UNIVERSITÄT STUTTGART



INSTITUT FÜR STATIK UND DYNAMIK DER LUFT- UND RAUMFAHRTKONSTRUKTIONEN PROFESSOR DR.-ING. BERND-H. KRÖPLIN

# DIPLOMARBEIT Harald von Rosenberg

Sensorfusion zur Navigation eines Fahrzeugs mit Iow-cost Inertialsensorik

JULI 2006

PFAFFENWALDRING 27, 70569 STUTTGART



Fraunhofer Technologie-Entwicklungsgruppe

Nobelstr. 12

70569 Stuttgart

http://www.teg.fraunhofer.de/



Betreuer (Uni):Prof. Dr.-Ing. Jörg F. WagnerBetreuer (Fraunhofer-TEG):Dipl.Ing. Dr.rer.nat. Günter Hörcher

 $Harald \ von \ Rosenberg \ , \ eMail: \verb"harald@vrosenberg.de"$ 

# Vorwort

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als Diplomand in der Abteilung Integrierte Produktentwicklung der Fraunhofer Technologie-Entwicklungsgruppe (TEG) in Stuttgart. Das Thema wurde im Rahmen des Kooperationsprojekts *WISA* bearbeitet, das die Möglichkeiten und Anwendungen der Inertialsensorik aufzeigen soll.

Ich danke Herrn Prof. Dr. Jörg Wagner vom Institut für Statik und Dynamik der Luftund Raumfahrtkonstruktionen (ISD) der Universität Stuttgart für die Ausgabe dieser Diplomarbeit und seine Betreuung sowie für die Bereitstellung des Drehtisches.

Bei der Fraunhofer Technologie-Entwicklungsgruppe (TEG) möchte ich mich für die Überlassung dieses Themas und für die Unterstützung bedanken, die ich im Rahmen der Versuche und Ausarbeitung der Diplomarbeit erfahren habe. Insbesondere gilt mein Dank Herrn Dr. Günter Hörcher für die Betreuung von Seiten der TEG. Herrn Gerhard Marquardt (TEG) möchte ich für die Unterstützung und Hilfestellung bei Fragen zu Labview und der Sensorik danken. Herrn Karsten Lissek (TEG) gilt mein Dank für die Unterstützung bei administrativen und organisatorischen Fragen im Rahmen dieser Diplomarbeit.

# Inhaltsverzeichnis

	Vorv	vort				•	iii		
	Zusa	ammenfa	fassung				ix		
	Abk	ürzungs	sverzeichnis				Х		
	Mat	hematis	sche Konventionen				Х		
	Phys	sikalisch	he Einheiten und Größen				xi		
	Aufs	stellung	g der mathematischen Symbole			•	xi		
1	Einl	Einleitung 1							
	1.1	Motiva	ation			•	1		
	1.2	Aufgal	benstellung				2		
	1.3	Überbl	blick über die Arbeit	•		•	2		
2	Iner	rtiale Navigation 5							
	2.1	Repräs	sentation im Raum			•	6		
		2.1.1	Koordinatensysteme			•	6		
		2.1.2	Quaternionen			•	7		
	2.2	Sensor	ren			•	8		
		2.2.1	IMU				8		
		2.2.2	Radencoder				12		
		2.2.3	Lenkwinkelsensor			•	14		
		2.2.4	Höhensensor			•	14		
	2.3	Funkti	ionsweise			•	15		
3	Das	Versuc	chsfahrzeug				19		
	3.1	Modell	llierung des Fahrzeugs			•	20		
	3.2	Dynan	nisches Verhalten des Fahrzeugs			•	21		
		3.2.1	Längsdynamik			•	21		
		3.2.2	Querdynamik	•		•	22		
4	Sen	sorfusio	on				25		
	4.1	Archite	ektur			•	25		
		4.1.1	Parallele Fusion			•	25		
		4.1.2	Sequentielle Fusion			•	26		
		4.1.3	Mischformen			•	26		
		4.1.4	Implementierte Fusionsarchitektur			•	27		
	4.2	Metho	oden der Sensorfusion				28		

		4.2.1	Erweitertes Kalman-Filter
		4.2.2	Unscented Kalman-Filter
		4.2.3	Adaptive und Multiple Kalman-Filter
		4.2.4	Information-Filter
		4.2.5	Neuronales Netz
		4.2.6	Fuzzy-Methoden 41
		4.2.7	Partikelfilter
	4.3	Impler	nentiertes Fusionsverfahren 44
		4.3.1	Zustände im System
		4.3.2	Eingänge in das System 47
		4.3.3	Systembeschreibung 47
		4.3.4	Stützverfahren 48
		4.3.5	Initialisierung
		4.3.6	Beobachtbarkeit
		4.3.7	Steuerbarkeit
		4.3.8	Integrationsverfahren
5	Bah	nregelu	ng 55
	5.1	Vorgal	be der Sollbahn
		5.1.1	Gerade Linie fahren
		5.1.2	Kreisbogensegment fahren
	5.2	Entwu	rf des Bahnreglers
		5.2.1	Regelung des Lenkwinkels
		5.2.2	Regelung der Position und der Geschwindigkeit 61
	5.3	Anstei	erung der Aktorik
	5.4	Simula	tion des Bahnreglers
6	Real	isierun	g und Implementierung 69
	6.1	Modifi	kationen und Aufbau des Fahrzeugs
	6.2	Strukt	ur des Gesamtsystems
	6.3	Impler	nentierung des Fusionsalgorithmus
		6.3.1	Funktionalitäten der Hauptroutine
		6.3.2	Erstellung und Auswertung der Jacobi-Matrizen
		6.3.3	Implementierte Algorithmen
	6.4	Impler	nentierung des Bahnreglers
7	Vers	uche	77
	7.1	Kalibr	ierung der Sensoren
		7.1.1	Gyroskope
		7.1.2	Beschleunigungsmesser
		7.1.3	Ausrichtungsfehler
		7.1.4	Magnetfeldsensoren
		7.1.5	Lenkwinkelsensor
		7.1.6	Radencoder
	7.2	Messu	ngen für das Postprocessing

8	Ergebnisse				
	8.1	Auswertung des Postprocessings	89		
		8.1.1 Ortsbestimmung	89		
		8.1.2 Lagebestimmung	89		
		8.1.3 Einfügen von adaptiven Elementen	92		
	8.2	Ergebnisse des Echtzeitsystems	96		
	8.3	Ergebnisse der Bahnregelung	97		
9	Diskussion				
	9.1	Sensorik	99		
	9.2	Fusionsverfahren	100		
	9.3	Ausblick	101		
Literaturverzeichnis 105					

# Zusammenfassung

Diese Arbeit beschreibt die Entwicklung eines inertialen Navigationssystems für Fahrzeuge. Ein auf MEMS-Gyroskopen und MEMS-Beschleunigungssensoren basierendes Messsystem wurde mit weiteren Sensoren zur Messung des Magnetfeldes und zur Erfassung der Radumdrehungen in ein vorhandenes Versuchsfahrzeug eingebaut.

Die Sensoren wurden kalibriert und es wurden verschiedene Strategien und Methoden zur Fusion und Stützung der Sensoren untersucht, von denen eine als Echtzeitanwendung realisiert wurde. Das Fusionsfilter wurde im Postprocessing eingestellt und es wurden mögliche Ansätze für eine Adaption des Filters gewonnen, die die Stützung der fehlerbehafteten Sensoren und die Schätzung der Fahrzeugposition sowie seiner Lage optimieren.

Auf dem System zur Positionsbestimmung aufbauend wurde eine Bahnregelung für das Versuchsfahrzeug realisiert, die es dem Fahrzeug ermöglicht, einer vorgegebenen Sollbahn entlangzufahren.

Die Auswertung der Versuche ergab, dass eine hohe Genauigkeit bei der Positionsbestimmung erreicht werden kann, solange die Sensoren für das Stützsystem verwendet werden und solange diese fehlerfreie Messwerte liefern. Insbesondere der Magnetkompass erwies sich als sehr störanfällig. Wird die Stützsensorik entfernt, so kann die Position nicht mehr zuverlässig geschätzt werden, und es treten binnen kurzer Zeit bedeutende Fehler auf. Als größte Schwachstelle des inertialen Messsystems wurde die nicht ausreichende Fähigkeit zur Korrektur von Positionsfehlern festgestellt, die aus dem Fehlen von absoluten Referenzpositionen resultiert.

# Abkürzungsverzeichnis

DECT	Digital Enhanced Cordless Telecommunications
DGL	<b>D</b> ifferential <b>g</b> leichung
DLL	Dynamic Link Library
EKF	Erweitertes Kalman-Filter
$I^2C$	Inter-Integrated Circuit
IMU	Inertial Measurement Unit (Inertiale Messeinheit)
INS	Integrated Navigation System
INT	ausgelöster <b>Int</b> errupt im Microcontroller
KOS	Koordinatensystem
MEMS	$\mathbf{M}$ icro- $\mathbf{E}$ lectro- $\mathbf{M}$ echanical $\mathbf{S}$ ystem
NMEA	National Marine Electronics Association
PWM	$\mathbf{P}$ ulsweiten $\mathbf{m}$ odulation
SP	Schwerpunkt
UART	Universal Asynchronous Receiver Transmitter
UDP	User Datagram Protocol
UKF	Unscented Kalman-Filter

# Mathematische Konventionen

x	Zustand im System
$\hat{\mathbf{x}}$	Schätzung für $\mathbf{x}$
$\mathbf{x}^*$	Wert, der zur Stützung in das System eingeht
$\dot{\mathbf{x}}$	Zeitliche Ableitung von $\mathbf{x}$ ( $\dot{\mathbf{x}} = \frac{d\mathbf{x}}{dt}$ )
$\mathbf{x}^e$	Zustand im inertialen Koordinatensystem
$\mathbf{x}^b$	Zustand im körperfesten (body) Koordinatensystem
$\mathbf{C}^{be}$	Konvertierungsmatrix vom inertialen $(e)$ in das körperfeste $(b)$ KOS
$\mathbf{C}^{eb}$	Konvertierungsmatrix vom körperfesten $(b)$ in das inertiale $(e)$ KOS
$\mathbf{A}^T$	Transponierte der Matrix A
$\mathbf{A}^{-1}$	Inverse der Matrix A
$\mathbf{I}^{3 imes 3}$	Einheitsmatrix der Dimension $3 \times 3$
$\mathbf{a} \times \mathbf{b}$	Kreuzprodukt der Vektoren $\mathbf{a}$ und $\mathbf{b}$
$< \mathbf{x}, \mathbf{y} >$	Skalar produkt der beiden Vektoren ${f x}$ und ${f y}$
$\vec{p}$	Vektor zum Punkt p im inertialen KOS : $\vec{p} = \left[p_x, p_y, p_z\right]^T$
$[\mathbf{x}]_{[i]}$	<i>i</i> -tes Element von Vektor $\mathbf{x}, i \in [1, n]$
$diag(\dots)$	Diagonalmatrix: $diag(a, b) = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix}$
rank(A)	Rang der Matrix A
$\overline{x}$	Mittelwert über mehrere Werte von x
$\overline{X}$	Negation von X bezüglich des logischen Zustands
$\lfloor x \rfloor$	x wird auf die nächste natürliche Zahl gerundet
$\bar{x} \propto y$	x ist proportional zu $y$
-	

## Physikalische Einheiten und Größen

- g Erdschwerebeschleunigung
- g Gramm
- ° Winkel in Grad
- Hz Hertz
- m Meter
- N Newton
- rad Winkel im Bogenmaß
- s Sekunde
- V Volt

## Aufstellung der mathematischen Symbole

$\mathbf{Symbol}$	Beschreibung	Einheit
α	Lenkwinkel bzw. Winkel zur Sollrichtung	0
eta	Überstrichener Winkel bei der Kreisfahrt	0
$\gamma$	Winkel der Bahn im inertialen System	0
$\gamma_s$	Startwinkel einer Kreisbahn im inertialen System	0
$\gamma_e$	Endwinkel einer Kreisbahn im inertialen System	0
$\chi$	Geographische Breite	0
$\kappa$	Inverse des Kurvenradius	$m^{-1}$
$\phi$	Rollwinkel	0
heta	Nickwinkel	0
$\psi$	Gierwinkel	0
$\Phi$	Quaternionen-Dynamik-Funktion $\Phi(p,q,r)$	
$\lambda$	vorauseilender Sollpunkt	m
$\omega_i$	Drehratensignal des i. Gyroskops	$^{\circ}/\mathrm{s}$
a	Beschleunigungsvektor	$\frac{m}{s^2}$
$a_i$	Beschleunigungswert des i. Beschleunigungsmessers	$\frac{\overline{m}}{s^2}$
$b_i$	Bias	
c	Kurvenradius	m
$c_r$	Radius der Antriebsräder	m
$\mathbf{C}$	Steuerbarkeitsmatrix	
E	Erwartungswert	
$\mathbf{f}$	nichtlineare Dynamikfunktion der DGL	
$\mathbf{F}$	Jacobi-Matrix von $\mathbf{f}$	
F	Kraft	N
$F_z$	Zentripetalkraft	N
g	Erdschwerebeschleunigung	$\frac{m}{s^2}$
$\mathbf{g}$	nichtlineare Dynamikfunktion der DGL	

Fortsetzung auf nächster Seite ....

Symbol	Beschreibung	Einheit
G	Jacobi-Matrix von $g$	
$G\left(s ight)$	Übertragungsfunktion im Frequenzbereich	
h	nichtlineare Ausgangsfunktion des Systems	
Η	Jacobi-Matrix von $h$	
i	Zählvariable	
Ι	Einheitsmatrix	
J	Beobachtungsmatrix des Information-Filters	
Κ	Verstärkungsmatrix für die Korrektur	
k	Diskreter Zeitschritt: $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}(t = k), \ \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}(t = k + \Delta t)$	
$l_v$	Abstand zwischen $\lambda$ und Vorderachse des Fahrzeuges	m
$l_h$	Radstand des Fahrzeugs	m
$l_m$	Abstand zwischen Hinterachse und Fahrzeugschwerpunkt	m
m	Masse	kg
$m_L$	Masse des Fahrzeugs	kg
M	Drehmoment	Nm
n	Zählmenge bzw. Anzahl	
N	Mächtigkeit einer Menge	
$N_G$	Getriebeuntersetzung	
0	Beobachtbarkeitsmatrix	
Р	Kovarianzmatrix des KALMAN-Filters	
p	Drehrate im (b)-Koordinatensystem um x-Achse	rad/s
p(x)	Wahrscheinlichkeit für x	
$\mathbf{Q}$	Matrix der Intensitäten des Systemrauschens	
q	Drehrate im (b)-Koordinatensystem um y-Achse	rad/s
$q_i$	Quaternionen	
R	Matrix der Intensitäten des Messrauschens	
r	Drehrate im (b)-Koordinatensystem um z-Achse	rad/s
s	komplexe Frequenz der Laplace-Transformation	
$s_i$	Position des Fahrzeugs $(i = x, y, z)$	m
$s_{soll}$	Soll-Position	m
$S_i$	Wert in Stutzstellen des Runge-Kutta Integrationsverfahrens	
t	Zeit	s
	Temperatur Zitle state	<sup>s</sup> C
$I_i$	Zeitkonstante	S
$\mathbf{L}_{gyro}$	Transformationsmatrix für Drenfatenvektor	
	Fingen gewelsten in des System	
	elektrische Spennung	V
U	Coschwindigkoit	v m
v a.b	Geschwindigkeit des Fahrgeurs	$\overline{\frac{s}{m}}$
<i>U</i> -	Danngeschwindigken des Famzeugs	s

Fortsetzung auf nächster Seite ...

Symbol	Beschreibung	Einheit
$\xi_i$	Rauschen der Stützgröße	
$W_i$	Rauschen des Systems	
$W_i$	Gewichtungsfaktor	
x	Zustandsvektor des Systems	
x	Längsachse des KOS	
У	Information-Vektor	
y	Querachse des KOS	
$Y_k$	Menge der $\mathbf{y}_i$	
Y	Informationsmatrix	
$\mathbf{Z}$	Ausgangsvektor des Systems	
z	Hochachse im KOS	

# 1 Einleitung

Die Fraunhofer Technologie-Entwicklungsgruppe (TEG) forscht auf dem Gebiet der Navigation mit low-cost Inertialsensoren und entwickelt für potentielle Anwendungsfelder geeignete Demonstratoren. Die verwendeten Miniatursensoren weisen jedoch eine Reihe von Fehlern auf, die durch mathematische Verfahren korrigiert werden müssen, um eine hohe Genauigkeit zu erreichen.

An der TEG wurden in der Vergangenheit schon große Fortschritte im Bereich der Sensorik und Sensorfusion erreicht und neuartige Produkte bis in den Prototypenstatus entwickelt. So existiert bereits ein dreidimensionales Eingabegerät für den Computer, ein Stift, der über Inertialsensorik das Schriftbild erkennt oder ein Sensorkopf, der die Bewegung eines medizinischen Ultraschallkopfes erfasst. Diese Geräte sind durch die freihändige Bedienung ohne Kontakt zu einem festen Bezugspunkt charakterisiert und müssen gleichzeitig eine hohe Auflösung bei kleinen Bewegungen liefern.

Das in dieser Arbeit vorgestellte Fahrzeug soll, auf den bisherigen Ergebnissen basierend, ein Versuchsträger und Demonstrationsfahrzeug sein, mit dem unterschiedliche Verfahren der Berechnung und Filterung untersucht werden können. So sind sowohl Vergleiche hinsichtlich der zur Ergebnisgewinnung herangezogenen Sensoren und Sesorkonfigurationen möglich, als auch Vergleiche bei gleicher Sensorkonfiguration mit unterschiedlichen Rechenverfahren.

## 1.1 Motivation

Das Anforderungsprofil für das inertiale Navigationssystem und Fusionsfilter ergibt sich aus den oben angeführten Beispielen. Das System muss Indoor-tauglich sein und sollte keine externe Infrastruktur voraussetzen. Damit scheiden Satellitennavigationssysteme als Messsystem oder Stützsystem aus, da in Abschattungen oder Indoor-Umgebungen kein derartiges Signal zu empfangen ist. Auch Funkbaken oder andere Hilfen zur Lokalisierung sollen nicht vorausgesetzt werden. Da das Versuchsfahrzeug auch in unbekannten Umgebungen einsetzbar sein soll, scheiden auch Lokalisierungen über eine Umgebungskarte aus, die entweder fest vorgegeben ist oder durch weitere Sensorik zur Laufzeit dynamisch erstellt wird.

Die vollständige Elektronik und Sensorik, die für den Betrieb und die Navigation notwendig ist, soll sich ausschließlich innerhalb des Fahrzeuges befinden, und es sollen keine Bedingungen oder Voraussetzungen an den Einsatzort gestellt werden.

### 1 Einleitung

Darüber hinaus soll insbesondere hinsichtlich des Fusionsverfahrens berücksichtigt werden, dass kleine miniaturisierte und kostengünstige Systeme typischerweise in ihrer Rechenleistung begrenzt sind, was unter dem Aspekt der Echtzeitfähigkeit des Systems enge Grenzen bei der Komplexität des Filterverfahrens setzt. Die Rechenleistung eines Mikrocontrollers sollte für das Fusionsverfahren ausreichen, jedoch muss dieser Aspekt unter der stetig wachsenden Leistungsfähigkeit und dem enormen Preisverfall der Mikrocontroller relativiert werden. Deswegen werden in dieser Arbeit auch nur grobe Abschätzungen für den zu erwartenden Bedarf an Rechenleistung und Speicher angegeben.

# 1.2 Aufgabenstellung

Die Aufgabe der vorliegenden Arbeit bestand nun darin, ein Versuchsfahrzeug mit der Inertialsensorik zu bestücken und die weiterhin benötigten Sensoren in den Demonstrator zu integrieren. Das Fahrzeug sollte dabei der Technologieträger sein, mit dem die Möglichkeiten, Probleme und Lösungsansätze aufgezeigt werden können, die sich beim Einsatz von low-cost Inertialsensoren ergeben.

Parallel dazu sollten die möglichen Methoden zur Fusion der Sensorik evaluiert und ein Fusionsverfahren als Echtzeitanwendung für das Fahrzeug entwickelt und realisiert werden. Dabei sollte untersucht werden, welche Sensorkombinationen welche Leistungen und Genauigkeiten für die angestrebten Einsatzzwecke liefern und in wie weit das Fahrzeugkonzept auf andere Anwendungen übertragen werden kann.

Für Anwendungsfelder der inertialen Navigation, die wie der in dieser Arbeit vorgestellte Demonstrator auf einem Fahrzeugkonzept basieren, sollte als technologischer Ausblick und Anwendungsmöglichkeit ein erster Schritt zu einem sich autonom bewegenden Fahrzeug gegangen werden, der über eine einfache Bahnregelung realisiert wird, die den Versuchsträger entlang vorgegebener Sollbahnen fahren lässt. Die Ermittlung der Position findet dabei nur durch die Fahrzeug-interne Sensorik statt.

## 1.3 Überblick über die Arbeit

In Kapitel 2 werden die Grundlagen für die inertiale Navigation und die verwendete Sensorik vorgestellt, die für ein Navigationssystem notwendig ist.

Das Kapitel 3 widmet sich der Modellierung des Versuchsfahrzeugs und führt fahrzeugspezifische Randbedingungen ein.

Im darauf folgenden Kapitel 4 werden die möglichen Verfahren zur Sensorfusion beschrieben und hinsichtlich der Einsetzbarkeit evaluiert und die Implementierung für das in dieser Arbeit betrachtete Fahrzeug hergeleitet. Das Kapitel 5 gibt einen Einblick in die für das Fahrzeug entworfene Bahnregelung, mit der es möglich ist, das Fahrzeug entlang vorgegebener Bahnen fahren zu lassen, wobei sich die Regelung allein auf das inertiale Navigationssystem stützt.

Das Kapitel 6 stellt die Verbindung zwischen den theoretischen Überlegungen und dem Versuchsfahrzeug bereit und beschreibt, wie das Fusionsfilter auf dem Demonstrator implementiert wurde.

Bevor im Kapitel 8 die Ergebnisse und Versuchsauswertungen dargestellt werden, geht das Kapitel 7 auf die notwendige Kalibrierung der Sensoren und des Gesamtsystems ein.

Das Kapitel 9 schließt die Arbeit mit der Diskussion der Ergebnisse ab und bietet einen Ausblick auf weiterführende Untersuchungen und Möglichkeiten.

## 1 Einleitung

Die Navigation, das sich Zurechtfinden in einem geografischen Raum, kann in drei Teilaufgaben zerlegt werden: Sie besteht aus der Lokalisierung des Fahrzeugs aufgrund der Beobachtung der Umgebung und der Messung der Bewegung. Ein weiterer Bestandteil der Navigation befasst sich mit der Trajektorienplanung zu einem festgelegten Ziel in diesem Raum. Schließlich müssen noch die erforderlichen Maßnahmen ermittelt werden, die zum Erreichen des ausgemachten Ziels führen.

#### Lokalisierung

Die Lokalisierung stellt dabei eine der Hauptschwierigkeiten dar. Im Laufe der Zeit wurden viele Verfahren ermittelt, die auf externen und festen Landmarken und Referenzpunkten basieren. Dazu zählen unter anderem die Lokalisierung über die Astronomie, das Karten-Mapping mit Landmarken und Leuchttürmen oder Funkfeuern und in neuerer Zeit die satellitengestützten Systeme zur Positionsbestimmung.

Aus der Schiffahrt und der Flug- und Fahrzeugtechnik sind daneben auch Verfahren bekannt, die relative Entfernungen messen können. Erst durch die Entwicklung hochpräziser Sensorsysteme wurde es möglich, solche Relativmessungen ohne Kontakt zu einem Bezugsmedium durchzuführen. Durch die stetig fallenden Preise und die gleichzeitig kontinuierlich zunehmende Genauigkeit mikrotechnisch gefertigter Trägheitssensoren eröffnen sich heute vielfältige neue Anwendungsmöglichkeiten für Systeme, deren genaue Ortskenntnis notwendig oder vorteilhaft ist.

In dieser Arbeit wird dieser Teilaspekt von der low-cost Inertialsensorik übernommen, deren Messwerte über den Fusionsalgorithmus zur Lokalisierung verwendet werden. Als Hilfsgrößen werden dabei weitere Sensoren herangezogen, die in Abschnitt 2.2 vorgestellt werden.

Der angestrebte Haupteinsatzbereich liegt nicht in der globalen Navigation, sondern in der Navigation in kleinen Räumen mit begrenzten Abmessungen, in denen eine sehr hohe Positionsgenauigkeit gefordert wird. Weiterhin soll das System semi-autonom funktionieren. Dies bedeutet, dass keine Infrastruktur oder sonstige Komponenten vorausgesetzt werden, die sich außerhalb des Versuchsfahrzeugs befinden.

### Trajektorie zum Ziel

Viele Aufgaben der Navigation erfordern eine spezielle Planung des Weges zum Ziel. Teilweise müssen Hindernisse erkannt und umfahren werden, oder es wird ein besonders effizienter Weg zum Ziel gefordert. Auch das Ziel selbst kann dabei Gegenstand von weiteren Auswertungen oder Vorgaben sein.

Da der Hauptfokus dieser Arbeit auf der Positionsbestimmung und nicht der Wegplanung liegen soll, wird der Weg zum Ziel in Form einer Sollbahn vorgegeben, die in kleine diskrete Schritte aufgelöst gleichzeitig die Trajektorie bildet und in Abschnitt 5.1 beschrieben wird.

### Führung zum Ziel

Die Zielführung innerhalb des Navigationssystems wird schließlich von einer Bahnregelung übernommen, die anhand der Lokalisierung das Fahrzeug der Zieltrajektorie entlangführt (vgl. Kapitel 5). Dabei bedient sich der Regler der in das Versuchsfahrzeug eingebauten Aktorik zur Lenkung und Beeinflussung der Fahrzeuggeschwindigkeit.

Mit der Implementierung dieser drei Teilkomponenten wird folglich auf dem Demonstrator ein vollständiges Inertiales Navigationssystem (INS) realisiert.

## 2.1 Repräsentation im Raum

## 2.1.1 Koordinatensysteme

Zur Beschreibung der Lage und Position des Fahrzeugs wird ein feststehendes inertiales Koordinatensystem  $(x^e, y^e, z^e)$  definiert. Seine  $x^e$ -Achse ist nach Norden ausgerichtet, die  $z^e$ -Achse weist vom Erdmittelpunkt weg, die  $y^e$ -Achse nach Westen.

Ein weiteres Koordinatensystem  $(x^b, y^b, z^b)$  wird für das Fahrzeug eingeführt. Es bewegt sich mit dem Fahrzeug mit, so dass sich seine  $x^b$ -Achse immer in Fahrzeuglängsrichtung, die  $z^b$ -Achse orthogonal zur Bodenplatte senkrecht nach unten und die  $y^b$  in Querrichtung befindet. Dieses Rechtshandkoordinatensystem ist so in das Fahrzeug gelegt, dass der Ursprung in der Mitte über der Hinterachse liegt (vgl. Abbildung 3.2).

Der Vektor vom Ursprung des festen Koordinatensystem zum Fahrzeugsystem gibt die Position an. Durch das Fehlen einer absoluten lateralen Referenzposition können nur relative Positionen bezüglich des Startpunktes berechnet werden. Die Verdrehung der beiden Koordinatensysteme zueinander gibt die Lagewinkel an. Eine übliche Beschreibung stellen die Eulerwinkel dar, die als Tripel aus dem Rollwinkel  $\phi$ , dem Nickwinkel  $\theta$  und dem Gierwinkel  $\psi$  gebildet werden. Damit kann die Lage des Objekts im Raum mit seinen sechs Freiheitsgraden vollständig beschrieben werden.

Allerdings weisen die Eulerwinkel eine Singularität auf, so dass sich nicht alle Lagen beschreiben lassen. Während bei einem Fahrzeug diese Problematik vernachlässigt werden kann, können bei sich frei bewegenden Körpern dadurch sowohl mathematische als auch numerische Probleme entstehen.

### 2.1.2 Quaternionen

Eine Alternative zur Beschreibung über Eulerwinkel bieten die Quaternionen an. Sie beschreiben über 4 Elemente  $(q_0, q_1, q_2, q_3)$  die räumliche Drehung und umgehen die Singularität der Eulerwinkel.

Durch die Überbestimmtheit der Quaternionen muss die Zwangsbedingung

$$\sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2} = 1 \tag{2.1}$$

stets eingehalten werden.

Mit Hilfe des in Gleichung 2.2 angegebenen Zusammenhangs können die Quaternionen in Eulerwinkel überführt werden.

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{2(q_2q_3+q_0q_1)}{q_0^2-q_1^2-q_2^2+q_3^2}\right) \\ \arctan\left(-2(q_1q_3-q_0q_2)\right) \\ \arctan\left(\frac{2(q_1q_2+q_0q_3)}{q_0^2+q_1^2-q_2^2-q_3^2}\right) \end{bmatrix}$$
(2.2)

Die inverse Operation, die aus den Eulerwinkeln  $\phi$ ,  $\theta$  und  $\psi$  die Quaternionen  $\mathbf{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$  berechnet, ergibt sich nach WELL (2001) zu (2.3).

$$q_{0} = \cos\left(\frac{\phi}{2}\right)\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\phi}{2}\right)\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)\sin\left(\frac{\psi}{2}\right)$$

$$q_{1} = \sin\left(\frac{\phi}{2}\right)\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\cos\left(\frac{\psi}{2}\right) - \cos\left(\frac{\phi}{2}\right)\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)\sin\left(\frac{\psi}{2}\right)$$

$$q_{2} = \cos\left(\frac{\phi}{2}\right)\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)\cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \sin\left(\frac{\phi}{2}\right)\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\sin\left(\frac{\psi}{2}\right)$$

$$q_{3} = \cos\left(\frac{\phi}{2}\right)\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\sin\left(\frac{\psi}{2}\right) - \sin\left(\frac{\phi}{2}\right)\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)\cos\left(\frac{\psi}{2}\right)$$
(2.3)

Mit den Transformationsmatrizen  $\mathbf{C}^{be}$  und  $\mathbf{C}^{eb}$  kann ein Vektor in das körperfeste bzw. in das inertiale Koordinatensytem überführt werden.

$$\mathbf{C}^{eb} = \left(\mathbf{C}^{be}\right)^{T} = \begin{bmatrix} q_{0}^{2} + q_{1}^{2} - q_{2}^{2} - q_{3}^{2} & 2\left(q_{1}q_{2} + q_{0}q_{3}\right) & 2\left(q_{1}q_{3} - q_{0}q_{2}\right) \\ 2\left(q_{1}q_{2} - q_{0}q_{3}\right) & q_{0}^{2} - q_{1}^{2} + q_{2}^{2} - q_{3}^{2} & 2\left(q_{2}q_{3} + q_{0}q_{1}\right) \\ 2\left(q_{1}q_{3} + q_{0}q_{2}\right) & 2\left(q_{2}q_{3} - q_{0}q_{1}\right) & q_{0}^{2} - q_{1}^{2} - q_{2}^{2} + q_{3}^{2} \end{bmatrix}$$
(2.4)

# 2.2 Sensoren

Die Sensorik des Versuchsfahrzeugs kann in zwei Bereiche gegliedert werden. Die Primärsensoren befinden sich auf dem Sensorboard, das im Rahmen des WISA-Projekts entworfen wurde und als eigenständige Einheit funktional ist. Es umfasst drei doppelt ausgeführte orthogonale Drehratensensoren (Gyroskope), drei doppelt ausgeführte orthogonale Beschleunigungssensoren und zwei Magnetfeldsensoren mit je zwei Messachsen, die zusammen ein orthogonales Tripel bilden. Diese Sensorkonfiguration wird auch als *Inertiale Measurement Unit* (IMU) bezeichnet und bildet das Kernsystem eines *Integrierten Navigationssystems* (INS).

Alle auf dem Board vereinten Sensoren geben den Messwert als analoges Spannungssignal aus, welches von einem 16-Kanal AD-Wandler mit 16-bit-Auflösung eingelesen wird. Von den doppelt ausgeführten Sensoren wird jeweils nur ein Exemplar ausgewertet, so dass auf dem Board noch freie Analogeingänge für zusätzliche Sensorik verfügbar sind. Der AD-Wandler wird seinerseits von einem Mikrocontroller angesteuert und ausgelesen, der die Messwerte in einem Datenprotokoll an einer USB<sup>1</sup>-Schnittstelle oder per Bluetooth bereitstellt, wobei sich bei einem Demonstrator auf Fahrzeugbasis die Bluetooth-Funklösung anbietet.

Die Sekundärsensoren wurden speziell für die Fahrzeugkonfiguration ausgewählt und in das Fahrzeug eingebaut. Zu ihnen zählen die Radencoder und der Lenkwinkelsensor. Zusätzlich wurde noch eine Schnittstelle für einen Höhensensor vorgesehen.

## 2.2.1 IMU

Das IMU-Sensorboard wird auf dem auswertenden Rechner über eine Bibliothek angesprochen, die verschiedene Betriebsmodi bereitstellt. In der Betriebsart *"Burst-Data"* erfasst das Board in einem äquidistanten Zeitraster alle geforderten Messwerte und sendet diese gepuffert an die Auswerteeinheit. Als Wandlungsrate wurde für alle Versuche 100 Hz festgelegt, was einen guten Kompromiss zwischen zu verarbeitender Datenmenge, Messgenauigkeit und Dynamik des Versuchsträgers entspricht. Ein mit ausgegebener Zählkanal stellt bei der späteren Auswertung sicher, dass die Datenpakete richtig empfangen wurden und keines verloren ging.

## Drehratensensoren

Die Gyroskope vom Typ "Epson XC3500" sind analoge Einachsensensoren mit einem nominalen Messbereich von 100 °/s. Wie viele andere low-cost Sensoren weisen auch diese eine Reihe von Fehlern auf, die durch das zu entwickelnde Fusionsverfahren korrigiert werden müssen. Ihr Ausgangssignal  $\omega_i$  setzt sich nach Gleichung 2.5 aus folgenden Komponenten zusammen:

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Universal Serial Bus

$$\omega_i(t,T) = \Omega_i(t) + \Omega_{j\neq i}(t) + b_i(t,T) + w_i(t) + f(a) + f(\Omega_i) \qquad i,j \in \{p,q,r\} \quad (2.5)$$

Dabei stellt  $\Omega_i$  die real wirkende Drehrate dar. Der Term  $\Omega_{j\neq i}$  beeinhaltet Einflüsse der anderen Messachsen, die durch Ausrichtungsfehler des Sensors entstehen. Einen beschleunigungsabhängigen Fehler drückt f(a) aus, und  $f(\Omega_i)$  symbolisiert Nichtlinearitäten des Sensors. Ein mittelwertfreies Rauschen  $w_i$  des Sensors fließt ebenso in den Messwert ein wie der Nullpunktsfehler  $b_i$ .

Ausrichtungsfehler können durch die statische Korrekturmatrix  $\mathbf{T}_{gyro}$  behoben werden, deren Bestimmung in Unterabschnitt 7.1.3 hergeleitet wird. Fehler durch die Beschleunigung werden in dieser Arbeit nicht berücksichtigt, Nichtlinearitäten werden durch die Kalibrierung behoben. Ein wesentlicher Störeinfluss entsteht allerdings durch den driftenden Nullpunkt  $b_i$  des Sensors, der sowohl von der Temperatur als auch vom Sensor selbst abhängt. Er muss als zeitlich nicht vorhersagbar aber im Vergleich zur Dynamik des Fahrzeugs als stationär angesehen werden, weswegen für seine Dynamik

$$\dot{b}_i = 0 + w_i(t) \tag{2.6}$$

formuliert werden kann. FLENNIKEN et al. (2005) setzen für die Dynamik des Nullpunktsfehlers einen Markov-Prozess erster Ordnung an und erhalten:

$$\dot{b_i} = -\frac{1}{\tau_i}b_i + w_i(t) \tag{2.7}$$

In dieser Arbeit wird im Weiteren mit dem Fehlermodell aus (2.6) gearbeitet. Als Beispiel für die Drift des Nullpunkts sei die Abbildung 2.1 angeführt, in der die Tiefpassgefilterten Messwerte der drei Gyroskope dargestellt sind. Während der gesamten Messungen wurde das Sensorboard nicht bewegt, und die Spannungsversorgung wurde bereits 5 Minuten vor Messbeginn angelegt, damit sich die Sensoren schon auf Betriebstemperatur aufwärmen konnten. Einerseits zeigt sich ein ähnliches Verhalten der drei Sensoren, andererseits wird die enorme Drift deutlich, die den Messwerten inne ist. Werden die Nullpunkte nicht korrigiert, so entstehen durch die Integration der Drehraten binnen kurzer Zeit enorme Fehler.

#### Beschleunigungsmesser

Auch die Beschleunigungssensoren vom Typ "VTI SCA610" sind analoge Einachsensensoren. Ihr Messbereich beträgt  $\pm 1,7 g$  und ist zur Erfassung von Bewegungen des Fahrzeugs ausreichend groß. Wie auch die Gyroskope haben die Beschleunigungssensoren keine eingebauten Temperatursensoren und besitzen ein ähnliches Fehlermodell:

$$a_{i} = a_{ireal} + a_{i \neq j} + b_{i} + f(a_{ir}eal) + f(\Omega) + w_{i} \qquad i, j \in \{x, y, z\}$$
(2.8)



Abbildung 2.1: Driftverhalten der Gyroskope. Das Sensorboard wurde bereits 5 Minuten vor Messbeginn eingeschaltet. Das Schaubild zeigt die Tiefpassgefilterten Messwerte.

Nichtlinearitäten und Orthogonalitätsfehler lassen sich auch hier über eine Kalibrierung beheben. Störeinflüsse aufgrund der Drehung werden vernachlässigt. Wie auch bei den Gyroskopen ist der Nullpunktsfehler  $b_i$  die kritische Fehlergröße, deren Korrektur vom Fusionsalgorithmus gewährleistet werden muss. Schon kleine Fehler würden sich durch die doppelte Integration der Beschleunigung zu beträchtlichen Positionsfehlern akkumulieren. Die Abbildung 2.2 zeigt das Driftverhalten der Beschleunigungssensoren bei absolut ruhendem Fahrzeug. Aus dem Signalverlauf lässt sich kein analytisches Verhalten erkennen, weswegen der Nullpunkt als stochastische Größe interpretiert werden muss. Für seine Dynamik kann der gleiche Ansatz aus (2.6) benützt werden.

#### Kompass

Auf dem Sensorboard sind des weiteren drei orthogonal montierte Magnetfeldsensoren mit Fluxgate-Messprinzip vom Typ FGS1COB07 montiert. Diese weisen je Messachse einen Messbereich von  $\pm 65 \ \mu T$  auf.

Diese Sensoren liefern nach der Skalierung die Komponenten  $mag_x^b$ ,  $mag_y^b$  und  $mag_z^b$  des Magnetfeldvektors des Erdmagnetfelds im Fahrzeug-Koordinatensystem. Um aus den Komponenten des Magnetfeldvektors eine Kompassrichtung und damit den Gierwinkel *psi* zu berechnen, wird der Magnetfeldvektor in das inertiale Koordinatensystem überführt, wobei jedoch nur um die Nickachse mit der Matrix  $\mathbf{T}_{\theta}$  (2.9) und um die Rollachse mittels  $\mathbf{T}_{\phi}$  (2.10), nicht jedoch um die Gierachse gedreht wird.

$$\mathbf{T}_{\theta} = \begin{bmatrix} \cos\left(\theta\right) & 0 & -\sin\left(\theta\right) \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\left(\theta\right) & 0 & \cos\left(\theta\right) \end{bmatrix}$$
(2.9)



Abbildung 2.2: Drift der Beschleunigungssensoren

$$\mathbf{T}_{\phi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0\\ 0 & \cos(-\phi) & \sin(-\phi)\\ 0 & -\sin(-\phi) & \cos(-\phi) \end{bmatrix}$$
(2.10)

Die Winkel  $\phi$  und  $\theta$  stammen entweder aus den Lagewinkeln des Fahrzeugs, berechnet über die Gleichung 2.2 aus den Quaternionen des Zustands, oder über Gleichung 2.12 aus den gemessenen Beschleunigungen.

$$\phi_0 = \arctan\left(\frac{a_z^b}{a_y^b}\right) \tag{2.11}$$

$$\theta_0 = \arcsin\left(\frac{-a_x^b}{\sqrt{(a_x^b)^2 + (a_y^b)^2 + (a_z^b)^2}}\right)$$
(2.12)

Unter Anwendung der Drehmatrizen (2.10) und (2.9) auf die Messwerte  $mag_i$  des Magnetfeldsensors ergeben sich die transformierten Werte  $\tilde{mag}_i$ :

$$\begin{bmatrix} \widetilde{mag}_x \\ \widetilde{mag}_y \\ \widetilde{mag}_z \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{\phi} \mathbf{T}_{\theta} \begin{bmatrix} mag_x \\ mag_y \\ mag_z \end{bmatrix}$$
(2.13)

Über die quadrantenberücksichtigende Arcustangens-Funktion wird schließlich aus  $\widetilde{mag}_y$  und  $\widetilde{mag}_x$  der Kompasswinkel berechnet:

$$\psi = atan2\left(\widetilde{mag}_y, \widetilde{mag}_x\right) - \pi \tag{2.14}$$

Vor der Weiterverarbeitung wird der Wertebereich des Winkels  $\psi$  über die Modulo-Funktion auf das Intervall  $[-\pi, +\pi]$  beschränkt.

### Temperatursensor

Auf dem Board ist zwar auch ein Temperatursensor verfügbar, dessen Signal jedoch nicht ausgewertet wurde. Bei der Kalibrierung der Sensoren wurde auf eine Temperaturkorrektur verzichtet, da die Umgebungstemperatur, in der sich das Versuchsfahrzeug bewegt, nur geringen Schwankungen ausgesetzt ist und die Messzeiten im Minutenbereich gering sind. Ein veränderliches Sensorverhalten durch die Aufheizung des Sensors nach dem Einschalten im Betrieb wurde unter der Annahme vernachlässigt, dass die Sensoren vor jeder Messung bereits im thermischen Gleichgewicht betrieben wurden, was durch die geringe Masse der Sensoren und die offene Einbaulage im Versuchsfahrzeug gewährleistet ist.

Außerdem setzt eine Temperaturkorrektur der Sensoren nach VON ROSENBERG (2005) voraus, dass die Temperatur nahe am Sensor, im Idealfall direkt im Sensor an der Messstelle erfasst wird.

## 2.2.2 Radencoder

Eine klassische Methode zur Erfassung von Entfernungen und Geschwindigkeiten an einem Fahrzeug stellen Radencoder dar, die direkt am Rad montiert sind und die Drehung erfassen.

Eine robuste und widerstandsfreie Messung kann durch eine Kombination aus in die Felge im gleichen Abstand montierten Magneten und dazu passenden Hallsensoren erreicht werden, wobei jeweils beim Passieren eines Magneten am Hallsensor ein Signal ausgelöst wird. Die Abbildung 2.3 zeigt den Aufbau der Radencoder am Versuchsfahrzeug.

In die Felgen der beiden Hinterräder wurden jeweils 14 Magnete geklebt. In passendem Abstand wurden jeweils zwei leicht verschobene Hallsensoren an der Hinterachse montiert. Über die Phasenverschiebung der Radencoder-Signale kann die Drehrichtung des Rades ermittelt werden. Die Abbildung 2.4 veranschaulicht die Signale der Hallsensoren an einem der beiden Räder.

Obwohl über die Auswertung der steigenden, wie auch der fallenden Flanke der Hallsensor-Signale die Auflösung im Mittel verdoppelt werden kann, bleibt sie gegenüber anderen Messaufnehmern auf optischer Basis deutlich zurück. Dies führt zu einer starken Quantisierung langsamer Geschwindigkeiten. Trotz der sich aus der Magnetkonfiguration ergebenden Nachteile war es bei dem gegebenen Versuchsfahrzeug die einzige Möglichkeit, ein spielfreies Odometriesystem zu realisieren.



Abbildung 2.3: Am Hinterrad des Fahrzeugs montierter Radencoder. In die Felge sind die Magnete geklebt, die bei der Drehung des Rades in geringem Abstand die beiden versetzt montierten Hallsensoren passieren.



Abbildung 2.4: Signalverlauf der Hallsensoren A und B bei Drehung des Rades. Die Drehrichtung des Rades ergibt sich über den Zustand des Signals B zum Zeitpunkt der Messung ↑ von A.

Über die Radencoder wird zwar die Drehung des Rades zuverlässig detektiert, allerdings führt das Durchdrehen der Räder und der Schlupf der Reifen auch bei diesen Sensoren zu Fehlern.

## 2.2.3 Lenkwinkelsensor

Der Lenkwinkel des Fahrzeugs stellt bei Fahrt des Demonstrators eine weitere verwertbare Messgröße dar. Über eine in der Abbildung 2.5 gezeigte Mechanik wurde an den Achsschenkel ein Potentiometer angeschlossen, das in der Spannungsteiler-Beschaltung den Lenkwinkel  $\alpha$  erfasst und als analoges Sensorsignal an das IMU-Sensorboard angeschlossen wurde. Das eingesetzte Potentiometer wurde dabei unter den Gesichtspunkten Leichtgängigkeit und Wiederholgenauigkeit ausgewählt, so dass das Lenkservo keine zusätzliche Kraft aufbringen muss und trotz des kleinen Ausschlags am Potentiometer eine genaue Nulllage erreicht werden kann.



Abbildung 2.5: Am Fahrzeug montiertes Potentiometer, das als Lenkwinkelsensor fungiert.

## 2.2.4 Höhensensor

In dem in dieser Arbeit vorgestellten INS-Algorithmus stellt die vertikale Position des Versuchsträgers sowohl einen Zustand als auch ein benötigtes Eingangssignal dar. Die Höhe über Grund wird für die genaue Berechnung der Erdschwerebeschleunigung g in Gleichung 2.17 benötigt und ist neben der lateralen Position eine wesentliche Zielgröße des Fusionsfilters bei der Fahrt in einem unebenen Gelände, in dem das Versuchsfahrzeug einen dreidimensionalen Pfad mit enthaltenden Steigungen und Schrägen entlangfährt.

Hierbei bietet ein ausreichend genauer Höhensensor den Vorteil, dass er eine absolute Referenz für die vertikale Position bereitstellt. Im Fusionsfilter in Abschnitt 4.3 kann dies vorteilhaft zur Stützung der vertikalen Position, und damit zur Stützung der Nullpunkte der Beschleunigungssensoren ausgenutzt werden.

Aufgrund der expliziten Indoor-Tauglichkeit des Systems scheiden Messverfahren aus, die die durch Satellitennavigation (GPS) ermittelte Höhe verwenden. Fortschritte in der Sensortechnik ermöglichen in letzter Zeit die hochgenaue und kostengünstige Messung des barometrischen Luftdrucks. Über ein atmosphärisches Druckmodell kann hieraus die gesuchte Höhe berechnet werden.

So sind von VTI Sensoren verfügbar, die die absolute Höhe und Veränderungen im cm-Bereich erkennen können.

Der für diesen Einsatzbereich vorgesehene Sensor besitzt eine digitale Schnittstelle und kann Änderungen der Höhe im Dezimeterbereich detektieren, was für eine langfristige Stützung der Höhe ausreichend ist.

Aufgrund von Lieferengpässen der Herstellerfirma konnte der vorgesehene Höhensensor nicht im Rahmen dieser Arbeit in das Sensorsystem integriert werden, und für die Versuche wurde ein äquivalentes Höhensignal simuliert.

## 2.3 Funktionsweise

Die oben vorgestellten Sensoren bilden die Basis für das in dieser Arbeit vorgestellte Navigationssystem, wobei die Gyroskope und Beschleunigungssensoren als Trägheitsnavigation das Kernsystem bilden. Bis auf den Höhensensor ist allen Sensoren gemein, dass sie nur eine Koppelnavigation ermöglichen. Ohne eine externe Landmarke oder Referenz wird aus dem aktuellen Ort und der gemessenen Bewegung die Position im nächsten Zeitschritt bestimmt. Gemäß dem in der Abbildung 2.6 dargestellten Signalflußplans werden die Messwerte der Beschleunigungssensoren und Gyroskope zunächst aufbereitet. Dieser Schritt umfasst eine Skalierung und Normierung, die gegebenfalls benötigte Linearisierung des Messsignals und eine anschließende Orthogonalisierung, in der Abweichungen der Messachsen bezüglich des Fahrzeugkoordinatensystems behoben werden. Die in der Abbildung mit C bezeichneten Blöcke stellen die in Gleichung 2.4 eingeführten Drehmatrizen dar, die die Messwerte in das inertiale Koordinatensystem transformieren. Schließlich werden die gemessenen Beschleunigungen und Drehraten fusioniert und sind die Eingangssignale für das Berechnungsverfahren, das daraus die Lage und die Position ermittelt.

Dieses Berechnungsverfahren kann als Satz von Differentialgleichungen angegeben werden. Die Bewegungsdifferentialgleichungen zur Bestimmung der Geschwindigkeit und des Orts im inertialen KOS ergeben sich unter Vernachlässigung des Coriolisterms auf Grund der Drehung des Referenzkoordinatensystems damit zu:



Abbildung 2.6: Signalflussplan zur Berechnung der Lagewinkel und Geschwindigkeit sowie Position im Raum (nach DOROBANTU).

$$\ddot{\mathbf{s}}^{e} = \mathbf{C}^{eb} \mathbf{T}_{acc} \mathbf{a} - 2 \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \times \dot{\mathbf{s}}^{e} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \left( s_{z}^{e} \right) \end{bmatrix}$$
(2.15)

Hierbei stellen (p, q, r) die drei Drehraten des Fahrzeugs um seine Hauptachsen dar. Die Drehung der Erde (bzw. des inertialen KOS) wird nicht berücksichtigt, da die Messzeiten zu gering und die Auflösung der Sensoren zu ungenau ist, als dass diese Drehung Einfluss hätte.

Da die gemessenen Beschleunigungen zur Bestimmung der Geschwindigkeit und der Position verwendet werden, müssen die Signale der Beschleunigungssensoren um die Erdschwerebeschleunigung g und die Zentripetalbeschleunigung korrigiert werden.

Die Erdschwerebeschleunigung g kann als Funktion der Höhe h (im Folgenden als  $s_z$  bezeichnet) und der geographischen Breite  $\chi$  nach WAGNER (2003) berechnet werden zu:

$$g = -\left[9,780327\frac{m}{s^2}\left(1+5,30251\cdot10^{-3}\sin^2\left(\chi\right)-5,82\cdot10^{-6}\sin^2\left(2\chi\right)\right) - \left(3,08769\cdot10^{-6}-4,40\cdot10^{-9}\sin^2\left(\chi\right)\right)\frac{1}{s^2}h + 7,21257\cdot10^{-13}\frac{1}{ms^2}h^2\right]$$

$$(2.16)$$

Unter der Annahme, dass das räumliche Einsatzfeld des Versuchsträgers klein ist und Terme höherer Ordnung in (2.16) vernachlässigt werden können, kann eine angepasste Formulierung verwendet werden:

$$g(h) = -\left(9,780327 \cdot \left(1+5,3024 \cdot 10^{-3}\sin^2\left(\chi\right)\right)\frac{m}{s^2} - 3,08 \cdot 10^{-6} \cdot h\frac{1}{s^2}\right)$$
(2.17)

Für die drei Lagewinkel  $(\phi, \theta, \psi)$  des Versuchsträgers kann nach WELL (2001) folgende Differentialgleichung angegeben werden:

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\phi) \tan(\theta) & \cos(\phi) \tan(\theta) \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \frac{\sin(\phi)}{\cos(\theta)} & \frac{\cos(\phi)}{\cos(\theta)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix}$$
(2.18)

Bei einer auf Quaternionen basierenden Beschreibung des Systems kann (2.18) auf eine äquivalente Form umgeschrieben werden:

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & p & q & r \\ -p & 0 & -r & q \\ -q & r & 0 & -p \\ -r & -q & p & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix}$$
(2.19)

# 3 Das Versuchsfahrzeug

Als Versuchsträger wurde in dieser Arbeit ein Modellbau-LKW verwendet. Die Abbildung 3.1 zeigt das Fahrzeug, das für die Experimente eingesetzt wurde. Neben der später behandelten Bahnregelung kann das Fahrzeug auch manuell über eine Funkfernsteuerung bedient werden. Für die später zu entwerfende Bahnregelung stellt das Fahrzeug ein nicht-holonomes<sup>1</sup> System dar.



Abbildung 3.1: Das Versuchsfahrzeug auf Basis eines Modellbau-LKWs. Das Fahrerhaus sowie die Abdeckung des Kofferaufbaus wurde zugunsten einer besseren Zugänglichkeit entfernt.

Eine Fahrzeugkonfiguration bietet bei Aufgabenstellungen zur Navigation den Vorteil, dass über die Erfassung der Raddrehungen und des Lenkwinkels mit einfachen Mitteln der Weg über Koppelnavigation verfolgt werden kann. Zwar ist die Odometrie bei langsamer Fahrt genau und unempfindlich gegenüber Vibrationen des Fahrzeugs, aber bei schneller Fahrt und Schlupf der Reifen entstehen auch bei diesem Messprinzip Fehler.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Die Position des Fahrzeugs und der Gierwinkel können nicht unabhängig voneinader eingestellt werden, da das Fahrzeug im mikroskopischen nur zwei beeinflussbare Freiheitsgrade besitzt.

#### 3 Das Versuchsfahrzeug



Abbildung 3.2: Kinematische Zusammenhänge und Modellierung des Fahrzeugs als Einspursystem.

# 3.1 Modellierung des Fahrzeugs

Der Versuchsträger wurde als "Einspur-Fahrzeugmodell" modelliert, um die kinematischen Zusammenhänge zu vereinfachen. Die nach UHLIG (2001) auftretenden Störeinflüsse wie Rutschen des Fahrzeugs, Schlupf der Reifen und Schieben des Fahrzeugs blieben unberücksichtigt, da die Informationen, die aus der Odometrie und dem Lenkwinkel gewonnen werden können, nur als sekundäre Stützgröße berücksichtigt werden sollen.

Aus der Abbildung 3.2 folgt der Zusammenhang zwischen dem Lenkwinkel  $\alpha$ , dem Kurvenradius c und dem Radstand  $l_h$  des Fahrzeugs (3.1):

$$\tan\left(\alpha\right) = \frac{l_h}{\sqrt{c^2 - l_m^2}} \tag{3.1}$$

## 3.2 Dynamisches Verhalten des Fahrzeugs

Das dynamische Verhalten des Fahrzeugs kann in eine Längsdynamik und in eine Querdynamik unterteilt werden. Die getroffene Beschreibung und Annahmen fließen in das Fusionsfilter ein und bilden eine Grundlage für die Stützung der Sensoren.

## 3.2.1 Längsdynamik

Die Längsdynamik des Fahrzeugs in Richtung der Achse  $x^b$  kann mit der Masse  $m_L$  des LKWs gemäß Gleichung 3.2 vereinfacht ausgedrückt werden (UHLIG, 2001).

$$a_x^b m_L = F_A^b - F_R^b - F_H^b \tag{3.2}$$

Die Abbildung 3.3 veranschaulicht die einzelnen auf das Fahrzeug wirkenden Kräfte in Längsrichtung.



Abbildung 3.3: Auf das Fahrzeug einwirkende Kräfte in Längsrichtung

Die Antriebskraft  $F_A^b$  wird vom Antriebsmotor aufgebracht. Mit dem Antriebsmoment  $M_M$  des Elektromotors, der Getriebeuntersetzung  $N_G$  und dem Radius  $c_r$  der Antriebsräder gilt bei Vernachlässigung der Reibung in den Lagern und dem Getriebe (3.3):

$$F_A^b = \frac{M_M N_G}{c_r} \tag{3.3}$$

In Gleichung 3.3 stellt die Komponente  $M_M = M_M(u)$  eine nichtlineare Funktion mit der Eingangsspannung des Motors als Eingang dar. Die Dynamik des Motors lässt sich als Übertragungsfunktion mit  $PT_1$ -Verhalten modellieren.

Dabei werden die Trägheitsmomente der rotierenden Massen des Antriebsstrangs und des Getriebes nicht modelliert und können vernachlässigt werden.

Die Reibung  $F_R^b$  des Fahrzeugs, die sich aus den oben vernachlässigten Reibungen und dem Rollwiderstand der Räder zusammen setzt, wird als konstant bzw. proportional zur Geschwindigkeit  $v_x^b$  angesetzt (UHLIG, 2001). Bedingt durch die niedrigen Fahrgeschwindigkeiten wurde der Luftwiderstand des LKWs ebenfalls vernachlässigt. Die Kraft  $F_H^b$  wirkt auf das Fahrzeug ein, wenn es eine Rampe mit dem Winkel  $\theta$  befährt. Damit gilt (3.4):

$$F_H^b = m_L g \sin\left(\theta\right) \tag{3.4}$$

Die Übertragungsfunktion  $G_{FL}(s)$  des Fahrzeugs in Längsrichtung wird in 5.2.2 experimentell ermittelt und beschrieben.

## 3.2.2 Querdynamik

Die Bewegung des Fahrzeuges ist durch zwei Bedingungen gekennzeichnet: Unter der Annahme, dass das Fahrzeug ideal der Spur folgt und kein Rutschen, Schieben oder Springen auftritt, gilt:

$$v_y^b = 0\frac{m}{s} \tag{3.5}$$

$$v_z^b = 0\frac{m}{s} \tag{3.6}$$

Die Gleichung 3.6 wird in der Realität nur durch die Federung des Fahrzeuges verletzt, die jedoch vernachlässigt werden kann. Dagegen tritt bezüglich der Gleichung 3.5 ein größerer Fehler auf, da vor allem bei schneller Kurvenfahrt und ungünstigem Bodenbelag das Fahrzeug über die Vorderachse schiebt (untersteuert) und größerer Schlupf zur Fahrbahn entsteht. Nach SUKKARIEH (2000) könnten diese Fehler vereinfacht durch ein Gauss'sches Rauschen modelliert werden.

Aus (3.5) und (3.6) folgt direkt  $a_z^b = 0$  und  $a_y^b = 0$ . Diese Annahmen gelten aber nur im Fahrzeug-Koordinatensystem, weswegen beim Übergang auf das inertiale System die bei der Kurvenfahrt auftretende Zentripetalbeschleunigung hinzugefügt werden muss.

Die Zentripetalkraft  $F_z^b$  greift im Schwerpunkt (SP) des Fahrzeugs in Richtung des Kurvenradius c an. Das Sensorboard ist jedoch über der Hinterachse im Ursprung des Fahrzeug-Koordinatensystems montiert, auf die die Kraft  $F_{zh}^b$  wirkt.

Nach UHLIG (2001) kann die Zentripetalkraft  $F_z^b$ , die im Schwerpunkt des Fahrzeugs angreift, zerlegt werden in eine Komponente, die auf die Hinterräder  $(F_{zh}^b)$  und eine, die auf die gelenkten Vorderräder  $(F_{zv}^b)$  wirkt. Diese Aufteilung kann durch das Aufstellen des Momentengleichgewichts um die Vorderachse erreicht werden:

$$F_{zh}^{b}l_{h} = F_{z}^{b}\cos\left(\zeta\right)\left(l_{h} - l_{m}\right) \tag{3.7}$$

mit der Zentripetalkraft  $F_z^b$
$$F_z^b = m_L \frac{\left(v_\zeta^b\right)^2}{c} \tag{3.8}$$

und der Geschwindigkeit  $v^b_\zeta,$  die die Kreisgeschwindigkeit des Schwerpunkts angibt und orthogonal auf dem Kurvenradius csteht

$$v_{\zeta}^{b} = v_{x}\cos\left(\zeta\right) \tag{3.9}$$

kann mit der Beziehung für  $\cos(\zeta)$ 

$$\cos\left(\zeta\right) = \frac{c'}{\sqrt{(c')^2 + l_m^2}}$$
(3.10)

und

$$c' = \frac{v_x^b}{r} \tag{3.11}$$

die Aufteilung vorgenommen werden:

$$F_{zh}^b = \frac{l_h - l_m}{l_h} m_L v_x^b r \tag{3.12}$$

$$F_{zv}^b = \frac{l_m}{l_h} m_L v_x^b r \tag{3.13}$$

Die benötigte Kraft  $F_{zh}^b$  bzw. die sich aus ihr ergebende Beschleunigung  $a_{zh}^b = \frac{F_{zh}^b}{m_L}$  kann somit in den in Unterabschnitt 4.3.4 entwickelten Stützalgorithmus eingefügt werden.

## 3 Das Versuchsfahrzeug

Die Daten eines einzelnen Sensors spiegeln häufig nicht die reale Umwelt oder das Verhalten des Objekts wieder. Die Sensorfusion versucht dehalb aus verschiedenen Sensoren dieses Verhalten möglichst exakt zu rekonstruieren. Eine Hauptaufgabe der in dieser Arbeit vorgestellten Fusion besteht darin, über einen Satz von Stützgrößen andere Messgrößen so zu korrigieren, dass mit ihnen eine höhere Genauigkeit erreicht wird, als wenn man sie alleine betreiben würde. Dabei wird auf Sensoren zurückgegriffen, die teils komplementär<sup>1</sup> arbeiten und einen Informationsgewinn bei der Verarbeitung auf verschiedenen Stufen der Fusion bieten. Über die Kombination verschiedener Sensoren können darüber hinaus Informationen gewonnen werden, die mit einem Sensorsystem nicht zu erfassen sind.

Weitere Ziele wären die Vergrößerung des Messbereiches oder die Steigerung der Messgenauigkeit in einem relevanten Intervall. Auch Aspekte wie gesteigerte Ausfallsicherheit durch redundante Messwerte und Sensoren können über die Sensorfusion berücksichtigt werden.

## 4.1 Architektur

Die Architektur der Sensorfusion beschreibt die logische und formale Kombination der verschiedenen Informationen aus den Messwerten oder gewonnenen Zwischengrößen. Sie hängt entscheidend von der verfügbaren Sensorik mit ihrer Charakteristik und dem Ziel der Fusion ab. Weitere Überlegungen zur Struktur ergeben sich aus der Komplexität des Problems und problemspezifischen Anpassungen. So ist es möglich, dass situationsabhängig eine unterschiedliche Kombination von Sensoren verwendet wird (DROLET et al.). Als Beispiel sei hier die Automobiltechnik erwähnt, bei der der Abstand zum vorausfahrenden Fahrzeug mittels Radar, beim Einparken und geringen Abständen jedoch mittels Ultraschall ermittelt wird. WALTZ UND LLINAS (1990) beschreiben eine Reihe von Architekturen, von denen im Folgenden die parallele und die sequentielle genauer betrachtet werden.

### 4.1.1 Parallele Fusion

Bei der parallelen Fusion werden alle Messwerte gleichzeitig und in einem Schritt verarbeitet. Dies setzt die Verfügbarkeit von synchronisierten Sensoren voraus und eignet

 $<sup>^1\</sup>mathrm{Zw}\mathrm{e}\mathrm{i}$ Sensoren messen über verschiedene Sensor<br/>prinzipien die gleiche Größe.

sich für Systeme mit begrenzter Komplexität oder speziellen Anforderungen, die nur die parallele Fusion bieten kann: Annahmen über das Verhalten der Sensoren und zeitliche Korrelationen können bei nicht-parallelen Verfahren verloren gehen.

## 4.1.2 Sequentielle Fusion

Die sequentielle Fusion zeichnet sich durch eine schrittweise Fusion der einzelnen Sensoren aus. Wie aus der Abbildung 4.1 ersichtlich könnte zuerst ein IMU-Algorithmus die Lagewinkel berechnen, im nächsten Schritt würden die Informationen zu einem AHRS<sup>2</sup> verdichtet, und im dritten Schritt generiert das INS das Nutzsignal. KINGS-TON UND BEARD wenden dieses Verfahren an und erhalten so über die Lagewinkel der IMU schließlich die Geschwindigkeit und die Position des zu verfolgenden Objekts. Ein weiterer Vorteil besteht in der möglichen Asynchronität der einzelnen Fusionsschritte. Während die niedrigen Fusionsschichten bei geringer Komplexität mit hohen Signalund Zyklusraten arbeiten, können die späteren Fusionsschichten, die in der Regel durch eine höhere Komplexität gekennzeichnet sind, mit geringerer Geschwindigkeit laufen, was die Integration von Sensoren verschiedener Signalraten vereinfacht.



Abbildung 4.1: Sequentielle Fusion

## 4.1.3 Mischformen

Basierend auf der parallelen und sequentiellen Fusion ergeben sich verschiedene Mischformen, die beide Konzepte vereinen. Die Abbildung 4.2 stellt eine exemplarische Architektur dar, in der die Komplexität der Fusion auf einzelne Funktionseinheiten verteilt wird und die bereits fusionierten Sub-Zweige zu einem Gesamtsystem vereint werden. Diese Modularisierung bietet den Vorteil, dass die Module einzeln eingestellt und angepasst werden können. Die Komplexität der Module ist gegenüber dem Gesamtsystem reduziert und einzelne Funktionsblöcke sind ohne das Gesamtsystem lauffähig. Damit ist dieses Konzept besser anpassbar an neue Anwendungsfälle, in denen die Gewichtung der einzelnen Sensoren verändert werden muss, ohne das Gesamtsystem neu einstellen zu müssen. Auch der Austausch von Sensoren und Baugruppen ist leichter möglich und bei gleichen Ausgangssignalcharakteristiken der parallelen Fusionsvorstufen muss der Hauptfusionsalgorithmus nicht angepasst werden.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Attitude and Heading Reference System



Abbildung 4.2: Kombination aus paralleler und sequentieller Sensorfusion

Wenn kontinuierliche Sensoren (z. B. Beschleunigungssensoren) mit diskreten Sensoren (z. B. Lichtschranken oder niederfrequente Informationen) kombiniert werden, so sollte die Architektur und das darin implementierte Fusionsverfahren sicherstellen, dass durch die diskreten Eingänge keine ungewollten Sprünge in den Zuständen des Systems auftreten. In einem solchen Fall könnte entweder zwischen dem geschätzten und dem korrigierten Zustand in einem Zeitintervall stetig übergeblendet werden, oder die nicht kontinuierlich vorhandene Information wird über einen Beobachter vorhergesagt.

### 4.1.4 Implementierte Fusionsarchitektur

Die in dem Versuchsträger integrierte Sensorik bietet den Vorteil, dass alle benötigten Messgrößen in jedem Zeitschritt vollständig verfügbar sind. Deshalb wurde ein paralleler Ansatz ausgewählt, wie er in Abbildung 4.3 dargestellt ist.



Abbildung 4.3: Blockschaltbild der in dieser Arbeit verwendeten Fusionsarchitektur.

Im Folgenden werden die Methoden vorgestellt und bewertet, die den eigentlichen Fusionsschritt bei definierter Architektur ausführen.

## 4.2 Methoden der Sensorfusion

Für alle im Folgenden beschriebenen Verfahren soll von einem dynamischen Systemmodell der Form

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \tag{4.1}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) \tag{4.2}$$

ausgegangen werden. Der Zustand des Systems wird durch  $\mathbf{x}$  gekennzeichnet, der Eingang durch  $\mathbf{u}$  und das dynamische Verhalten wird durch die Funktion  $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  beschrieben. Der Ausgang  $\mathbf{z}$  wird durch die Funktion  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  gebildet. Der Systemausgang wird bei Fusionsalgorithmen auch zur Stützung des Systems verwendet, wie es beim KAL-MAN-Filter praktiziert wird.

### 4.2.1 Erweitertes Kalman-Filter

Das erweiterte KALMAN-Filter (EKF) stellt eine Modifikation des KALMAN-Filters für nichtlineare Systeme dar. Es bietet einen optimalen stochastischen Schätzer für stark verrauschte Signale. Es schätzt den Zustand eines Systems und minimiert dabei den mittleren quadratischen Fehler zwischen realem Zustand und geschätztem Zustand.

Das erweiterte KALMAN-Filter ergibt sich nach WAGNER (2003) zu:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{w}) \tag{4.3}$$

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\xi} \tag{4.4}$$

1. Schritt: "Kalman-Time-Update"

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\hat{\mathbf{x}}, \mathbf{u}) \tag{4.5}$$

$$\dot{\mathbf{P}} = \mathbf{F}\mathbf{P} + \mathbf{P}\mathbf{F}^T + \mathbf{G}\mathbf{Q}\mathbf{G}^T \tag{4.6}$$

2. Schritt: "Kalman-Measurement-Update"

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}\mathbf{H}^{T} \left(\mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{H}^{T} + \mathbf{U}\mathbf{R}\mathbf{U}^{T}\right)^{-1}$$
(4.7)

$$\hat{\mathbf{x}}_{k} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{K} \left( \mathbf{z}^{*} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}) \right)$$

$$(4.8)$$

$$\mathbf{P}_{k} = \mathbf{K} \mathbf{U} \mathbf{R} \mathbf{U}^{T} \mathbf{K}^{T} + (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{K} \mathbf{H})^{T}$$
(4.9)

In den oben aufgeführten Gleichungen stellt die Matrix  $\mathbf{F} = \frac{\partial \mathbf{f}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$  die Jacobi-Matrix von  $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ ,  $\mathbf{G}$  die Jacobi-Matrix des Prozessrauschens von  $\mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{w})$ ,  $\mathbf{H} = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}$  die



Abbildung 4.4: Blockschaltbild des Kalman-Filters

Jacobi-Matrix von  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  und  $\mathbf{U} = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \xi}$  die Jacobimatrix des Messrauschens dar. Das Signal  $\mathbf{w}$  ist das weiße Systemrauschen und  $\xi$  ist das Messrauschen.

Die Gleichungen (4.5) und (4.6) werden bei der Auswertung sinnvollerweise zu einem Vektor-Matrix-System zusammengefasst und gemeinsam integriert.

Nach LEFEBVRE et al. (2005) bietet die Gleichung 4.9, die als JOSEPH-Form bezeichnet wird, gegenüber der normalerweise verwendeten Formulierung

$$\mathbf{P}_{k} = \mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{K} \left( \mathbf{U} \mathbf{R} \mathbf{U}^{T} + \mathbf{H} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}^{T} \right) \mathbf{K}^{T}$$
(4.10)

den Vorteil, dass die Symmetrie und die positive Definitheit der Kovarianz-Matrix erhalten bleibt.

Für das KALMAN-Filter und die Matrizen  $\mathbf{Q}$  und  $\mathbf{R}$ , die die Intensität des Systemrauschens und des Messrauschens angeben, soll gelten:

$$E\left[\mathbf{w}_{t}\right] \equiv 0 \tag{4.11}$$

$$E\left[\mathbf{w}_{t}\mathbf{w}_{t+\tau}^{T}\right] = \mathbf{Q}\cdot\delta(\tau) \tag{4.12}$$

$$E\left[\mathbf{w}_t \mathbf{v}_s\right] \equiv 0 \tag{4.13}$$

$$E\left[\mathbf{v}_{t}\right] \equiv 0 \tag{4.14}$$

$$E\left[\mathbf{v}_{t}\mathbf{v}_{t+\tau}^{T}\right] = \mathbf{R} \cdot \delta(\tau) \tag{4.15}$$

$$\mathbf{P} = E\left[\left(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\right)\left(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\right)^{T}\right]$$
(4.16)

Die Abbildung 4.4 zeigt die Struktur des Filters als Blockschaltbild.

Damit das Filter stabil ist, gilt es, einige Voraussetzungen zu überprüfen: Das Matrix-Paar  $({\bf F}, {\bf H})$  muss entdeckbar<sup>3</sup> und  $({\bf F}, {\bf G})$  muss stabilisierbar<sup>4</sup> sein .

Damit das KALMAN-Filter auf nichtlineare Probleme angewendet werden kann, müssen die nichtlinearen Terme linearisiert werden, wodurch bei hochgradig nichtlinearen Funktionen bedeutende Fehler entstehen können. LUND (1997) und LEFEBVRE et al. (2005) schlagen als Lösung dieses Problems das *Iterative Extended* KALMAN-*Filter* (IEKF) vor, bei dem das Modell  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  der Stützsimulation nicht um den prädizierten Zustand  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ , sondern den aktualisierten Zustand  $\hat{\mathbf{x}}_k$  linearisiert wird. Dieser Schritt wird durch eine Iteration gelöst, bei der von einer Iterationsvariable  $\hat{\mathbf{x}}_k^0 = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  ausgehend  $\hat{\mathbf{x}}_k^i$  solange aktualisiert wird, bis  $\hat{\mathbf{x}}_k^i$  nahe an  $\hat{\mathbf{x}}_k^{i-1}$  ist. Da Iterationen in einem Echtzeitsystem zu vermeiden sind, und andere Verfahren, wie das im nächsten Abschnitt vorgestellte Unscented KALMAN-Filter einen besseren Ansatz für die Problematik der Linearisierung bieten, wurde dieses Verfahren nicht weiter verfolgt.

Nach HIDE UND MOORE kann eine weitere Verbesserung der Zustandsschätzung erreicht werden, wenn auf das Filter eine Vorwärts- und Rückwärtsfilterung bzw. das *Smoothing* angewendet wird. Dieses Verfahren hat bei Echtzeitanwendungen allerdings seine Grenzen, da erst alle Daten und Messwerte vorliegen müssen, bevor die Rückwärtsfilterung durchgeführt werden kann. Die Methode bietet sich jedoch an, um zu bestimmten Zeitpunkten k das Fahrzeug anzuhalten und aufgrund der aufgezeichneten Daten die beschriebene Rückwärtsfilterung durchzuführen. Damit lässt sich die Positionsgenauigkeit im Punkt k erhöhen, und eine direkte Korrektur ist möglich.

#### Vorteile des erweiterten Kalman-Filters

- Deterministischer und überschaubarer Rechenaufwand.
- Nur wenige einzustellende Parameter.
- Die Matrixinversion von  $(\mathbf{HPH}^T + \mathbf{R})^{-1}$  kann bei vorliegender Kovarianzmatrix **R** in Diagonalform entfallen, da die einzelnen Messungen voneinader unabhängig sind. Dadurch kann die blockweise Berechnung durch eine sequentielle Aktualisierung mit skalaren Größen ersetzt werden.

#### Nachteile des Kalman-Filters:

• Eine Linearisierung sowohl des Systemmodells als auch des Messmodells ist erforderlich. Die Linearisierung ist kritisch, da die Linearisierung nur Terme 1. Ordnung abbildet und zusätzliche Fehler entstehen, da nicht um den tatsächlichen Zustand  $\mathbf{x}$ , sondern nur um den geschätzen Zustand  $\hat{\mathbf{x}}$  linearisiert wird.

 $<sup>^3</sup>entdeckbar:$  Alle instabilen Moden sind beobachtbar, wobei aus der Beobachtbarkeit direkt die Entdeckbarkeit folgt.

 $<sup>^4{\</sup>rm Ein}$ System heißt stabilisierbar, wenn alle instabilen Moden steuerbar sind, bzw. wenn alle nicht steuerbaren Moden stabil sind.

- Das KALMAN-Filter läßt sich, nachdem es modelliert und abgestimmt worden ist, nur schlecht an andere Sensoren anpassen oder erweitern, da das System gekoppelt ist.
- Das Filter ist auf die Informationen der Sensoren angewiesen. Fällt einer der Sensoren aus, so funktioniert das Filter nicht mehr und wird unbrauchbar (DROLET et al.).

#### 4.2.2 Unscented Kalman-Filter

Das erweiterte KALMAN-Filter stellt zwar eine brauchbare Erweiterung auf nichtlineare Systeme dar, jedoch ergeben sich durch dessen Einsatz auch einige Nachteile. Es stellt hohe Anforderungen an die Rechenleistung des Zielsystems bei der Auswertungen der Jacobi-Matrizen und der Integration der Matrizen mit zum Teil großer Dimension<sup>5</sup> *n*. Schwerwiegender sind jedoch die Fehler, die durch die Linearisierung der nichtlinearen Funktionen entstehen und sich zu den zu minimierenden Zustandsfehlern des Systems addieren. Diese Fehler, die vor allem bei Koordinatentransformationen auftreten, können in ungünstigen Konstellationen größer als die eigentlichen Messfehler werden (JULIER UND UHLMANN). Außerdem setzt das erweiterte KALMAN-Filter ein Gauß'sches Rauschen der Systemeingänge und Messwerte voraus, was in der Realität jedoch nicht gewährleistet ist. Speziell in den Fällen, in denen aus mehreren Sensoren eine Stützgröße über nichtlineare Funktionen generiert wird, wird diese Annahme verletzt. Dies führt zu einer schlechten Performance des Filters und kann die Stabilität des Filters negativ beeinflussen.

Einen Lösungsansatz dieser Probleme stellen JULIER UND UHLMANN mit dem Unscented KALMAN-Filter (UKF) vor. Die Idee hinter dem UKF resultiert aus der Annahme, dass es leichter wäre eine Gaußverteilung anzunähern, als eine beliebige nichtlineare Funktion. Das Unscented KALMAN-Filter verzichtet folglich auf die Linearisierung und führt statt dessen so genannte Sigma-Punkte  $\mathcal{X}_i$  ein.

Beim UKF soll von der allgemeine Systemgleichung (4.17) ausgegangen werden, wobei im Speziellen gilt:  $\mathbf{y} = \dot{\mathbf{x}}$ 

$$\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) \tag{4.17}$$

Als Ersatz für die Linearisierung werden 2n + 1 Sigma-Punkte verwendet, die nach (4.18) gebildet werden:

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Im Unterabschnitt 4.3.1 wird das System mit n = 16 Zuständen modelliert. Die Integration einer symmetrischen Matrix mit  $16 \times 16$  Elementen verlangt damit die Berechnung von  $(n^2 + n)/2 = 136$  Elementen in jedem Integrationsschritt.

$$\begin{aligned}
\mathcal{X}_{0} &= \bar{\mathbf{x}} \\
\mathcal{X}_{i} &= \bar{\mathbf{x}} + \left(\sqrt{(n+\kappa)} \mathbf{P}\right)_{i} \\
\mathcal{X}_{i+n} &= \bar{\mathbf{x}} - \left(\sqrt{(n+\kappa)} \mathbf{P}\right)_{i}^{i}
\end{aligned} \qquad \begin{cases} \forall i \in \{1..n\} \\ \forall i \in \{1..n\} \end{cases}$$
(4.18)

In der Gleichung 4.18 stellt <br/>  $\bar{\mathbf{x}}$  den Erwartungswert von  $\mathbf{x}$ dar. Der Parameter<br/>  $\kappa$ ist ein Skalierungsparameter und

$$\left(\sqrt{(n+\kappa)\,\mathbf{P}}\right)_i\tag{4.19}$$

entspricht der Wurzel aus der *i*-ten Zeile der Kovarianzmatrix **P**. Jedem Sigmapunkt  $\mathcal{X}_i$  wird ein Gewicht  $\mathcal{W}_i$  zugeordnet:

$$\mathcal{W}_{0} = \frac{\kappa}{n+\kappa} 
 \mathcal{W}_{i} = \frac{1}{2(n+\kappa)} 
 \mathcal{W}_{i+n} = \frac{1}{2(n+\kappa)}$$

$$\begin{cases}
 \forall i \in \{1..n\} \\
 \forall i \in \{1..n\}$$

$$(4.20)$$

Daraufhin werden die 2n + 1 Sigma-Punkte über die Dynamikfunktion propagiert

$$\mathcal{Y}_i = \mathbf{f}(\mathcal{X}_i) \tag{4.21}$$

und der transformierte Erwartungswert  $\bar{\mathbf{y}}$  berechnet:

$$\bar{\mathbf{y}} = \sum_{i=0}^{2n} \mathcal{W}_i \mathcal{Y}_i \tag{4.22}$$

Die Kovarianzmatrix des Erwartungswerts ergibt sich zu:

$$\mathbf{P}_{yy} = \sum_{i=0}^{2n} \mathcal{W}_i \left( \mathcal{Y}_i - \bar{\mathbf{y}} \right) \left( \mathcal{Y}_i - \bar{\mathbf{y}} \right)^T$$
(4.23)

Im Rahmen einer Vergleichsmöglichkeit zum erweiterten KALMAN-Filter wurde das in Abschnitt 4.3 vorgestellte System- und Stützmodell in MATLAB für das Postprocessing implementiert. Bei der Auswertung zeigte sich, dass die Kovarianzmatrix **P** nicht mehr positiv definit war, wodurch keine CHOLESKY-Zerlegung mehr möglich ist und das Verfahren abbricht. Im Gegensatz zum erweiterten KALMAN-Filter konnte keine Beschreibung gefunden werden, die ähnlich der JOSEPH-Form in Gleichung 4.9 garantiert, dass **P** positiv definit bleibt. Eine ähnliche Erfahrung beschreibt auch FRÄNKEN (2005), der ebenfalls für diese Problematik keine Lösung aufzeigen kann. Es wäre Gegenstand weiterer Untersuchungen, ob über eine spezielle Wahl der Sigma-Punkte, die das Dynamische Systemmodell berücksichtigt, oder das Verwerfen und Ignorieren der Eigenwerte<sup>6</sup> der Matrix **P**, die kleiner oder gleich Null sind, das Unscented KALMAN-Filter für das in dieser Arbeit behandelte System anwendbar wird.

#### Vorteile

• Im Gegensatz zum erweiterten KALMAN-Filter wird keine Linearisierung benötigt

#### Nachteile

- Durch die 2n + 1-Sigmapunkte erfordert das UKF eine höhere Rechenleistung.
- <br/> $\bullet$ Bei nicht positiv definiter Kovarianzmatrix<br/>  ${\bf P}$ kann das Verfahren nicht angewendet werden.

### 4.2.3 Adaptive und Multiple Kalman-Filter

Sowohl das erweiterte KALMAN-Filter als auch das Unscented KALMAN-Filter werden auf einen speziellen Einsatzbereich hin eingestellt. Reale Systeme weisen aber häufig eine Vielzahl von Arbeitspunkten auf, die mit nur einem statischen Filter nicht ausreichend erfasst werden können.

Anstatt einen KALMAN-Filter so auszulegen, dass er den besten Kompromiss aus allen Arbeitspunkten darstellt, werden mehrere Filter für verschiedene Sensor- und Stützkonfigurationen und mit verschiedenen Parametersätzen ausgelegt, die parallel laufen. Eine Entscheidungslogik bestimmt dann anhand eines Gütekriteriums, welcher KAL-MAN-Filter an den Systemausgang geleitet wird, bzw. das Verhältnis, mit dem die Ergebnisse der einzelnen Filter gemischt werden. Die Abbildung 4.5 zeigt eine solche Konfiguration.



Abbildung 4.5: Multiple KALMAN-Filter, deren Ergebnisse durch die Entscheidungslogik gemischt werden

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup>über eine Transformation der Matrix auf Blockdiagonalform

Als Gütekriterium schlägt **DROLET et al.** die Kovarianzmatrix **P** des Filters vor. Sei nun  $\mathbf{x}_1$  der Zustand des ersten Filters in einem Verbund aus zwei parallelen KALMAN-Filtern und  $\mathbf{x}_2$  der Zustand des zweiten Filters, und seien  $\mathbf{P}_1$  und  $\mathbf{P}_2$  die zugehörigen Kovarianzmatrizen, so ergibt sich der gemischte Ausgangszustand  $\mathbf{x}_g$  zu (4.24):

$$\mathbf{x}_{g} = \frac{\frac{\mathbf{x}_{1}}{\mathbf{P}_{1}} + \frac{\mathbf{x}_{2}}{\mathbf{P}_{2}}}{\mathbf{P}_{1}^{-1} + \mathbf{P}_{2}^{-1}} \tag{4.24}$$

HIDE et al. erweitert diese Methodik, indem anstatt der Gleichung 4.24 jedem Filter ein Gewichtsfaktor  $W_i$  zugeordnet wird. Die Abbildung 4.6 zeigt das modifizierte System. Der Eingang u wird einer Reihe von N KALMAN-Filtern zugeführt. Die einzelnen Filter sind entweder mit unterschiedlichen mathematischen Modellen oder verschiedenen stochastische Annahmen eingerichtet und verwenden den in Unterabschnitt 4.2.1 vorgestellten Algorithmus. Für die Zustände  $\mathbf{x}_i$  der einzelnen Filter wird anschließend ein Gewichtungsfaktor  $W_i$  bestimmt, und die mit  $W_i$  gewichteten Zustände  $\mathbf{x}_i$  werden schließlich zum Zustand  $\mathbf{x}_g$  zusammengefasst.



Abbildung 4.6: Multiple Model Adaptive Estimation (basierend auf BROWN UND HWANG (1997))

$$W_{i}(k) = \frac{f_{i}(z_{k}) W_{i}(k-1)}{\sum_{j=1}^{N} f_{j}(z_{k}) W_{j}(k-1)} \quad i = 1..N$$
(4.25)

wobe<br/>i $W_i$ als Wahrscheinlichkeit für die Richtigkeit des <br/>i. Modells angesehen werden kann.

$$f_i(z_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\mathbf{P}_i|}} \exp\left(-\frac{1}{2}\delta_k \mathbf{P}_k^{-1} \delta_k^T\right)$$
(4.26)

wobei n in (4.26) die Anzahl der Messungen darstellt.  $\mathbf{P}_i$  ist nach (4.9) die Kovarianzmatrix des i. Filters und  $\delta_k$  bestimmt sich gemäß (4.27):

$$\delta_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k \tag{4.27}$$

Damit ergibt sich der kombinierte Zustand  $\mathbf{x}_g$  zu (4.28):

$$\mathbf{x}_{g}(k) = \sum_{j=1}^{N} W_{j}(k) \,\mathbf{x}_{j}(k) \tag{4.28}$$

In dem oben angeführten Beispiel kann  $W_j$  als Wahrscheinlichkeit angesehen werden, die die Korrektheit des Filters j angibt. Diesen Gedanken führen FARMER UND ANS ANIL K. JAIN (2002) fort, indem sie nicht nur zwischen den multiplen Filtern überblenden, sondern Übergangswahrscheinlichkeiten p(m|n) angeben, die die Interaktion zwischen den im Filter implementierten Modellen angeben. Dieser Ansatz ist unter dem Namen Interacting Multiple Model KALMAN-Filter (IMM) bekannt. Die Abbildung 4.7 zeigt das Beispiel einer derartigen Struktur. Dabei ist p(m|n) die Wahrscheinlichkeit, dass das Modell m im Zeitpunkt k korrekt ist, wenn im Zeitpunkt k - 1 das Modell n korrekt war. Jedes Modell kann dabei über ein erweitertes KALMAN-Filter oder ein Unscented KALMAN-Filter beschrieben werden.



Abbildung 4.7: *Interacting Multiple Model* KALMAN-Filter (IMM) mit drei Modellen und allen benötigten Übergangswahrscheinlichkeiten.

Unter der Annahme, dass N unterschiedliche Modelle existieren, kann schliesslich formuliert werden:

$$x_n(k-1) = \sum_{m=1}^N x_m (k-1) \cdot q_{m|n} (k-1)$$
(4.29)

$$q_{m|n}(k-1) = \frac{1}{\sum_{m=1}^{N} p(m|n) \cdot q_m(k-1)} \cdot p(m|n)q_m(k-1)$$
(4.30)

$$q_m(k) = \frac{\mathcal{L}_m \sum_{n=1}^N (p(n|m)q_n(k-1))}{\sum_{n=1}^N \mathcal{L}_n(k) \sum_{j=1}^N p(j|n)q_j(k-1)}$$
(4.31)

Dabei gibt  $\mathcal{L}_m(k)$  die Wahrscheinlichkeit für das Modell m zum Zeitpunkt k an, die auf dem Stützresiduum  $\delta_m = (z^* - h(x))_m$  in Gleichung 4.8 des m-ten Modells basiert und

als Normalverteilung  $\mathcal{L}_m(k) = \mathcal{N}(\delta_m(k), 0, \mathbf{S}_m(k))$  mit Argument  $\delta_m(k)$ , Mittelwert 0 und Kovarianz  $\mathbf{S}_m(k) = \mathbf{H}_m(k)\mathbf{P}_m(k)\mathbf{H}_m^T(k) + \mathbf{R}_m$  beschrieben werden kann.

Alle diese Verfahren weisen den Nachteil auf, dass mehrere Filter parallel laufen und die Anforderungen an die Rechenleistung signifikant erhöhen. Einen Ausweg bietet die Adaption *eines* Filters an. Anstatt aus mehreren Filtern einen situationsabhängig auszuwählen, können die Einstellparameter *eines* Filters zur Laufzeit angepasst werden.

Hierfür bietet sich besonders die Rauschintensitätsmatrix  $\mathbf{R}$  an, da über ihre Einträge indirekt die Intensität der Stützung eingestellt werden kann. Anhand von Versuchen und Auswertungen konnten beispielsweise verschiedene Konstellationen und Einstellungen für die Rauschintensitäts-Matrizen  $\mathbf{R}$  und  $\mathbf{Q}$  gefunden werden, bei denen entweder die Genauigkeit der Position oder der Lagewinkel erhöht werden kann. Wird diese Erkenntnis mit einer auf der Analyse der Drehraten und Beschleunigungen basierenden Merkmalsgenerierung kombiniert, so erhält man das adaptive Filter.

Ein weiterer Ansatzpunkt ist die zeitliche Anpassung der Matrix-Elemente über eine vorher festgelegte Vorschrift. So kann in der Phase der Initialisierung über einen kleinen **R**-Matrix-Eintrag eine hohe Stützwirkung erzielt werden, während jene Stützgröße im Betrieb eventuell nicht zuverlässig zur Verfügung steht und das Ergebnis der Fusion eher veschlechtern, anstatt verbessern würde.

Bewertung hinsichtlich der vorliegenden Aufgabenstellung:

#### Vorteile:

- Filter mit verschiedenen Modellen und verschiedenen Einstellungen vorgebbar, die optimal auf einzelne Szenarien angepasst sind.
- Das Verfahren sucht sich automatisch den passenden Filter.

#### Nachteile:

- N-Facher Rechenbedarf für die  ${\cal N}$  parallelen Filter.
- Zusätzlicher Rechenbedarf zur Bestimmung der  $W_i$ .
- Häufig konvergiert das Verfahren der multiplen Filter, so dass von den *N*-Filtern nur noch einer verwendet wird. (HIDE et al.).
- Das Aufstellen der Übergangswahrscheinlichkeiten p(m|n) ist schwierig und bedarf der genauen Festlegung der verschiedenen Modelle und der Erkennung der Übergänge zwischen ihnen. Unstetigkeiten beim Umschalten von einem Filter zum anderen sind zu vermeiden.

#### 4.2.4 Information-Filter

Das Information-Filter ist eine andere mathematische Beschreibung des KALMAN-Filters, die bei gleichen Eingangsdaten und gleichem Modell das gleiche Ergebnis liefert. SUKKARIEH (2000) untersucht das Information-Filter für die Tauglichkeit zur Sensorfusion von unbemannten Fahrzeugen und findet einige Vorteile gegenüber dem KALMAN-Filter.

Das grundlegende Element des Information-Filters ist der Informationsvektor  $\mathbf{y}_k$  und die Informatinsmatrix  $\mathbf{Y}_k$ , die dem Inversen der Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}$  aus Gleichung 4.9 entspricht:

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{P}_k^{-1} \tag{4.32}$$

Sie gibt den Informationsgehalt des Zustandsvektors  $\hat{\mathbf{x}}$  an. Der Informationsvektor  $\mathbf{y}$  ergibt sich nun aus:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{Y}_k \mathbf{x}_k \tag{4.33}$$

womit der Informationsvektor  $\mathbf{y}_{k+1}$  prädiziert werden kann:

$$\mathbf{y}_{k+1} = \left(\mathbf{Y}_k \mathbf{F}_k \mathbf{Y}_k^{-1}\right) \mathbf{y}_k \tag{4.34}$$

wobei  $\mathbf{F}_k$  die Jacobimatrix symbolisiert, die schon bei KALMAN-Filter in (4.9) benutzt wurde. Analog wird auch die Informationsmatrix  $\mathbf{Y}_{k+1}$  prädiziert:

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \left(\mathbf{F}_k \mathbf{Y}_k^{-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k\right)^{-1}$$
(4.35)

mit der Kovarianz  $\mathbf{J}_k$ 

$$\mathbf{J}_k = \mathbf{H}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{H}_k \tag{4.36}$$

kann schließlich der Aktualisierungsschritt des Filters vorgenommen werden:

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{Y}_k + \sum_{i=1}^{N} \mathbf{J}_i(k)$$
(4.37)

In der Gleichung 4.37 bezeichnet N die Anzahl der zu fusionierenden Sensoren, die im Zeitschritt k Informationen liefern.

#### Vorteile des Information-Filters:

- Die KALMAN-Filter-Matrix **K** muss nicht berechnet werden.
- Die Matrix  $\mathbf{Y}$  braucht nicht initialisiert zu werden. Sie kann zu Beginn des Verfahrens einfach zu Null gesetzt werden.
- Das Information-Filter bietet bei der Implementierung auf einem Multisensorsystem numerische Vorteile und verlangt weniger Rechenleistung, da die Fusion der einzelnen Sensoranteile zum Gesamtsystem einfache Additionen sind.
- Im Gegensatz zum KALMAN-Filter kann sich das Informationfilter an Situationen adaptieren, in denen gleichzeitig mehrere Beobachtungen berücksichtigt werden müssen.

Die oben aufgeführten Vorteile des Information-Filters müssen hinsichtlich des angestrebten Einsatzzwecks relativiert werden: Durch die gewählte Architektur tritt in jedem Zeitschritt nur *eine* Beobachtung auf. Außerdem sind im Fusionssystem keine doppelten Stützinformationen verfügbar, bei denen das Information-Filter seine Vorteile nutzen kann. Die numerischen Vorteile treten erst bei der Implementierung des Fusionsalgorithmus auf einem Mikrocontroller in den Vordergrund, wenn keine Fließkommazahlen mit doppelter Genauigkeit<sup>7</sup> sondern nur mit einfacher Genauigkeit<sup>8</sup> oder sogar nur eine Integer-Arithmetik verfügbar ist.

### 4.2.5 Neuronales Netz

Künstliche neuronale Netze sind Strukturen, die den Nervennetzen lebender Organismen nachempfunden sind. Ihr Ziel liegt in der Vernetzung vieler Neuronen-Knoten, die aus einfachen Schaltungen bestehen und als Ganzes wesentlich leistungsfähiger sind als die Einzelfunktion. Dabei durchlaufen Eingangssignale an das Netz verschiedene Schichten, in denen die Signale jeweils kombiniert und modifiziert werden und propagieren schließlich ein Ausgangssignal (Abbildung 4.8). Ein entscheidender Vorteil dieser Netze ist die Lernfähigkeit der neuronalen Netze, bei der das Netz selbsttätig über Lernverfahren aus einem Eingangsmuster und einem gewollten Ausgangsmuster auf das zugrunde liegende dynamische System schließen kann.

Dabei eröffnen sich drei wesentliche Anwendungsfelder:

#### Merkmalsgenerierung

Eine der Stärken von neuronalen Netzen liegt in der Fähigkeit, auch komplexe Muster zu erkennen. Werden weiterhin verschiedene Muster zu Merkmalen klassifiziert, so

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup>Typ double mit Wortlänge von 64 Bit

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup>Typ float mit Wortlänge von 32 Bit



Abbildung 4.8: Funktionsweise eines künstlichen neuronalen Netzes

können diese gewonnenen Merkmale als Basis für eine in Unterabschnitt 4.2.3 angeführte Adaption dienen. So beschreibt BRAUSE (1991) ein adaptives Filter auf Basis neuronaler Netze.

CHO et al. (2003) verwenden ein neuronales Netz zur Erkennung von charakteristischen Größen und Mustern im Eingangssignal eines INS. Sie verwenden das Netz zur Erkennung von Schritten bei einem am Körper getragenen inertialen Navigationssystem und generieren daraus mit einer geschätzten Schrittweite eine Stützinformation für den zurückgelegten Weg.

#### Filterung

Basierend auf der Mustererkennung sind neuronale Netze praktikabel, um Störungen wie Ruck und Stöße aus dem Signal zu filtern und Signale zu entfernen, die aufgrund der kinematischen und dynamischen Eigenschaften des Fahrzeugs nicht möglich sind. Es lassen sich auch wesentlich komplexere Filter realisieren, als dies mit einfachen Tiefoder Hochpässen der Fall ist. Dies wäre im vorliegenden Anwendungsfall mit den stark rauschbehafteten Signalen der Gyroskope und Beschleunigungssensoren vorteilhaft.

#### Korrektur

Eine Sensorfilterung über ein rückgekoppeltes neuronales Netz zur Eliminierung von Rauschen stellt BRAUSE (1991) vor, und weitere Ansätze versuchen sogar, dem Netz das ganze Fehlerverhalten der angeschlossenen Sensoren einzulernen. Mit der Umsetzung dieser Idee wäre der Nullpunktsfehler der Gyroskope und der Beschleunigungssensoren keine stochastische Größe mehr, die vom Fusionsfilter zu korrigieren ist, sondern eine vom Netz berücksichtigte Eigenschaft des Sensors vergleichbar seinem Rauschen. Es konnte jedoch keine Literatur gefunden werden, die den realen Einsatz eines solchen



Abbildung 4.9: Fusion der Sensordaten mittels neuronalem Netz.

Verfahrens an MEMS-Sensoren, wie sie in dieser Arbeit verwendet werden, beschreibt und den Nachweis der Funktion liefert.

Auf die untersuchte INS-Aufgabe appliziert könnte eine Struktur gemäß Abbildung 4.9 realisiert werden. Die Messwerte der Gyroskope und Beschleunigungssensoren werden in einem neuronalen Netz gefiltert und korrigiert, wobei gleichzeitig die Signale vom Kompass und der Odometrie berücksichtigt werden. Am Ausgang stellt das Netz die bereinigten Drehraten  $\omega$  und Beschleunigungen *a* bereit, die dann einem INS-Algorithmus basierend auf der Abbildung 2.6 zugeführt werden.

Unter der Annahme, dass die verwendeten Sensoren gleiches Rausch- und Driftverhalten aufweisen, muss das neuronale Netz nur einmal eingelernt und abgestimmt werden. Als "ausgelerntes und statisches Netz" könnte es implementiert werden. Allerdings verhindert die große Anzahl an künstlichen Neuronen und der daraus resultierende Speicher- und Rechenbedarf den Einsatz auf einem Mikrocontroller für die in Abschnitt 1.1 vorgestellten Zielsysteme.

Damit kann für die künstlichen neuronalen Netze festgehalten werden:

- Hinderlich ist das aufwendige Lernverfahren, was dem Einsatz von low-cost Systemen widerspricht, da das Netz für jedes Sensormodul separat trainiert werden müsste, sofern die Sensoren nicht das gleiche Rausch- und Driftverhalten aufzeigen.
- Eine funktionale Aufteilung in Mess-System und Zielsystem ist nicht mehr gegeben, und eine Änderung an den Sensoren und Systemeingängen impliziert ein erneutes Einlernen des Netzes.
- Im industriellen Umfeld ist ein neuronales Netz nur bedingt realisierbar, da kein deterministisches Verhalten bei großen und komplexen Netzen garantiert werden kann.
- Auch lassen sich mit einem künstlichen neuronalen Netz Elemente wie Transformations- und Drehmatrizen, von denen beim INS-Filter exzessiv Gebrauch gemacht wird, nur unter großem Aufwand umsetzen. Um eine solche Funktionalität im Netz abzubilden, ist eine enorme Dimension des Netzes notwendig oder das Netz kann die nichtlinearen Komponenten nicht abbilden. Außerdem verliert man die genaue und vorliegende analytische Beschreibung der dynamischen und kinematischen Zusammenhänge.



Abbildung 4.10: Merkmalsgenerierung und Merkmalauswertung eines Multisensorsystems mittels Fuzzy-Logik und neuronalem Netz (basierend auf FREY UND KUNTZE (2003))

## 4.2.6 Fuzzy-Methoden

**FREY UND KUNTZE** (2003) stellen eine Kombination aus künstlichem neuronalem Netz und Fuzzy-Logik vor. Die Abbildung 4.10 zeigt die Struktur der Fusion. Das Signal des Sensors wird über ein Filter oder mehrere parallele Filter geführt. Dieses Filter dient der Merkmalsgenerierung. So können beispielsweise mit einem Hochpass-Filter, der auf die Beschleunigungssensoren angewendet wird, Stöße erkannt werden, die einer Störung im INS-Algorithmus entsprechen. Die so aufbereiteten Signale werden an eine Fuzzy-Logik-Schicht geleitet, die über die *Wenn-Dann-Bedingungen* und die anschließende Inferenzschicht den Eingang für das neuronale Netz bildet. Die erkannten Merkmale, die von einem Sensor stammen, oder von mehreren detektiert wurden, bilden anschließend die Diagnose, die die Grundlage für eine Adaption des Filters bieten kann.

Über ein Fuzzy-Filter kann auch auf einfache Art die Plausibilität eines Messwertes überprüft werden. Treten unerwartete Zustände ein, so kann diese Größe entweder vom Fusionsprozess ausgeschlossen oder durch eine andere Größe substituiert werden.

Ein großer Vorteil der Fuzzy-Methoden ist dabei die einfache Formulierung über linguistische Ausdrücke der Form

WENN(Merkmal a groß) UND (Merkmal b klein) DANN (c ist klein)

die wesentlich einfacher aufgestellt werden können als die in Unterabschnitt 4.2.3 (Adaptive und Multiple Kalman-Filter) benötigten Wahrscheinlichkeiten.

Eine geschlossene Beschreibung des dynamischen Systems ist jedoch über die Fuzzy-Methoden nicht möglich, weswegen sie als Realisierung eines Fusionsfilters ausscheiden. Ihre primäre Aufgabe ist in einer Zwischenschicht zu sehen, die als Bindeglied zwischen Sensoren und Fusionsfilter geschaltet wird und dort eine Signalvorverarbeitung und Merkmalserkennung durchführt.

Schließlich wird noch eine Erweiterung des KALMAN-Filters betrachtet, die in letzter Zeit verstärkt Gegenstand der Forschung zur Sensorfusion und Navigation ist.

## 4.2.7 Partikelfilter

Partikelfilter stellen eine Gruppe innerhalb der nichtlinearen stochastischen Zustandsschätzer dar und sind auch unter der Bezeichnung Sequential Monte Carlo Methods (SMC) bekannt. Sie ordnen einer Menge  $\mathbf{X} = \{\hat{\mathbf{x}}_i\}_{i=1}^N$  von Punkten im Zustandsraum ("Partikeln") Wahrscheinlichkeiten  $p(\hat{\mathbf{x}}_i = \mathbf{x})$  zu und unter der Annahme von Konvergenz des Filters bildet sich aus der Punktwolke der Zustand mit der größten Wahrscheinlichkeit als geschätzte Ist-Position heraus. Dabei finden häufig Map-Matching-Verfahren Anwendung und die Wahrscheinlichkeit des Aufenthaltsorts wird, basierend auf hinterlegten oder generierten Umgebungskarten, bestimmt (MERKEL, 2005). Obwohl in dem vorliegenden Fall keine Karte der Umgebung verfügbar und gewollt ist, bieten die Partikelfilter interessante Ansätze und wurden bereits auf das vorliegende Problem angewendet: GUSTAFSSON et al. beschreibt ein Verfahren zur Positionsbestimmung und Navigation mittels Partikelfilter, angewendet auf ein inertiales Navigationssystem, und erreicht damit eine höhere Genauigkeit durch die direkte Verwendung der nichtlinearen Modellgleichungen. Zusätzlich verwendet er spezielle Beschreibungen des Rauschverhaltens, die über ein gauß'sches Rauschen nicht abbildbar sind.

Während das (erweiterte) KALMAN-Filter ein optimales Filter für ein approximiertes Modell darstellt, schätzt das Partikelfilter numerisch die optimale Lösung basierend auf einem echten physikalischen Modell. Diesen Vorteil macht sich THRUN (2002) zunutze, indem er das Partikelfilter einsetzt, obwohl nur ungenaue Sensordaten vorliegen und das Systemmodell fehlerbehaftet ist. Weiterhin schlägt er einen Algorithmus zur Berechnung des Partikelfilters vor. Da dieser jedoch auf einem rekursiven Verfahren beruht und teilweise mit einer großen Anzahl Partikeln gerechnet werden muss, werden enorme Anforderungen an die zur Verfügung stehende Rechenkapazität gestellt.

Die Rekursivität und die hohe Dimension des Filters widersprechen dem geplanten Einsatzweck des INS. Der Algorithmus soll nach der Entwicklungs- und Testphase in Echtzeitbedingungen auf einem kostengünstigen Mikrocontroller funktionsfähig sein. Zwar ist das Filter an die zur Verfügung stehende Rechenleistung anpassbar, jedoch steigt die Qualität mit größerer Dimension des Filters (THRUN, 2002).

Für die Beschreibung des Partikelfilters wird von einem zeitdiskreten Modell ausgegangen und nach ARULAMPALAM et al. (2002) kann das Filterverfahren formuliert werden:

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k) \tag{4.38}$$

$$\mathbf{z}_{k} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k}, \xi_{k}) \tag{4.39}$$

 $Z_k$  sei die Menge der  $\mathbf{z}_i$  vom Zeitpunkt t = 0 bis t = k:  $Z_k = {\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_k}$ . Mit der Verfügbarkeit der Messung  $\mathbf{z}_k$  zum Zeitschritt k kann die Aktualisierung

$$p\left(\mathbf{x}_{k}|Z_{k}\right) = \frac{p\left(\mathbf{z}_{k}|\mathbf{x}_{k}\right)p\left(\mathbf{x}_{k}|Z_{k-1}\right)}{p\left(\mathbf{z}_{k}|Z_{k-1}\right)}$$
(4.40)

ausgeführt werden. Dabei hängt die Wahrscheinlichkeit  $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)$  von dem Messmodell  $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k,\xi_k)$  und dem Rauschen  $\xi$  in (4.39) ab. Für den Nenner in (4.40) gilt:

$$p(\mathbf{z}_{k}|Z_{k-1}) = \int p(\mathbf{z}_{k}|\mathbf{x}_{k}) p(\mathbf{x}_{k}|Z_{k-1}) d\mathbf{x}_{k}$$
(4.41)

Damit kann der Vorhersageschritt  $p(\mathbf{x}_{k+1}|Z_k)$  ausgeführt werden,

$$p(\mathbf{x}_{k+1}|Z_k) = \int p(\mathbf{x}_{k+1}|\mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k|Z_k) d\mathbf{x}_k$$
(4.42)

wobei für die Gleichung 4.42 die Startbedingung  $p(\mathbf{x}_0|Z_{-1}) = p(x_0)$  gilt.

#### Gewinnung der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktionen

Basierend auf den Ergebnissen von **BA UND ODOBEZ** (2005) kann die bedingte Wahrscheinlichkeit  $p(\mathbf{z}|\mathbf{x}, k)$ , dass Zustand x im Schritt k bei der Messung z vorliegt, unter Anwendung einer Norm  $\|\bullet\|$  angesetzt werden zu :

$$p(\mathbf{z}|\mathbf{x},k) \propto e^{\{-\mu \| \mathbf{z}_t - \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) \|\}}$$
(4.43)

Hierbei bezeichnet  $\mu$  einen Parameter zum Tuning.

Die Wahrscheinlichkeitsdichte  $p(\mathbf{x}_{k+1}|\mathbf{x}_k)$  ergibt sich direkt aus dem dynamischen Verhalten des Modells und der Stochastik von  $\mathbf{w}$  und lässt dich über die Funktion  $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  angeben, indem die einzelnen Partikel in diese eingesetzt werden. Über diesen Zusammenhang kann auch aus gesicherten Informationen und einer angenommenen Wahrscheinlichkeit ein Folgezustand geschätzt werden. Für die Beziehungen Beschleunigung zu Geschwindigkeit, Geschwindigkeit zur Position und Drehrate zu Lagewinkeln können nach **Rekleitis** (2002) Normalverteilungen angenommen werden, die die Modellierungsfehler ausreichend abdecken können. Im Allgemeinen ist es jedoch aufwendig, funktionale Beschreibungen für die Wahrscheinlichkeitsdichten zu gewinnen, da diese

nicht immer analytisch hergeleitet oder durch Messungen des Systems ermittelt werden können .

So kann für die Nullpunkte der Gyroskope und der Beschleunigungssensoren keine Abhängigkeit bezüglich der Geschwindigkeit, Position, Beschleunigung oder Drehrate angegeben werden, und es müsste eine reine Normalverteilung, die dem Rauschspektrum angepasst ist, angenommen werden. Bedingt durch das in Abbildung 2.1 dargestellte Driftverhalten der Gyroskope müsste jedoch eine Verteilung mit großer Streuung und wanderndem, unbekannten Mittelwert angenommen werden, was die Performance des Verfahrens verschlechtern dürfte.

Häufig lassen sich Systeme als Kombination eines stochastischen und eines kausalen Teils beschreiben. LIANG-QUN et al. (2005) gibt für diesen Fall ein Verfahren an, wie das System als Zusammenschluss eines Partikelfilters und eines KALMAN-Filters betrachtet werden kann. Aber auch die Aufteilung eines Systems in ein lineares und ein nichtlineares Teilsystem kann mit dieser Methode durchgeführt werden. Zur Schätzung der linearen Dynamik verwenden SCHÖN et al. (2005) ein KALMAN-Filter, während die nichtlinearen Komponenten vom Partikelfilter ermittelt werden. Auch EIDEHALL et al. verwenden diese Aufteilung für eine Tracking-Anwendung eines Fahrzeugs, in der der lineare Teil eine Substruktur des insgesamt nichtlinearen Filters bildet.

#### Partikel-Resampling

Damit der Zustandsraum ausreichend fein mit Punkten aufgelöst werden kann, benötigt das Verfahren eine große Anzahl an Partikeln. Dies wirkt sich sowohl nachteilig auf die benötigte Rechenleistung als auch auf die Aussagekraft der Punkte aus, da eine sehr große Anzahl an Partikeln im Verlauf des Verfahrens nur sehr kleine Wahrscheinlichkeiten zugeordnet werden. Deshalb werden Ansätze verfolgt, die Punkte außerhalb eines Bereiches hoher Wahrscheinlichkeit verwerfen und als Ersatz neue Partikel in dem wahrscheinlichsten Umfeld generieren. Die Abbildung 4.11 zeigt symbolisch dieses als Sample-Degeneration und Resampling bezeichnete Vorgehen. Von einer angenommenen Startsituation ausgehend, in der die Partikel gleich verteilt sind, werden die Partikel in den Bereichen hoher Wahrscheinlichkeit konzentriert. Schließlich werden Partikel, die in Bereichen sehr geringer Wahrscheinlichkeit liegen, verworfen und neue Partikel um die Wahrscheinlichkeitsmaxima hinzugefügt.

## 4.3 Implementiertes Fusionsverfahren

Unter Berücksichtigung der sich aus den oben vorgestellten Verfahren ergebenden Einschränkungen und den guten Erfahrungen von BRYSON UND SUKKARIEH (2004) wurde für das implementierte Fusionsfilter das erweiterte KALMAN-Filter ausgewählt. Es bietet für den Einsatzzweck mehrere Vorteile:

• Das dynamische System ist direkt im Filter abbildbar.



Abbildung 4.11: Partikel-Degeneration und Resampling.

- Der Rechenaufwand ist überschaubar und deterministisch, da keine Rekursionen und Iterationen benötigt werden.
- Die benötigten Rechenfunktionen stehen weitgehend in Bibliotheken zur Verfügung und sind in Labview oder MATLAB direkt verfügbar.
- Es gibt wenige freie Parameter zur Einstellung des Filters.

Aus den in Abschnitt 2.2 vorgestellten Sensoren und der in Unterabschnitt 4.1.4 gewählten Architektur können eine Reihe von Messgrößen und Stützgrößen berechnet werden. So kann beispielsweise aus der Differenz der Signale der Radencoder auf den Kurvenradius geschlossen werden. Andererseits kann auch aus dem gemessenen Lenkwinkel  $\alpha$  auf den Kurvenradius geschlossen werden. Aus dem Mittel der beiden Radencoder-Signale kann die Geschwindigkeit  $v_x^b$  entlang der Fahrzeuglängsachse  $x^b$  bestimmt werden. Weitere Möglichkeiten wären die Differentiation der von den Radencodern gemessenen Geschwindigkeit, wodurch man eine weitere Beschleunigung in Fahrzeuglängsrichtung erhalten würde. Da jedoch die Differentiation von diskreten Messwerten nur sehr bedingt verwertbare Informationen liefert, wäre die Integration zur zurückgelegten Strecke im Fahrzeug-KOS eine brauchbare Alternative.

Werden die eingesetzten Sensoren mit ihren direkten Messgrößen in einem INS fusionisiert, so kann das aus Abbildung 2.6 bekannte Schaubild nun um die weiteren Sensoren



Abbildung 4.12: Signalflussplan des INS-Algorithmus mit integrierter Stützung und Korrektur der Messwerte und Systemzustände.

und Korrektursignale ergänzt werden, und es ergibt sich das in Abbildung 4.12 aufgeführte inertiale Navigationssystem.

### 4.3.1 Zustände im System

Wie im Kapitel 2 hergeleitet ist der Zustand des Fahrzeugs durch die vier Quaternionen zur Lagebeschreibung im Raum

$$\mathbf{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T \tag{4.44}$$

und der Position

$$\mathbf{s}^{e} = \left[s_{x}^{e}, s_{y}^{e}, s_{z}^{e}\right]^{T} \tag{4.45}$$

bestimmt. Zusätzlich werden noch die Geschwindigkeitskomponenten

$$\mathbf{v}^e = \begin{bmatrix} v_x^e, v_y^e, v_z^e \end{bmatrix}^T \tag{4.46}$$

zum Zustand hinzugenommen. Zwei innere Zustände des Systems bilden die Nullpunktsfehler

$$\mathbf{b}_g = [b_p, b_q, b_r]^T \tag{4.47}$$

der drei Gyroskope und die Nullpunktsfehler

$$\mathbf{b}_a = \left[b_x, b_y, b_z\right]^T \tag{4.48}$$

der drei Beschleunigungssensoren.

Die Position des Fahrzeugs wird im inertialen KOS beschrieben, da sich das Fahrzeug-KOS für die Positionsangabe nur schlecht eignet, da es mit dem Fahrzeug mitbewegt wird. Daraus folgt, dass auch die Geschwindigkeit und die Beschleunigung im festen KOS angegeben werden und die Berechnungen im inertialen KOS ausgeführt werden.

#### 4.3.2 Eingänge in das System

In das System geht der Eingangsvektor  $\mathbf{u}$  ein, der sich aus folgenden Elementen zusammen setzt (4.49):

$$\mathbf{u} = \left[\omega_p, \omega_q, \omega_r, a_x, a_y, a_z\right]^T \tag{4.49}$$

Die Signale  $\omega_i$  stellen die aufbereiteten Messwerte der drei Gyroskope dar. Die Rohwerte wurden offsetkorrigiert und auf die Einheit rad/s skaliert. Die Eingänge  $a_i$  sind die skalierten Beschleunigungen der drei Beschleunigungssensoren, deren Signale in  $m/s^2$  vorliegen.

Insbesondere für die Beschleunigungssensoren könnte eine Filterschicht vor dem eigentlichen Fusionsfilter eingefügt werden, die über einen Tiefpass alle jene Signale heraus filtert, die das Fahrzeug von seiner Dynamik her nicht ausführen kann. Damit fließen Stöße und Rucke, die von den Beschleunigungssensoren nicht exakt aufgelöst werden können, nicht in das Fusionsfilter ein. Ein weiterer Vorteil wäre die Unterdrückung von Messrauschen der Sensoren. Allerdings findet durch den auf  $\pm 1,7g$  begrenzten Messbereich schon eine Filterwirkung statt und eine weiter gehende Filterung<sup>9</sup> würde zu unerwünschten Phasenverschiebungen führen, die die Annahmen aus Unterabschnitt 4.2.1 bezüglich des geforderten Rauschens verletzen würden.

#### 4.3.3 Systembeschreibung

Damit ergibt sich der Zustandsvektor zu (4.50):

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \mathbf{s}^e \\ \mathbf{v}^e \\ \mathbf{b}_g \\ \mathbf{b}_a \end{bmatrix}$$
(4.50)

für die Quaternionen gilt nach WELL (2001) folgender Zusammenhang (4.51):

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup>Auf dem Sensorboard befinden sich zusätzliche Tiefpässe, die als Anti-Aliasing-Filter vor dem AD-Wandler fungieren, damit das NYQUIST-SHANNON-Abtast theorem erfüllt ist.

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_0 \\ \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & p & q & r \\ -p & 0 & -r & q \\ -q & r & 0 & -p \\ -r & -q & p & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix}$$
(4.51)

mit p, q und r aus (4.52):

$$\begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} = \mathbf{T}_{gyro} \begin{bmatrix} \omega_p - b_p + w_p \\ \omega_q - b_q + w_q \\ \omega_r - b_r + w_r \end{bmatrix}$$
(4.52)

Für die Beschleunigung  $\mathbf{a}^e = \dot{\mathbf{v}}^e$  gilt nach Abschnitt 2.3 und unter Berücksichtigung der Transformationsmatrix  $\mathbf{T}_{acc}$  (4.53):

$$\dot{\mathbf{v}}^{e} = \underbrace{\mathbf{C}^{eb}\mathbf{T}_{acc} \begin{bmatrix} a_{x} - b_{x} + w_{x} \\ a_{y} - b_{y} + w_{y} \\ a_{z} - b_{z} + w_{z} \end{bmatrix}}_{A(\mathbf{x},\mathbf{u})} - 2 \begin{bmatrix} p \\ q \\ r \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} v_{x}^{e} \\ v_{y}^{e} \\ v_{z}^{e} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \left( s_{z}^{e} \right) \end{bmatrix}}_{A(\mathbf{x},\mathbf{u})}$$
(4.53)

Damit kann das das System modelliert werden (4.54):

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{q}} \\ \dot{\mathbf{s}}^{e} \\ \dot{\mathbf{b}}_{g} \\ \dot{\mathbf{b}}_{a} \end{bmatrix}}_{\dot{\mathbf{x}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \Phi(p,q,r) \, \mathbf{q} \\ \mathbf{v}^{e} \\ A(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \begin{bmatrix} W_{1}, W_{2}, W_{3} \end{bmatrix}^{T} \\ \begin{bmatrix} W_{a}, W_{b}, W_{c} \end{bmatrix}^{T} \end{bmatrix}}_{\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})}$$
(4.54)

### 4.3.4 Stützverfahren

Die allgemeine Stützgleichung für das KALMAN-Filter lautet (4.55):

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{K} \left( \mathbf{z}^* - \hat{\mathbf{z}} \right) \tag{4.55}$$

In dem Vektor  $\mathbf{z}^*$  sind die Stützgrößen zusammengefasst (4.56):

$$\mathbf{z}^{*} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{acc} \begin{bmatrix} a_{x} - b_{x} \\ a_{y} - b_{y} \\ a_{z} - b_{z} \end{bmatrix} \\ v_{x}^{b} \\ 0 \\ 0 \\ H \ddot{o} h e \\ K ompass \end{bmatrix}$$
(4.56)

Die Größe  $\hat{\mathbf{z}}$  wird nach (4.57) aus dem geschätzen Zustand  $\hat{\mathbf{x}}$  berechnet.

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) + \boldsymbol{\xi} \tag{4.57}$$

Eine Sonderstellung im Stützverfahren nehmen die Beschleunigungssensoren ein, deren Signale sowohl in die Bestimmung der Position (Gleichung 4.53) eingehen, als auch zur Stützung der Lagewinkel  $\phi$  und  $\theta$  verwendet werden.

Aus den geschätzten Lagewinkeln und der Erdschwerebeschleunigung  $g(s_z^e)$  wird ein Beschleunigungsvektor bestimmt, der mit den gemessenen Beschleunigungen verglichen wird. Aus der Gleichung folgt somit durch Einsetzen der Quaternionen

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_{x}^{b} \\ \hat{a}_{y}^{b} \\ \hat{a}_{z}^{b} \end{bmatrix} = g\left(s_{z}^{e}\right) \begin{bmatrix} \sin\left(\theta\right) \\ -\cos\left(\theta\right)\sin\left(\phi\right) \\ -\cos\left(\theta\right) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_{zh}^{b} \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{x} \\ \xi_{y} \\ \xi_{z} \end{bmatrix}$$
(4.58)

Der Term  $[0; a_{zh}^b; 0]^T$  repräsentiert die in Unterabschnitt 3.2.2 hergeleitete Zentripetalbeschleunigung, die der Beschleunigungsmesser der  $y^b$ -Achse bei Kurvenfahrt des Fahrzeugs ausgibt.

Damit die Winkel  $\phi$  und  $\theta$  in Gleichung 4.58 nicht gemäß Gleichung 2.2 aus den Zustands-Quaternionen  $\mathbf{q} = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$  berechnet werden müssen, kann nach Gleichung 2.4 ebenfalls angesetzt werden (4.59):

$$\begin{bmatrix} \hat{a}_x^b \\ \hat{a}_y^b \\ \hat{a}_z^b \end{bmatrix} = -g\left(s_z^e\right) \begin{bmatrix} 2\left(q_1q_3 - q_0q_2\right) \\ 2\left(q_2q_3 + q_0q_1\right) \\ q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_{zh}^b \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_x \\ \xi_y \\ \xi_z \end{bmatrix}$$
(4.59)

Basierend auf dem in Unterabschnitt 2.2.1 angegebenen Verfahren kann aus den drei Messwerten der Magnetfeldsensoren eine magnetische Kompass-Nordrichtung bestimmt werden, die zur Stützung des Gierwinkels  $\psi$  verwendet werden kann. Mit Gleichung 2.2 kann formuliert werden:

$$\hat{\psi} = \arctan\left(\frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2}\right) + \xi_{\psi}$$
(4.60)

Für die Berechnung von  $\hat{\psi}$  werden gemäß Gleichung 2.13 der Rollwinkel  $\phi$  und Nickwinkel  $\theta$  benötigt. Um eine potentiell instabile Rückführung des Zustands zu vermeiden, werden die benötigten Winkel aus den gemessenen Beschleunigungen berechnet. Wie auch bei der Stützung der Gyroskope und Lagewinkel über die Beschleunigungen muss auch bei der Kompassrichtung eine solche Einstellung für das Fusionsfilter gefunden werden, dass sich dynamische Beschleunigungen des Fahrzeugs nicht negativ auf die Kompassrichtung auswirken. In einem Szenario, in dem sowohl Phasen mit hohen dynamischen Beschleunigungen, als auch Ruhephasen auftreten, wäre eine situationsabhängige Umschaltung der Berechnungsmethode ein probates Mittel. Andererseits kann durch Störungen des Magnetfeldes die Stützung des Gierwinkels über den Kompass hinfällig werden, so dass bei einem Ausblenden des Kompasses nach einer Initialisierungsphase diese Problematik verschwindet.

Die vertikale Positionskomponente  $s_z^e$  wird über den Höhensensor gestützt. Es gilt folglich (4.61):

$$\hat{s}_z^e = s_z^e + \xi_s \tag{4.61}$$

Die Geschwindigkeit  $v_x^b$  wird wiederum über die Odometrie gestützt. Unter der Annahme, dass  $v_y^b = 0$  und  $v_z^b = 0$  gilt, folgt (4.62):

$$\begin{bmatrix} \hat{v}_x^b \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \mathbf{C}^{be} \mathbf{v}^e + \begin{bmatrix} \xi_a \\ \xi_b \\ \xi_c \end{bmatrix}$$
(4.62)

Damit ergibt sich dann das gesamte Stützsystem zu (4.63):

$$\hat{\mathbf{z}} = \begin{bmatrix} \hat{a}_{x}^{b} \\ \hat{a}_{y}^{b} \\ \hat{a}_{z}^{b} \\ \hat{a}_{z}^{b} \\ \hat{a}_{z}^{b} \\ \hat{v}_{x}^{b} \\ 0 \\ 0 \\ \hat{s}_{z}^{e} \\ \hat{\psi}^{c} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g\left(s_{z}^{e}\right) \begin{bmatrix} 2\left(q_{1}q_{3}-q_{0}q_{2}\right) \\ 2\left(q_{2}q_{3}+q_{0}q_{1}\right) \\ q_{0}^{2}-q_{1}^{2}-q_{2}^{2}+q_{3}^{2} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ a_{zh}^{b} \\ 0 \\ 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \\ \hat{v} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_{x} \\ \xi_{y} \\ \xi_{z} \\ \xi_{a} \\ \xi_{b} \\ \xi_{c} \\ \vdots \\ \xi_{b} \\ \xi_{c} \\ \xi_{w} \end{bmatrix}$$
(4.63)

Als weitere Stützgröße ließe sich der Lenkwinkel  $\alpha$  der Vorderräder heranziehen. Mit Gleichung 3.1 und  $v_x^b = rc$  kann folgender Zusammenhang hergeleitet werden (4.64):

$$\hat{\alpha} = \arctan\left(\frac{l_h r}{v_x^b}\right) + \xi_\alpha \tag{4.64}$$

Bei dem hier behandelten Fusionsverfahren wurde jedoch auf den Lenkwinkel verzichtet, da der berechnete Lenkwinkel mit dem gemessenen sehr gut übereinstimmte und keine weitere Information lieferte. Er wirft in der Implementierung sogar weitere Probleme auf, da eine Schwelle definiert werden muss, ab der der Lenkwinkel überhaupt als Stützgröße Gültigkeit besitzt. Wird für diese Schwelle eine Fahrzeugmindestgeschwindigkeit  $v_{xmin}^b$  und eine Mindestdrehrate  $p_{min}$  angesetzt, so erhält man in dem Stützsystem Diskontinuitäten. Im weiteren Verlauf der Arbeit wurde der Lenkwinkelsensor daher nur noch für Lenkwinkelregelung im Bahnregler verwendet.

Die in (4.7) und (4.9) benötigte Jacobimatrix **H** ergibt sich damit zu (4.65):

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \end{bmatrix}$$
(4.65)

Eine Ausformulierung von (4.65) kann aus Platzgründen hier nicht angegeben werden. Die Matrix U aus(4.7) ergibt sich zur Einheitsmatrix

$$\mathbf{U} = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \xi} = \mathbf{I}^{8 \times 8} \tag{4.66}$$

da aus den Zuständen alle Stützgrößen direkt berechnet werden können.

Unabhängig von den später aufgeführten möglichen Adaptionen des Filters kann eine Initialisierungsbelegung der Rauschintensitätsmatrizen angegeben werden:

$$\mathbf{R} = diag\,(30;\ 30;\ 30;\ 7;\ 0,1;\ 0,1;\ 10;\ 100) \tag{4.67}$$

Die ersten drei Diagonalelemente von **R** geben den Grad der Stützung der Lagewinkel und Gyroskop-Nullpunkte über die Beschleunigungssensoren an. Das nächste Elemenent ist der Grad der Stützung über den Kompass. Die beiden Elemente "0, 1" geben die zur Initialisierung starke Stützung der Geschwindigkeit (und damit der Nullpunkte der Beschleunigungssensoren) über die Odometrie an. Die beiden letzten Diagonalelemente beinhalten die Zwangsbedingung für die vertikale Fahrzeuggeschwindigkeit und den Einfluss des Höhensensors.

$$\mathbf{Q} = diag\left(0,001;0,001;0,001;0,1;0,1;0,1;10^{-9};1$$

Die ersten drei Diagonalelemente repräsentieren das Rauschen, das durch die Gyroskope in das System getragen wird. Die drei weiteren sind der Einfluss des Rauschens aus den Beschleunigungssensoren. Die letzten sechs Diagonalelemente ermöglichen den Gyroskop- und Beschleunigungs-Nullpunkten eine begrenzte Dynamik<sup>10</sup>.

## 4.3.5 Initialisierung

Der Zustandsvektor des Systems muss zu Beginn der Filterung initialisiert werden. Da die laterale Position nur relativ bestimmt wird, wird sie zu Beginn zu (0;0) angesetzt. Einzig die Höhe kann über den Höhensensor bei der Initialisierung als absoluter Wert angegeben werden. Die Geschwindigkeiten werden auch zu Null angesetzt, da angenommen werden kann, dass das Fahrzeug im Zeitpunkt des Einschaltens ruhig steht.

Die Nullpunktfehler der Beschleunigungssensoren werden mit Null angesetzt. Unter der Annahme, dass das Fahrzeug beim Einschalten des inertialen Navigationssystems in Ruhe ist, kann ein über ein kurzes Intervall gemittelter Wert der Gyroskope als Initialisierung der Gyroskop-Nullpunkte herangezogen werden.

Für die Beschleunigungssensoren und deren Nullpunkte ist dieses Vorgehen nicht anwendbar, da zwar die Gesamtbeschleunigung

$$g = \sqrt{\left(a_x^b - b_x\right)^2 + \left(a_y^b - b_y\right)^2 + \left(a_z^b - b_z\right)^2}$$
(4.69)

über die Berechnungsformel für g aus Gleichung 2.17 bekannt ist, aber eine Aufteilung in die drei Komponenten  $a_i$  nicht möglich ist ohne weitere Informationen.

Aus den gemessenen drei Beschleunigungen kann beim Einschalten auf die Ausgangslage geschlossen werden. Gemäß den Gleichungen (2.11) und (2.12) auf Seite 11 werden aus den Beschleunigungen die Initialisierungswinkel  $\phi_0$  und  $\theta_0$  berechnet.

Wenn weiter angenommen wird, dass sich das Versuchsfahrzeug nach dem Initialisieren weiterhin für einen festgelegten Zeitraum in Ruhe befindet und keiner dynamischen Beschleunigung ausgesetzt ist, so kann, wie schon im vorigen Abschnitt dargelegt, die aus den Beschleunigungen ermittelte Lage zur Berechnung des Kompasswinkels eingesetzt werden. Auf diese Weise kann der Initialisierungswinkel  $\psi_0$  bestimmt werden. Außerdem kann bis zum gegebenenfalls stattfindenden Ausblenden des Kompasses der Kompasswinkel insbesondere zur Stützung des  $z^b$ -Achsen-Gyroskops eingesetzt werden.

Mittels Gleichung 2.3 können schließlich die Quaternionen für den Initialisierungszustand bestimmt werden. Außerdem fließt auch der Initialisierungswert des Höhensensors als Komponente  $s_z^e$  in den Zustandsvektor ein. Da die horizontalen Positionen  $s_x^e$  und  $s_y^e$  nur relativ erfasst werden, werden sie zu Null initialisiert.

Nach dem Einschalten soll sich das System für ungefähr 20 Sekunden in Ruhe befinden, damit alle Zustände im System, insbesondere die Nullpunkte der Gyroskope und der Beschleunigungssensoren, quasi-stationäre Werte annehmen können.

 $<sup>^{10}</sup>$  Die Annahme $\dot{b}=0$  in Gleichung 2.6 würde ohne ein additives Rauschen einen konstanten Bias implizieren.

#### 4.3.6 Beobachtbarkeit

Die Beobachtbarkeit eines Systems  $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{F}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u}$ ,  $\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x}$  lässt sich mittels der Beobachtbarkeitsmatrix  $\mathbf{O}^T$  überprüfen. Das System  $(\mathbf{F}, \mathbf{H})$  ist genau dann beobachtbar, wenn  $\mathbf{O}^T$  vollen Rang besitzt. Die Beobachtbarkeitsmatrix ist folgendermaßen definiert:

$$\mathbf{O}^{T} = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{HF} \\ \mathbf{HF}^{2} \\ \vdots \\ \mathbf{HF}^{n-1} \end{bmatrix}$$
(4.70)

Eine Analyse der Beobachtbarkeitsmatrix mit dem Computer-Algebra-System Maple ergab einen Rang von 14. Damit weist die Matrix nicht den geforderten Rang von n = 16 auf und die Bedingung aus Unterabschnitt 4.2.1 ist verletzt, weshalb die Stabilität des Filters nicht garantiert werden kann. Der Rangabfall resultiert aus der fehlenden absoluten Referenz in der  $x^e$ - $y^e$ -Ebene.

#### 4.3.7 Steuerbarkeit

Eine der Voraussetzungen für das KALMAN-Filter ist die Stabilisierbarkeit von  $(\mathbf{F}, \mathbf{G})$ . Die Stabilisierbarkeit wird mit der Steuerbarkeitsmatrix  $\mathbf{C}$  überprüft. Sie ist folgendermaßen definiert:

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{G} & \mathbf{F}\mathbf{G} & \dots & \mathbf{F}^{n-1}\mathbf{G} \end{bmatrix}$$
(4.71)

Nach ALLGÖWER (2004) ist das System  $(\mathbf{F}, \mathbf{G})$  dann steuerbar, wenn  $\mathbf{C}$  vollen Rang aufweist:

$$rank\left(\mathbf{C}\right) = n \tag{4.72}$$

Aus der Steuerbarkeit folgt dann die Stabiliserbarkeit.

Wie auch bei der Beobachtbarkeit wurde mit dem Computer-Algebra-System *Maple* die Steuerbarkeit überprüft. Es ergab sich ein Rang von 12 für die Steuerbarkeitsmatrix. Der Rangabfall folgt in diesem Fall direkt aus dem nicht-holonomen System der Fahrzeugkonfiguration.

### 4.3.8 Integrationsverfahren

Für alle Integrationen im Algorithmus wird ein Integrationsverfahren nach RUNGE-KUTTA (4. Ordnung) verwendet.

Da in dem Integrationsschritt sowohl der Zustand  $\mathbf{x}$  als auch die Kovarianzmatrix  $\mathbf{P}$  integriert wird, wird ein neuer Vektor  $\tilde{\mathbf{x}}$  eingeführt:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & \cdots & P_{nn} \end{bmatrix}$$
(4.73)

$$\Rightarrow \tilde{\mathbf{x}} = \left[\mathbf{x}^{T}, P_{11}, \dots, P_{1n}, \dots, P_{n1}, \dots, P_{nn}\right]^{T}$$
(4.74)

Weiterhin werden die rechten Seiten der Gleichungen (4.5) und (4.6) zu einer neuen Funktion  $\tilde{\mathbf{f}}$  zusammengefasst, so dass sich nach ZEITZ das folgende Rechenschema für die Integration ergibt:

$$S_1 = \tilde{\mathbf{f}}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \mathbf{u}_{k-1}) \tag{4.75}$$

$$S_2 = \tilde{\mathbf{f}}\left(\tilde{\mathbf{x}}_k + \frac{\Delta t}{2}S_1, \frac{1}{2}\left(\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{u}_k\right)\right)$$
(4.76)

$$S_3 = \tilde{\mathbf{f}}\left(\tilde{\mathbf{x}}_k + \frac{\Delta t}{2}S_2, \frac{1}{2}\left(\mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{u}_k\right)\right)$$
(4.77)

$$S_4 = \tilde{\mathbf{f}}(\tilde{\mathbf{x}}_k + \Delta t S_3, \mathbf{u}_k) \tag{4.78}$$

$$\Rightarrow \tilde{\mathbf{x}}_{k+1} = \tilde{\mathbf{x}}_k + \frac{\Delta t}{6} \left( S_1 + 2S_2 + 2S_3 + S_4 \right)$$
(4.79)

# 5 Bahnregelung

Die bisherigen Kapitel beschäftigten sich mit der Ermittlung der Position und Lage des Versuchsträgers innerhalb des feststehenden Raums. Im Folgenden wird das Navigationssystem um die Bahnregelung erweitert, die es dem Fahrzeug ermöglicht, einer Solltrajektorie zu einem Zielpunkt zu folgen.

## 5.1 Vorgabe der Sollbahn

Die Sollbahn wird als eine Sequenz von Geraden- und Kreisstücken vom Sollbahngenerator vorgegeben. Der Generator ist in MATLAB/Simulink realisiert und sendet die in äquidistante Stützstellen zerlegte Bahn, die die Sollpositionen  $\mathbf{s}_{soll}$  in jedem Zeitschritt k bilden, über das Netzwerk an den Bahnregler. Die Sollbahn wird nur als eine in die  $x^e$ - $y^e$ -Ebene projizierte Trajektorie vorgegeben. Über eine für die Bahnvorgabe entwickelte Scriptsprache können mit den Geraden- und Kreissegment-Stücken auch komplexe Bahnen vorgegeben werden. Um Sprünge im Sollbahnverlauf zu vermeiden, müssen die Endpunkte eines Segments mit dem Startpunkt des Folgesegments übereinstimmen. Jede Sollbahn setzt sich damit aus einer Liste der beiden folgenden Bahnelemete zusammen.

#### 5.1.1 Gerade Linie fahren

Die Abbildung 5.1 zeigt ein Geradenstück, aus dem eine Sollbahn bestehen kann. Die Funktion drive\_line, deren Implementierung in ?? angegeben ist, generiert eine Verbindungsgerade zwischen dem Startpunkt und dem Zielpunkt. Die Übergabeparameter der Funktion sind die Schrittweite  $\Delta s$ , der Startpunkt ( $[x_{start}^e, y_{start}^e]^T$ ) sowie der Endpunkt ( $[x_{end}^e, y_{end}^e]^T$ ). Die Punkte werden im inertialen KOS vorgegeben. Neben einer Statusinformation gibt die Funktion den Bahnwinkel  $\gamma$  bezüglich des inertialen Koordinatensystems zurück, der vom Befehl für die Kreisfahrt im nächsten Absatz ausgewertet wird.

#### 5.1.2 Kreisbogensegment fahren

Die Funktion drive\_circle\_g generiert ein Kreisbogensegment als Teil der Sollbahn, wie es die Abbildung 5.2 darstellt. Sie erwartet als Übergabeparameter die Schrittweite  $\Delta s$ , den Startpunkt  $(x_s, y_s)$ , den Kurvenradius c, den Anfangswinkel  $\gamma$  und den zu

#### 5 Bahnregelung



Abbildung 5.1: Geradenstück für die Sollbahn. Die Koordinaten des Startpunkts  $[x_s, y_s]$ und des Endpunktes  $[x_e, y_e]$  sind Parameter, der Bahnwinkel  $\gamma$  ist Rückgabewerte der Funktion drive\_line.



Abbildung 5.2: Kreissegment für die Vorgabe der Sollbahn. Der Startpunkt  $[x_s, y_s]$ , der Startwinkel  $\gamma_s$ , der Radius c und der überstrichene Winkel  $\beta = (\gamma_e - \gamma_s)$  sind die Parameter der Funktion drive\_circle\_g. Der Kreismittelpunkt  $M = [x_M, y_M]$  wird automatisch bestimmt, der Austrittswinkel  $\gamma_e$  und der Endpunkt  $[x_e, y_e]$  sind Rückgabewerte der Funktion.

überstreichenden Kreiswinkel  $\beta$ . Mit den Kreissegmenten können einzelne Geradensegmente stetig und knickfrei verbunden werden. Die Implementierung dieser Funktion zeigt das ??. Auf Klotoiden als Verbindungselement eines Geradenstücks mit einem Kreissegment wurde verzichtet.

## 5.2 Entwurf des Bahnreglers

Der Bahnregler hat die Aufgabe, das Fahrzeug der vorgegeben Sollbahn entlang zu führen. Er stützt sich dabei auf die durch den INS-Algorithmus gewonnene Position. Die Regelung kann dabei in zwei Komponenten zerlegt werden, die in der Abbildung 5.3 dargestellt werden: Zum Einen ist dies die Fahrzeuggeschwindigkeit  $v_x^b$ , die direkt die Position entlang der  $x^b$ -Achse beeinflusst. Zum Anderen ist es der Lenkwinkel des



Abbildung 5.3: Regelmethode für Sollbahn.

Fahrzeugs, der das Fahrzeug-Koordinatensystem gegenüber dem inertialen Koordinatensystem verdreht und aus dem indirekt der Gierwinkel $\psi$ resultiert.

Bedingt durch die geringe Anzahl an Freiheitsgraden des LKWs beim Fahren können nicht alle Positionsfehler durch die Bahnregelung korrigiert werden. Fehler in Richtung der  $y^b$ -Achse lassen sich nur durch eine Kurvenfahrt korrigieren, und auch nur dann, wenn die kinematische Fahrzeuggeometrie berücksichtigt wird und der maximale Lenkwinkel nicht überschritten wird.

Um diesen Konflikt zu beheben, wurde ein virtueller Punkt  $\lambda$  eingeführt, der sich auf der  $x^b$ -Achse mittig vor dem Fahrzeug mit Abstand  $l_v$  befindet. Für die Bahnregelung dient  $\lambda$  nun als "Ist-Position" des Fahrzeugs. Aus dieser Wahl von  $\lambda$  ergibt sich nun der Vorteil, dass ein benötigter Lenkwinkel  $\alpha_{soll}$  leicht bestimmbar ist. Ebenfalls muss der Gierwinkel  $\psi$  nicht berechnet und geregelt werden, sondern ergibt sich direkt aus der Kurvenfahrt und Geometrie des Fahrzeugs. Zusätzlich werden kleine Unstetigkeiten und Sprünge im Sollbahnverlauf, die aus der endlichen Anzahl an Punkten des Sollbahngenerators resultieren, verschliffen und geglättet.

Gemäß der Abbildung 5.3 kann eine Abweichung<sup>1</sup> zwischen der Soll-Position  $\mathbf{s}_{soll}$  und der Ist-Position  $\lambda$  in die Längskomponente  $d_l$  und einen Queranteil  $d_q$  zerlegt werden.

Unter Berücksichtigung des Gierwinkels  $\psi$  kann in der  $x^e$ - $y^e$ -Ebene ein Richtungsvektor  $\vec{u} = [\sin(\psi), \cos(\psi), 0]^T$  definiert werden, der im inertialen Koordinatensystem die Fahrzeugrichtung angibt.

Der Querabstand  $d_q$  bezüglich der Fahrzeug-x-Achse und der Längsabstand  $d_l$  zwischen  $\lambda$  und  $s_{soll}$ , projiziert auf die x-Achse des Fahrzeugs, werden folgendermaßen berechnet:

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Die Bahnregelung behandelt nur eine Regelung des Fahrzeugs in der x-y-Ebene des inertialen Koordinatensystems, da eine Höhenänderung nicht aus eigenen Mitteln durchgeführt werden kann.

#### 5 Bahnregelung

$$|d_q| = \frac{\left| \left( \vec{s}_{soll} - \left[ s_x^e, s_y^e, 0 \right]^T \right) \times \vec{u} \right|}{|\vec{u}|} = \left| \left( \vec{s}_{soll} - \left[ s_x^e, s_y^e, 0 \right]^T \right) \times \vec{u} \right|$$
(5.1)

$$d_{l} = \frac{\langle \left(\vec{s}_{soll} - \left[s_{x}^{e}, s_{y}^{e}, 0\right]^{T}\right), \vec{u} \rangle}{|\vec{u}|^{2}} |\vec{u}| - (l_{v} + l_{h})$$
  
$$= \langle \left(\vec{s}_{soll} - \left[s_{x}^{e}, s_{y}^{e}, 0\right]^{T}\right), \vec{u} \rangle - (l_{v} + l_{h})$$
(5.2)

Das Vorzeichen von  $d_q$  in (5.1) ergibt sich aus dem Vorzeichen des dritten Elements des resultierenden Kreuzproduktvektors. Bei Einsatzszenarien in der Ebene, in denen nur die x und y-Positionen betrachtet werden, kann direkt formuliert werden:

$$d_q = \left[ \left( \vec{s}_{soll} - \left[ s_x^e, s_y^e, 0 \right]^T \right) \times \vec{u} \right]_{[3]}$$
(5.3)

#### 5.2.1 Regelung des Lenkwinkels

Die Positionsabweichungen des Fahrzeugs können sinnvoll nur über die Lenkung des Fahrzeugs und die durch die Geschwindigkeit hervorgerufene Kurvenfahrt korrigiert werden. Tritt eine Querabweichung  $d_q$  auf, so kann daraus ein Soll-Lenkwinkel  $\alpha_{soll}$  bestimmt werden:

$$\alpha_{soll} = -\tan\left(\frac{d_q}{d_l + l_v}\right) \cdot \frac{1}{0,5\,s+1} \tag{5.4}$$

Die Gleichung 5.4 kann dabei als nichtlinearer Regler  $K_G$  interpretiert werden, der mit dem eigentlichen Lenkwinkel-Regler eine Kaskadenstruktur bildet, wie sie die Abbildung 5.4 zeigt. Um zu große Lenkwinkel und einen mechanischen Anschlag zu vermeiden, wird der Winkel  $\alpha_{soll}$  auf das Intervall  $-20^{\circ} \leq \alpha_{soll} \leq +20^{\circ}$  begrenzt.

Anhand der Abbildung 5.5 wurde die Übertragungsfunktion  $G_{Servo}(s)$  des Servos ermittelt. Mit der von LUTZ UND WENDT (2005) angegebenen Methode Wendetangentenverfahren für Übertragungselemente mit gleichen Zeitkonstanten kann man aus den Zeitkonstanten  $T_u$ ,  $T_g$  und der Wendetangentenzeit  $T_w$  eine Übertragungsfunktion der Form

$$G\left(s\right) = \frac{k_p}{\left(1 + s \cdot T_1\right)^n} \tag{5.5}$$

identifizieren.

Mit den aus dem Diagramm ermittelten Werten  $T_u = 0,048 \ s, T_g = 0,345 \ s$  und  $T_w = 0,1667 \ s$  ermittelt man den Grad n = 2 der Funktion. Mit den Bedingungen


Abbildung 5.4: Blockschaltbild des Lenkwinkelreglers



Abbildung 5.5: Sprungantwort des Lenkwinkelservos und des Lenkwinkels zur Identifikation der Übertragungsfunktion

#### 5 Bahnregelung

$$T_1 = \frac{T_g}{2,7183}$$
 und  $T_1 = \frac{T_w}{(n-1)}$  (5.6)

kann für  $T_1$  folgendes Vertrauensintervall angegeben werden: 0, 127  $s \le T_1 \le 0, 167 s$ . Mit einer Mittelwertabschätzung  $T_1 = 0, 147 s$  kann  $G_{Servo}(s)$  angegeben werden:

$$G_{Servo}(s) = \frac{1}{(1+0,147s)^2}$$
(5.7)

Da der proportionale Verstärkungsfaktor  $k_p$  über den in Gleichung 5.18 angegeben Zusammenhang berücksichtigt wird, kann er in Gleichung 5.7 zu eins gesetzt werden.

Da sich für Strecken mit  $PT_2$ -Verhalten gut PID-Regler<sup>2</sup> eignen, wurde mit den von LUTZ UND WENDT (2005) angegebenen Einstellregeln nach CHIEN, HRONES und RES-WICK ein PID-Regler für den Regler  $K_L(s)$  des inneren Regelkreises<sup>3</sup> ausgelegt. Die allgemeine Definition für den PID-Regler lautet:

$$K_L(s) = K_R \cdot \left(1 + \frac{1}{s \cdot T_N} + s \cdot T_V\right)$$
(5.8)

Mit den Einstellregeln  $K_R = 0, 60 \cdot \frac{T_g}{T_u \cdot K_s}$ ,  $T_N = 1, 0 \cdot T_g$  und  $T_V = 0, 5 \cdot T_u$  ergibt sich der Regler zu:

$$K_L(s) = \frac{0,1035s^2 + 4,3125s + 12,50}{s}$$
(5.9)

Sowohl die Simulation des Modells als auch die realen Experimente zeigten jedoch, dass der D-Anteil des PID-Reglers über eine Vorsteuerung bessere Performance liefert, weswegen  $K_L$  zu einem PI-Regler abgewandelt wurde mit den oben angegebenen Werten, und zusätzlich der D-Regler  $K_F(s)$  eingefügt wurde mit:

$$K_F(s) = 5 s$$
 (5.10)

Der Ausschlag des Lenkservos wird auf  $|\alpha_{max}| = 20^{\circ}$  beschränkt, damit das Servo und die Lenkkinematik nicht in den mechanischen Anschlag läuft und das Fahrzeug nicht zu enge Kurven fährt, in denen die in Kapitel 3 getroffenen Annahmen nicht mehr gelten würden. Ein "Anti-Windup"-Element verhindert ein zu starkes Anwachsen des Integralanteils im Regler bei enger Kurvenfahrt, oder wenn das Fahrzeug den gewünschten Kurvenradius nicht ausführen kann.

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Proportional-Integral-Differentiation-Regler

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Bei der Regelung des Lenkwinkels ist ein gutes Führungsverhalten wichtig, weshalb die für gutes Führungsverhalten optimierten Einstellregeln Verwendung finden. Der Regler wird so ausgelegt, dass ein Überschwingen vermieden wird. Die Verwendung der Einstellregeln ist erlaubt, da für  $T_g/T_n$  die Bedingung  $T_g/T_n \approx 7, 12 > 3$  erfüllt ist.



Abbildung 5.6: Blockschaltbild des Antriebsreglers

### 5.2.2 Regelung der Position und der Geschwindigkeit

Auch für den Positionsregler wurde eine Kaskadenstruktur vorgesehen, in der die Geschwindigkeitsregelung den inneren Regelkreis stellt. Die Geschwindigkeitsregelung dient dabei zum Halten einer konstanten Geschwindigkeit (bzw. Abbremsen bei Kurvenfahrt in Abhängigkeit vom Kurvenwinkel) und als Kompensation für die schwankende Spannungslage des Antriebs-Akkus, so dass der LKW auch bei sich leerendem Akku mit gleicher Regelcharakteristik weiterfahren kann. Die Abbildung 5.6 zeigt den Regler für die Längsposition des Fahrzeugs als Blockschaltbild, in den der Längsabstand  $d_l$  aus Abbildung 5.3 und Gleichung 5.2 maßgeblich einfließt.

Die Abbildung 5.7 stellt die Sprungantwort des Fahrzeugs bei einer Geschwindigkeitsänderung dar. Aus dem Verlauf der Antwort ergibt sich das Übertragungsverhalten des Antriebs, welches sich bei einem Elektromotor typischerweise als PT1-System beschreiben lässt:

$$G_A(s) = \frac{k_A}{T_a \cdot s + 1} \tag{5.11}$$

Da die Tangentensteigung im Ursprung nicht einwandfrei ermittelt werden kann, wird  $T_a$  über die "95%-Regel"ermittelt: bei  $t = 3T_a$  hat die Geschwindigkeit  $v_x^b$  95% ihres Werts erreicht. Damit kann aus dem Diagramm  $T_a$  ermittelt werden zu  $T_a \approx 1, 1 s$ . Der Verstärkungsfaktor  $k_A$  wird zu eins gesetzt, da die Verstärkung über die in 5.3 angegebene Gleichung 5.17 beschrieben wird.

Für die Übertragungsfunktion  $G_A(s)$  ergibt sich somit (5.12):

$$G_A(s) = \frac{1}{1, 1\,s+1} \tag{5.12}$$

#### 5 Bahnregelung



Abbildung 5.7: Sprungantwort der Geschwindigkeit des Fahrzeugs zur Identifikation des Übertragungsverhaltens. Aus dem Verlauf von  $v_x^b$  ist ein *PT*1-Verhalten erkennbar. Da die Steigung im Ursprung nicht genau ermittelt werden kann, wird  $T_a$  über die 95%-Regel bei  $3T_a$  ermittelt.

Zum Regeln der Strecke  $G_A$  wird im inneren Regelkreis ein PI-Regler  $K_D$  verwendet.

$$K_D(s) = K_R \cdot \left(1 + \frac{1}{s \cdot T_N}\right) \tag{5.13}$$

Die Parameter von  $K_D(s)$  wurden gemäß den Einstellregeln aus LUTZ UND WENDT (2005) nach CHIEN, HRONES und RESWICK bestimmt, und mit  $K_R = 0.35 \frac{T_g}{T_u \cdot K_s}$ ,  $T_N = 1, 2 T_g$  ergibt sich der Regler:

$$K_D(s) = 2 \cdot \left(1 + \frac{1}{1, 32 s}\right)$$
 (5.14)

Damit der I-Anteil im Regler bei einer bleibenden Regelabweichung nicht zu stark anwächst, wurde ein *Anti-Windup* zwischen Regler und Strecke eingefügt.

Wie auch beim Lenkwinkelregler wurde beim Geschwindigkeitsregler eine Vorsteuerung  $K_W(s)$  mit Erfolg hinzugefügt, die den Schleppabstand reduziert und das Fahrzeug mit gleichmäßiger Geschwindigkeit fahren lässt.

Abhängig von der Beschaffenheit der Fahrbahn kann es notwendig sein, die Geschwindigkeit  $v_x^b$  bei engen Kurvenfahrten zu reduzieren, damit das Fahrzeug nicht untersteuert. Dieser Schutz kann über eine Anpassung der Geschwindigkeit in Abhängigkeit des Lenkwinkels  $\alpha$  erfolgen. Der Regler  $K_D(s)$  kann damit zum Regler  $K_D^*(s)$  erweitert werden:



Abbildung 5.8: Simulation des Fahrzeugs und des Geschwindigkeitsreglers. Im oberen Diagramm ist eine Positionsänderung von 3m in Richtung der  $x^b$ -Achse simuliert. Das untere Diagramm zeigt die vom Regler  $K_V$  bestimmte Soll-Geschwindigkeit und die Ist-Geschwindigkeit.

$$K_D^*\left(s\right) = K_D\left(1 - \frac{1}{2} \cdot \frac{|\alpha|}{|\alpha_{max}|}\right)$$
(5.15)

Der Regler  $K_V$  des äußeren Regelkreises, der aus der Differenz zwischen Soll-Punkt und Ist-Punkt eine Soll-Geschwindigkeit bestimmt, wurde als PD-Regler (5.16) ausgelegt. Auf einen Integral-Anteil im Regler kann, bedingt durch das integrierende Verhalten der Strecke, verzichtet werden. Der Differential-Anteil soll ein möglichst rasches Ansprechen des Fahrzeugs bei Änderungen der Sollposition bewirken. Zusätzlich darf bei einem Sollwert-Sprung bzw. einer Sollwert-Rampe<sup>4</sup> kein Überschwingen und keine bleibende Regelabweichung auftreten.

$$K_V(s) = 2 \cdot (1+0, 6 s) \tag{5.16}$$

Die Parameter von  $K_V$  wurden mittels Simulation in MATLAB/Simulink ermittelt. Zwischen  $K_V$  und dem inneren Regelkreis ist ein Stellgrößenbeschränkungsglied geschaltet, welches den Bereich der Soll-Geschwindigkeit auf das Intervall  $[-0, 5...2]\frac{m}{s}$ beschränkt. Die Abbildung 5.8 zeigt das Simulationsergebnis des in Abbildung 5.6 dargestellten Reglers für eine Fahrstrecke von 3 Metern.

 $G_{FL}(s)$  stellt eine Funktion dar, in der Störungen und weitere Umgebungseinflüsse zusammengefasst werden. So geht der Neigungswinkel  $\theta$  des Fahrzeugs ein, der bei einer

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Der Sollbahngenerator aus Abschnitt 5.1 generiert aus einem Bahnsegment (welches als Positionssprung anzusehen ist) lineare Stützstellen, die am Eingang des Positions-Reglers eine Rampe repräsentieren.

### 5 Bahnregelung



Abbildung 5.9: Blockschaltbild der Mikrocontroller-Schaltung im LKW

Strecke mit Gefälle oder Steigung die Geschwindigkeit beeinflusst. Auch die Reibung des Fahrzeugs und des Antriebs und der Schlupf sind in diesem Block als Störungen enthalten. Ein weiterer, nicht direkt messbarer Einfluss resultiert aus der veränderlichen Spannung des Antriebs-Akkus, die Auswirkung auf die Fahrzeuggeschwindigkeit und das Beschleunigungsvermögen hat.

# 5.3 Ansteuerung der Aktorik

Die Bahnregelung steuert die Aktorik des LKWs, bestehend aus dem Lenkservo und dem Motorsteller, an. Das Lenkservo und der Motorsteller sind handelsübliche Modellbaukomponenten und werden durch ein Pulsweitensignal mit 50 Hz Pulswiederholrate angesprochen. Die Pulsdauer ist auf den Bereich 1 – 2 ms festgelegt, wobei 1,5 ms die Neutralstellung definiert.

Das Lenkservo und der Motorsteller wurden an ein Interfaceboard angeschlossen, das speziell für den Demonstrator aufgebaut wurde. Es basiert auf einem Mikrocontroller vom Typ Atmel ATmega 8 und läuft unabhängig zum Sensorboard.

Die Abbildung 5.9 zeigt ein Blockschaltbild des Interfaceboards, das neben der Servoansteuerung auch einen zweiten Kommunikationskanal zum Labview-PC herstellt. Die Kommunikation läuft über eine serielle V.24-Funkverbindung, die über ein Telemetriemodul auf DECT<sup>5</sup>-Basis hergestellt wird.

Über diesen bidirektionalen Kommunikationskanal sendet das Interfaceboard die Messwerte der Radencoder und des optionalen Höhensensors an den Host-PC, auf dem der INS-Algorithmus läuft und empfängt die Steuerbefehle für die Aktorik. Als Datenprotokoll wurde dabei ein NMEA<sup>6</sup>-ähnliches Format definiert . Die ermittelte Geschwindigkeit der Radencoder wird zusätzlich über einen per I<sup>2</sup>C angebundenen 12-bit-DA-Wandler ausgegeben, so dass das Geschwindigkeitssignal auch als Analogeingang am WISA-Sensorboard zur Verfügung steht.

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Digital Enhanced Cordless Telecommunications

<sup>&</sup>lt;sup>6</sup>National Marine Electronics Association



Abbildung 5.10: Übertragungsfunktion der Fahrzeug-Geschwindigkeit  $v^b_x$ auf das PWM-Signal zur Motorsteller-Ansteuerung

Die Abbildung 5.10 zeigt das Übertragungsverhalten des Antriebssystems<sup>7</sup>, das einem Steuersignal in Form des PWM-Wertes eine Fahrzeuggeschwindigkeit zuordnet. Die Funktion  $PWM(v_x^b)$  kann demnach angenähert werden durch:

$$PWM\left(v_{x}^{b}\right) = \lfloor 1309, 5 - 30, 3v_{x}^{b} - 16, 2\left(v_{x}^{b}\right)^{2} + 42, 8\left(v_{x}^{b}\right)^{3} - 31, 7\left(v_{x}^{b}\right)^{4} \rceil$$
(5.17)

Diese Funktion wird für den Geschwindigkeitsregelkreis aus Unterabschnitt 5.2.2 benötigt und ist zwischen Regler und Antrieb eingefügt. Der Sprung im Signal zwischen Stillstand und Fahrt ergibt sich aus dem großen Totbereich, den der Motorsteller um den Nullpunkt aufweist.

Für die Übertragungsfunktion des Steuerlenkwinkels auf das zugehörige Pulsweiten-Signal ergibt sich aus Kalibriermessungen:

$$PWM(\alpha) = \lfloor -12, 2\alpha + 1288, 8 \rfloor$$
(5.18)

Der Bahnregler wurde, bevor er am realen Fahrzeug eingesetzt wurde, einer Simulation unterzogen.

 $<sup>^7</sup>$ Das Antriebs<br/>system besteht aus Antriebsakku, Motorsteller, Antriebs<br/>motor, Getriebe und Rädern



Abbildung 5.11: Ergebnis der Simulation des Bahnreglers. Sollbahnverlauf mit Doppelknick und Verhalten des simulierten Versuchsfahrzeugs

# 5.4 Simulation des Bahnreglers

Die oben aufgeführten Regler für die Lenkung und den Antrieb wurden in ein Simulink-Modell übertragen. In dieses Modell wurden auch Verzögerungen und Latenzen eingefügt, die typischerweise zu erwarten sind. Auch das vom INS zu erwartende Systemrauschen wurde, wie der Totbereich des Antriebsmotors und das Getriebespiel, berücksichtigt.

Das kinematische Fahrzeugmodell wurde auf dem gemessenen Lenkwinkel  $\alpha$  und der Fahrzeuggeschwindigkeit  $v_x^b$  basierend ohne Störungen aus der Umgebung modelliert. Für den Gierwinkel  $\psi$  kann damit formuliert werden:

$$\psi = \psi_0 + \int \frac{1}{0, 3s+1} \cdot \frac{v_x^b}{l_h} \cdot \tan(-\alpha) dt$$
 (5.19)

Der Zusammenhang zwischen Gierwinkel, Geschwindigkeit und der Position in der  $x^{e}$ - $y^{e}$ -Ebene kann schließlich folgendermaßen aufgestellt werden:

$$\begin{bmatrix} s_x^e \\ s_y^e \end{bmatrix} = \int \cos\left(\theta\right) v_x^b \begin{bmatrix} \sin\left(\psi\right) \\ \cos\left(\psi\right) \end{bmatrix} dt$$
(5.20)

Als Sollbahnverlauf wurde ein Doppelknick ausgewählt, wie er in Abbildung 5.11 dargestellt ist. Der Knick bietet den Vorteil, dass das Verhalten des Systems bei Sprungähnlichen Anregungen untersucht werden kann. Die Simulation zeigt, dass das Fahrzeug asymptotisch der Sollbahn folgt, und auch der Zielpunkt wird ohne nennenswerte bleibende Regelabweichung erreicht. Die Abbildung 5.12 stellt einzelne Größen des Regelkreises detailliert dar.



(a) Längsabstand $d_l$  und Querabstand  $d_q$ 



(c) Verlauf des generierten Soll-Lenkwinkels und des simulierten Ist-Lenkwinkels



(b) Positionsfehler bezüglich des inertialen Koordinatensystems



(d) Geschwindigkeitsprofil während der Simulation

Abbildung 5.12: Verlauf von wichtigen Größen innerhalb des Regelkreises während der Simulation.

# 5 Bahnregelung

### 6.1 Modifikationen und Aufbau des Fahrzeugs

In den Kofferaufbau des Versuchsfahrzeugs wurde über der Hinterachse platziert das Sensorboard eingebaut. Die IMU ist dabei so ausgerichtet, dass die Achse  $x^b$  mit der Fahrzeug-Längsachse übereinstimmt und  $y^b$  parallel zur Hinterachse liegt. Das Bluetooth-Funkmodul wurde mit einer zusätzlichen Spannungsstabilisierung versehen, die die Einflüsse des Funkmoduls mit seiner getakteten Stromaufnahme auf das Sensorboard reduziert. Die Bluetooth-Antenne wurde aus dem aus Aluminium bestehenden Kofferaufbau herausgeführt, damit in alle Richtungen eine optimale Funkverbindung gewährleistet ist. Die Abbildung 6.1 zeigt neben dem Sensorboard auch die beiden zur Energieversorgung vorgesehenen Akkus. Insgesamt befinden sich im Fahrzeug drei gleichwertige Akkus, von denen einer (unter dem Fahrzeug montiert) für den Antriebsmotor und das Lenkwinkelservo, einer exklusiv für das Sensorboard und das Interfaceboard und einer für das zusätzliche Telemetriesystem vorgesehen ist. Über das zusätzliche Telemetriesystem wird die Funkverbindung zwischen dem Interface-Board und dem Labview-System realisiert.

Am Fahrzeug selbst wurden, wie in Abschnitt 2.2 beschrieben, der Lenkwinkelsensor und die beiden Radencoder montiert. Damit eine spielfreie und direkte Verbindung zwischen Lenkung und Lenkservo gewährleistet ist, wurde der Einbauort des Servos im Fahrzeug geändert, so dass dieses nun direkt an der Vorderachse auf die Spurstange wirkt. Auch die Vorderachse selbst wurde modifiziert, indem die Bronze-Buchsen der Vorderrad-Lager durch passende Kugellager ersetzt wurden. Auch andere Ursachen für Ungenauigkeiten wurden, soweit möglich, abgestellt.

Der Radstand  $l_h$  des Fahrzeugs beträgt 0, 36 m. Der Abstand  $l_m$  zwischen der Hinterachse und dem Schwerpunkt des Fahrzeugs wurde zu 0, 145 m ermittelt. Die Masse  $m_L$ des Fahrzeugs beträgt im fahrbereiten Zustand, in dem alle Messungen durchgeführt wurden, 5, 490 kg. Der Durchmesser der Räder wurde zu 0, 0835 m gemessen.

# 6.2 Struktur des Gesamtsystems

Die Abbildung 6.2 zeigt die gewählte Struktur der Implementierung. Das System kann in die drei funktionale Module "*Sensorik und Aktorik*", "*Fusion und Navigation*" und "*Bahnregelung*" gegliedert werden, die im Folgenden näher betrachtet werden.



Abbildung 6.1: Blick in den Kofferaufbau des Versuchsfahrzeugs. Über der Hinterachse (rechts im Bild) ist das WISA-Sensorboard eingebaut. Links daneben befindet sich die Energieversorgung, bestehend aus zwei Akkupacks, für das Messsystem und das Telemetriemodul, welches an der vorderen Stirnwand des Kofferaufbaus montiert wurde. Unterhalb des Telemetriemoduls befindet sich das Interfaceboard.

# 6.3 Implementierung des Fusionsalgorithmus

Der Fusionsalgorithmus wurde sowohl in MATLAB als auch in Labview implementiert. Dabei konnte das Filter aus aufgezeichneten Daten in MATLAB eingestellt werden und verschiedene potentielle Konfigurationen für eine Adaption des Filters gefunden werden. Die wesentlichen MATLAB-Scripte und Funktionen sind in **??** aufgeführt.

Die Lösung in Labview dient für den Echtzeitbetrieb des Filters. Die Abbildung 6.3 zeigt die zugehörige Bildschirmmaske, die alle relevanten Größen während der Fahrt des Demonstrators anzeigt.

## 6.3.1 Funktionalitäten der Hauptroutine

Die Hauptroutine "*Main-VI*" ist das Kernmodul der Sensorfusion in Labview. Sie verbindet die Sensorik mit der Visualisierung und dem INS-Algorithmus. Außerdem stellt sie die Verbindung zum Bahnregler her. Sie stellt drei wesentliche Funktionalitäten bereit:

 $\ensuremath{\mathsf{INS-Realtime}}$  Die Hauptfunktionalität bildet die Routine, die in Soft-Echtzeit^1 den

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Das Labview-System stellt kein wahres Echtzeitsystem mit einem Realtime-Kernel und Scheduler zur Verfügung. Die Echtzeitfähigkeit wird primär durch die hohe Rechenleistung des Computers und das Vermeiden von anderen Anwendungen zur Laufzeit nachgebildet.



Abbildung 6.2: Blockschaltbild der gewählten Implementierung des Gesamtsystems. (BT = Bluetooth , RS-232 = serielle V.24-Verbindung , LAN = Netzwerkverbindung zwischen zwei Computern, INS-DLL = in eine externe Bibliothek ausgelagerte Funktionen für den Fusions-Algorithmus)



Abbildung 6.3: Das "Frontpanel" von main.vi. Es stellt im linken Teil die Projektion der Fahrzeugbahn in die  $x^e$ - $y^e$ -Ebene und den Sollbahnverlauf dar. Im rechten Teil werden weitere Zustände und Messgrößen des Systems, wie die Lagewinkel oder der Nullpunkt-korrigierte Eingangsvektor  $\mathbf{u}$ , zur Überwachung angezeigt.

Fusions-Algorithmus ausführt und die Ergebnisse grafisch visualisiert. Die Abbildung 6.4 zeigt den zugehörigen Bildschirm des Labview-Blockschaltbilds.

**Daten aufzeichnen** In diesem Modus werden die Signale der Sensoren für eine spätere Auswertung aufgezeichnet. Neben den Sensorwerten wird auch die Zeit gespeichert, die für die numerische Integration präzise vorliegen muss. Die Abbildung 6.5 stellt das Blockschaltbild dieses Moduls dar.

Die Aufzeichnung bietet den Vorteil, dass auf einen Datensatz verschiedene Filter oder Einstellungen angewendet und die Ergebnisse präzise verglichen werden können.

**INS-Postprocessing** Der Postprocessing-Mode verwendet das im Realtime-Modul verwendete Fusionsverfahren, und berechnet ähnlich dem Realtime-Modus aus den zuvor aufgezeichneten Messwerten die Zustände, wie es aus der Abbildung 6.6 ersichtlich ist.

### 6.3.2 Erstellung und Auswertung der Jacobi-Matrizen

Aus dem in Maple eingegebenen Systemmodell aus Abschnitt 4.3 wurden symbolisch die Jacobi-Matrizen berechnet. Mit der Exportmöglichkeit der C-Library von Maple



Abbildung 6.4: Die Echtzeitauswertung des INS-Algorithmus innerhalb von main



Abbildung 6.5: Die Datenaufzeichnungsfunktionalität von main.vi



Abbildung 6.6: Die Postprocessing-Routine von main.vi

wurden die symbolischen Matrizen in ausführbaren C-Code übersetzt, der neben anderen benötigten Funktionen aus Kapitel 2 nach dem Compilieren mit  $GCC^2$  eine DLL<sup>3</sup> bildet. Der Quellcode dieser DLL ist in **??** eingefügt.

In Labview werden die einzelnen Funktionen der DLL über den "Knoten zum Aufruf externer Bibliotheken" angesprochen. Labview übergibt dabei die benötigten Werte in einem Array an die DLL, in der die Funktionen ausgewertet werden. Die DLL gibt daraufhin einen Pointer auf das Ergebnis zurück, der von Labview ausgewertet wird.

## 6.3.3 Implementierte Algorithmen

Wie im vorherigen Abschnitt dargestellt findet die Berechnung der Jacobimatrizen und die Auswertung der Funktionen  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  und  $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  in der externen DLL statt, während der Fusionsalgorithmus in Labview abläuft. Die Implementierung in Labview sieht jedoch eine Schnittstelle vor (vgl. 6.2), so dass auch der Fusionsalgorithmus in eine externe DLL ausgelagert werden kann.

Diese Auslagerung bietet den Vorteil, dass der Algorithmus schneller ausgeführt wird, da der Protokoll- und Verwaltungs-Overhead von Labview nicht gebraucht wird. Außerdem stellt der in C++ ausgelagerte Fusionsalgorithmus eine erste Stufe hin zur Portierung auf ein Zielsystem dar, welches unabhängig von Labview funktionsfähig ist. Allerdings werden für die Implementierung in C++ für die Matrizenfunktionen spezielle Mathematik-Bibliotheken benötigt, die nicht nur Funktionalitäten wie Matrix-Matrix-Multiplikation, sondern auch Matrix-Inversion<sup>4</sup> bereitstellen.

 $<sup>^2 \</sup>mathrm{GNU}$  Compiler Collection

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Dynamic Link Library

 $<sup>^4 {\</sup>rm siehe}$  Unterabschnitt 4.2.1 zur Vermeidung der Matrix<br/>inversion

# 6.4 Implementierung des Bahnreglers

Der Sollbahngenerator für das Echtzeitsystem wurde in MATLAB-Simulink realisiert. Der Bahnregler läuft als Unterprogramm (Sub-VI) innerhalb des INS-Fusionsalgorithmus in Labview. Die Verbindung zwischen dem Labview-Regler und dem MATLAB-Generator wird per Netzwerk hergestellt, wobei die Positionsdaten in UDP-Pakete verpackt gesendet werden.

Diese Aufteilung bietet den Vorteil, dass asynchron zur Laufzeit des INS-Algorithmus neue Sollpositionen vorgegeben oder bestehende Punkte gelöscht werden können. Außerdem kann eine Aufteilung auf zwei per Netzwerk verbundene Computer vorgenommen werden, wie dies bei den Versuchen und Demonstrationen durchgeführt wurde.

Nachteilig bei der Regelung des Versuchsfahrzeugs ist sowohl die mechanische Ungenauigkeit als auch die Latenzzeit, die durch die zahlreichen Verarbeitungs- und Transferschritte entstehen. Die erste Verzögerung tritt bei der Umwandlung der Sensormesswerte in digitale Form und bei dem Versand über Funk auf. Der INS-Algorithmus benötigt ebenfalls Rechenzeit, bevor er die aktuell geschätzten Istwerte an den Bahnregler weiterleiten kann. Die Steuerbefehle des Bahnreglers für die Aktorik müssen daraufhin wiederum in ein serielles Funkprotokoll umgewandelt und per Funk an das Fahrzeug übertragen werden. Im Fahrzeug selbst werden die Befehle dekodiert und mit einer Signalrate von 50 Hz an das Lenkwinkelservo und den Motorsteller weitergeleitet.

Als weiterer Problemfall erweist sich die Mechanik und die Steuergüte des Antriebsmotors. Vom Antriebsmotor über die Getriebebox des Fahrzeugs und das Differential der Hinterachse addiert sich ein Spiel, was um Größenordnungen über der vom INS zu erzielenden Genauigkeit liegt. Dies führt beim Fahrzeug zu einem Verhalten, dass, während der Regler schon langsam die Sollgeschwindigkeit erhöht, das Fahrzeug noch stehen bleibt und nach Erreichen des Kraftschlusses zwischen Motor und Antriebsrädern zu stark beschleunigt. Will daraufhin der Regler diese zu starke Beschleunigung durch ein Abbremsen des Motors korrigieren, so rollt das Fahrzeug fast einen Dezimeter, bevor wieder ein bremsender Kraftschluss möglich ist. Da in dieser Phase der Regler den Motor fälschlicherweise zu stark gedrosselt hat, entsteht im nächsten Schritt wieder die Anfahrproblematik.

Etwas verbessern lässt sich dieses Problem durch eine Reduktion der Reglerverstärkung, so dass das Fahrzeug insgesamt langsamer fährt. Bedingt durch die große Reibung innerhalb des Fahrzeugs und die schlechte Steuercharakteristik des Motors bei langsamer Fahrt sind mit der vorliegenden Mechanik jedoch enge Grenzen gesetzt.

# 7 Versuche

Die Versuche mit dem Demonstrator gliederten sich in verschiedene Abschnitte. Als Basis für alle weiterführenden Messungen wurden die eingesetzten Sensoren kalibriert. Mit den daraufhin bei Versuchen aufgezeichneten Messwerten wurde das Fusionsfilter im Postprocessing getestet und freie Parameter eingestellt. Schließlich wurde der Demonstrator unter Echtzeitbedingungen getestet.

## 7.1 Kalibrierung der Sensoren

Eine wesentliche Voraussetzung für eine hohe Genauigkeit des inertialen Navigationssystems stellt die Qualität der gewonnenen Messwerte dar. Vor allem die Sensoren, die nicht oder nur schlecht gestützt werden können und für die es keine externe Referenzen gibt, sind kritische Komponenten des Gesamtsystems. Über die Kalibrierung der Sensoren sollen deshalb systematische Fehler und Einflüsse korrigiert werden.

### 7.1.1 Gyroskope

Die Drehratensensoren wurden auf einem Drehtisch am Institut für Statik und Dynamik der Luft- und Raumfahrtkonstruktionen (ISD) vermessen. Das Sensorboard wurde, wie in der Abbildung 7.1 gezeigt, auf dem Drehtisch montiert. Für jede der drei Hauptachsen wurden Messwerte in Schritten von  $10^{\circ}/s$  aufgenommen und dabei gleichzeitig der maximale Messbereich ermittelt. Die Abbildungen 7.2, 7.3 und 7.4 stellen die Messwerte der x, y und z-Achse dar. In die Diagramme sind die gewonnenen Regressionsgeraden schon eingezeichnet, deren Parameter in der Tabelle 7.1 angegeben sind und eine Umrechnung des Messwertes in die Drehrate gemäß Gleichung 7.1 ermöglichen.

$$\omega \left[ \frac{rad}{s} \right] = \frac{\pi}{180} \cdot \frac{\text{Messwert} - \text{Offset}}{\text{Skalierung}}$$
(7.1)



Abbildung 7.1: Drehtisch am ISD mit montiertem TEG-WISA-Board in der Konfiguration zur Kalibrierung der z-Achse.

Tabelle 7.1: Kalibrierwerte der Gyroskop	ре
--	----



Abbildung 7.2: Kalibrierung des Gyroskops der  $x^b$ -Achse



Abbildung 7.3: Kalibrierung des Gyroskops der  $y^b$ -Achse



Abbildung 7.4: Kalibrierung des Gyroskops der  $z^b\text{-}\mathrm{Achse}$ 

### 7 Versuche



Abbildung 7.5: Versuchsaufbau zur Kalibrierung der Beschleunigungssensoren. Die schiefe Ebene kann über einen Spindelantrieb in der Neigung verändert werden. Der elektronische Neigungsmesser dient als Referenz.

### 7.1.2 Beschleunigungsmesser

Die Beschleunigungssensoren wurden auf eine ähnliche Weise wie die Gyroskope vermessen, jedoch wurde statt dem Drehtisch eine schiefe Ebene verwendet. In der Abbildung 7.5 ist der Versuchsaufbau dargestellt. Durch das Verändern der Neigung der Ebene kann über die Erdschwerebeschleunigung der Sensor auch um seine Nulllage herum sehr fein kalibriert werden. Außerdem kann die Linearität des Sensors überprüft werden, die bei der Positionsbestimmung des Versuchsträgers einen entscheidenden Einfluss<sup>1</sup> aufweist.

In den Abbildungen 7.6, 7.8 und 7.10 sind die Ergebnisse der Kalibrierung auf der schiefen Ebene dargestellt. Um die Ruhelage, die die Fahrzeugorientierung bei Stillstand auf einer horizontalen Ebene kennzeichnet, wurden Messwerte im Intervall von 1° aufgenommen, außerhalb in Schritten zu je 10°. Mit den in der Tabelle 7.2 aufgeführten Werten kann die Beschleunigung aus dem Messwert des Sensorbords gemäß Gleichung 7.2 bestimmt werden. Zur Berechnung des Skalierungsfaktors wurde die lokale Erdschwerebeschleunigung zu  $g = 9,80821\frac{m}{e^2}$  bestimmt.

$$a\left[\frac{m}{s^2}\right] = \frac{\text{Messwert} - \text{Offset}}{\text{Skalierung}}$$
(7.2)

Die Abbildungen 7.7, 7.9 und 7.11 visualisieren die Linearitätseigenschaften der drei Beschleunigungssensoren.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>Während des Anfahrens des Fahrzeugs aus dem Stillstand heraus treten aufgrund der zu überwindenden Reibung und der schlechten Steuerbarkeit des Antriebsmotors wesentlich größere Beschleunigungen auf im Vergleich zum langsamen Ausrollen bis zum Stillstand.

Achse	Offset	Skalierung
х	32731,5	-1591,68
У	32696,5	$1595,\!19$
$\mathbf{Z}$	32818,5	$1587,\!80$

Tabelle 7.2: Kalibrierwerte der Beschleunigungssensoren



Abbildung 7.6: Ergebnis der Messungen des  $x^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors bei einer Nickbewegung des Fahrzeugs.



Abbildung 7.7: Linearität des  $x^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors. Im für die Fahrzeugkonfiguration wichtigen Bereich um die Nulllage erzielt der Sensor eine sehr gute Qualität. Die durchgezogene Hilfslinie stellt die ideale Linearität dar.



Abbildung 7.8: Ergebnis der Messungen des  $y^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors bei einer Rollbewegung des Fahrzeugs.



Abbildung 7.9: Linearität des  $y^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors. Die durchgezogene Hilfslinie stellt die ideale Linearität dar.



Abbildung 7.10: Ergebnis der Messungen des  $z^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors bei einer Nickbewegung des Fahrzeugs.



Abbildung 7.11: Linearität des  $z^b$ -Achsen-Beschleunigungssensors. Die durchgezogene Hilfslinie stellt die ideale Linearität dar.

### 7.1.3 Ausrichtungsfehler

Die Messachsen der Sensoren weisen aus verschiedenen Gründen bezüglich des Fahrzeugkoordinatensystems Fehler auf. Die Ausrichtungsfehler der Gyroskope und der Beschleunigungssensoren können über die Transformationsmatrizen  $\mathbf{T}_{gyro}$  und  $\mathbf{T}_{acc}$  korrigiert werden. Wie in VON ROSENBERG (2005) beschrieben, können die beiden Matrizen anhand von drei Messungen der Gyroskope und drei Aufzeichnungen der Beschleunigungssensoren ermittelt werden. Je Sensortyp wird dabei aus den bei drei Messreihen ermittelten Messwerten ein Mittelwert gebildet, der mit den drei gewünschten Ergebnissen ein Gleichungssystem ergibt, dessen eindeutige Lösung die gesuchte Transformationsmatrix ergibt. Im fehlerfreien Idealfall gilt für die beiden Transformationsmatrizen  $\mathbf{T}_{gyro} \equiv \mathbf{T}_{acc} \equiv \mathbf{I}^{3\times 3}$ .

### 7.1.4 Magnetfeldsensoren

Die Magnetfeldsensoren wurden im Rahmen dieser Arbeit nicht vermessen und es wurden die an der TEG ermittelten Werte aus früheren Versuchen übernommen. Es ergibt sich eine zur Gleichung 7.2 ähnliche Berechnungsvorschrift mit den in Tabelle 7.3 angegebenen Werten.



Tabelle 7.3: Kalibrierwerte der Magnetfeldsensoren

Abbildung 7.12: Kalibriermessung des Lenkwinkelsensors. Die unterschiedlichen Lenkwinkel des linken und rechten Vorderrades wurden zu einem Winkel bezüglich der Fahrzeugmitte zusammengefasst.

### 7.1.5 Lenkwinkelsensor

Der Lenkwinkelsensor weist, bedingt durch die in Abbildung 2.5 dargestellte Übertragungskinematik, eine starke Nichtlinearität auf. Zur Ermittlung des Zusammenhangs zwischen Messwert und Lenkwinkel  $\alpha$  wurde auf einen theoretischen Ansatz verzichtet und die phänomenologische Methode gewählt. Die Abbildung 7.12 zeigt die Messkurve zur Kalibrierung des Lenkwinkelsensors, die über eine gewichtete Winkelmessung direkt an den Vorderrädern ermittelt wurde.

Der Lenkwinkel  $\alpha$  ergibt sich aus dem analogen Messwert ADC des WISA-Sensorboards gemäß (7.3).

$$\alpha = 288,80 - 0,01324 \cdot ADC + 1,2369 \cdot 10^{-7} \cdot (ADC)^2 \tag{7.3}$$

### 7.1.6 Radencoder

Bedingt durch die feste Anzahl an Magneten und den als während der Fahrt konstant angesehenen Durchmesser der Antriebsräder müssen die Radencoder bzw. die Formel

#### 7 Versuche

zur Berechnung der Geschwindigkeit nicht kalibriert werden.

Die Nachteile und Fehler, die durch das Auswerten der steigenden und fallenden Flanke der Radencoder, bedingt durch den unterschiedlichen Abstand der Magnete im Vergleich zur Breite der Magnete, entstehen, sind zu vernachlässigen. Demgegenüber erlaubt die dadurch erreichte verdoppelte Auflösung das Erfassen von sehr langsamen Geschwindigkeiten (Größenordnung: 3 cm/s). Dies ist insbesondere deshalb von Bedeutung, da eine langsame Geschwindigkeit durch die Beschleunigungssensoren nicht einwandfrei erfasst werden kann, weil die Beschleunigung, die vom Stand zu einer solchen Geschwindigkeit führt, im Bereich des Rauschens der Sensoren liegt.

Mit dem Durchmesser  $d = 8,35 \, cm$  der Antriebsräder, der Anzahl N = 14 der Magnete in der Felge, der Anzahl n der detektierten Flankenwechsel am Radencoder und der Intervallzeit  $t_R = \frac{1}{3,75}s$  zwischen den Auswertezeitpunkten ergibt sich die Geschwindigkeit  $v_i$  der beiden Radencoder zu:

$$v_i = \frac{d\pi n}{t_R N} \tag{7.4}$$

## 7.2 Messungen für das Postprocessing

Damit das Filter innerhalb von MATLAB im Postprocessing eingestellt werden konnte, wurde die in der Abbildung 7.13 gezeigte Versuchsbahn ausgemessen und auf dem Boden markiert. Daraufhin wurden verschiedene Strecken innerhalb der Bahn mit dem Fahrzeug abgefahren und die dabei gemessenen Rohwerte aufgezeichnet, wobei der Versuchsträger über die manuelle Handsteuerung möglichst genau der Bahn entlang gefahren wurde. Zu Beginn jeder Messung wurde ungefähr jeweils 30 Sekunden gewartet, damit das Filter die Nullpunkte nachführen kann und sich stationäre Zustände im Fusionsfilter bilden können.

Es wurden folgende Profile aufgezeichnet:

- vom Punkt A bis in die Ecke von Punkt C fahren.
- $\bullet\,$ von A in die Ecke be<br/>iC
- von A über C nach D
- von A über den Kreis B, Ecke C, Kreis E nach D
- von A zweimal über den Kreis B, Ecke C, Kreis E nach D
- von D über C nach A
- von D über Kreis E, C, B nach A
- vier Vollkreise E fahren



Abbildung 7.13: Versuchsstrecke für die Messungen des Postprocessings

Außerdem wurden noch Messungen aufgenommen, in denen das Fahrzeug geneigt wurde, so dass die Funktionalität der Lagewinkel überprüft und abgestimmt werden kann.

7 Versuche

# 8 Ergebnisse

# 8.1 Auswertung des Postprocessings

Im Postprocessing wurde anhand der in Abschnitt 7.2 aufgezeichneten Messdaten das Filter eingestellt. In einem ersten Schritt wurde das vollständige Fusions-System betrachtet, das alle nach Abschnitt 4.3 verfügbaren Sensoren und Stützinformationen verwendet. Das primäre Ziel des Einstellprozesses stellt die Genauigkeit der Lokalisierung dar. Die weiteren Ziele des Filter-Tunings waren anschließend die Bestimmung sowohl des Ortes als auch der Lagewinkel bei verschiedenen Anregungen des Fahrzeugs.

### 8.1.1 Ortsbestimmung

Die Ergebnisse des Filter-Tunings zur Lokalisierung sind in der Abbildung 8.1 und 8.2 dargestellt. Das erste Schaubild zeigt das Resultat der in Abschnitt 7.2 vorgestellten Versuchsbahn mit dem Streckenprofil "*A-B-B-C-E-D*". Das Gesamtsystem erreicht eine wesentlich bessere Ortsgenauigkeit im Vergleich zum reinen Odometriesystem.

Die zweite Abbildung zeigt die Auswertung eines Versuches, bei dem vier Vollkreise auf dem mit "E" bezeichneten Teil der Strecke gefahren wurden. Bedingt durch das Rutschen und Schieben des Fahrzeugs liegen die Kreise nicht deckungsgleich übereinander, es wurde aber darauf geachtet, dass der Endpunkt der Fahrt mit dem Startpunkt (0;0) übereinstimmt. Auch hier zeigt sich deutlich, dass das Gesamtsystem eine wesentlich höhere Genauigkeit erreicht und dass die Stützung auch bei konstanter Kreisfahrt funktioniert, was durch die Zentripetalkorrektur in Gleichung 4.59 gewährleitet wird.

### 8.1.2 Lagebestimmung

Die bisher betrachteten Ergebnisse stellen nur Lokalisierungen in der Ebene dar. Die Lagewinkel des Fahrzeugs waren jeweils vernachlässigbar klein und wurden nicht qualitativ im Tuning-Prozess berücksichtigt.

Weitere Versuche sollten nun die Funktionalität des Fusionsfilters bei der Bewegung im dreidimensionalen Raum zeigen, bei der auch vom Betrag her große Lagewinkel des Fahrzeugs auftreten können. Die weiteren Tests stellen folglich einen Abstraktionsschritt dar, bei dem das Fahrzeugkonzept verlassen wird und Anwendungen betrachtet



Abbildung 8.1: Ergebnis der Sensorfusion. Im Postprocessing wurde das vollständige Fusionssystem ("*INS+Odo"*) mit dem reinen Odometriesystem ("*Odo"*) verglichen.



Abbildung 8.2: Ergebnis des Postprocessings. Mit dem Fahrzeug wurden vier Vollkreise mit hoher Geschwindigkeit gefahren, wobei darauf geachtet wurde, dass das Fahrzeug möglichst am Startpunkt wieder stoppt. Rot ist das Ergebnis des vollständig fusionierten Systems ("*INS+Odo*") und blau des reinen Odometriesystems ("*Odo*") dargestellt.



Abbildung 8.3: Auswertung eines Versuchs mit kombinierten Lagewinkeln und Fahrstrecken. Zu Beginn wurde dem Fahrzeug ein Rollwinkel aufgeprägt, danach fuhr es zum Punkt "B", anschließend zum Ursprung zurück, in dem dann ein Nickwinkel eingestellt wurde. Anschließend eine Fahrt zum Punkt "C" und "D".

werden, die beispielsweise Systeme umfassen, die referenzlos in der Hand gehalten werden und alle sechs Freiheitsgrade erfassen sollen.

Da ein derartiger Versuch nicht mit dem Fahrzeug durchgeführt werden kann, und bei Bewegungen im Raum der Vergleich mit dem Odometriesystem verloren ginge, wurde eine spezielle Testprozedur gewählt: Das Fahrzeug befindet sich in Ruhe auf dem waagerechten Boden und wird in Betrieb genommen. Nach der Initialisierungsphase wird dem Fahrzeug durch seitliches Anheben ein Rollwinkel von ca. 25° aufgeprägt. Dieser Rollwinkel wird für 60 Sekunden gehalten. Danach wird das Fahrzeug wieder herabgelassen, und direkt im Anschluss eine gerade Strecke vor- und zurückgefahren. Wieder am Startpunkt angekommen, wird das Fahrzeug durch Anheben der Vorderachse in einen Nickwinkel von ca. 10° gebracht, der wiederum für 60 Sekunden gehalten wird. Schließlich wird das Fahrzeug erneut abgelassen, und es werden wiederum einige Strecken gefahren. Durch das Kippen und Neigen des Fahrzeugs ist ein Vergleich mit der Odometrie bezüglich der Ortsgenauigkeit möglich, und die Lagewinkel repräsentieren die freie Bewegung des Systems.

In der Abbildung 8.3 ist das Ergebnis dieses Versuches dargestellt. Es ist deutlich zu erkennen, dass in diesem Fall mit dem oben vorgestellten Fusionsfilter und den bisher gewonnenen Einstellungen erhebliche Fehler bezüglich der Ortsgenauigkeit auftreten. Dies resultiert aus der Einstellung des Filters, die bei der Neigung des Fahrzeugs den wandernden Erdschwerelotvektor fälschlicherweise als Quer- und Längsbeschleunigung



Abbildung 8.4: Auswertung des kombinierten Tests für Lagewinkel und Fahrstrecke. Das Filter ist für diesen Test so eingestellt, dass die Lagewinkel des Fahrzeugs fehlerfrei ermittelt und Positionsfehler, wie sie in der Abbildung 8.3 auftreten, reduziert werden. Die zugehörigen Eulerwinkel des Versuchs mit dem angepassten Filter zeigt die Abbildung 8.5.

interpretiert. Während einer Drehbewegung des Fahrzeugs muss folglich den in das System eingehenden Beschleunigungen ein wesentlich stärkeres Rauschen in der Matrix  $\mathbf{Q}$  unterstellt werden, so dass die Drehmatrix  $\mathbf{C}^{eb}$  den Beschleunigungsvektor des Erdschwerefelds korrekt dreht und keine unerwünschten Einflüsse entstehen.

Ein erneutes Tuning des Fusionsfilters führte zwar bei dem beschrieben Versuch zu deutlich geringeren Lokalisierungsfehlern, wie es die Abbildung 8.4 zeigt, allerdings verschlechterten sich gleichzeitig die guten Ergebnisse aus dem vorangehenden Abschnitt zur Ortsbestimmung. Deshalb wurde nach Möglichkeiten gesucht, wie in beiden Situationen ein gleich bleibend gutes Resultat erzielt werden kann.

### 8.1.3 Einfügen von adaptiven Elementen

Die bisher gewonnen Resultate basieren auf dem Fusionsfilter, das alle verfügbaren Sensoren einschließt. Insbesondere der Magnetkompass und die Radencoder werden im Filter zur Stützung des Systems benutzt. Diverse Experimente in verschiedenen Umgebungen zeigten jedoch, dass der Magnetkompass kein zuverlässiges Stützsignal generiert und dass während der Fahrt entlang von Metallteilen oder elektrischen Feldern signifikante Störungen des Magnetfeldes auftreten, die als Kompassignal zur Stützung in das Fusionsfilter eingekoppelt zu Fehlern des Gierwinkels  $\psi$  führen.



Abbildung 8.5: Eulerwinkel des Fahrzeugs während des kombinierten Lagewinkel- und Fahrversuchs.

Auch die eingesetzten Radencoder müssen differenziert betrachtet werden: Zum Einen entsteht beim Anfahren und Bremsen des Fahrzeugs auf glatten Böden ein nicht zu vernachlässigender Schlupf, der das Stützsignal verfälscht, zum Anderen soll die Stützwirkung der Radencoder auf ein Mindestmaß reduziert werden, da sich das System primär auf die Inertialsensorik stützen soll.

Die Problematik des Magnetfeldes wurde durch das Einfügen von adaptiven Elementen gelöst: Beim Einschalten und während der ersten 7 Sekunden verlässt sich das Filter auf den Kompass, um den Nullpunkt des  $z^b$ -Achsen-Gyroskops<sup>1</sup> zu stützen. Wenn sich für die Nullpunktkorrektur nach dem Einschalten ein quasi-stationärer Wert gebildet hat, so wird der Wert des Elements in der Matrix **R**, das die Stützrate über den Magnetkompass angibt, stark vergrößert. Um Sprünge und Unstetigkeiten im Verlauf zu vermeiden, wird der Eintrag über einen Ausschnitt einer Cosinusfunktion auf den neuen Wert überführt, wie dies die Abbildung 8.6 illustriert. Diese Reduktion der Stützwirkung bewirkt, dass sich kurzzeitige Störungen des Magnetfeldes nicht mehr negativ auf das Fusionsergebnis auswirken, aber langfristig trotzdem der Nullpunkt des Gyroskops nachgeführt werden kann. Absolute Gierwinkelfehler, die bereits während der Initialisierung auftreten, können jedoch nicht korrigiert werden und führen zu einer Drehung des Weltkoordinatensystems um die  $z^e$ -Achse.

Der gleiche Ansatz wurde auch für das Odometriesystem gewählt, um Fehlereinflüsse während der Fahrt zu minimieren. Während der Initialisierungsphase verlässt sich das Fusionsfilter stark auf die Radencoder und auf die aufgestellten Zwangsbedingungen bezüglich der Querdynamik. Während dieser Zeit können die Nullpunkte der Beschleunigungssensoren korrigiert werden. Nach 10 Sekunden wird dann die Odometrie über die korrespondierenden Einträge in der Matrix  $\mathbf{R}$  ausgeblendet, wobei auch hier von ei-

 $<sup>^{1}</sup>$ Unter der Annahme, dass sich das Fahrzeug in einer horizontal ebenene Lage befindet



Abbildung 8.6: Anpassung des Matrix-Elements von  ${\bf R}$  zur Stützung des Magnetkompasses.

ner Ausblendfunktion nach Abbildung 8.6 Gebrauch gemacht wird, die Unstetigkeiten und Sprünge vermeidet.

Die Auswertung eines Versuchs, bei dem der Kompass und die Odometrie nur zur Initialisierung verwendet und während der Fahrt mit dem oben beschriebenen Verfahren ausgeblendet wurden, ist in der Abbildung 8.7 dargestellt: Die blaue Kurve "INS+Odo" verwendete den Kompass nur zur Initialiserung und stützt dann die Nullpunkte der Beschleunigungssensoren und die Geschwindigkeit mit den in Unterabschnitt 8.1.1 verwendeten Einstellungen für die Odometrieparamter, während die rote Kurve "nur INS" auch die Odometriestützung nach der Initialisierung ausblendet. Das Fahrzeug wurde so gesteuert, dass es möglichst am Startpunkt (0;0) auch wieder stoppte. Das Diagramm lässt erkennen, dass die Radencoder eine deutlich gesteigerte Genauigkeit der Lokalisierung ermöglichen.

Schließlich bleibt noch die Problematik zwischen der Ortsbestimmung und der Lagebestimmung. Verschiedene Versuchsauswertungen ergaben, dass das Fusionsfilter bei sich verändernden Lagewinkeln<sup>2</sup> schnell angepasst werden muss. Als Erkennungsmerkmal für den Übergang von einer Phase, in der eine hohe Ortsgenauigkeit gefragt ist, zu einer Situation, in der die Lagewinkel relevant sind, bieten sich die Signale der Drehratensensoren und der Beschleunigungssensoren an.

Über den Drehratensignalen und den Beschleunigungen kann nach Abbildung 8.8 ein Merkmalsraum aufgespannt werden, wobei die Dimensionen durch den Betrag der gemessenen Beschleunigung  $|\mathbf{a}|$  und einer aus den gemessenen Drehraten gebildeten Norm  $|\omega|$  gebildet werden. Das Merkmal der Drehrate kann dabei über die Summe der absoluten Teildrehraten oder eine Maximum-Norm ermittelt werden. Die Wahl der Beschleunigung und der Drehraten bietet dabei den Vorteil, dass diese Größen direkt im System verfügbar sind.

Dieser Merkmalsraum lässt sich in verschiedene und für eine Adaption relevante Bereich aufteilen:

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Insbesondere sind hier der Rollwinkel $\phi$  und Nickwinkel $\theta$ gemeint.


Abbildung 8.7: Vergleich der Positionsgenauigkeit des reinen Inertialsensoriksystems mit dem Fusionsergebnis aus INS und Odometrie. Start- und Endpunkt der gefahrenen Versuchsbahn sind deckungsgleich.



Abbildung 8.8: Unterteilung des Merkmalsraums aus Beschleunigung und Drehrate.

- **Bereich 1** Geradliniger Fall des Fahrzeugs, wird hier nicht behandelt.
- **Bereich 2** Fall des Fahrzeugs mit vorhandener Drehung um seine Achsen. Wird hier auch nicht berücksichtigt.
- **Bereich 3** In diesem Bereich befindet sich das Fahrzeug im Stillstand und bei langsamer Bewegung.
- **Bereich 4** Hohe Drehrate, aber keine Beschleunigung: Übergang der Lagewinkel, beispielsweise das Kippen des Fahrzeugs im Stand im Versuch aus Unterabschnitt 8.1.2.
- **Bereich 5** Hohe Lineare Beschleunigung und Verzögerung des Fahrzeugs ohne nennenswerte Drehrate, typisch für das Anfahren und Bremsen oder das Anstoßen an ein Hinderniss während der Fahrt.

#### 8 Ergebnisse

Tabelle 8.1: Parametersätze für  $\mathbf{Q}$  und  $\mathbf{R}$  bei der situationsabhängigen Adaption für die in der Abbildung 8.8 angegebenen Bereiche.  $R_2$  beinhaltet die Ausblendung des Magnetkompasses nach dem Initialisieren, und  $R_3$  zeigt den Bereich des Parameters auf, über den die Odometrie ausgeblendet wird.

Bereich	$Q_1$	$Q_2$	$Q_3$	$Q_4$	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$	$R_5$
3	0,001	$^{0,1}$	$10^{-9}$	$10^{-9}$	3	7-100	0,1-100	10	100
4	0,0001	5	$10^{-9}$	$10^{-9}$	3	7-100	0,1-100	10	100
5	0,001	$^{0,1}$	$10^{-9}$	$10^{-9}$	30	7-100	0,1-100	10	100
6	0,0001	5	$10^{-9}$	$10^{-9}$	30	7-100	0,1-100	10	100

**Bereich 6** Hohe Dynamik des Fahrzeugs. Sowohl eine hohe Beschleunigung, als auch eine hohe Drehrate. Dies tritt beispielsweise bei einer schnellen und engen Kurvenfahrt auf.

Für die Bereiche 3 - 6 konnten die in Tabelle 8.1 aufgeführten Parameter ermittelt werden, die nach Gleichung 8.1 und Gleichung 8.2 die Matrizen  $\mathbf{Q}$  und  $\mathbf{R}$  bilden.

$$\mathbf{Q} = diag \left( Q_1; \ Q_1; \ Q_1; \ Q_2; \ Q_2; \ Q_2; \ Q_3; \ Q_3; \ Q_3; \ Q_4; \ Q_4; \ Q_4 \right)$$
(8.1)

$$\mathbf{R} = diag(R_1; R_1; R_1; R_2; R_3; R_3; R_4; R_5)$$
(8.2)

Für die Ermittlung des situationsabhängigen Bereiches bietet sich eine wie in Unterabschnitt 4.2.6 vorgestellte Fuzzy-Methode mit linguistischen Ausdrücken für die Beschreibung der verschiedenen Bereiche an, deren Grenzen nicht genau definiert werden können. Ein Ausdruck könnte folglich lauten:

WENN (Beschleunigung ca. 1 g) UND (Drehrate klein) DANN (Bereich 3)

Eine auf Fuzzy-Methoden basierende Situationserkennung wurde in den MATLAB-Scripten für das Postprocessing nicht implementiert, kann aber Basis einer Weiterentwicklung sein.

### 8.2 Ergebnisse des Echtzeitsystems

Das Echtzeitsystem unter Labview erreichte eine vergleichbare Genauigkeit zum Postprocessing, wenn das Filter auf eine hohe Positionsgenauigkeit eingestellt wurde. Die Adaption der Stützwirkung des Kompasses und der Odometrie wurde im Echtzeitsystem implementiert, weitere Adaptionen wurden jedoch nicht berücksichtigt, da größere Lagewinkel oder andere oben beschriebene Situationen bei der Fahrt auf einer ebenen Fläche nicht auftreten. Die weitere Untersuchung und Implementierung der Adaptionsstrategien wird Gegenstand einer weiteren und auf den Ergebnissen dieser Arbeit aufbauenden Diplomarbeit an der Fraunhofer TEG sein.

### 8.3 Ergebnisse der Bahnregelung

Die Bahnregelung erwies sich bei Versuchsfahrten als funktionstüchtig. Es konnten reproduzierbar verschiedene Sollbahnen mit nur geringen Abweichungen abgefahren werden. Auch der Endpunkt der Sollbahn wurde ohne nennenswerte bleibende Abweichung erreicht, und das Fahrzeug kam zuverlässig zum Stillstand. Es zeigten sich jedoch drei Probleme beim Einsatz der Bahnregelung mit dem vorliegenden Versuchsfahrzeug:

### Initialisierungsfehler

Die Sollbahn wird in einem idealen Weltkoordinatensystem vorgegeben mit einer definierten Anfangsrichtung. Wenn beim Initialisieren durch eine Störung des Magnetfeldes ein Fehler bei der Ermittlung des Gierwinkels  $\psi$ auftritt, so stimmen die Koordinatensysteme des Fahrzeugs und der Sollbahn nicht mehr überein und sind gegeneinander verdreht.

Dies führte dazu, dass das Fahrzeug direkt zu Beginn der Bahnregelung versuchte, diese Verdrehung durch Einleitung einer Kurvenfahrt auszugleichen und der weitere (auf dem Boden markierte) Bahnverlauf mit der Trajektorie des Fahrzeugs nicht mehr übereinstimmte. Dieses Verhalten lässt sich durch ein manuelles Initialisieren der Anfangsausrichtung verhindern.

### Mechanische Qualität des Fahrzeugs

Durch Spiel im Antriebsstrang des Fahrzeugs treten hohe und ruckartige Beschleunigungen während des Anfahrens und während der Fahrt auf. Diese hohen Beschleunigungen werden jedoch nicht richtig von den Beschleunigungssensoren erkannt und führen zu Fehlern in  $x^b$ -Richtung. Auch die Odometrie liefert in diesem Fall ein fehlerhaftes Signal, da die Antriebsräder kurzzeitig die Haftung verlieren, nachdem der Kraftschluss jeweils hergestellt ist. Während die Beschleunigungssensoren das Ruckeln nicht zuverlässig erfassen, detektieren die Radencoder durch das Durchdrehen der Räder fälschlicherweise eine viel weiter zurückgelegte Strecke.

Abhilfe würde eine weitere Verbesserung der mechanischen Qualität des Fahrzeugs liefern, indem das Spiel aus dem Antriebsstrang und dem Getriebe entfernt wird. Außerdem könnte eine Reglerstruktur eingesetzt werden, die das Fahrzeug besser mit einer konstanten Mindestgeschwindigkeit fahren lässt, so dass der Totbereich durch das Spiel nicht das Regelverhalten negativ beeinflusst. Die konstante Mindestgeschwindigkeit würde jedoch eine erweiterte Zielpunkterkennung voraussetzen, die vorausschauend

#### 8 Ergebnisse

die Minimalgeschwindigkeit reduziert, so dass das Fahrzeug ohne Überschwingen am Zielpunkt stoppt. Außerdem müsste der Regler in diesem Fall die gesamte Sollbahn im Voraus kennen, was bei der aktuellen Implementierung mit Übergabe diskreter Sollpunkte  $\mathbf{s}_{soll}$  an den Bahnregler nicht möglich ist, wenn gleichzeitig der Schleppabstand möglichst gering gehalten werden soll.

#### **Steuerung des Antriebsmotors**

Obwohl im Abschnitt 5.3 die Übertragungsfunktion des Fahrzeugs ermittelt wurde, erwies sich die reale Regelung des Antriebsmotors als sehr schwierig. Dies resultiert vor allem aus den sehr einfachen elektronischen und mechanischen Komponenten des Versuchsfahrzeugs. So steuert der Motorsteller den Antriebsmotor mittels Pulsweitenmodulation mit einer geringen Taktfrequenz an, was zu einer schlechten Einstellbarkeit geringer Geschwindigkeiten führt. Das Problem mit dem Spiel im Antriebsstrang wird durch die relativ große Reibung verstärkt, die erst überwunden werden muss, bevor sich das Fahrzeug in Bewegung setzt. Auch der Effekt der sich verändernden Spannung des Antriebsakkus hat auf die Charakterisitk des Motors so große Auswirkungen, dass die Spannung nicht nur als Störung betrachtet werden kann, sondern direkt in die Ansteuerfunktion integriert werden müsste.

# 9 Diskussion

Mit dem vollständig fusionierten System sind Abweichungen zu erzielen, die im Zentimeterbereich bei Fahrstrecken im Meterbereich liegen. Bei Reduktion der Stützwirkung wird die Lokalisierungsgenauigkeit beeinträchtigt, und die Nullpunkte der Sensoren, insbesondere die Beschleunigungssensoren, können nicht mehr zuverlässig korrigiert werden.

## 9.1 Sensorik

Ein genaueres Wissen über die Fehlerquellen und Störeinflüsse im Sensor sind die Voraussetzungen für eine bessere Korrektur der Sensorsignale. Eine verfeinerte Modellierung könnte beispielsweise einen Zusammenhang zwischen den Fehlern der Sensoren herstellen und würde dazu führen, dass die Sensoren nicht mehr als einzelne Komponenten, sondern als Sensorsystem betrachtet werden. Diese Vermutung stützt sich auf das sehr ähnliche Driftverhalten der Gyroskope in der Abbildung 2.1. So könnte aus dem bekannten Driftverhalten eines gestützen Sensors ein Signal generiert werden, mit dem ein eigentlich ungestützter Sensor korrigiert werden kann.

Dieses Verfahren würde sich für die Hochachse des Fahrzeugs bei der Fahrt in der Ebene anbieten und würde den störanfälligen Magnetkompass während der Fahrt entbehrlich machen, da die Gyroskope über die Beschleunigungssensoren ausreichend gestützt werden können. Auf den Kompass kann jedoch nicht ganz verzichtet werden, da er als absolute Größe während der Initialisierungsphase notwendig ist.

Bei einer weiteren Untersuchung des Systems sollte der barometrische Höhensensor, der bereits im Fusionsfilter enthalten ist, hinzugefügt werden. Anhand der erreichbaren Genauigkeit des Höhensensors könnte abgeschätzt werden, in wieweit der Nullpunkt des Beschleunigungssensors der  $z^b$ -Achse über den Höhensensor gestützt werden kann, da in den in dieser Arbeit vorgestellten Auswertungen der simulierte Höhensensor nur sehr gering zur Stützung herangezogen wurde. Anhand eines erweiterten Sensormodells könnte es, wie auch bei den Gyroskopen, möglich sein, über den dann bekannten Nullpunktsfehler des Hochachsen-Beschleunigungssensors die Nullpunkte der beiden anderen Achsen zu stützen oder eine grobe "Vorstützung" vorzunehmen, so dass das Fusionsfilter nur noch einen geringeren Anteil zur Stützung liefern muss.

Differentielle oder parallele Anordnungen redundanter Sensoren bieten bei den in dieser Arbeit vorgestellten Sensoren keinen Vorteil, da insbesondere bei den Beschleunigungssensoren keine Korrelation zwischen den Nullpunktsfehlern ermittelt werden kann. So ergibt sich aus der Abbildung 2.2 zum Driftverhalten<sup>1</sup> kein allgemein gültiger Zusammenhang, mit dem aus den beiden fehlerbehafteten Signalen ein fehlerfreies berechnet werden kann.

## 9.2 Fusionsverfahren

Die Ergebnisse zeigen, dass eine kombinierte Lage- und Positionsbestimmung nur mit einem adaptiven Fusionsfilter möglich ist. Außerdem wird deutlich, dass insbesondere die Korrektur der Nullpunkte der Beschleunigungssensoren die primäre Aufgabe des Stützsystems darstellt. Allerdings können diese Nullpunkte ohne zusätzliche Sensorik oder Einschränkungen<sup>2</sup> nicht ermittelt werden.

Bei Anwendungsfeldern, in denen das INS aus einer definierten Ruhelage heraus betrieben wird, und diese Ruhelage nach dem Einsatz wieder eingenommen wird, kann über die in Unterabschnitt 4.2.1 (Erweitertes Kalman-Filter) und in WAGNER (2003) genauer aufgeführte Vorwärts-/Rückwärts-Filterung die Genauigkeit erhöht werden, da durch die bekannte Endlage und die ruhende Endposition die akkumulierten Fehler durch die Rückwärtsfilterung aus dem Ergebnis entfernt werden können. Als nachteilig bei einem solchen Verfahren erweist sich jedoch, dass die hohe Genauigkeit nicht in Echtzeit zur Verfügung steht. Bei dem projektierten Einsatz im Medizinbereich (z. B. 3D-Ultraschall) oder der Schrifterkennung könnte diese Methode jedoch ihre Anwendung finden, da hier eine Ergebnisdarstellung erst nach der Messung, aber dafür mit höherer Genauigkeit, vorstellbar ist.

Alle im letzten Kapitel dargestellten Ergebnisse wurden mit einem erweiterten KAL-MAN-Filter berechnet. Ein Vergleich mit den anderen Fusionsverfahren, insbesondere mit dem Unscented KALMAN-Filter und mit dem Partikelfilter, konnte nicht durchgeführt werden. Das Rechenverfahren des Unscented KALMAN-Filters war auf das in dieser Arbeit beschriebene Problem ohne Modifikationen nicht anwendbar<sup>3</sup>, und für das Partikelfilter konnten nicht alle benötigten Beschreibungen der Wahrscheinlichkeitsdichten aufgestellt werden.

Eine Verbesserung der Qualität und Genauigkeit der Ergebnisse, die aus dem Verzicht der Linearisierung des erweiterten KALMAN-Filters folgt, wäre Gegenstand weiterführender Untersuchungen. LAVIOLA (2003) zeigt jedoch ein Praxisbeispiel, welches das erweiterte KALMAN-Filter mit dem Unscented KALMAN-Filter vergleicht, dass bei nichtlinearen Filtern zur Lagebestimmung, basierend auf einer Quaternionenbeschreibung, beide Verfahren eine ähnliche Leistung erzielen, und dass die nur geringe zusätzliche Genauigkeit beim UKF gegenüber dem erhöhten Rechenbedarf abgewogen werden

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>In der Abbildung 2.2 ist das Driftverhalten der  $x^b$  und der  $y^b$ -Achse dargestellt. Das Verhalten würde sich im dargestellten Versuch jedoch nicht ändern, wenn beide Sensoren die gleiche Achse erfassen würden.

 $<sup>^2\</sup>mathrm{Einschränkungen},$  wie sie eine definierte Ausgangslage oder Beschneidung der Freiheitsgrade des Systems darstellen.

 $<sup>^{3}</sup>$ vgl. Unterabschnitt 4.2.2

muss. Das in dieser Arbeit entwickelte erweiterte KALMAN-Filter lässt sich in der vorgestellten Form auf einem Mikrocontroller implementieren. Der Speicherbedarf ist im Vergleich zu den anderen untersuchten Fusionsverfahren sehr gering und die benötigten Matrizenoperationen sind für viele Programmiersprachen als Bibliotheken verfügbar. Außerdem kann beim erweiterten KALMAN-Filter auf eine aufwendige Matrixinversion verzichtet werden. Auch die Berücksichtigung der adaptiven Elemente stellt, bis auf die zusätzliche Merkmalsgenerierung, keine weiteren Anforderungen an die Rechenleistung.

Unabhängig vom eingesetzten Fusionsverfahren bleibt jedoch das Problem der Korrektur der Nullpunkte, wenn keine adäquaten Stützinformationen verfügbar sind. Über eine Betrachtung des Betrages und der einzelnen Messwerte der Beschleunigungssensoren können zwar Ruhelagen erkannt werden, jedoch kann eine Abweichung nicht einem einzelnen Sensor zugeordnet werden. So können, je nach Lage des Fahrzeugs, die Beschleunigungssensoren beliebige Werte mit  $|\mathbf{a}_g es| = 1g$  ausgeben. Ohne eine weitere Definition der Lage kann, da die Lage ihrerseits aus den Beschleunigungen berechnet und gestützt wird, nicht auf einen fehlerhaften Nullpunkt geschlossen werden.

Auch die Berücksichtigung des Driftverlaufs liefert keine verwertbaren Informationen, da der Sensor bereits beim Einschalten und während der Initialiserung ein fehlerhaftes Signal liefern kann, das durch Schwankungen in der Versorgungsspannung, unterschiedliche Temperaturen, Alterung des Sensors oder sonstige Einflüsse bedingt sein kann.

Eine weitere Schwachstelle des in dieser Arbeit beschriebenen inertialen Messsystems resultiert aus der nicht ausreichenden Fähigkeit des Filters zur Korrektur von Positionsfehlern, die aus dem Fehlen von absoluten Referenzpositionen resultieren. Einzig die Höhenangabe des Fahrzeugs könnte über den zu berücksichtigenden Höhensensor als absolute Größe in das System eingehen. Eine größere Genauigkeit der Ortsbestimmung nach längeren Messzeiträumen und Fahrstrecken kann nur über ein externes Referenzsystem gewährleistet werden, das kontinuierlich oder zu diskreten Lokalisierungs-Updates zur Verfügung steht.

## 9.3 Ausblick

Weitere Untersuchungen des Systems könnten aufzeigen, ob die Drift der Sensoren durch eine genauere Modellierung der internen Fehler oder durch Austauschen der Sensoren gegen Typen mit besserem Driftverhalten reduziert werden kann.

Außerdem gilt es, im Hinblick auf die Portierung des inertialen Messsystems auf andere Einsatzsysteme geeignete Stützsensoren und Methoden zu finden, die die Radencoder bei der vorgestellten Fahrzeugkonfiguration ersetzen können.

Schließlich sind weitere Schritte notwendig, um die gefundenen Ansätze zur Adaption zu verfeinern und an das Zielsystem mit seiner zu erwartenden Dynamik anzupassen. Insbesondere die Bereiche im Merkmalsraum, die in dieser Arbeit ausgeklammert wurden, können bei handgeführten Systemen auftreten und müssen im Filter berücksichtigt werden.

### 9 Diskussion

# Listings

Listings

## Literaturverzeichnis

[Allgöwer 2004] ALLGÖWER, Frank: Regelungstechnik II – Script zur Vorlesung. Universität Stuttgart: Institute for Systems Theory in Engineering (IST) (Veranst.), 2004. – URL http://www.ist.uni-stuttgart.de
[Arulampalam et al. 2002] ARULAMPALAM, M. S. ; MASKELL, Simon ; GORDON, Neil und CLAPP, Tim: A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking.

A futorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. In: *IEEE Transactions on signal processing* Bd. 50 IEEE (Veranst.), Feb 2002, S. 174–188

 [Ba und Odobez 2005] BA, Sileye O. und ODOBEZ, Jean-Marc: A Rao-Blackwellized Mixed State Particle Filter for Head Pose Tracking in Meetings. In: International ICMI Workshop on Multimodal Multiparty Meeting Processing. Trento, Italy, October 2005, S. 9–16

[Brause 1991] BRAUSE, Rüdiger ; APPELRATH, Hans-Jürgen (Hrsg.) ; CLAUS, Volker (Hrsg.) ; HOTZ, Günter (Hrsg.) und WALDSCHMIDT, Klaus (Hrsg.):
Neuronale Netze.
Stuttgart : B.G. Teubner, 1991
(Leitfäden und Monographien der Informatik)

[Brown und Hwang 1997] BROWN, R. B. und HWANG, P. Y. C.: Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering. 3rd.
John Wiley and Sons Inc., 1997

[Bryson und Sukkarieh 2004] BRYSON, Mitch und SUKKARIEH, Salah:
Vehicle Model Aided Inertial Navigation for a UAV using Low-cost Sensors
/ ARC Centre of Excellence in Autonomous Systems, University of Sydney.
Sydney, Australia, Nov. 2004.
– Forschungsbericht

[Cho et al. 2003] CHO, Seong Y.; LEE, Ki W.; PARK, Chan G. und LEE, Jang G.: A Personal Navigation System Using Low-Cost MEMS/GPS/Fluxgate. In: *ION 59th Annual Meeting*. Albuquerque, 23-25 June 2003, S. 122–127

[Dorobantu] DOROBANTU, Raul:

Simulation des Verhaltens einer low-cost Strapdown IMU unter Laborbedingungen / Institut für Astronomische und Physikalische Geodäsie, Technische Universität München. München.

- Forschungsbericht

[Drolet et al.] DROLET, Louis ; MICHAUD, François und CÔTÉ, Jean: Adaptable Sensor Fusion Using Multiple Kalman Filters
/ Department of Elec. & Comp. Engineering, Université de Sherbrooke. Sherbrooke, Québec, Canada.
– Forschungsbericht

 [Eidehall et al. ] EIDEHALL, Andreas ; SCHÖN, Thomas und GUSTAFSSON, Fredrik: The Marginalized Particle Filter for Automotive Tracking Applications
 / Department of Electrical Engineering, Linköping University. Linköping, Sweden.
 – Forschungsbericht

[Farmer und ans Anil K. Jain 2002] FARMER, Michael E. und ANIL K. JAIN, Rein-Lien H. ans: Interacting Multiple Model (IMM) Kalman Filters for Robust High Speed Human Motion Tracking / Dept. of Computer Science and Engineering , Michigan State University. 2002.

- Forschungsbericht

[Flenniken et al. 2005] FLENNIKEN, Warren S. ; WALL, John H. und BEVLY, David M.: Characterization of Various IMU Errors Sources and the Effect on Navigation Performance. Auburn University. Sep. 2005

[Frey und Kuntze 2003] FREY, Christian W. und KUNTZE, Helge-Björn: Neuro-Fuzzy-basierte Sensorfusion zur qualifizierten Schadensdiagnose an Abwasserkanälen. In: *Technisches Messen (tm)* (2003), Nr. 7-8, S. 386–397. – Fraunhofer IITB Karlsruhe

[Fränken 2005] FRÄNKEN, Dietrich: Dynamische Zustandsschätzung.
Skript zur Vorlesung.
November 2005. –
Fakultät für Elektrotechnik, Informatik und Mathematik der Universität Paderborn

[Gustafsson et al.] GUSTAFSSON, Fredrik ; GUNNARSSON, Fredrik ; URBAN FORSSELL, Niclas B. ans ; JANSSON, Jonas ; KARLSSON, Rickard und NORDLUND, Per-Johan:
Particle Filters for Positioning, Navigation and Tracking
/ Department of Electrical Engineering, Linköping University.
58183 Linköping, Sweden.
– Forschungsbericht

[Hide und Moore ] HIDE, Christopher und MOORE, Terry: Low Cost Sensors, High Quality Integration / IESSG, The University of Nottingham. Nottingham.
– Paper

[Hide et al.] HIDE, Christopher ; MOORE, Terry und SMITH, Martin: Multiple Model Kalman Filtering for GPS and Low-cost INS integration / Institute of Engineering, Surveying and Space Geodesy (IESSG), University of Nottingham. Nottingham.
– Forschungsbericht  [Julier und Uhlmann ] JULIER, Simon J. und UHLMANN, Jeffrey K.: A New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems / The Robotics Research Group – The University of Oxford. Oxford, OX1 3PJ, UK.
 – Forschungsbericht

[Kingston und Beard ] KINGSTON, Derek B. und BEARD, Randal W.:
 Real-Time Attitude and Position Estimation for Small UAVs Using Low-Cost Sensors
 / Department of Electrical and Computer Engineering, Brigham Young University.
 Provo, Utah, USA.
 – Forschungsbericht

[LaViola 2003] LAVIOLA, Joseph J.:

A Comparison of Unscented and Extended Kalman Filtering for Estimating Quaternion Motion / Brown University Technology Center for Advanced Scientific Computing and Visualization. Providence, USA, 2003.

– Paper zur American Control Conference

 [Lefebvre et al. 2005] LEFEBVRE, Tine ; BRUYNINCKX, Herman und SCHUTTER, Joris de ; SICILIA-NO, Bruno (Hrsg.) ; KHATIB, Oussama (Hrsg.) und GROEN, Frans (Hrsg.): Springer Tracts in Advanced Robotics. Bd. 19: Nonlinear Kalman Filtering for Force-Controlled Robot Tasks.
 Springer, 2005. – ISBN 103-540-28023-5

[Liang-qun et al. 2005] LIANG-QUN, Li ; HONG-BING, Ji und JUN-HUI, Luo: The Iterated Extended Kalman Particle Filter.
In: *Proceedings of ISCIT 2005.* Xidian University, Xi'an, China, 2005, S. 1172–1175

[Lund 1997] LUND, Jesper:

Non-Linear Kalman Filtering Techniques for Term-Structure Models. Fuglesangs Alle 4, Aarhus, Denmark: Department of Finance, The Aarhus School of Business (Veranst.), June 1997

[Lutz und Wendt 2005] LUTZ, Holger und WENDT, Wolfgang: Taschenbuch der Regelungstechnik.
6., erw. Auflage.
Frankfurt a.M. : Verlag Harri Deutsch, 2005

[Merkel 2005] MERKEL, Marcel:

Lokalisierung und Navigation eines autonomen Roboters in Fluren unter Verwendung eines omnidirektionalen Kamerasystems. Stuttgart, Institut für Parallele und Verteilte Höchstleistungsrechner, Universität Stuttgart, Diplomarbeit, Mai 2005

[Rekleitis 2002] REKLEITIS, Ioannis M.:
 A Particle Filter Tutorial for Mobile Robot Localization.
 Technical report (TR-CIM-04-02).
 McGill University, Montreal, Canada: Centre for Intelligent Machines (Veranst.), 2002

[von Rosenberg 2005] ROSENBERG, Harald von:
 Entwicklung eines elektronischen k
ünstlichen Horizonts f
ür kleine unbemannte Flugger
äte.
 Stuttgart, Institut f
ür Statik und Dynamik der Luft- und Raumfahrtkonstruktionen, Universit
ät

Stuttgart, Studienarbeit, Dezember 2005

 [Schön et al. 2005] SCHÖN, Thomas ; GUSTAFSSON, Fredrik und NORDLUND, Per-Johan: Marginalized Particle Filters for Mixed Linear/Nonlinear State-Space Models.
 In: *IEEE Transactions on signal processing* Bd. 53.
 Linköping University, July 2005, S. 2279–2289

[Sukkarieh 2000] SUKKARIEH, Salah:

Low Cost, High Integrity, Aided Inertial Navigation Systems for Autonomous Land Vehicles. Sydney, Australian, Australian Centre for Field Robotics, Department of Mechanical and Mechatronic Engineering, The University of Sydney, Dissertation, March 2000

[Thrun 2002] THRUN, Sebastian:
Particle Filters in Robotics.
In: Proceedings of Uncertainty in AI (UAI).
Computer Science Department, Carnegie Mellon University, Pittsburgh, 2002

[Uhlig 2001] UHLIG, Roland: Beitrag zur Erarbeitung von Steuerungsalgorithmen eines elektronischen Mehrmotorantriebes für Fahrzeuge an einem Laborversuchsstand, TU Cottbus, Dissertation, Dezember 2001

 [Wagner 2003] WAGNER, Jörg:
 Zur Verallgemeinerung integrierter Navigationssysteme auf räumlich verteilte Sensoren und flexible Fahrzeugstrukturen.
 Düsseldorf : VDI, 2003

 [Waltz und Llinas 1990] WALTZ, Edward und LLINAS, James: Multisensor Data Fusion.
 Boston, London : Artech House, 1990. – ISBN 0-89006-277-3

 [Well 2001] WELL, Klaus H.: Flugmechanik – Manuskript zur Vorlesung. Universität Stuttgart: Institut für Flugmechanik und Flugregelung (IFR) (Veranst.), 2001. – URL http://www.uni-stuttgart.de/ifr

[Zeitz ] ZEITZ, Michael:

Verfahren zur numerischen Integration - Hilfsblatt zur Vorlesung 'Simulationstechnik'. Universität Stuttgart: Institut für Systemdynamik (ISYS) (Veranst.). – URL http://www.isys.uni-stuttgart.de