verfeinerung der Entität *GeoRefPkt* und besitzt dieselben Attribute. Eine Identifizierung der Balise kann durch das Attribut *BalisenID* erfolgen.

Die Relationen *GeoKante_zu_TopKante* und *GeoKnoten_zu_TopKnoten*:

Die Relationen *GeoKante_zu_TopKante* und *GeoKnoten_zu_TopKnoten* verbinden die geometrische Ebene der digitalen Streckenkarte mit der topologischen Ebene. Hierbei kann zu einer *GeoKante* bzw. *GeoKnoten* nur eine *TopKante* bzw. *TopKnoten* zugeordnet werden.

A.5.4 Konsistenzbedingungen für das EER-Modell der geometrischen Ebene

Zur Überprüfung und Plausibilisierung der Daten der geometrischen Ebene werden im Folgenden mehrere Konsistenzbedingungen definiert:

1. Genau eine Spitze einer *GeoKante* fällt auf ein *GeoGleisEnde*.
2. Ein *GeoAnschlussKnoten* verbindet genau zwei Spitzen einer *GeoKante*.
3. Eine *GeoWeiche* verbindet genau drei Spitzen einer *GeoKante*.
4. Die Summe der *GeoKante*-Instanzen, die über die Relationen *fängt_an_auf* und *endet_auf* mit einer *GeoKnoten*-Instanz verbunden sind, ist mindestens eins und höchstens drei.
5. Ein *GeoRefPkt* verbindet mit der Relation *gehört_zu* genau eine *GeoKante*.

6. Der Winkel zwischen zwei angrenzende *GeoKanten* muss in einem bestimmten Intervall liegen. Diese Bedingung folgt aus der notwendigen Forderung nach der Befahrbarkeit der Strecke mit einem Schienenfahrzeug.
7. Jeder Start- und Endpunkt einer *GeoKante* muss geometrisch auf einem *GeoKnoten* liegen.
8. Jede Instanz der Entität *GeoRefPkt* muss eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *TopRefPkt* der topologischen Ebene haben.
9. Jede Instanz der Entität *GeoKanten* muss eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *TopKante* der topologischen Ebene haben.
10. Jede Instanz der Entität *GeoKnoten* darf maximal eine Verbindung mit einer Instanz der Entität *TopKnoten* der topologischen Ebene haben.
11. In jeder Entität dürfen die Werte der Schlüsselattribute nur einmal vergeben sein.
12. Kein Schlüsselattribut darf mit dem Defaultwert beschrieben sein, und optionale Attribute müssen je nach Entität ebenfalls einen vom Defaultwert unterschiedlichen Eintrag besitzen, z. B. bei der Entität *GeoKanteBogen* das Attribut *Radius*.

Literaturverzeichnis

Albanese u. Marradi 2005

ALBANESE, A. ; MARRADI, L.: The RUNE project: the integrity performances of GNSS-based railway user navigation equipment. In: *Proceedings of the ASME/IEEE Joint Rail Conference*, 2005, S. 211 – 218

Bar-Shalom 2000

BAR-SHALOM, Yaakov: *Multitarget/Multisensor Tracking: Applications and Advances*. Bd. 3. Norwood : Artech House, 2000

Bar-Shalom 2002

BAR-SHALOM, Yaakov: Update with out-of-sequence measurements in tracking: exact solution. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* Bd. 38, 2002, S. 769–777

Bar-Shalom u. Chen 2005

BAR-SHALOM, Yaakov ; CHEN, Huimin: IMM estimator with out-of-sequence measurements. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* Bd. 41, 2005, S. 90–98

Bar-Shalom u. a. 2004

BAR-SHALOM, Yaakov ; CHEN, Huimin ; MALLICK, Mahendra: One-Step Solution for the Multistep Out-of-Sequence-Measurement Problem in Tracking. In: *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* Bd. 40, 2004, S. 27–37

Bar-Shalom u. Fortmann 1988

BAR-SHALOM, Yaakov ; FORTMANN, Thomas: *Tracking and Data Association*. Academic Press, 1988

Bedrich u. Gu 2004

BEDRICH, S. ; GU, X.: INTEGRAIL- Final Presentation. Nordwijk, 2004. – Abschlusspräsentation

Bentoumi u. a. 2003

BENTOUMI, M. ; AKNIN, P. ; BLOCH, G.: On-line rail defect diagnosis with differential eddy current probes and specific detection processing. In: *The European Physical Journal Applied Physics* Bd. 23, 2003, S. 227–233

Berger 2003

BERGER, Christian: *Optische Korrelationssensoren zur Geschwindigkeitsmessung technischer Objekte*. Bd. 8, Nr. 1015. Düsseldorf : VDI, 2003

Bikker u. a. 1998a

BIKKER, G. ; KLINGE, K.-A. ; RÖVER, S. ; SCHROEDER, M. ; SCHNIEDER, E.: RailOrt - Ortung im spurgebundenen Verkehr auf der Basis von Satelliten-Navigation. In: *ETR - Eisenbahntechnische Rundschau* 47 (1998), S. 172–175

Bikker u. a. 1998b

BIKKER, Gert ; KLINGE, Karl-Albrecht ; SCHROEDER, Martin ; SCHNIEDER, Eckehard: Concepts of an Intelligent Route Atlas for localisation in guided traffic. In: *4th International Conference on Vehicle Navigation*. Hannover : EURNAV 98, 1998

Blom 1984

BLOM, H. A. P.: An efficient filter for abruptly changing systems. In: *Proceedings of the 23rd IEEE conference on decision and control*, 1984, S. 656–658

Böhringer 2003

BÖHRINGER, Frank: Train location based on fusion of satellite and train-borne sensor data. In: ZHAO, Y. (Hrsg.) ; KLOTZ JR., H. A. (Hrsg.) ; STOCKUM, L. A. (Hrsg.): *Location Services and Navigation Technologies* Bd. 5084, SPIE, Bellingham WA, 2003, S. 76–85

Böhringer 2005

BÖHRINGER, Frank: Generierung einer digitalen Streckenkarte zur Ortung im schienengebundenen Verkehr / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 2005 (AV 02/05). – Forschungsbericht

Böhringer u. Geistler 2004

BÖHRINGER, Frank ; GEISTLER, Alexander: Adaptation of the Kinematic Train Model Using the Interacting Multiple Model Estimator. In: ALLAN, J. (Hrsg.) ; HILL, R. J. (Hrsg.) ; BREBBIA, C. A. (Hrsg.) ; SCIUTTO, G. (Hrsg.) ; SONE, S. (Hrsg.): *Computers in Railways IX*. Southampton : WIT Press, 2004, S. 487–496

Böhringer u. Geistler 2006a

BÖHRINGER, Frank ; GEISTLER, Alexander: Bordautonome Ortung von Schienenfahrzeugen - bewertender Vergleich unterschiedlicher Fusionsansätze. In: *XX. Messtechnisches Symposium des Arbeitskreises der Hochschul-lehrer für Messtechnik e.V. (AHMT)*. Aachen : Shaker-Verlag, 2006, S. 21–31

Böhringer u. Geistler 2006b

BÖHRINGER, Frank ; GEISTLER, Alexander: Comparison between different fusion approaches for train-borne location systems. In: *Proc. IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*. New York, 2006, S. 267–272

Böhringer u. Geistler 2006c

BÖHRINGER, Frank ; GEISTLER, Alexander: Location in railway traffic: Generation of a digital map for secure applications. In: ALLAN, J. (Hrsg.) ; BREBBIA, C. A. (Hrsg.) ; RUMSEY, A. F. (Hrsg.) ; SCIUTTO, G. (Hrsg.) ; SONE, S. (Hrsg.) ; GOODMAN, C. J. (Hrsg.): *Computers in Railways X*. Southampton : WIT Press, 2006, S. 459–468

Bundesministerium für Verkehr, Bau- und Wohnungswesen 2000

BUNDESMINISTERIUM FÜR VERKEHR, BAU- UND WOHNUNGSWESEN: Verkehrsbericht 2000 - Integrierte Verkehrspolitik: Unser Konzept für eine mobile Zukunft. 2000. – Forschungsbericht

Bustamante u. De Miguel 2003

BUSTAMANTE, Javier ; DE MIGUEL, Sergio: GADEROS - A Technological Approach to GNSS-aided Railway Traffic Monitoring for Conventional and Low-Density Traffic Lines. In: *Proceedings of Intelligent Transport Systems*. Madrid, 2003

Chen 1976

CHEN, P.P.: The Entity Relationship Model - Towards a Unified View of Data. In: *ACM Transactions on Database Systems* Bd. 1, 1976, S. 9–36

Czommer 2001

CZOMMER, Renate: *Leistungsfähigkeit fahrzeugautonomer Ortungsverfahren auf der Basis von Map-Matching-Techniken*. Bd. C, Nr. 535. München : Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, 2001

DLR u. a. 2006

DLR ; TU BRAUNSCHWEIG ; UNI KARLSRUHE ; BOMBARDIER TRANSPORTATION: Forschungsvorhaben DemoOrt – Phase 1. 2006 (BMBF-Projekt 19 G 4017 A-D). – Abschlussbericht

Drummond 1993

DRUMMOND, Oliver E.: Multiple sensor tracking with retrospective probabilistic data association. In: *Proceedings of the American Control Conference* Bd. 30, 1993, S. 885 – 889

Däubler u. a. 2002

DÄUBLER, Lorenz ; BIKKER, Gert ; SCHNIEDER, Eckehard: SATNAB - Satellitengestütztes Navigations-Bodenexperiment. In: *Signal + Draht* 94 (2002), S. 12–15

Engelberg 1999

ENGELBERG, Thomas: Investigation of Shielded Eddy Current Sensors for Speed Measurement of Rail Vehicles – Field Test in Offenburg on 31st October 1999 / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 1999 (AV 06/99). – Forschungsbericht

Engelberg 2000

ENGELBERG, Thomas: Speed measurement of Rail Vehicles Using Shielded Eddy Current Sensors – Field-Test 3/00 in Munich / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 2000 (AV 05/00). – Forschungsbericht

Engelberg 2001

ENGELBERG, Thomas: *Geschwindigkeitsmessung von Schienenfahrzeugen mit Wirbelstrom-Sensoren*. Bd. 8, Nr. 896. Düsseldorf : VDI, 2001

Filip u. a. 2001

FILIP, Ale ; MOCEK, Hynek ; BAZANT, Lubor: Zugortung auf GPS/GNSS-Basis für sicherheitskritische Anwendungen. In: *Signal + Draht* 5 (2001), S. 16–21

Fritsche 1979

FRITSCHKE, Rainer: *Vergleich berührungsloser Geschwindigkeitsmessverfahren an selbstleuchtendem und inkohärent beleuchtetem Walzgut*. Karlsruhe, Universität Karlsruhe (TH), Dissertation, 1979

Geistler 2002a

GEISTLER, Alexander: Untersuchung von Wirbelstrom-Sensoren – Messfahrten 2001 bei der AVG Karlsruhe / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 2002 (AV 01/02). – Forschungsbericht

Geistler 2002b

GEISTLER, Alexander: Untersuchung von Wirbelstrom-Sensoren – Messfahrten 2001 bei der SBB Bern / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 2002 (AV 02/02). – Forschungsbericht

Geistler 2007

GEISTLER, Alexander: *Schriftenreihe Institut für Mess- und Regelungs-*

technik. Bd. Nr. 005: *Bordautonome Ortung von Schienenfahrzeugen mit Wirbelstrom-Sensoren*. Karlsruhe : Universitätsverlag Karlsruhe, 2007

Geistler u. Böhringer 2004a

GEISTLER, Alexander ; BÖHRINGER, Frank: Detection and Classification of Turnouts Using Eddy Current Sensors. In: ALLAN, J. (Hrsg.) ; HILL, R. J. (Hrsg.) ; BREBBIA, C. A. (Hrsg.) ; SCIUTTO, G. (Hrsg.) ; SONE, S. (Hrsg.): *Computers in Railways IX*. Southampton : WIT Press, 2004, S. 467–476

Geistler u. Böhringer 2004b

GEISTLER, Alexander ; BÖHRINGER, Frank: Robust Velocity Measurement for Railway Applications by Fusing Eddy Current Sensor Signals. In: *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. New York : IEEE, 2004, S. 664–669

Geistler u. a. 2006

GEISTLER, Alexander ; BÖHRINGER, Frank ; HORN, Jan: Hochverfügbare, präzise Geschwindigkeits- und Wegmessung von Schienenfahrzeugen durch Kombination diversitärer Sensorprinzipien. In: *Sensoren und Messsysteme 2006, Vorträge der 13. ITG/GMA-Fachtagung*. Freiburg/Breisgau : VDE-Verlag, 2006, S. 659–662

Geistler u. Engelberg 2001

GEISTLER, Alexander ; ENGELBERG, Thomas: Laboratory Tests of Shielded Eddy Current Sensors / Institut für Mess- und Regelungstechnik, Universität Karlsruhe (TH). 2001 (AV 01/01). – Forschungsbericht

Genghi u. a. 2003

GENGHI, A. ; MARRADI, L. ; MARTINELLI, L. ; CAMPA, L. ; LABBIENTO, G. ; CIANCI, J. ; VENTURI, G. ; GENNARO, G. ; TOSSAINT, M.: The RUNE Project: Design and Demonstration of a GPS/EGNOS-Based Railway User Navigation Equipment. In: *Proceedings of ION-GPS/GNSS*, 2003

Gielsdorf 1998

GIELSDORF, Frank: *Datenmodellierung für Gleisnetze und Schaffung eines einheitlichen Raumbezugssystems*. Bd. Reihe C, Nr. 491. München : Verlag der Bayerischen Akademie der Wissenschaften, 1998

Gogolla 1998

GOGOLLA, Martin: *An Extended Entity-Relationship Model*. Berlin : Springer, 1998

Google Earth 2007

GOOGLE EARTH: *Softwareprogramm*. Version 4.2. Google Inc., August 2007

Greenfeld 2002

GREENFELD, Joshua: Matching GPS observations to locations on a digital map. In: *Proc. 81th Annual Meeting of the Transportation Research Board*. Washington, DC, 2002

Grewal u. a. 2001

GREWAL, Mohinder S. ; WEILL, Lawrence R. ; ANDREWS, Angus P.: *Global Positioning Systems, Inertial Navigation and Integration*. New York : John Wiley & Sons, 2001

Grimm u. a. 2005

GRIMM, Matthias ; HARTWIG, Katrin ; MEYER ZU HÖRSTE, Michael: Anforderungen an eine sicherheitsrelevante Ortung im Schienenverkehr. In: *20. Verkehrswissenschaftliche Tage*. Dresden, 2005

Gustafsson u. a. 2002

GUSTAFSSON, F. ; GUNNARSSON, F. ; BERGMAN, N. ; FORSSELL, U. ; JANSSON, J. ; KARLSSON, R. ; NORDLUND, P.-J.: Particle filters for positioning, navigation, and tracking. In: *IEEE Transactions on Signal Processing* Bd. 50, 2002, S. 425–437

Hennecke u. a. 1993

HENNECKE, Fritz ; MÜLLER, Gerhard ; WERNER, Hans: *Handbuch Ingenieurvermessung - Verkehrsbau, Eisenbahnbau*. Heidelberg : Wichmann, 1993

Hilton u. a. 1993

HILTON, Richard D. ; MARTIN, David A. ; BLAIR, William D.: Tracking with time-delayed data in multisensor systems / Naval Surface Warfare Center, Dahlgren, VA. 1993. – Final Report

Hoffmann-Wellenhof u. a. 1994

HOFFMANN-WELLENHOF, Bernhard ; KIENAST, Gerhard ; LICHTENEGGER, Herbert: *Global Positioning System in der Praxis*. 1. Wien : Springer, 1994

Hoffmann-Wellenhof u. a. 1997

HOFFMANN-WELLENHOF, Bernhard ; LICHTENEGGER, Herbert ; COLLINS, James: *Global Positioning System, Theorie and Practice*. 4. Wien : Springer, 1997

Hohenstein 1993

HOHENSTEIN, Uwe: *Formale Semantik eines erweiterten Entity-Relationship-Modells*. Stuttgart/Leipzig : Teubner, 1993

Horn 2007

HORN, Jan: *Schriftenreihe Institut für Mess- und Regelungstechnik*. Bd. Nr. 006: *Zweidimensionale Geschwindigkeitsmessung texturierter Oberflächen mit flächenhaften bildgebenden Sensoren*. Karlsruhe : Universitätsverlag Karlsruhe, 2007

Hummel u. Tischler 2005

HUMMEL, Britta ; TISCHLER, Karin: Robust, GPS-only map matching: Exploiting vehicle position history, driving restriction information and road network topology in a statistical framework. In: *Proceedings of the GIS Research UK Conference (GISRUK)*, 2005, S. 68–77

Kalman u. Bucy 1961

KALMAN, Rudolf E. ; BUCY, Richard S.: New Results in Linear Filtering and Prediction Theory. In: *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering* Bd. 83, 1961, S. 95–107

Kalman 1960

KALMAN, Rudolf E.: A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering* Bd. 82, 1960, S. 35–45

Laqua 1996

LAQUA, Heike: *Berührungslose Geschwindigkeitsmessung von Straßen- und Schienenfahrzeugen mit Mikrowellensensoren*. Bd. 8, Nr. 543. Düsseldorf : VDI, 1996

Lefèvre 1993

LEFÈVRE, Herve: *The Fiber-Optic Gyroscope*. Boston : Artech House, 1993

Libbrecht u. Sturesson 2005

LIBBRECHT, Robert ; STURESSON, Helge: LOCOPROL - Final report. 2005 (Information Society Technologies 2001-28103). – Abschlussbericht

Mansfeld 2004

MANSFELD, Werner: *Satellitenortung und Navigation: Grundlagen und Anwendung globaler Satellitennavigationssysteme*. 2. Wiesbaden : Vieweg, 2004

Maybeck 1979

MAYBECK, Peter S.: *Mathematics in Science and Engineering*. Bd. 141: *Stochastic Models, Estimation and Control. Bd. 1*. New York : Academic Press, 1979

Mesch 1982

MESCH, Franz: Geschwindigkeits- und Durchflußmessung mit Korrelationsverfahren. In: *Regelungstechnische Praxis* 24 (1982), Nr. 3, S. 73–82

Metzger u. a. 2006

METZGER, Jürgen ; MAIER, Andreas ; TROMMER, Gert F.: Non-linear stochastic filters for terrain referenced navigation using directional distance measurements. In: *Proceedings of the European Navigation Conference ENC-GNSS 2006*, 2006

Meyer zu Hörste u. Schnieder 2005

MEYER ZU HÖRSTE, Michael ; SCHNIEDER, Eckehard: DemoOrt – Ortungsaufgaben mit Sicherheitsverantwortung im Schienengüterverkehr. In: *Innovation für die Schiene*, Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF), 2005, S. 26–28

Müller 1991

MÜLLER, Gerhard: *Weichen-Handbuch*. 4. Berlin : Transpress, Verlag für Verkehrswesen, 1991

Ochieng u. a. 2003

OCHIENG, W.Y. ; QUDDUS, M ; NOLAND, R.B.: Map-Matching in Complex Urban Networks. In: *The Brazilian Journal of Cartography (Revista Brasileira de Cartografia)* Bd. 55, 2003, S. 1–18

Pachl 1999

PACHL, Jörn: *Systemtechnik des Schienenverkehrs*. Stuttgart/Leipzig : Teubner, 1999

Plan 2003

PLAN, Oliver: *GIS-gestützte Verfolgung von Lokomotiven im Werkbahnverkehr*, Universität der Bundeswehr München, Fakultät für Bauingenieur- und Vermessungswesen, Dissertation, 2003

Rousseau u. a. 2004

ROUSSEAU, M. ; WILMS, F. ; BESURE, S. ; WILLEKENS, J.: LOCOLOC - Final Presentation. Noordwijk, Holland, 2004. – Abschlusspräsentation

Saab 2000a

SAAB, Samer S.: A Map matching approach for train positioning. Part I: Development and analysis. In: *IEEE Transaction On Vehicular Technology* Bd. 49, 2000, S. 467–475

Saab 2000b

SAAB, Samer S.: A Map matching approach for train positioning. Part II: Application and Experimentation. In: *IEEE Transaction On Vehicular Technology* Bd. 49, 2000, S. 476–484

Savage 1998

SAVAGE, Paul G.: Integration Algorithm Design Part 1: Attitude Algorithms. In: *Journal of Guidance, Control and Dynamics* Bd. 21, 1998, S. 19–28

Sievers 2002

SIEVERS, Detlef: *Defectomat ECM 2.841 - Bedienungsanleitung*. Reutlingen: Institut Dr. Förster, 2002

Simon 2006

SIMON, Dan: *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches*. Hoboken : Wiley, 2006

Sternberg 1999

STERNBERG, Harald: *Zur Bestimmung der Trajektorie von Landfahrzeugen mit einem hybriden Meßsystem*, Universität der Bundeswehr München, Studiengang Geodäsie und Geoinformation, Dissertation, 1999

Stiller 2005

STILLER, Christoph: *Disposition der Vorlesung Messtechnik II*. Universität Karlsruhe (TH), Institut für Mess- und Regelungstechnik, 2005

Thrun u. a. 2005

THRUN, Sebastian ; BURGARD, Wolfram ; FOX, Dieter: *Probabilistic Robotics*. Cambridge : The MIT Press, 2005

Titterton u. Weston 2004

TITTERTON, David H. ; WESTON, Jessie L.: *Strapdown Inertial Navigation Technology*. Bd. 207. 2. Reston : American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2004

Urech 2002

URECH, Alvaro: GADEROS - Project Overview. 2002. – Projektübersicht

Welch u. Bishop 2001

WELCH, Greg ; BISHOP, Gary: An Introduction to the Kalman Filter. In: *SIGGRAPH 2001*, University of North Carolina, 2001, S. Course 8

Wendel 2007

WENDEL, Jan: *Integrierte Navigationssysteme: Sensordatenfusion, GPS und Inertiale Navigation*. München : Oldenbourg, 2007

Zeitler 1998

ZEITLER, Rüdiger: *Digitale Korrelationsmeßsysteme zur eindimensionalen Geschwindigkeitsmessung fester Oberflächen*. Bd. 8, Nr. 896. Düsseldorf : VDI, 1998

Zomotor 1975

ZOMOTOR, Adam: Ein korrelationsoptisches Verfahren zur direkten Messung von instationären Schwimm- und Schräglaufwinkeln an Kraftfahrzeugen. In: *ATZ - Automobiltechnische Zeitschrift* 77 (1975), Nr. 7-8, S. 213–218

Institut für Mess- und Regelungstechnik Universität Karlsruhe (TH)

Der Straßengüterfernverkehr wird in den nächsten Jahren durch den grenzüberschreitenden Güterverkehr erheblich ansteigen. Diesem Anstieg kann nur durch eine Erhöhung der Schienenverkehrsleistung entgegengewirkt werden, durch eine bessere Ausnutzung der Streckennetze durch moderne Betriebsverfahren, wie Moving-Block, Virtuelle-Zugverbände u. a. Eine Grundvoraussetzung für deren Einführung ist die kontinuierliche und sicherheitsrelevante Positionsverfolgung des Schienenfahrzeugs.

In dieser Arbeit wird eine gleisselektive, bordautonome Ortungsplattform für Schienenfahrzeuge unter Verwendung diversitärer, redundanter Sensoren vorgestellt. Durch die Verwendung des neuartigen Wirbelstrom-Sensorsystems zur berührungslosen Geschwindigkeitsmessung und zur Klassifikation von Eisenbahnweichen werden in Kombination mit inertialer Sensorik, GPS und einer digitalen Streckenkarte die Anforderungen an eine sicherheitsrelevante Ortungsplattform bezüglich Genauigkeit, Verfügbarkeit und Gleisselektivität erfüllt. Hierbei werden unterschiedliche Fusionsansätze basierend auf einem Erweiterten Kalman-Filter, einem Interacting-Multiple-Model-Filter und einem Integrierten Navigationssystem hergeleitet und bewertend verglichen. Zusätzlich ist die Integration von verzögerter Messinformation als Out-of-sequence-Messung unbedingt notwendig. Schließlich wird eine Methode vorgeschlagen, die Gleisinfrastruktur in eine digitale Streckenkarte abzubilden. Aufbauend auf dieser Streckenkarte wird ein probabilistisches Map-Matching-Verfahren entworfen, welches die Positionen der Ortungsfusion mit einem Constrained-Kalman-Filter auf die Fahrwege abbildet und mit den Informationen aus der Weichenerkennung fusioniert. Die Auswertung von realen Versuchsfahrten bestätigt die Leistungsfähigkeit des Verfahrens und zeigt die Gleisselektivität der bordautonomen Ortungsplattform.

ISSN: 1613-4214

ISBN: 978-3-86644-196-5